Немного о себе

6+ лет опыта работы в Data Science



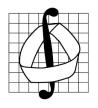


Васильев Алексей

Опыт работы

Несколько лет работал в стартапе системным аналитиком и руководителем проектов





Выпускник мех-мата МГУ Аспирантура МГУ



Руководитель направления анализа данных



Закончил ШАД Яндекса



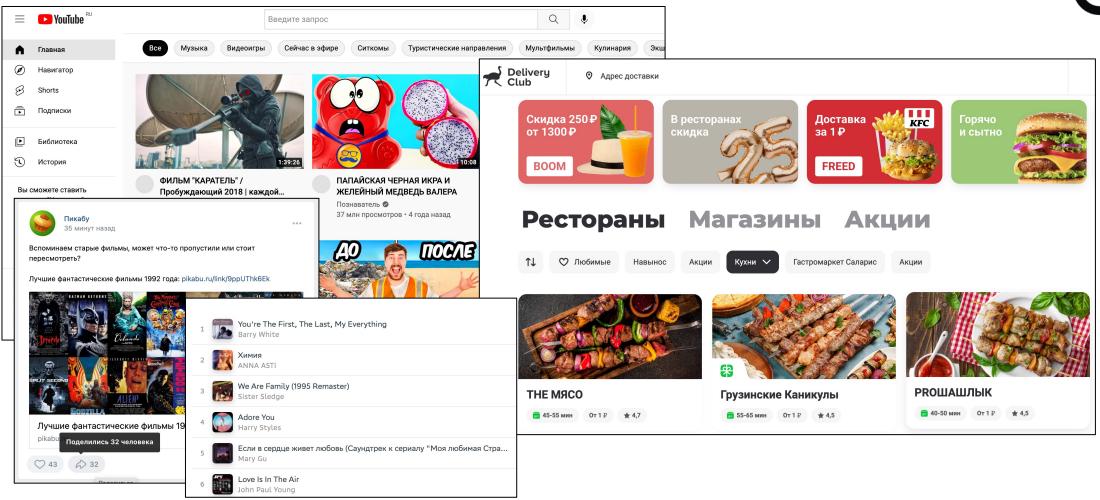
Тимлид группы рекомендательных систем в Al Lab

Проекты

- Создание библиотеки рекомендательных систем RePlay на Spark
- Реком. система для книжного интернет магазина
- Улучшение качества поиска
- Рекомендации похожих запросов
- Написание научных статей
- И многое другое

Рекомендательные системы повсюду





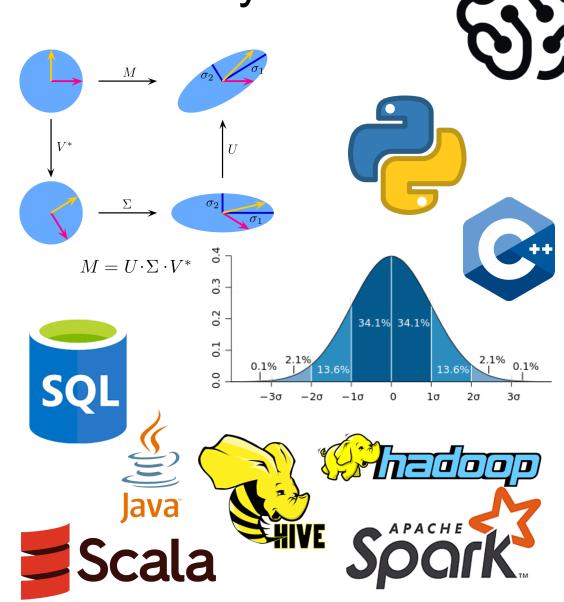
Heoбходимые навыки для DS в RecSys

Минимум:

- Линейная алгебра
- Математическая статистика
- Python
- Базовый SQL

Полезно уметь:

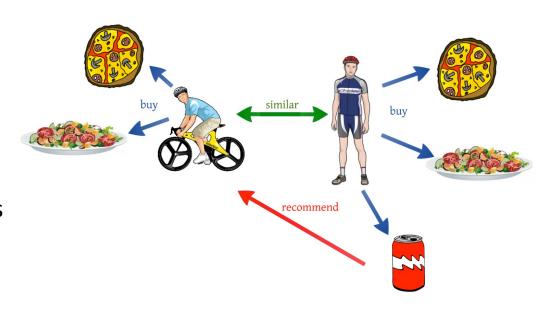
- Опыт работы с BigData (Spark, Hadoop)
- Создание микросервисов (Flask)
- Знание компилируемого ЯП (Java, Scala, C++)
- Основы Product Management



В чем отличие рекомендаций от других задач



- Много пользователей (user) тысячи или миллионы
- Много товаров/объектов (item) тысячи или миллионы
- Взаимодействий значительно меньше чем #user*#items
- Требуется предсказать несколько объектов
- Пользователи не могут просмотреть все товары
- Могут присутствовать только положительные взаимодействия



Примеры рекомендательных задач



Задача

Рекомендации объектов пользователям

Рекомендации пользователей объектам

Рекомендации объектов объектам

Рекомендации пользователей пользователям

Продолжение сессий пользователей

Пример

Предложение фильмов пользователям

Предложения отправить рекламу клиентам

Показать похожие товары на текущий

Пользователи, которых вы можете знать

Прослушивание музыкального контента

Типы отклика в задачах рекомендаций

69

Explicit

Явный отклик пользователя

- Лайк/дизлайк
- Рейтинг
- Добавление в любимое







Impicit

Неявный отклик пользователя

- Просмотр
- Покупка
- Репост
- Комментарий
- Добавление в корзину
- Загрузка
- Любые действия с объектом









Проблемы при построение рек. систем

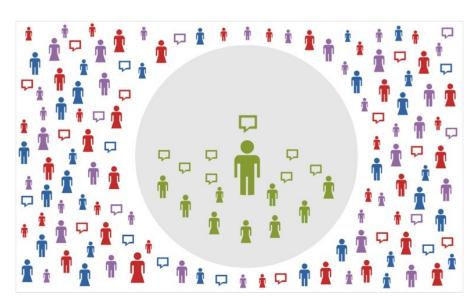


Данных значительно больше, чем в задачах другого типа

«Холодный» старт – новые пользователи и объекты

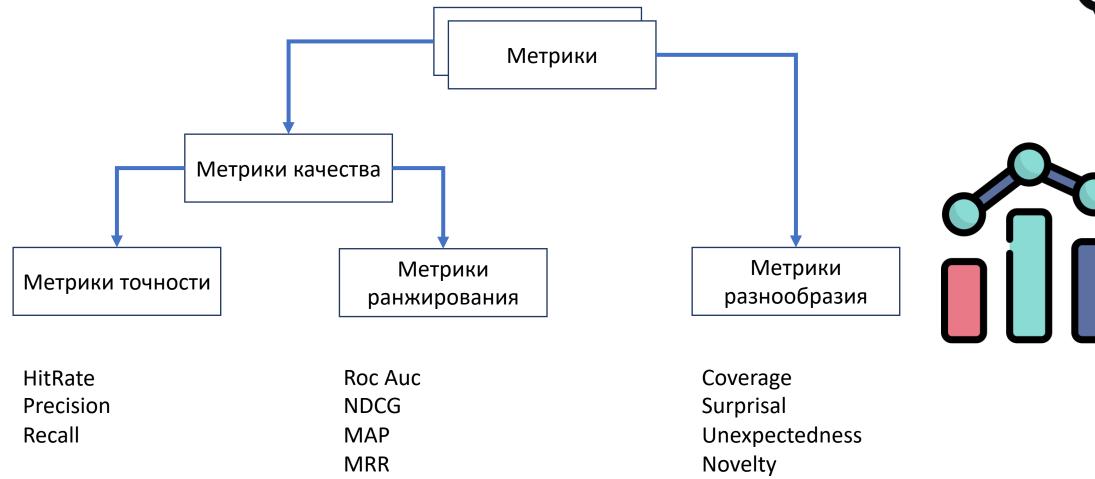
Попадание в «информационный пузырь»





Как оценивать рекомендательные системы



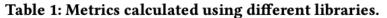


Serendipity

Diversity

С метриками могут быть проблемы

Library	HitRate@20	MAP@20	MRR@20	NDCG@20	Precision@20	Recall@20	RocAuc
RePlay	0.475	0.039	0.186	0.093	0.058	0.096	0.283
DL RS Evaluation	1.15	0.039	0.186	0.08	0.058	0.096	0.283
DaisyRec	0.475	0.023*	0.275	0.093	0.058	0.096	fail
Beta RecSys	_	0.032	_	0.093	0.058	0.096	0.687
RecBole	0.475	0.039	0.186	0.093	0.058	0.096	0.687
Elliot	0.475	0.073	0.186	0.09	0.058	0.096	0.688
OpenRec	_	_	_	0.463	0.058	0.096	0.705
MS Recommenders	_	0.032	_	0.093	0.058	0.096	0.687
NeuRec	0.475*	0.003	0.186	0.093	0.058	0.096	_
rs_metrics	0.475	0.032	0.186	0.093	0.058	0.096	_



^{*} The calculation resulted in an error. If the required fix is minimal, we provide results with this mark.

Статья на конференции RecSys'21

Quality Metrics in Recommender Systems: Do We Calculate Metrics Consistently?

Library	SAUC	GAUC	GAUC@20	LAUC@20	
RePlay	-	-	0.283	_	
DL RS Evaluation	-	- 0.283		i. 	
DaisyRec	_	_	fail	_	
Beta RecSys	0.687	_	_	_	
RecBole	0.687	0.858	_	_	
Elliot	0.688	0.705	_	0.112	
OpenRec		0.705	_	_	
MS Recommenders	0.687	_	_	·—	

Table 2: AUC values distributed by the meaning of the calculated metric.