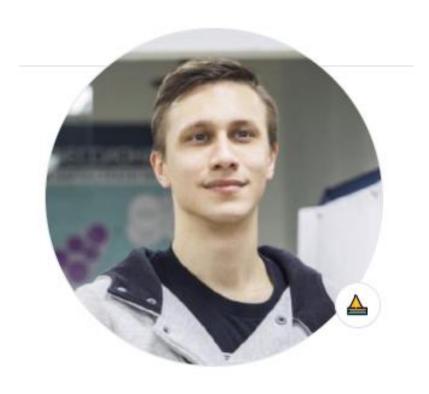


РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ НА ПРАКТИКЕ

СЕЛЕЗНЕВ АРТЕМ



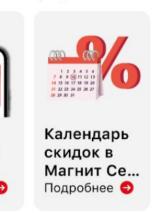
- @SeleznevArtem
- in /seleznev-artem
- (NameArtem

CVM



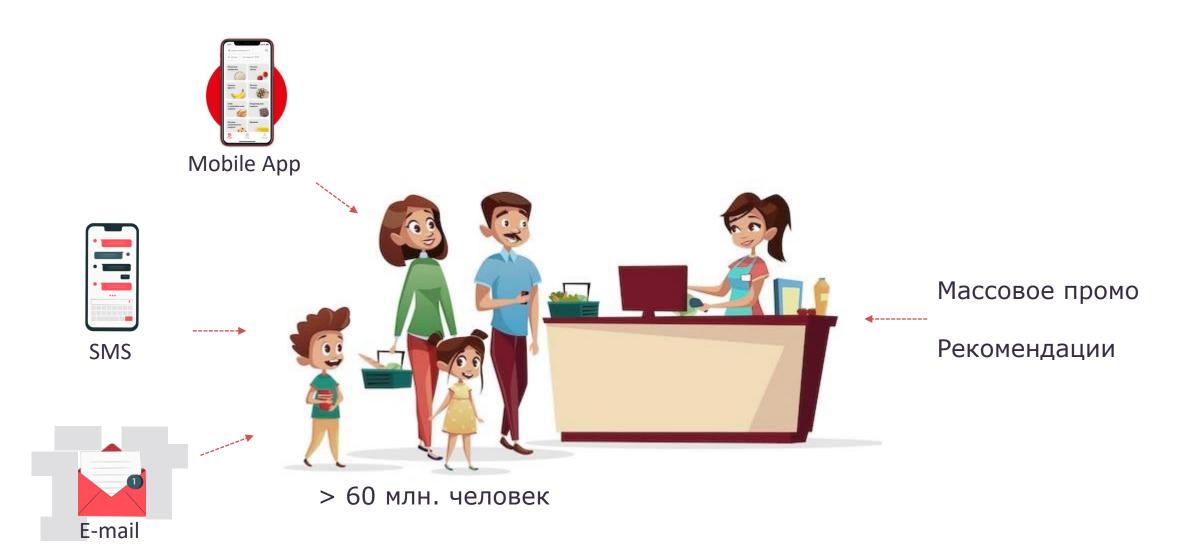
Только для вас

Персональные предложения













День 1 Основы рекомендаций

Постановка задачи

Базовые алгоритмы



День 2 Бустинги и рекомендации

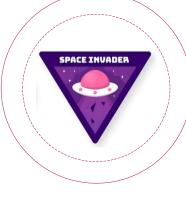
Задачи ранжирования

Валидация и метрики



Запуск соревнования Kaggle

Боремся за метрику



День 3 Проблемы в рекомендациях

Больше факторов



Финальный проект

Создать готовое решение

Проект проходи «продуктовую» приёмку



Запуск соревнования Kaggle

Popularity-Based Jokes Recommendation Notebook Input Output Logs Comments (4) Compact Column About this file List of jokes A 1: A man visits th... ▲ I have bad news f... = ▲ Well, thank God I ... = [null] 22% [null] 30% 142 "Ah 1% "No 1% unique values Other (109) 77% Other (98) 69% 2: This couple had "That's an awfully an excellent big word for a ten year old." relationship going until one day he came home from work to find his ... 3: Q. What's 200 feet long and has 4 teeth? A. The front row at a Willie Nelson concert. 4: Q. What's the difference between a man and a toilet? A. A toilet doesn't follow you around

after ...



$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum\limits_{i=1}^{N} \left(Predicted_i - Actual_i\right)^2}{N}}$$
 ———— Лучший результат



Финальный проект

Создать готовое решение

Проект проходи «продуктовую» приёмку

$$MAP@k = rac{1}{|Users|} \sum_{u \in Users} AP@k(u)$$

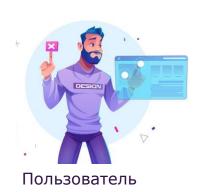
Проверка по RMQ:

- Соответствие гипотезе
- Финансовая оценка на A/B тесте с BaseLine
- Обработка не популярных предметов (покрытие рекомендациям)
- Средняя частота взаимных совпадений (ARHR)
- Новизна
- Интуитивность (Serendipity)





Владелец продукта









Владелец продукта







Пользователь

Я создаю гипотезы

Я работаю с метриками и очень data-driven



Владелец продукта



Владелец продукта





Пользователь



Меня окружает мир рекомендаций

Является ли это моим настоящим выбором?



Пользователь



Владелец продукта





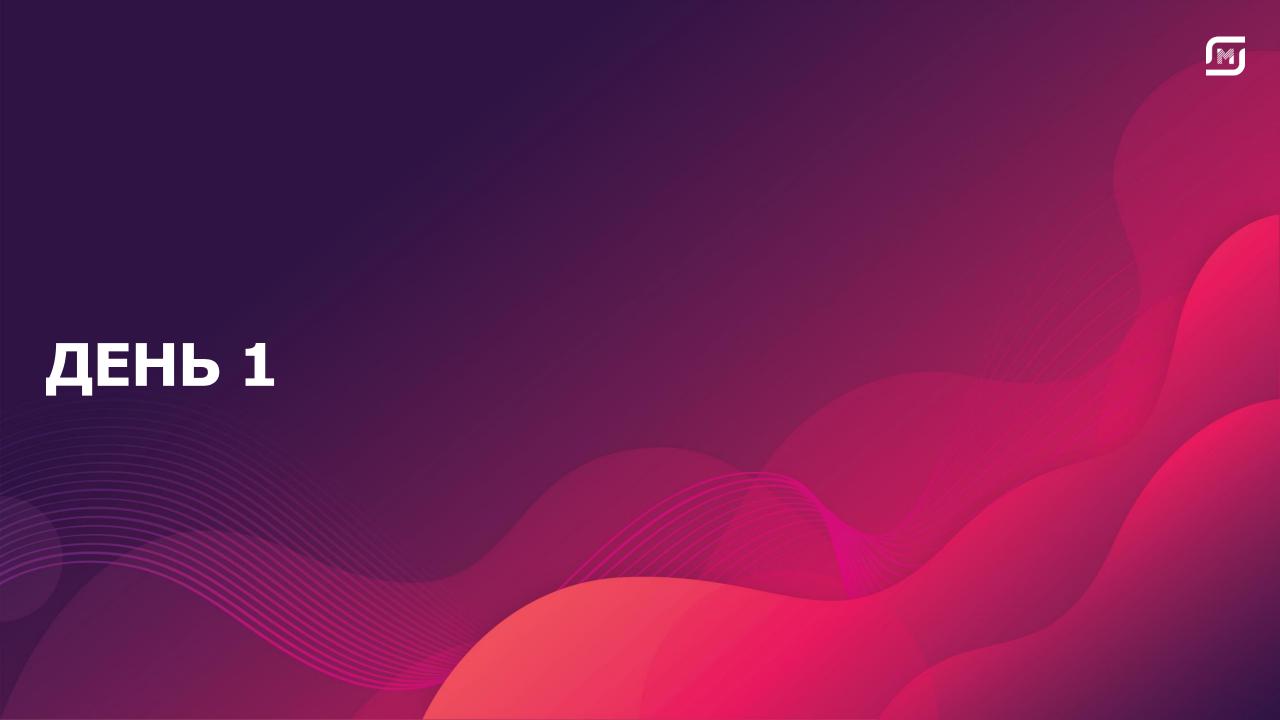




Я всё могу?



Пользователь



РЕКОМЕНДАЦИИ ВЕЗДЕ



Ваши первые рекомендации



Первые безответственные рекомендации



Что-то было не рекомендацией



РЕКОМЕНДАЦИИ ВЕЗДЕ



Ваши первые рекомендации



Первые безответственные рекомендации



Таргетировано, но ещё не рекомендации



РЕКОМЕНДАЦИИ ВЕЗДЕ



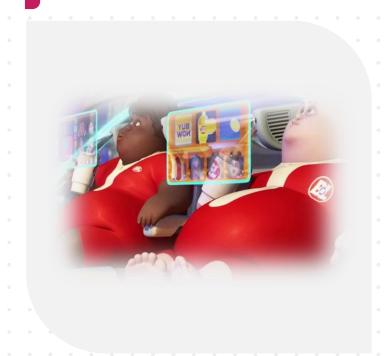
Ваши первые рекомендации



Первые безответственные рекомендации



ВАЛЛ-И плохое будущее



мы в ответе за тех, кому порекомендовали



МЫ В ОТВЕТЕ ЗА ТЕХ, КОМУ ПОРЕКОМЕНДОВАЛИ

Что это означает? Они будут не самые релевантные подходящие?



Мы должны знать больше о покупателях...



ЗНАНИЯ ДО РЕКОМЕНДАЦИЙ

Жизненный цикл клиента в системе



ЗНАНИЯ ДО РЕКОМЕНДАЦИЙ

Жизненный цикл клиента в системе



Миссии клиента в системе

	Жанр / Время			
UID	Комедии	Ужасы	Спорт	Мультфильмы
1	0	1 / 93	5 / 500	0
2	4 / 374	2 / 180	0	6 / 540
3	9 / 810		0	45 / 1050

UID	Миссия	
1	Просмотр футбола	
2	Семейный	
3	Мультики в обеденный перерыв	

Это называется продвижение. Не зависимо от того, что мы используем лента должна «зарабатывать»

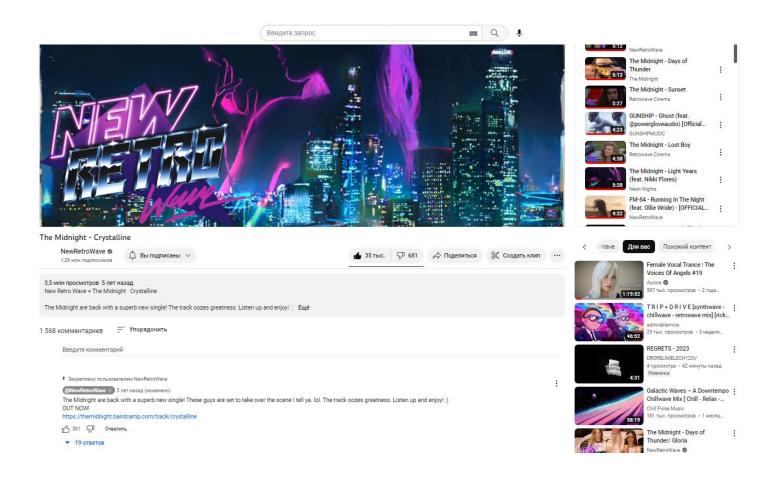


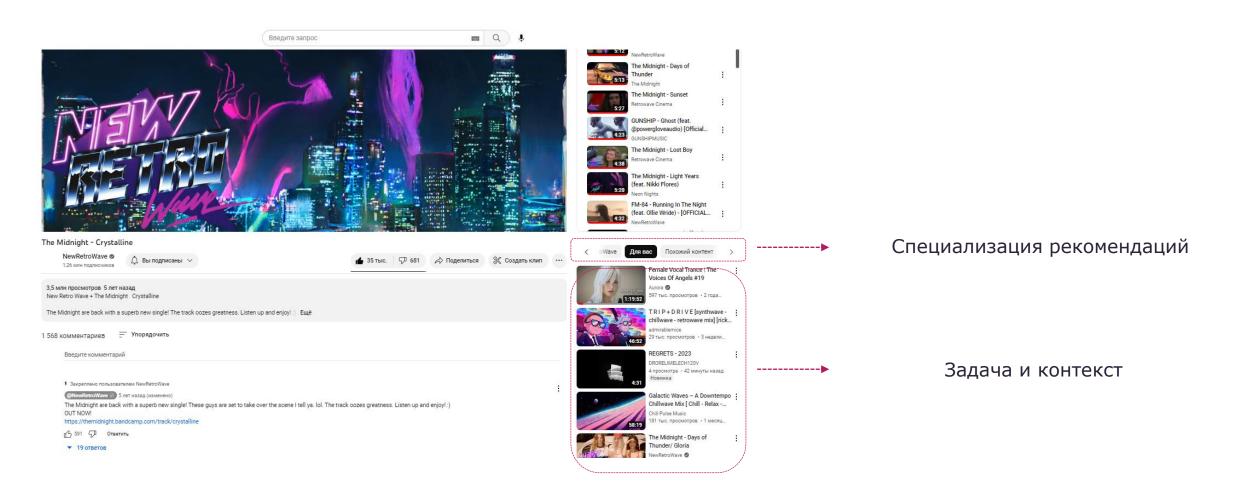
Но мне в ленту рекомендаций попадают фильмы или товары, которые я уже смотрел / купил.

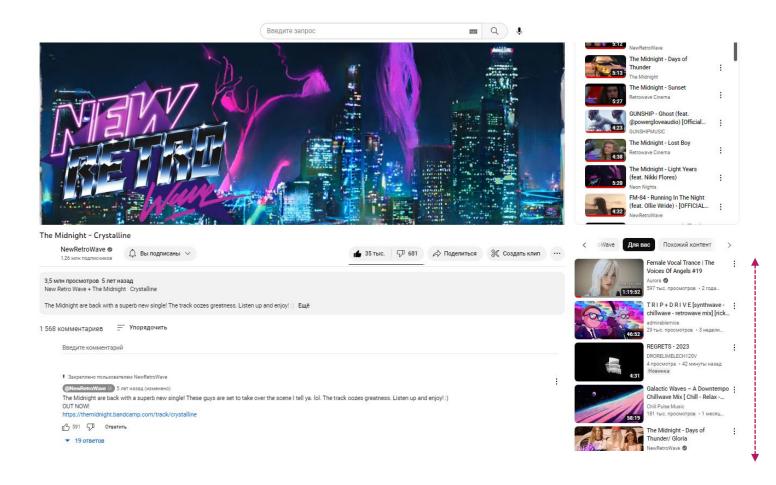


Но моя метрика...







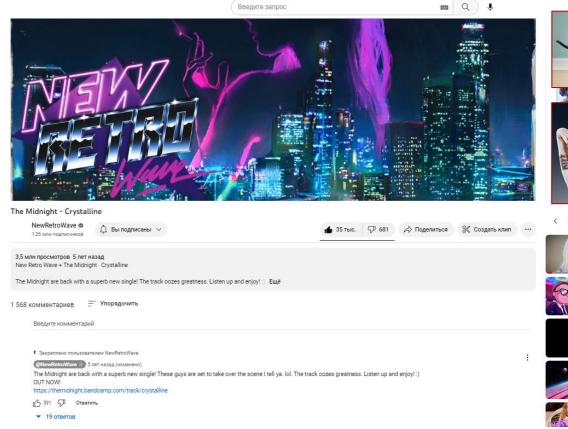


Размер персонализации

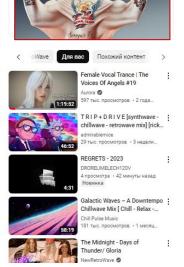
Персональные

Не персональные, но самый популярный

Контекст и интерфейс создают успех!

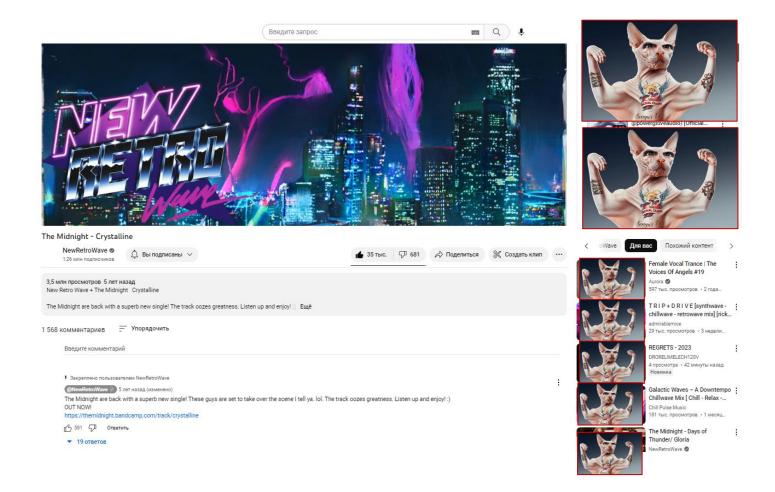






Релевантный контекст

Не релевантный контекст



Агрегатор рекламы Это уже не рекомендация



ИНФОРМАЦИЯ О ПОЛЬЗОВАТЕЛЯХ

У меня есть данные, но как на их основе строить рекомендации?



Красная или синяя, Heo CSR или CSC матрица



				кол-во	кол-во		
UID	пол	возраст	регион	скроринга	просмотров	рекомендация	рейтинг
1	M	23	M	0,11	1	43	3
2	Ж	25	M	0,43	2	11	4
3	Ж	18	С	0,95	1	7	1

UID	43	11	7
1	3	?	?
2	?	4	?
3	?	?	1

UID	IID	Rating
1	43	3
2	11	4
3	7	1

Compressed Sparse Column Matrix

UID	43	11	7
1	3	?	?
2	?	4	?
3	?	?	1

Кумулята не 0 в столбце: 0, 1, 2

Строка: 0, 1, 2 Значение: 3, 4, 1 Размерность: 3х3 Compressed Sparse Row Matrix

UID	43	11	7
1	3	?	?
2	?	4	?
3	?	?	1

Кумулята не 0 в строке: 0, 1, 2

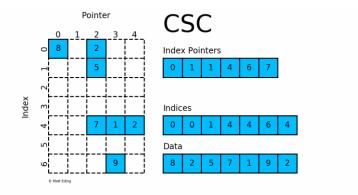
Стобец: 0, 1, 2 Значение: 3, 4, 1 Размерность: 3х3

Compressed Sparse Column Matrix

UID	43	11	7
1	3	?	?
2	?	?	?
3	?	4	1
	·	(j

Кумулята не 0 в столбце: 0, 1, 2

Строка: 0, 0, 2 Значение: 3, 4, 1 Размерность: 3х3

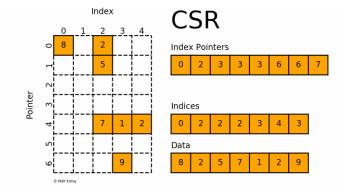


Compressed Sparse Row Matrix

UID	43	11	7
1	3	?	?
2	?	?	4
3	?	?	1

Кумулята не 0 в строке: 0, 1, 2

Столбец: 0, 0, 2 Значение: 3, 4, 1 Размерность: 3x3



Тип	Пустой вид
CSC	Matrix((M, N), dtype)
CSR	Matrix((M, N), dtype)
BSR	Matrix((M, N), blocksize = (R,C), dtype)
C00	Matrix((M, N), dtype)
DOK	Matrix((M, N), dtype)
LIL	Matrix((M, N), dtype)
DIA	Matrix((M, N), dtype)

ИНФОРМАЦИЯ О ПОЛЬЗОВАТЕЛЕ

Так, а что мы там будем хранить? Мы же знаем о пользователе всё?



ИНФОРМАЦИЯ О ПОЛЬЗОВАТЕЛЕ. АРХЕТИПЫ



Бесстрашный

Ужасы, триллеры, фанфик

Всегда смотрю самые жесткие фильмы, но не против фильмов на разные любительские тематики

В системе: 150 дней

Покупок: 21

Семейный, с особенностями

Комедии, детское, семейное

В основном включаю мультики ребенку, но иногда смотрю комедии 90x

В системе: 90 дней

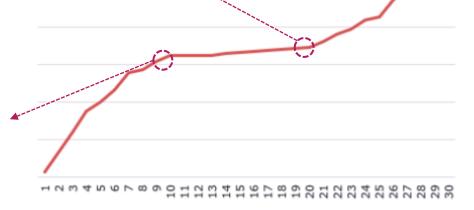
Покупок: 3

Успешный успех

Драмы, экшн, документальные

Смотрю фильмы на основе разных событий. Любою движуху.

В системе: 210 дней Покупок: 42



ИНФОРМАЦИЯ О ПОЛЬЗОВАТЕЛЕ. АРХЕТИПЫ



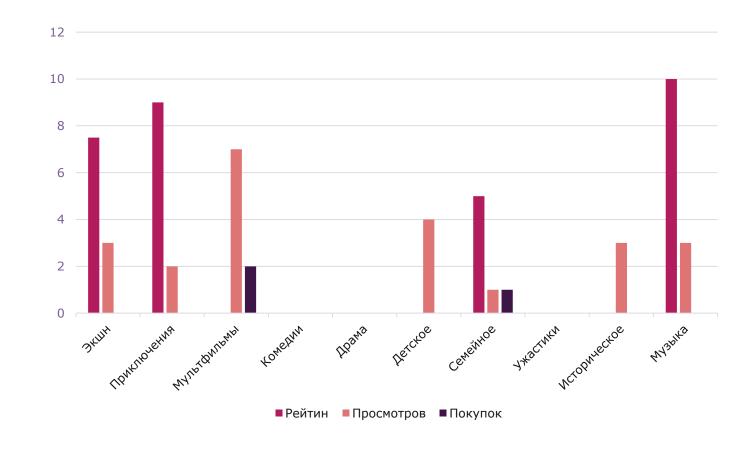
Семейный, с особенностями

Комедии, детское, семейное

В основном включаю мультики ребенку, но иногда смотрю комедии 90x

В системе: 90 дней

Покупок: 3



ИНФОРМАЦИЯ О ПОЛЬЗОВАТЕЛЕ



Действие в системе

Просмотр объекта (задержка внимания)

Переход на объект

Добавление в корзину / отметка объекта

Покупка

Оценка / рейтинг

Рекомендация

Тайминг проведенный с объектом

Тайминг в системе

Оставленная корзина

Поисковые запросы в системе

Действия с объектом

(чтение, перемотка, воспроизведение)

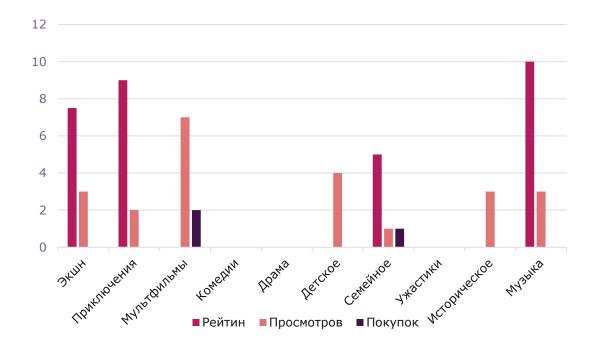
Предложите выбор

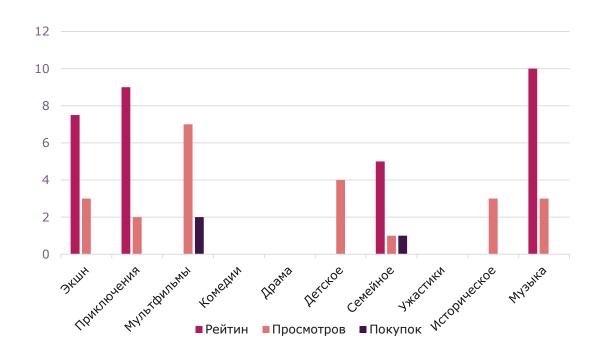
(корректировка по жанрам и т.д.)

ИНФОРМАЦИЯ О ПОЛЬЗОВАТЕЛЕ

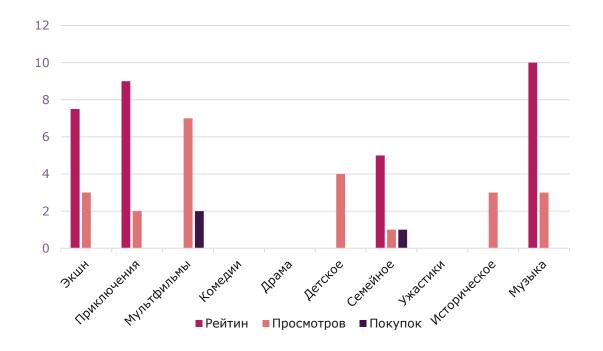


Действие в системе	Использование
Просмотр объекта (задержка внимания)	Фильтр
Переход на объект	Фильтр
Добавление в корзину / отметка объекта	Фильтр
Покупка	Рекомендация
Оценка / рейтинг	Рекомендация
Рекомендация	Рекомендация
Тайминг проведенный с объектом	Фильтр
Тайминг в системе	Фильтр
Оставленная корзина	Фильтр
Поисковые запросы в системе	Рекомендация
Действия с объектом	
(чтение, перемотка, воспроизведение)	Фильтр
Предложите выбор	_
(корректировка по жанрам и т.д.)	Рекомендация

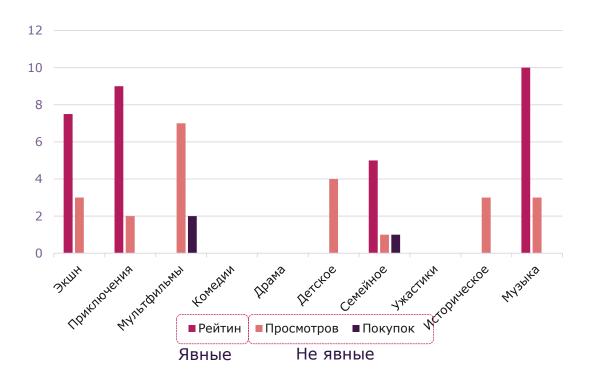














Выбираем тот тип данных, который дает больше информации



-				
	UID	43	11	7
	1	1	0	0
	2	0	1	0
	3	0	0	1

Купи	или нет. Двоичная матрица.	
	lерно-белая матрица =)	

UID	43	11	7
1	10/N	0	0
2	0	77/N	0
3	0	0	3/N

Нормализованные на ко.	л-во
значения	

UID	43	11	7
1	A1	0	0
2	0	A2	0
3	0	0	А3

Значение на основе функции: рейтинг – 1 / (а + 2)^b

ЧТО ЕСТЬ ОЦЕНКА (НЕ ЯВНАЯ ОЦЕНКА)



Действие

Покупка Просмотр и долгая работа со страницей

Возвращение к просмотру

Один просмотр

Оценка

Высшая оценка

Хорошая оценка

Удовлетворительно

Плохо

IS = (w1*coбытие1) + ... + (wn*coбытиеn)

ЧТО ЕСТЬ ОЦЕНКА (НЕ ЯВНАЯ ОЦЕНКА)



Действие

Покупка Просмотр и долгая работа со страницей

Возвращение к просмотру

Один просмотр

Оценка

Высшая оценка

Хорошая оценка

Удовлетворительно

Плохо

$$IS = (w1*coбытие1) + ... + (wn*coбытиеn)$$

ЧТО ЕСТЬ ОЦЕНКА. РЕДКИ ЭЛЕМЕНТЫ БОЛЕЕ ЦЕННЫ

У нас 1.000.000 аудитория, 100 оценок на элементе для нас не важны

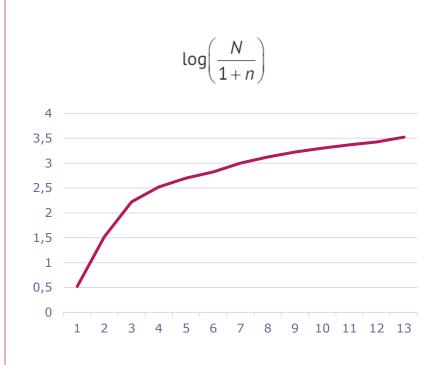


Это могут быть редкие элементы, которые очень значимы



ЧТО ЕСТЬ ОЦЕНКА. РЕДКИ ЭЛЕМЕНТЫ БОЛЕЕ ЦЕННЫ





$$R_{i,u} \times \log\left(\frac{N}{1+n}\right)$$

R – рейтинг

N – кол-во пользователей

n - кол-во оценок элемента

Наша система должна рекомендовать сразу. Нет времени ждать «знаний» о пользователе



Наверное, я решу это проблему как «холодный старт»



Но проще сделать не персональные...





НЕ ПЕРСОНАЛЬНЫЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

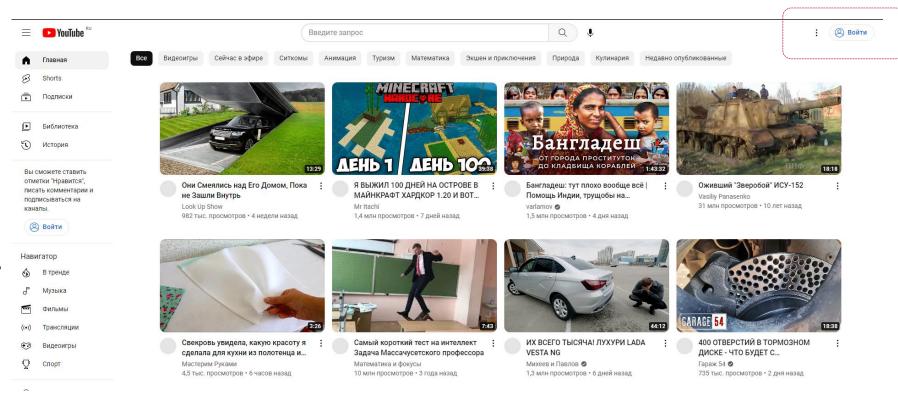
НЕ ПЕРСОНАЛЬНЫЕ РЕКОМЕНДАЦИИ



– попытка убедить

Рекомендация

- то, что хочет пользователь



НЕ ПЕРСОНАЛЬНЫЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

Демонстрация контента:

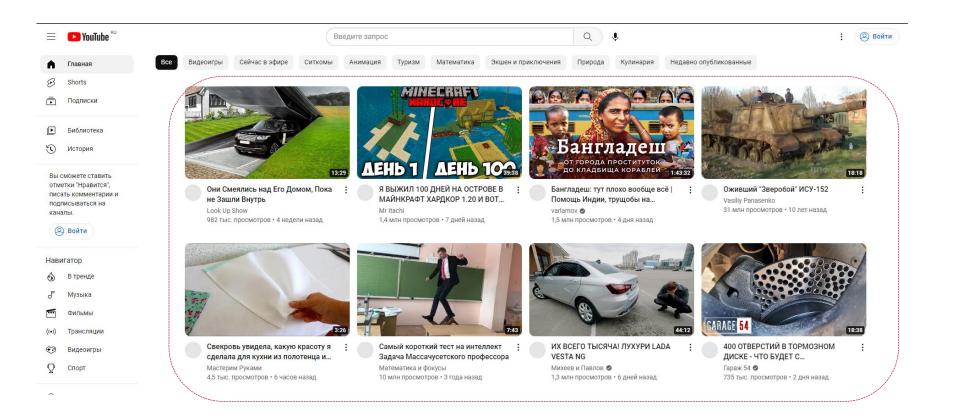
Топ N (по региону)

Среднее / медиана по рейтингу

«Выбор редакции»

Купили / посмотрели сегодня

Набор ассоциативных правил



НЕ ПЕРСОНАЛЬНЫЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

Демонстрация контента:

Топ N (по региону)

Среднее / медиана по рейтингу

«Выбор редакции»

Купили / посмотрели сегодня

Набор ассоциативных правил

Рассмотрим на примере



ВЕРНЕМСЯ К ТЕМЕ, КОГДА БУДЕМ РЕШАТЬ «ПРОБЛЕМЫ РЕКОМЕНДАЦИЙ»



ПРОСТЫЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

А что такое, это ваше «сходство»?



сходство и подобие

$$SIM(i, j) = 1$$
 - идентичны $SIM(i, j) = 0$ - не имеют общего



сходство и подобие

Для разных данных, разное подобие

сходство и подобиЕ

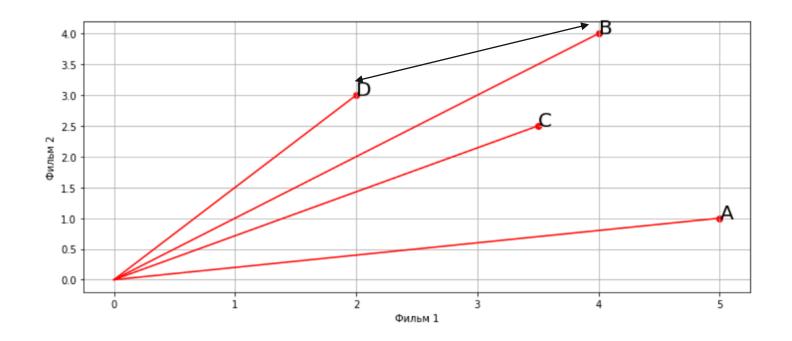
Эвклидово расстояние (L2-norm)

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{k} (x_i - y_i)^2}$$



RMSE

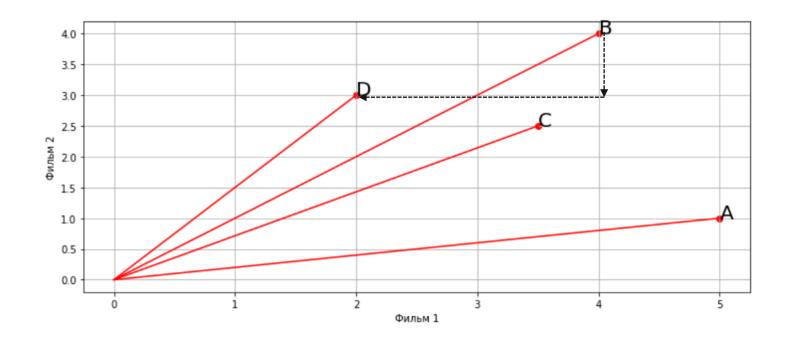
RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y})^2}$$



сходство и подобие

Манхэттен (L1-norm)

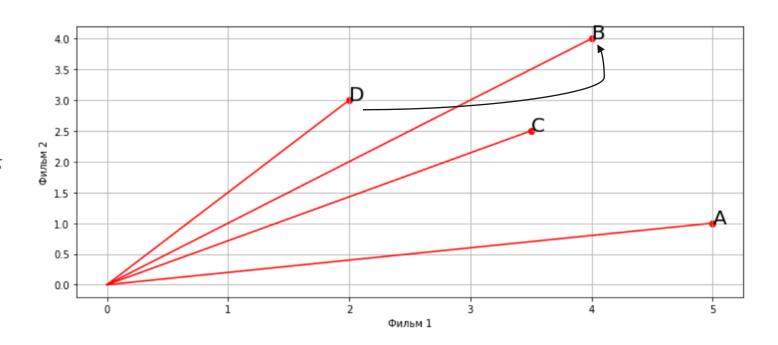
$$|x1\!-\!x2|\!+\!|y1\!-\!y2||x1\!-\!x2|\!+\!|y1\!-\!y2|$$



сходство и подобие

Минковский

$$\sqrt[p]{(x1-y1)^p \ + \ (x2-y2)^p \ + \ \dots \ + \ (xN-yN)^p}$$

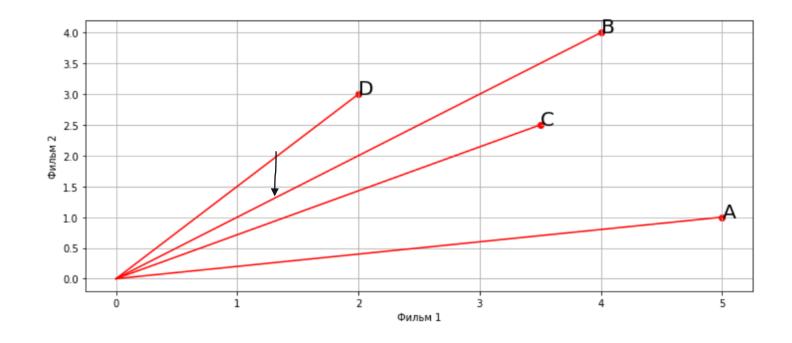


сходство и подобиЕ

Косинусное (Отиаи)

Cosine Similarity (A,B) =
$$cos(\theta) = \frac{A.B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}}$$

$$K = rac{|A \cap B|}{\sqrt{|A| \cdot |B|}}$$



сходство и подобие

$$SIM(i, j) = 1$$
 - идентичны $SIM(i, j) = 0$ - не имеют общего

Рассмотрим на примере



Хорошо, а в другой команде используют какие-то «фильтрации»



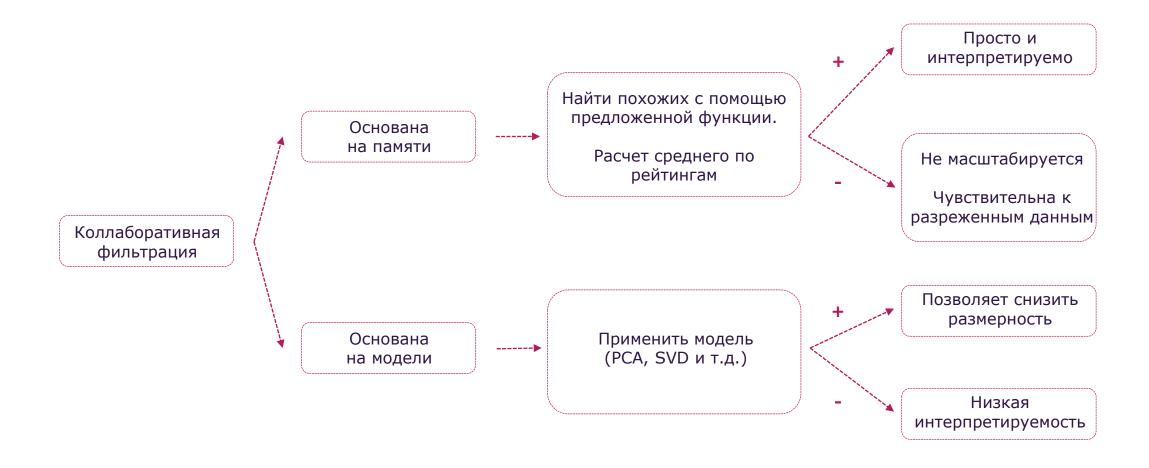
Есть фильтрации.

При их использовании:

- если контент без оценки – он не рекомендуется; - если у пользователя нет перекрывающихся оценок, то на него будут плохие рекомендации.



КОЛЛАБОРАТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ



КОЛЛАБОРАТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ



UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	-
3	-	-	1

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	-
3	-	-	1

Вычисляем сходство между пользователем (UID1) и остальным

UID	1
1	1
2	0
3	0.5

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	-
3	-	-	1

Вычисляем сходство между пользователем (UID1) и остальным

UID	1
1	1
2	0
3	0.5

Сортируем по результату

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	-
3	-	-	1

Вычисляем сходство между пользователем (UID1) и остальным

UID	1	
1	1	
2	0	
3	0.5	

Сортируем по результату

UID	1
1	1
3	0.5
2	0

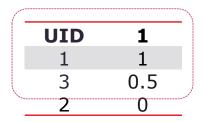
UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	-
3	-	-	1

Вычисляем сходство между пользователем (UID1) и остальным

1
1
0
0.5

Сортируем по результату

Топ N (количество) Кластеризация Установить пороговое значение (качество)



R = среднее по Топ N

Выбираем диапазон ближайших, Вычисляем прогноз оценки

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	_	4	-
3	-	_	1

Вычисляем сходство между пользователем (UID1) и остальным

UID	1
3	1
2	0
1	0.5

Сортируем по результату

UID	1
3	1
1	0.5
2	0

R = 3

Выбираем диапазон ближайших, Вычисляем прогноз оценки

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	
3	-	-	1

Вычисляем сходство между пользователем (UID1) и остальным

UID	1
1	1
2	0
3	0.5

Сортируем по результату

UID	1
1	1
2	0.5
3	0

R = 4

Выбираем диапазон ближайших, Вычисляем прогноз оценки

СОВМЕСТНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ. КАК AMAZON

Для каждого товара в каталоге

Для каждого клиента, который купил элемент

Для каждого товара, который купил клиент

Записать приобретение клиентом товаров

Для каждого товара

Вычислить сходство между товарами

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	3
3	-	-	1

СОВМЕСТНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ. КАК АМАZON

UID	43	11	7
1	3	-	1
2	-	4	3
3	-	-	1

IID		
43	7	
11	7	
7		

$$K = rac{|A \cap B|}{\sqrt{|A| \cdot |B|}}$$

UID	43	11	7
1	К	-	К
2	-	K	К
3	-	-	К

А как появляется предикт, а то тут только средние значения везде, да корреляции?



Да, как?



ПОСТРОЕНИЕ ПРОГНОЗА

Регрессия

Классификация

Фильтрация по элементам

ПОСТРОЕНИЕ ПРОГНОЗА. ЭЛЕМЕНТ - ЭЛЕМЕНТ

$$Pred(u, i) = \overline{r}_{u} + \frac{\sum_{j \in S_{i}} (sim(i, j) \times r_{u, j})}{\sum_{j \in S_{i}} sim(i, j)}$$

Predict(u, i)

ru - средняя оценка пользователя

ruj – оценка элемента ј пользователя

Si – набор элементов по Топ N (или после другого отбора)

sim(i, j) - сходство между элементами

Рассмотрим на примере





ССЫЛКИ С ДОП.МАТЕРИАЛОМ

дополнительный материал