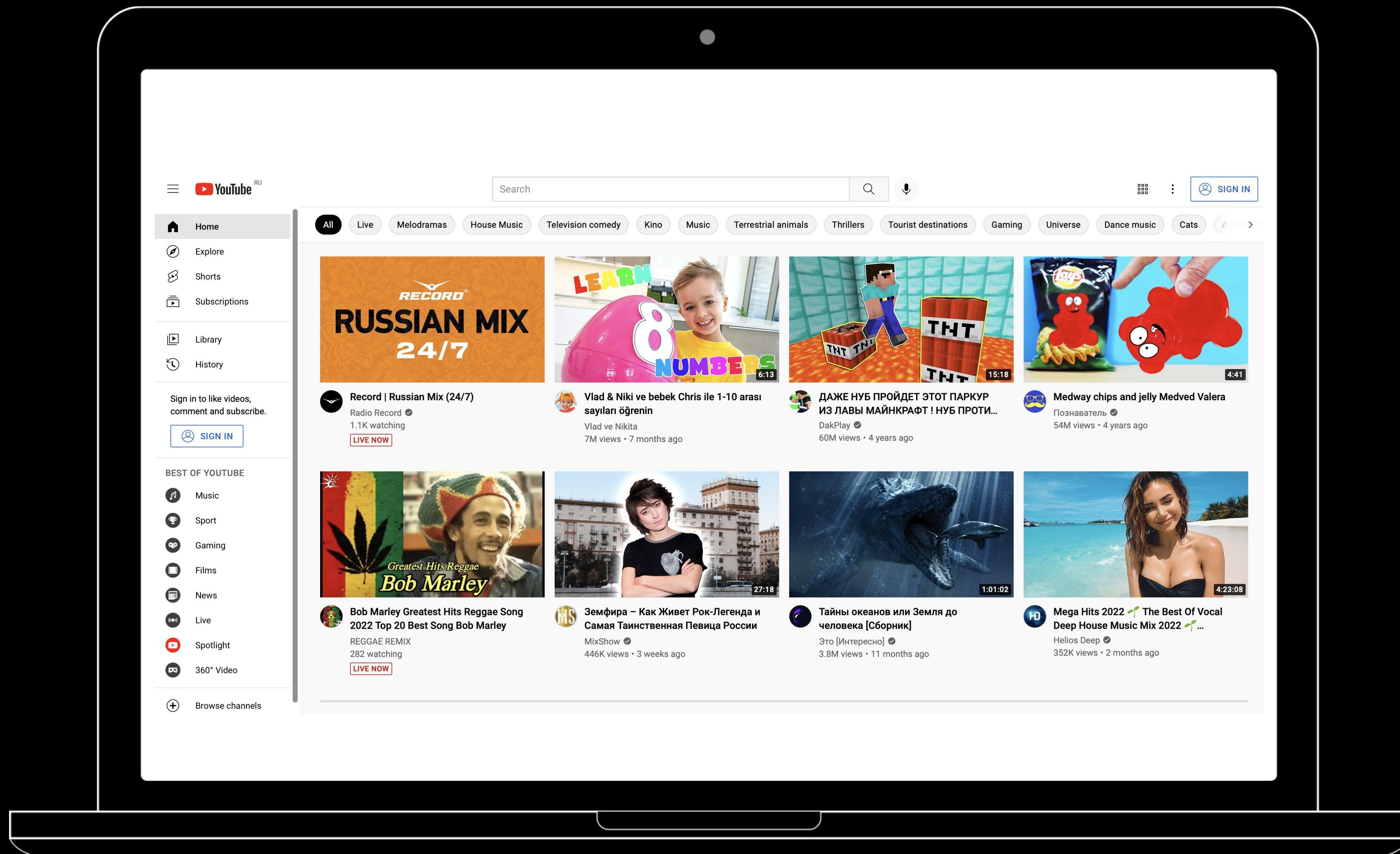


Введение в рекомендательные системы

Владислав Гончаренко
Дзен, girafe-ai

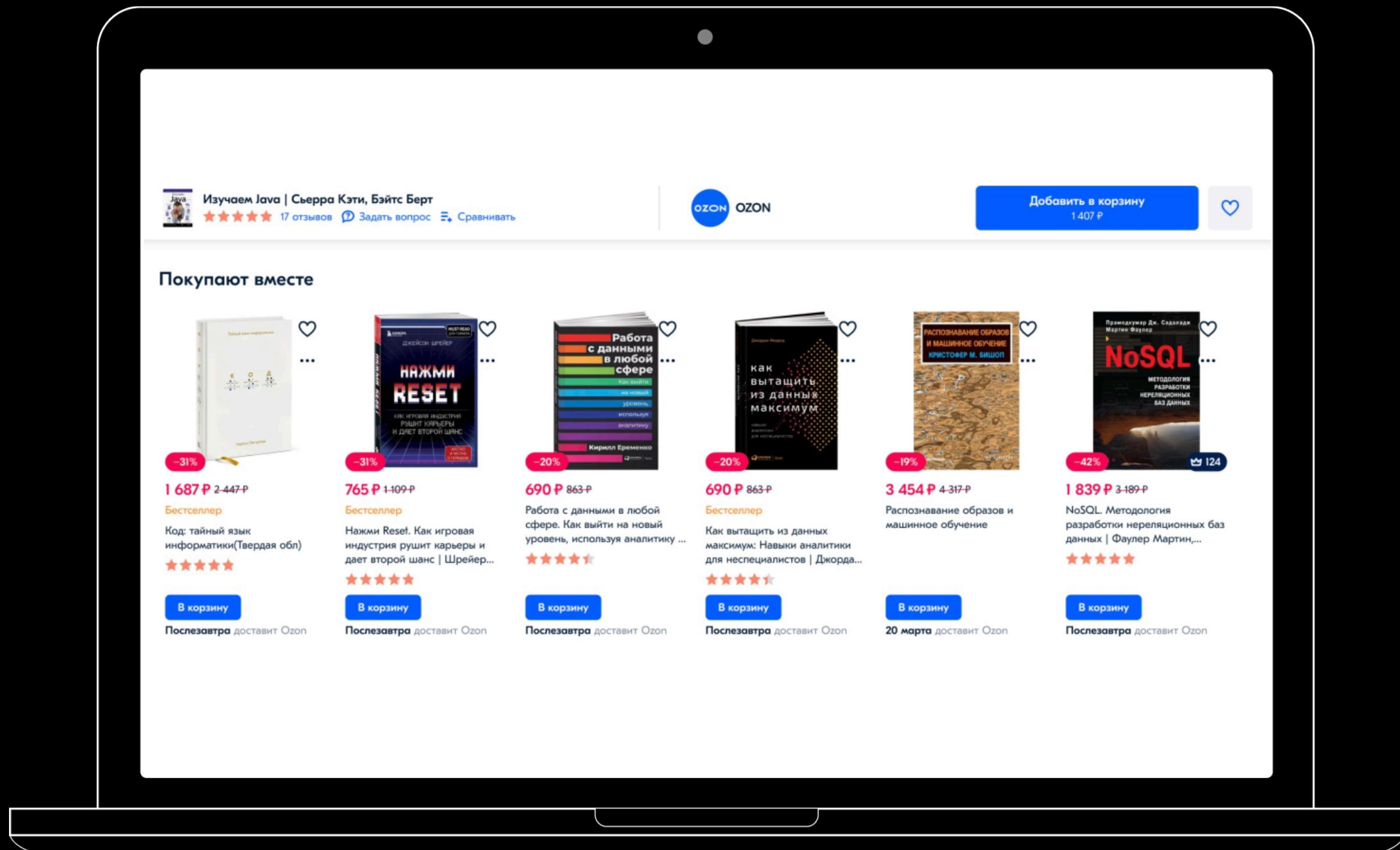
Зачем нужны рекомендательные системы

Рекомендации видео



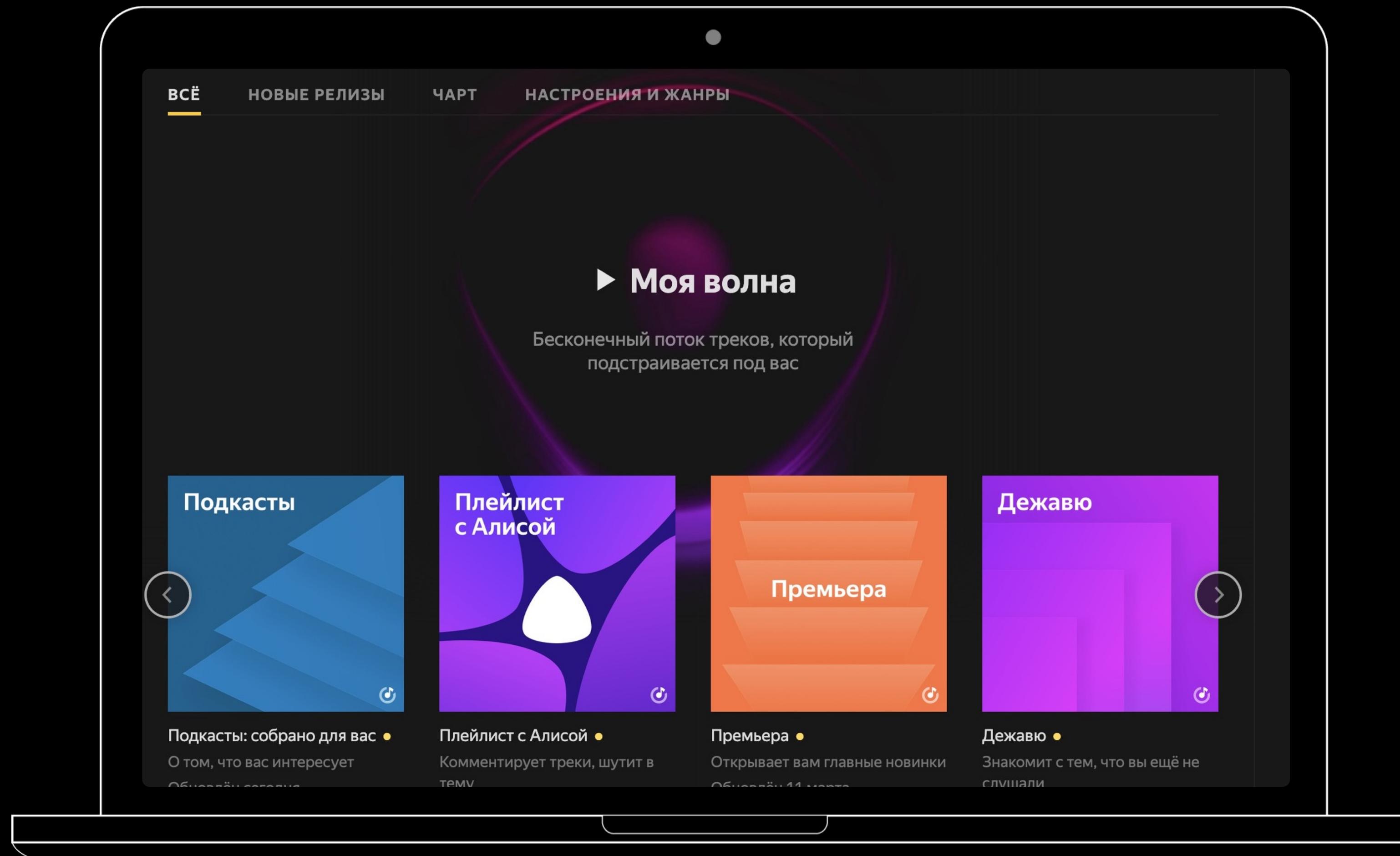
Зачем нужны рекомендательные системы

Рекомендации товаров



Зачем нужны рекомендательные системы

Рекомендация музыки



Зачем нужны рекомендательные системы

Как убедить человека остаться на видеосервисе?

- ❖ Предложить посмотреть что-нибудь еще

Зачем нужны рекомендательные системы

Как убедить человека остаться на видеосервисе?

- ❖ Предложить посмотреть что-нибудь еще
- ❖ Предложенные видео должны быть интересны пользователю

Зачем нужны рекомендательные системы

Как убедить человека остаться на видеосервисе?

- ❖ Предложить посмотреть что-нибудь еще
- ❖ Предложенные видео должны быть интересны пользователю
- ❖ В предложениях должно быть разнообразие, чтобы они не были навязчивыми
- ❖ Etc

Зачем нужны рекомендательные системы

Как убедить человека остаться на видеосервисе?

- ❖ Предложить посмотреть что-нибудь еще
- ❖ Предложенные видео должны быть интересны пользователю
- ❖ В предложениях должно быть разнообразие, чтобы они не были навязчивыми
- ❖ Etc

Этим и занимаются рекомендательные системы

Netflix Prize

•
2 октября 2006 г. началось соревнование по рекомендации фильмов от Netflix, на тот момент популярной компании по аренде DVD



- ❖ Нужно было предсказывать оценки фильмам от 1 до 5
- ❖ Необходимо было уменьшить ошибку RMSE
- ❖ 17700 фильмов, ≈ 480 тыс клиентов и ≈ 100 млн оценок

Netflix Prize

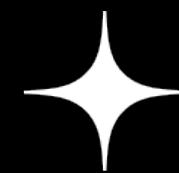
2 октября 2006 г. началось соревнование по рекомендации фильмов от Netflix, на тот момент популярной компании по аренде DVD



- - ❖ Нужно было предсказывать оценки фильмам от 1 до 5
 - ❖ Необходимо было уменьшить ошибку RMSE
 - ❖ 17700 фильмов, ≈ 480 тыс клиентов и ≈ 100 млн оценок
 - ❖ Главный приз \$1 000 000
 - ❖ Соревнование длилось почти 3 года
 - ❖ 5100 команд-участниц

Netflix Prize

Итоговые результаты:

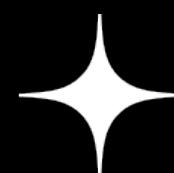


Результаты на трейне

Rank	Team Name	Best Score	% Improvement	Last Submit Time
1	The Ensemble	0.8553	10.10	2009-07-26 18:38:22
2	BellKor's Pragmatic Chaos	0.8554	10.09	2009-07-26 18:18:28

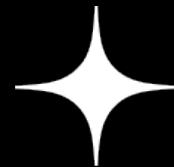
Netflix Prize

Итоговые результаты:



Результаты на трейне

Rank	Team Name	Best Score	% Improvement	Last Submit Time
1	The Ensemble	0.8553	10.10	2009-07-26 18:38:22
2	BellKor's Pragmatic Chaos	0.8554	10.09	2009-07-26 18:18:28

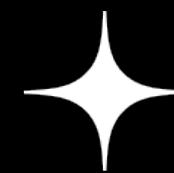


Результаты на teste

Rank	Team Name	Best Test Score	% Improvement	Best Submit Time
1	BellKor's Pragmatic Chaos	0.8567	10.06	2009-07-26 18:18:28
2	The Ensemble	0.8567	10.06	2009-07-26 18:38:22

Netflix Prize

Итоговые результаты:



Результаты на трейне

Rank	Team Name	Best Score	% Improvement	Last Submit Time
1	The Ensemble	0.8553	10.10	2009-07-26 18:38:22
2	BellKor's Pragmatic Chaos	0.8554	10.09	2009-07-26 18:18:28



Результаты на teste

Rank	Team Name	Best Test Score	% Improvement	Best Submit Time
1	BellKor's Pragmatic Chaos	0.8567	10.06	2009-07-26 18:18:28
2	The Ensemble	0.8567	10.06	2009-07-26 18:38:22

Соревнование дало толчок к развитию области
рекомендательных систем и во многом определило вектор развития

Структура курса

Всего в курсе 6 лекций

1. Введение, общая постановка задачи, основные концепции
2. Методы на основе матричных факторизаций, выдача ДЗ 1
3. Нейросетевые и content-based рекомендации, выдача ДЗ 2
4. Оценка качества рекомендаций
5. Приемы для применения в production, выдача ДЗ 3
6. Case study

Структура курса

Всего в курсе 6 лекций

1. Введение, общая постановка задачи, основные концепции
2. Методы на основе матричных факторизаций, выдача ДЗ 1
3. Нейросетевые и content-based рекомендации, выдача ДЗ 2
4. Оценка качества рекомендаций
5. Приемы для применения в production, выдача ДЗ 3
6. Case study

В курсе будет 3 домашки, на каждую дается 2 недели

План лекции

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

План лекции

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

Постановка задачи рекомендательных систем

- ❖ Заданы U — множество пользователей, I — множество объектов (айтемов), которые мы рекомендуем
- ❖ Для каждого пользователя $u \in U$ задана его история взаимодействий: он взаимодействовал с айтемами $I_u \subset I$, которым поставил рейтинги
$$R_u = (r_{ui})_{i \in I_u}$$
- ❖ Такие рейтинги пользователя называют **фидбеком**

Постановка задачи рекомендательных систем

- ❖ Заданы U — множество пользователей, I — множество объектов (айтемов), которые мы рекомендуем
- ❖ Для каждого пользователя $u \in U$ задана его история взаимодействий: он взаимодействовал с айтемами $I_u \subset I$, которым поставил рейтинги
$$R_u = (r_{ui})_{i \in I_u}$$
- ❖ Такие рейтинги пользователя называют **фидбеком**

Цель — предложить пользователю новые для него айтемы, которые были бы ему интересны

Как понять, что айтем
интересен пользователю?

Постановка задачи рекомендательных систем

Как понять, что айтем интересен пользователю?

Мы можем это оценить по качеству взаимодействия. Например:

Постановка задачи рекомендательных систем

Как понять, что айтем интересен пользователю?

Мы можем это оценить по качеству взаимодействия. Например:

- ❖ Для товара, что его положили в корзину

Постановка задачи рекомендательных систем

Как понять, что айтем интересен пользователю?

Мы можем это оценить по качеству взаимодействия. Например:

- ❖ Для товара, что его положили в корзину
- ❖ Для музыки, что ее дослушали до конца

Постановка задачи рекомендательных систем

Как понять, что айтем интересен пользователю?

Мы можем это оценить по качеству взаимодействия. Например:

- ❖ Для товара, что его положили в корзину
- ❖ Для музыки, что ее дослушали до конца
- ❖ Для статьи, что ее лайкнули

Постановка задачи рекомендательных систем

Как понять, что айтем интересен пользователю?

Мы можем это оценить по качеству взаимодействия. Например:

- ❖ Для товара, что его положили в корзину
- ❖ Для музыки, что ее дослушали до конца
- ❖ Для статьи, что ее лайкнули
- ❖ Для видео, что посмотрели хотя бы половину
- ❖ Etc

Explicit feedback

Explicit feedback — это такие действия, которые выражают явное отношение пользователя к товару.

Explicit feedback

Explicit feedback — это такие действия, которые выражают явное отношение пользователя к товару.

Например:



рейтинг фильма
от 1 до 5



лайк/дизлайк
треку



рецензия на товар

Implicit feedback

Implicit feedback – это любая другая информация, действия пользователя на сайте. Он не отражают его явного отношения к товару, но может выступать в качестве прокси к explicit feedback-у.

Implicit feedback

Implicit feedback – это любая другая информация, действия пользователя на сайте. Он не отражают его явного отношения к товару, но может выступать в качестве прокси к explicit feedback-у.

Например:



покупка товара



просмотр статьи



время просмотра
видео

Особенности explicit feedback

- ❖ Как правило, таких данных довольно мало и их сложнее получать

Особенности explicit feedback

- ❖ Как правило, таких данных довольно мало и их сложнее получать
- ❖ Дизлайк статьи не означает, что подобные статьи не надо рекомендовать пользователю. Возможно, ему интересна тематика, но не понравилась конкретно эта статья

Особенности implicit feedback

- ❖ Таких данных больше

Особенности implicit feedback

- ❖ Таких данных больше
- ❖ Как правило, неявным данным можно доверять меньше, поскольку они выражают лишь неявные сигналы, а не явные оценки пользователя. Например, пользователь мог купить товар в подарок, но ему самому товар не нравится

Особенности implicit feedback

- ❖ Таких данных больше
- ❖ Как правило, неявным данным можно доверять меньше, поскольку они выражают лишь неявные сигналы, а не явные оценки пользователя. Например, пользователь мог купить товар в подарок, но ему самому товар не нравится
- ❖ Так как неявный сигнал имеет иную природу, для его оптимизации в рекомендательной системе обычно используют техники отличные от explicit feedback-а

План лекции

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

Пример

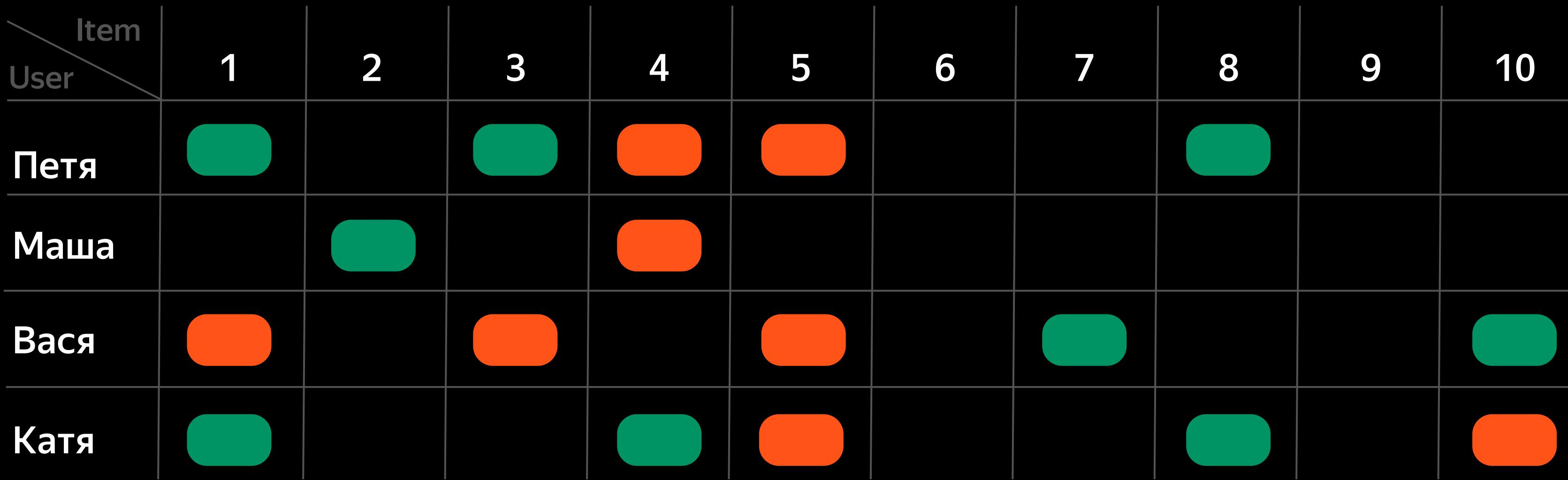
Рассмотрим пример. Зеленые клетки — лайки, красные — дизлайки



Что стоит рекомендовать Кате?

Пример

Рассмотрим пример. Зеленые клетки — лайки, красные — дизлайки

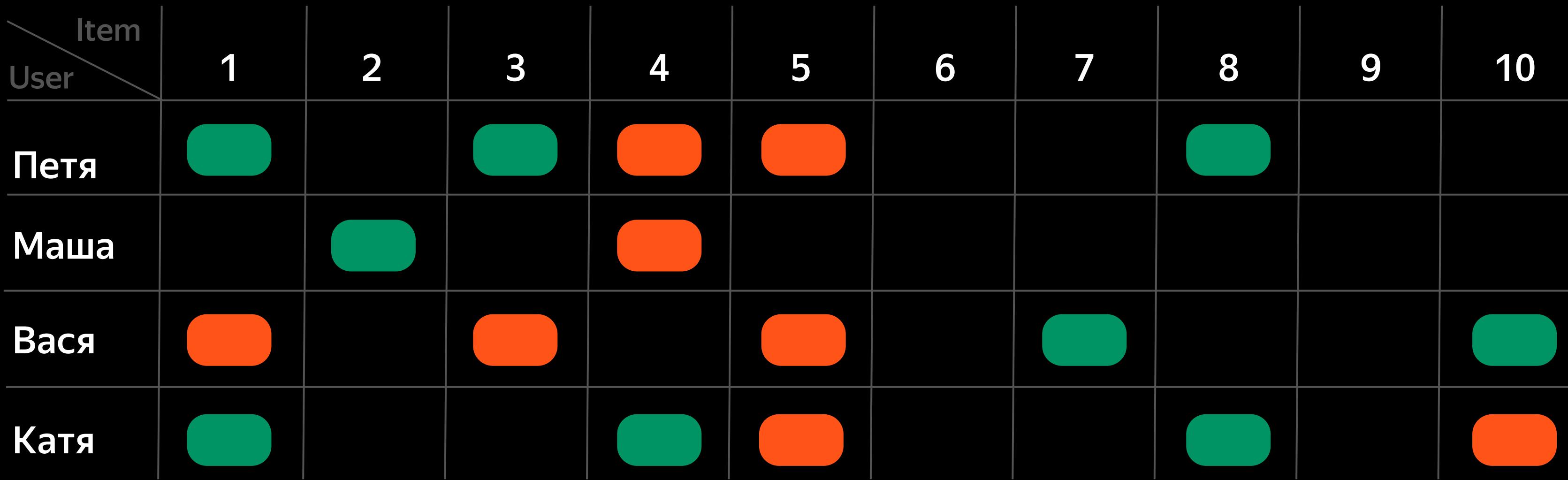


Что стоит рекомендовать Кате?

1. Петя и Катя похожи по взаимодействиям, поэтому Кате стоит порекомендовать 3

Пример

Рассмотрим пример. Зеленые клетки — лайки, красные — дизлайки



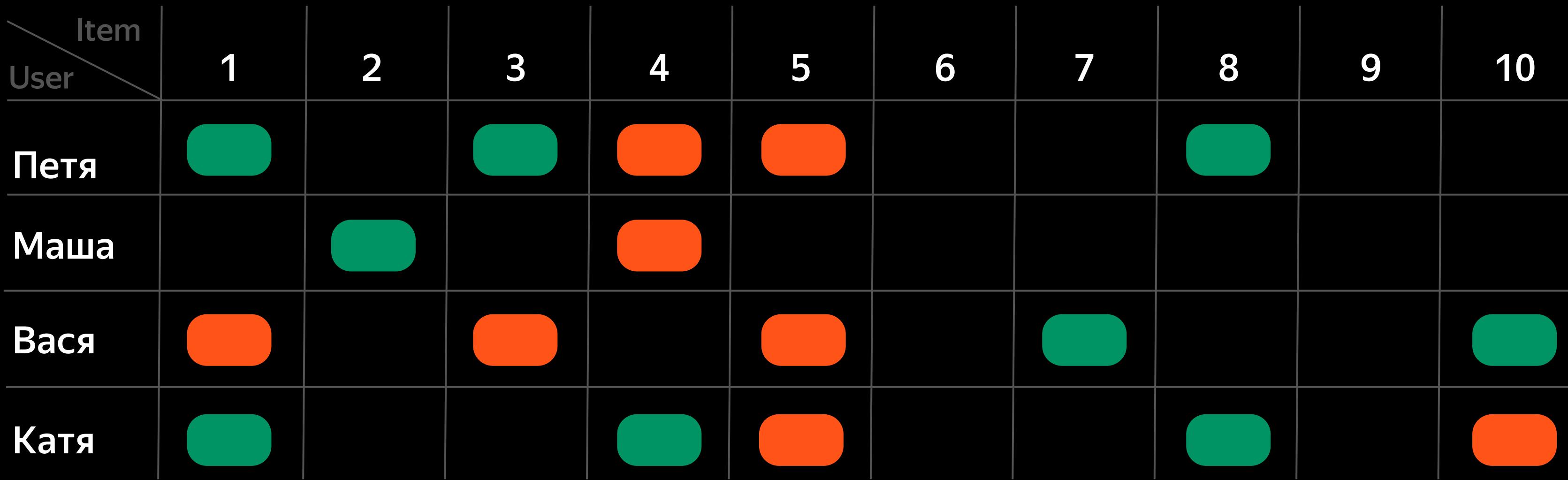
Что стоит рекомендовать Кате?

1. Петя и Катя похожи по взаимодействиям, поэтому Кате стоит порекомендовать 3

А что лучше не показывать Пете?

Пример

Рассмотрим пример. Зеленые клетки — лайки, красные — дизлайки



Что стоит рекомендовать Кате?

1. Петя и Катя похожи по взаимодействиям, поэтому Кате стоит порекомендовать 3

А что лучше не показывать Пете?

2. Петя не стоит рекомендовать 10, так как Кате он не понравился

Коллаборативная фильтрация

Идея

Хотим рекомендовать пользователю товары,
понравившиеся похожим на него пользователям

Коллаборативная фильтрация

Идея

Хотим рекомендовать пользователю товары,
понравившиеся похожим на него пользователям

Можно действовать по-другому. А именно, рекомендовать айтемы,
похожие на понравившиеся пользователю. Похожести между
айтемами можно выявлять по пользовательским взаимодействиям

Коллаборативная фильтрация

Идея

Хотим рекомендовать пользователю товары,
понравившиеся похожим на него пользователям

Можно действовать по-другому. А именно, рекомендовать айтемы,
похожие на понравившиеся пользователю. Похожести между
айтемами можно выявлять по пользовательским взаимодействиям

Коллаборативная фильтрация

В общем смысле, коллаборативная фильтрация — это семейство
методов рекомендаций, основанных на похожестях по истории
взаимодействия между пользователями и товарами

User2User рекомендации

- ❖ Рассмотрим некоторую меру похожести $s(u, v)$ между пользователями
Тогда можно считать соседями пользователя u пользователей

$$N(u) = \{v \in U \setminus \{u\} \mid s(u, v) > \alpha\}$$

User2User рекомендации

- ❖ Рассмотрим некоторую меру похожести $s(u, v)$ между пользователями
Тогда можно считать соседями пользователя u пользователей

$$N(u) = \{v \in U \setminus \{u\} \mid s(u, v) > \alpha\}$$

- ❖ Пользователю u хотим предложить айтемы, которые понравились похожим на него пользователям. Оценим рейтинг пользователя по рейтингам соседей

User2User рекомендации

- ❖ Рассмотрим некоторую меру похожести $s(u, v)$ между пользователями
Тогда можно считать соседями пользователя u пользователей

$$N(u) = \{v \in U \setminus \{u\} \mid s(u, v) > \alpha\}$$

- ❖ Пользователю u хотим предложить айтемы, которые понравились похожим на него пользователям. Оценим рейтинг пользователя по рейтингам соседей
- ❖ Оценив рейтинги непросмотренных айтемов, порекомендовать некоторое количество айтемов с максимальной оценкой

User2User рекомендации

- ❖ Рассмотрим некоторую меру похожести $s(u, v)$ между пользователями
Тогда можно считать соседями пользователя u пользователей

$$N(u) = \{v \in U \setminus \{u\} \mid s(u, v) > \alpha\}$$

- ❖ Пользователю u хотим предложить айтемы, которые понравились похожим на него пользователям. Оценим рейтинг пользователя по рейтингам соседей
- ❖ Оценив рейтинги непросмотренных айтемов, порекомендовать некоторое количество айтемов с максимальной оценкой
- ❖ Обозначим
 I_u — множество айтемов, которые оценил u
 \bar{r}_u — средний рейтинг пользователя u

User2User рекомендации

- ❖ Оценка рейтинга, как среднее по соседям с весами

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) r_{vi}}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

User2User рекомендации

- ❖ Оценка рейтинга, как среднее по соседям с весами

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) r_{vi}}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

- ❖ Проблема: разные пользователи ставят рейтинги в разной шкале, поэтому сделаем поправку на средний рейтинг пользователя

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

User2User рекомендации

- ❖ Оценка рейтинга, как среднее по соседям с весами

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) r_{vi}}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

- ❖ Проблема: разные пользователи ставят рейтинги в разной шкале, поэтому сделаем поправку на средний рейтинг пользователя

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

- ❖ Кроме того, оценки от разных пользователей могут быть в разном масштабе, поэтому можем их отнормировать

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \sigma_u \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) (r_{vi} - \bar{r}_v) / \sigma_v}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|} \quad \sigma_u = \sqrt{\frac{1}{|I_u|} \sum_{i \in I_u} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2}$$

User2User рекомендации

Как можно выбрать $s(u, v)$?

User2User рекомендации

Как можно выбрать $s(u, v)$?

- ❖ Нормированное число общих товаров, мера Жаккара

$$s(u, v) = \frac{|I_u \cap I_v|}{|I_u \cup I_v|}$$

User2User рекомендации

Как можно выбрать $s(u, v)$?

- ❖ Нормированное число общих товаров, мера Жаккара

$$s(u, v) = \frac{|I_u \cap I_v|}{|I_u \cup I_v|}$$

- ❖ Скалярное произведение векторов общих рейтингов

$$s(u, v) = \sum_{i \in I_u \cap I_v} r_{ui} r_{vi}$$

User2User рекомендации

Как можно выбрать $s(u, v)$?

- ❖ Нормированное число общих товаров, мера Жаккара

$$s(u, v) = \frac{|I_u \cap I_v|}{|I_u \cup I_v|}$$

- ❖ Корреляция Пирсона между векторами общих рейтингов

$$s(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}$$

- ❖ Скалярное произведение векторов общих рейтингов

$$s(u, v) = \sum_{i \in I_u \cap I_v} r_{ui} r_{vi}$$

User2User рекомендации

Как можно выбрать $s(u, v)$?

- ❖ Нормированное число общих товаров, мера Жаккара

$$s(u, v) = \frac{|I_u \cap I_v|}{|I_u \cup I_v|}$$

- ❖ Скалярное произведение векторов общих рейтингов

$$s(u, v) = \sum_{i \in I_u \cap I_v} r_{ui} r_{vi}$$

- ❖ Корреляция Пирсона между векторами общих рейтингов

$$s(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}$$

- ❖ Корреляция Пирсона между векторами общих рейтингов с поправкой в случае малого числа общих рейтингов

$$s(u, v) = \min\left(\frac{|I_u \cap I_v|}{50}, 1\right) \frac{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_u \cap I_v} (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}$$

Item2Item рекомендации

- ❖ Идея: к оцененным пользователем товарам найдем наиболее похожие на них и порекомендуем

Item2Item рекомендации

- ❖ Идея: к оцененным пользователем товарам найдем наиболее похожие на них и порекомендуем
- ❖ Похожесть между айтемами определяется, как косинусная мера с поправкой на средний рейтинг пользователей, где U_i — пользователи, поставившие рейтинг айтему i

$$s(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{uj} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{uj} - \bar{r}_u)^2}}$$

Item2Item рекомендации

- ❖ Идея: к оцененным пользователем товарам найдем наиболее похожие на них и порекомендуем
- ❖ Похожесть между айтемами определяется, как косинусная мера с поправкой на средний рейтинг пользователей, где U_i — пользователи, поставившие рейтинг айтему i

$$s(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{uj} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{uj} - \bar{r}_u)^2}}$$

- ❖ Далее, используя похожести и историю взаимодействия пользователя, аналогично оцениваем рейтинги неоцененных айтемов

Особенности коллаборативной фильтрации

- ★ Не опирается на дополнительную информацию про пользователей и товары, методы коллаборативной фильтрации самодостаточны

Особенности коллаборативной фильтрации

- ★ Не опирается на дополнительную информацию про пользователей и товары, методы коллаборативной фильтрации самодостаточны
- ★ Неприменимы для холодных пользователей и товаров, то есть для имеющих маленькую историю взаимодействий

Особенности коллаборативной фильтрации

- ❖ Не опирается на дополнительную информацию про пользователей и товары, методы коллаборативной фильтрации самодостаточны
- ❖ Неприменимы для холодных пользователей и товаров, то есть для имеющих маленькую историю взаимодействий
- ❖ Рекомендации основываются на истории взаимодействий в прошлом, которая зависит от прошлых рекомендаций пользователю

Особенности коллаборативной фильтрации

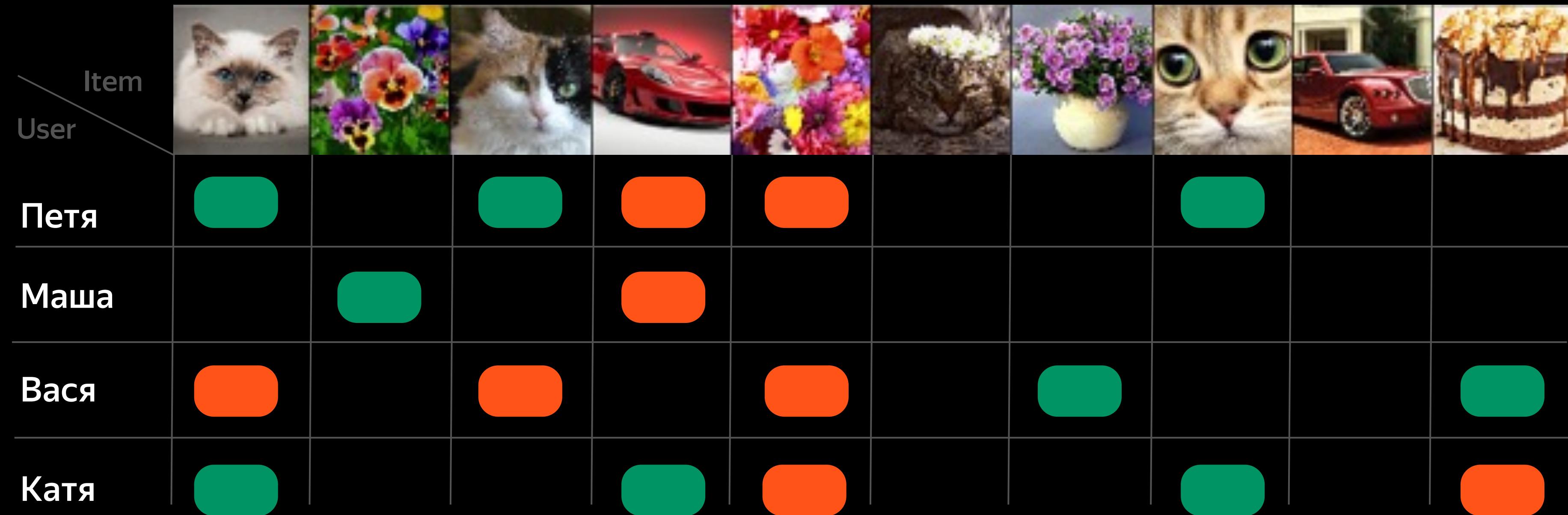
- ❖ Не опирается на дополнительную информацию про пользователей и товары, методы коллаборативной фильтрации самодостаточны
- ❖ Неприменимы для холодных пользователей и товаров, то есть для имеющих маленькую историю взаимодействий
- ❖ Рекомендации основываются на истории взаимодействий в прошлом, которая зависит от прошлых рекомендаций пользователю
- ❖ Более продвинутые методы будут рассмотрены на лекции 2

План лекции

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

Content-based рекомендации

Вернемся к примеру и посмотрим на сами айтемы



Что стоит рекомендовать Пете?

Content-based рекомендации

Вернемся к примеру и посмотрим на сами айтемы

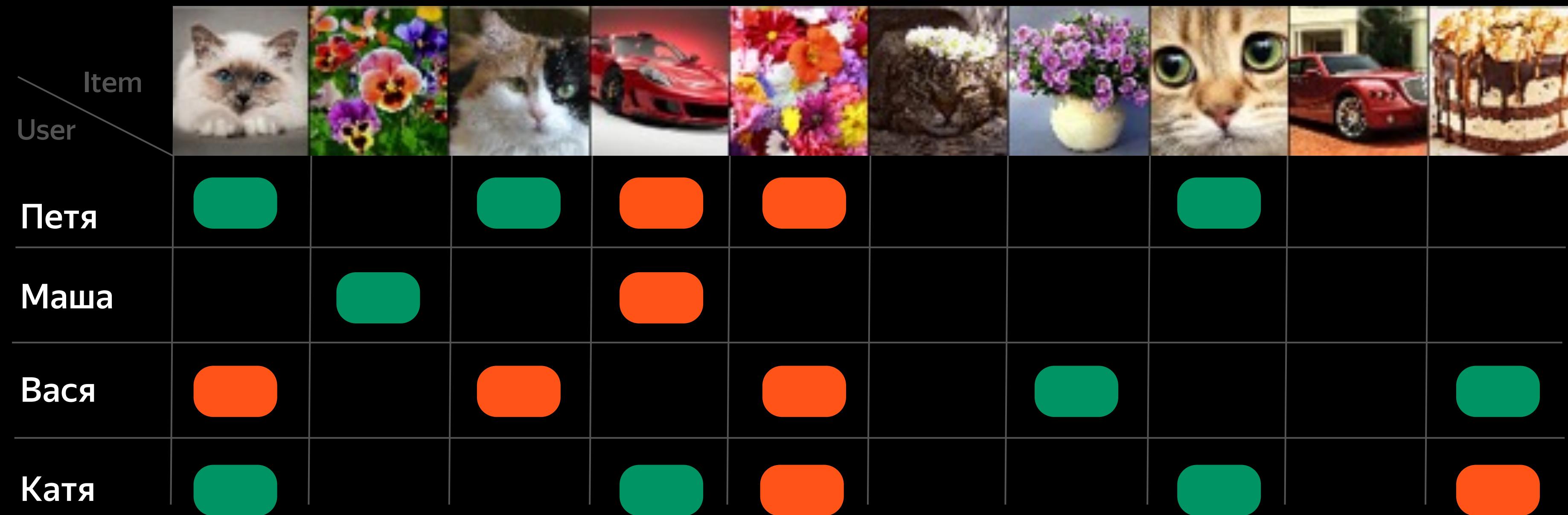


Что стоит рекомендовать Пете?

1. У Пети ярко выраженная любовь к кошкам, можно показать еще непоказанную кошку

Content-based рекомендации

Вернемся к примеру и посмотрим на сами айтемы



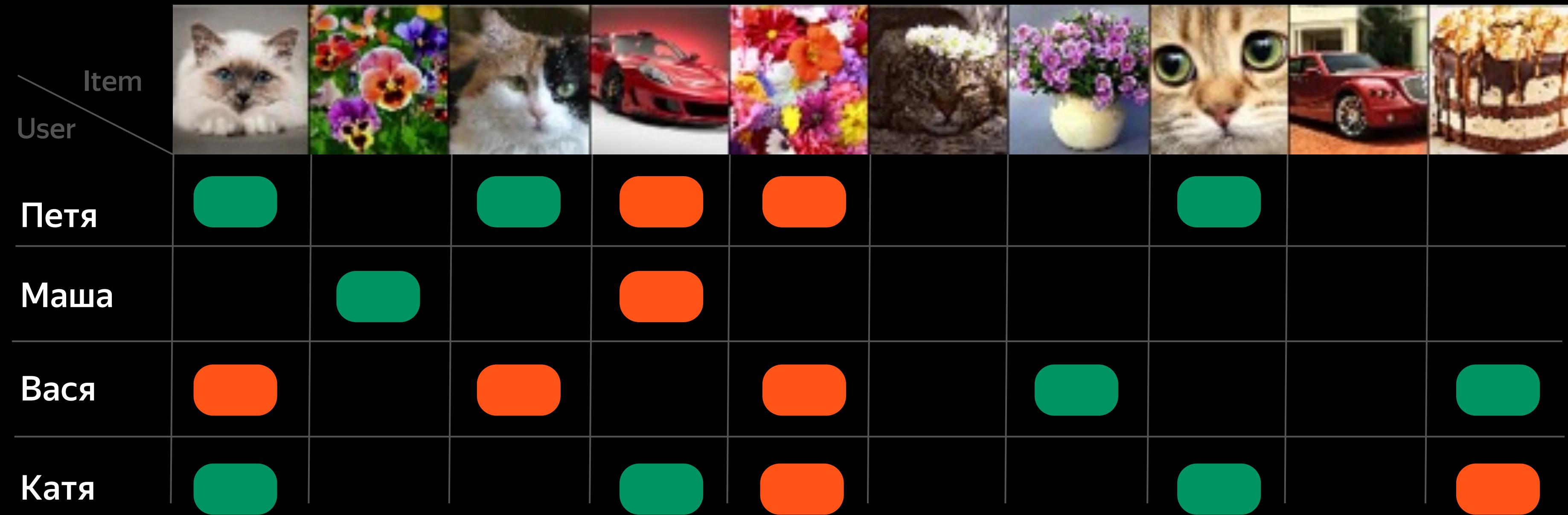
Что стоит рекомендовать Пете?

1. У Пети ярко выраженная любовь к кошкам, можно показать еще непоказанную кошку

А что делать с Катей?

Content-based рекомендации

Вернемся к примеру и посмотрим на сами айтемы



Что стоит рекомендовать Пете?

1. У Пети ярко выраженная любовь к кошкам, можно показать еще непоказанную кошку

А что делать с Катей?

2. У Кати всего одно взаимодействие с машинами, этого мало, поэтому показываем только кошек, с которыми было 2 лайка

Контентный подход

заключаются в рекомендации пользователям
таких айтемов, которые по содержанию похожи
на понравившиеся им

Пример content-based рекомендаций

Пусть каждому айтему i соответствует
эмбеддинг e_i , полученный по его содержанию.

Пример content-based рекомендаций

Пусть каждому айтему i соответствует эмбеддинг e_i , полученный по его содержанию.

Тогда пользователю u можно рекомендовать айтемы по мере близости ρ между векторами

$$\hat{r}_{ui} = \max_{j \in I_u, r_{uj} > \alpha} \rho(e_i, e_j) r_{uj}$$

Пример content-based рекомендаций

Пусть каждому айтему i соответствует эмбеддинг e_i , полученный по его содержанию.

Тогда пользователю u можно рекомендовать айтемы по мере близости ρ между векторами

$$\hat{r}_{ui} = \max_{j \in I_u, r_{uj} > \alpha} \rho(e_i, e_j) r_{uj}$$

В качестве ρ может выступать

- ❖ Скалярное произведение

$$\rho(e_i, e_j) = \sum_{k=1}^d e_{ik} e_{jk} = \langle e_i, e_j \rangle$$

Пример content-based рекомендаций

Пусть каждому айтему i соответствует эмбеддинг e_i , полученный по его содержанию.

Тогда пользователю u можно рекомендовать айтемы по мере близости ρ между векторами

$$\hat{r}_{ui} = \max_{j \in I_u, r_{uj} > \alpha} \rho(e_i, e_j) r_{uj}$$

В качестве ρ может выступать

◆ Скалярное произведение

$$\rho(e_i, e_j) = \sum_{k=1}^d e_{ik} e_{jk} = \langle e_i, e_j \rangle$$

◆ Косинусное расстояние

$$\rho(e_i, e_j) = \frac{\langle e_i, e_j \rangle}{\|e_i\| \cdot \|e_j\|}$$

◆ Etc

Пример content-based рекомендаций

Пусть каждому айтему i соответствует эмбеддинг e_i , полученный по его содержанию.

Тогда пользователю u можно рекомендовать айтемы по мере близости ρ между векторами

$$\hat{r}_{ui} = \max_{j \in I_u, r_{uj} > \alpha} \rho(e_i, e_j) r_{uj}$$

В качестве ρ может выступать

◆ Скалярное произведение

$$\rho(e_i, e_j) = \sum_{k=1}^d e_{ik} e_{jk} = \langle e_i, e_j \rangle$$

◆ Косинусное расстояние

$$\rho(e_i, e_j) = \frac{\langle e_i, e_j \rangle}{\|e_i\| \cdot \|e_j\|}$$

◆ Etc

Различные методы будут рассмотрены на лекции 3

Гибридные модели

Под гибридными моделями понимают модели рекомендательных систем, которые используют одновременно и коллаборативную и контентную информацию для построения пользовательских рекомендаций

План лекции

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

Ранжирующая модель

Ранжирующая модель

- 1 Коллаборативные и контентные модели имеют свои достоинства и недостатки

Ранжирующая модель

1 Коллаборативные и контентные модели имеют свои достоинства и недостатки

2 При рекомендациях хочется использовать контекстную информацию.
Например, предпочтения пользователя в разные дни недели могут различаться

Ранжирующая модель

- 1 Коллаборативные и контентные модели имеют свои достоинства и недостатки
- 2 При рекомендациях хочется использовать контекстную информацию.
Например, предпочтения пользователя в разные дни недели могут различаться
- 3 Полезной была бы информация про товар: бренд, цена и т. д.

Ранжирующая модель

1 Коллаборативные и контентные модели имеют свои достоинства и недостатки

2 При рекомендациях хочется использовать контекстную информацию.

Например, предпочтения пользователя в разные дни недели могут различаться

3 Полезной была бы информация про товар: бренд, цена и т. д.

На практике, как правило, используют ранжирующую модель, которая комбинирует различные признаки

Ранжирующая модель: признаки

Признаками такой модели могут быть

Ранжирующая модель: признаки

Признаками такой модели могут быть

- 1 Предсказания базовых
коллаборативных,
контентных моделей

Ранжирующая модель: признаки

Признаками такой модели могут быть

1

Предсказания базовых
коллаборативных,
контентных моделей

2

Признаки пользователя:
пол, возраст, характеристики
истории взаимодействий и т. д.

Ранжирующая модель: признаки

Признаками такой модели могут быть

- 1 Предсказания базовых коллаборативных, контентных моделей
- 2 Признаки пользователя: пол, возраст, характеристики истории взаимодействий и т. д.
- 3 Признаки объекта: цена, вес, жанр, характеристики истории взаимодействий и т. д.

Ранжирующая модель: признаки

Признаками такой модели могут быть

1 Предсказания базовых
коллаборативных,
контентных моделей

2 Признаки пользователя:
пол, возраст, характеристики
истории взаимодействий и т. д.

3 Признаки объекта:
цена, вес, жанр, характеристики
истории взаимодействий и т. д.

4 Контекстная информация:
день недели, погода,
местоположение и т. д.

Ранжирующая модель: устройство модели

Задачи, на которую такую модель можно обучать

Ранжирующая модель: устройство модели

Задачи, на которую такую модель можно обучать

1

Бинарная классификация.

Модель предсказывает
наличие или отсутствие
целевого положительного
взаимодействия

Ранжирующая модель: устройство модели

Задачи, на которую такую модель можно обучать

- 1 Бинарная классификация.
Модель предсказывает
наличие или отсутствие
целевого положительного
взаимодействия
- 2 Регрессия. Например,
модель предсказывает
длительность просмотра
видео, по которому
определяется
положительность
взаимодействия

Ранжирующая модель: устройство модели

Задачи, на которую такую модель можно обучать

- 1 Бинарная классификация. Модель предсказывает наличие или отсутствие целевого положительного взаимодействия
- 2 Регрессия. Например, модель предсказывает длительность просмотра видео, по которому определяется положительность взаимодействия
- 3 **Ранжирование.** Существуют pairwise и listwise подходы, при которых модель учится правильно упорядочивать для пользователя набор объектов

Ранжирующая модель: устройство модели

Задачи, на которую такую модель можно обучать

- 1 Бинарная классификация. Модель предсказывает наличие или отсутствие целевого положительного взаимодействия
- 2 Регрессия. Например, модель предсказывает длительность просмотра видео, по которому определяется положительность взаимодействия
- 3 Ранжирование. Существуют pairwise и listwise подходы, при которых модель учится правильно упорядочивать для пользователя набор объектов

Как правило, в качестве модели используют вариации градиентного бустинга, поскольку на текущий момент они лучше справляются с задачами на табличных данных.

Отбор кандидатов

Проблемы:

Отбор кандидатов

Проблемы:

- ❖ В реальной рекомендательной системе может быть огромное количество айтемов, порядка сотен миллионов или миллиардов

Отбор кандидатов

Проблемы:

- ❖ В реальной рекомендательной системе может быть огромное количество айтемов, порядка сотен миллионов или миллиардов
- ❖ При каждом запросе пользователя на новые рекомендации необходимо провести все айтемы через всю систему

Отбор кандидатов

Проблемы:

- ❖ В реальной рекомендательной системе может быть огромное количество айтемов, порядка сотен миллионов или миллиардов
- ❖ При каждом запросе пользователя на новые рекомендации необходимо провести все айтемы через всю систему
- ❖ Есть сложные модели, которые невозможно применять к миллионам айтемов

Отбор кандидатов

Проблемы:

- ❖ В реальной рекомендательной системе может быть огромное количество айтемов, порядка сотен миллионов или миллиардов
- ❖ Есть сложные модели, которые невозможно применять к миллионам айтемов

- ❖ При каждом запросе пользователя на новые рекомендации необходимо провести все айтемы через всю систему

Решение:

на начальном этапе отобрать относительно небольшое число кандидатов и последующие шаги применять только к ним.
Отбор кандидатов — первый шаг в пайплайне рекомендаций

Отбор кандидатов

При отборе кандидатов важно не испортить полноту подходящих товаров, чтобы вообще оставалось, из чего выбирать.

Возможные подходы:

Отбор кандидатов

При отборе кандидатов важно не испортить полноту подходящих товаров, чтобы вообще оставалось, из чего выбирать.

Возможные подходы:

- ❖ Эвристические: самые популярные товары, самые популярные среди жителей того же города и т.д.

Отбор кандидатов

При отборе кандидатов важно не испортить полноту подходящих товаров, чтобы вообще оставалось, из чего выбирать.

Возможные подходы:

- ❖ Эвристические: самые популярные товары, самые популярные среди жителей того же города и т.д.
- ❖ Коллаборативные: считаем item2item или user2user похожести

Отбор кандидатов

При отборе кандидатов важно не испортить полноту подходящих товаров, чтобы вообще оставалось, из чего выбирать.

Возможные подходы:

- ❖ Эвристические: самые популярные товары, самые популярные среди жителей того же города и т.д.
- ❖ Коллаборативные: считаем item2item или user2user похожести
- ❖ Контентные похожести: ищем близких по эмбеддингу; можно быстро выделять с помощью структур данных HNSW, FAISS и др.

Отбор кандидатов

При отборе кандидатов важно не испортить полноту подходящих товаров, чтобы вообще оставалось, из чего выбирать.

Возможные подходы:

- ❖ Эвристические: самые популярные товары, самые популярные среди жителей того же города и т.д.
- ❖ Коллаборативные: считаем item2item или user2user похожести
- ❖ Контентные похожести: ищем близких по эмбеддингу; можно быстро выделять с помощью структур данных HNSW, FAISS и др.
- ❖ Подходы, учитывающие бизнес-логики: свежее, новое

Реранкинг

Кроме того, зачастую на практике необходимо учитывать различную бизнес-логику в рекомендуемых объектах

Реранкинг

Кроме того, зачастую на практике необходимо учитывать различную бизнес-логику в рекомендуемых объектах

Например

- ❖ Ограничить количество старых или слишком длинных видео

Реранкинг

Кроме того, зачастую на практике необходимо учитывать различную бизнес-логику в рекомендуемых объектах

Например

- ❖ Ограничить количество старых или слишком длинных видео
- ❖ Обеспечить разнообразие

Реранкинг

Кроме того, зачастую на практике необходимо учитывать различную бизнес-логику в рекомендуемых объектах

Например

- ❖ Ограничить количество старых или слишком длинных видео
- ❖ Обеспечить разнообразие

Для этого после применения ранжирующей модели применяют механизм **реранкинг**.

Реранкинг

Кроме того, зачастую на практике необходимо учитывать различную бизнес-логику в рекомендуемых объектах

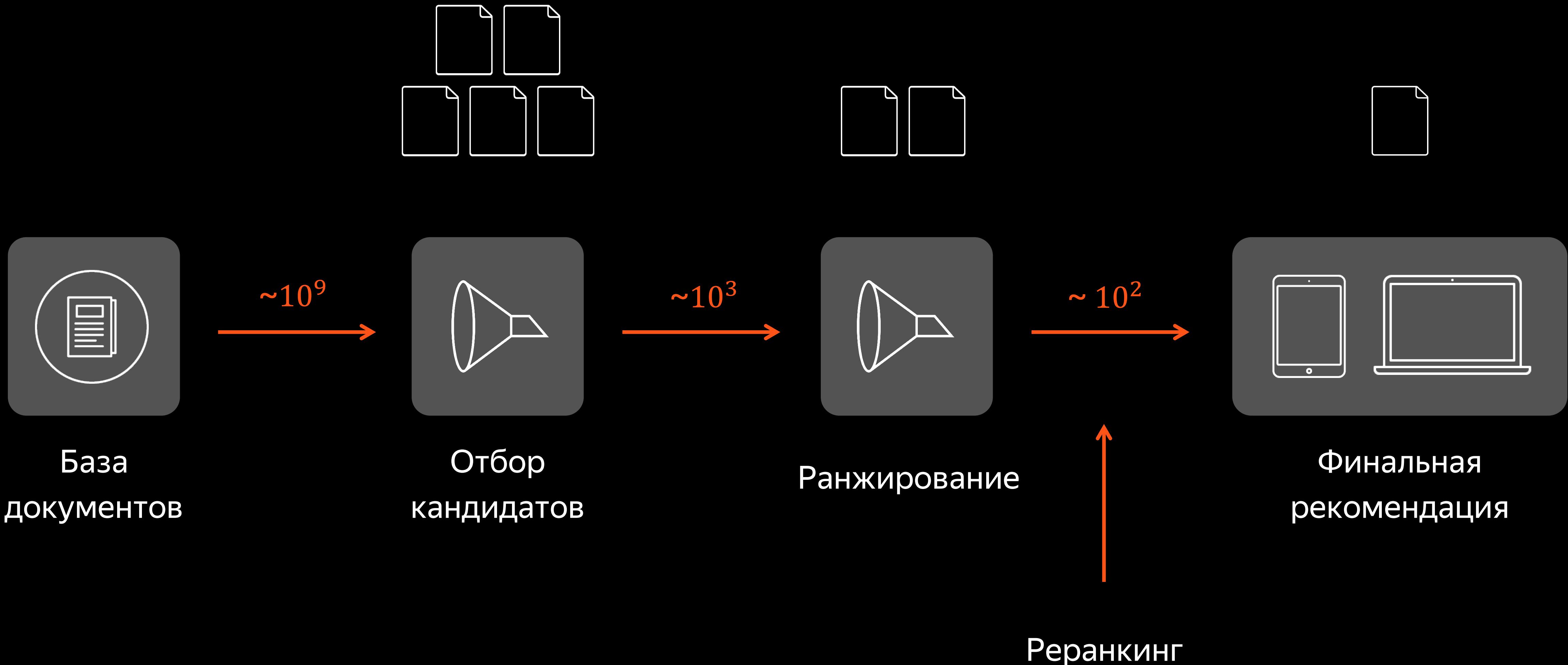
Например

- ❖ Ограничить количество старых или слишком длинных видео
- ❖ Обеспечить разнообразие

Для этого после применения ранжирующей модели применяют механизм **реранкинг**.

Отранжированные моделью объекты (топ) переранжируются с учетом требуемых условий

Итоговая схема



План лекции

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

Проблема холодного старта

1

Проблема: как что-то рекомендовать новому пользователю? Как понять, кому показывать новый товар? Как вообще начинать что либо рекомендовать?

Проблема холодного старта

- 1 Проблема: как что-то рекомендовать новому пользователю? Как понять, кому показывать новый товар? Как вообще начинать что либо рекомендовать?
- 2 Новый пользователь: попытаться узнать как можно больше информации о нем, использовать технические подходы или удлинить регистрацию, онбординг

Проблема холодного старта

1 Проблема: как что-то рекомендовать новому пользователю? Как понять, кому показывать новый товар? Как вообще начинать что либо рекомендовать?

3 Новый товар: рекомендовать, используя только контентные модели

2 Новый пользователь: попытаться узнать как можно больше информации о нем, использовать технические подходы или удлинить регистрацию, онбординг

Feedback loop

- ❖ Рекомендательная система учится на множестве примеров, которые сама же порекомендовала. Из-за этого мы можем "застрять" в локальном оптимуме, из которого сложно выбраться

Feedback loop

- ❖ Рекомендательная система учится на множестве примеров, которые сама же порекомендовала. Из-за этого мы можем "застрять" в локальном оптимуме, из которого сложно выбраться
- ❖ Также есть риски, что рекомендательная система подстроится под множество пользователей или товаров, которые смотрят сейчас больше всего

Feedback loop

- ❖ Рекомендательная система учится на множестве примеров, которые сама же порекомендовала. Из-за этого мы можем "застрять" в локальном оптимуме, из которого сложно выбраться
- ❖ Также есть риски, что рекомендательная система подстроится под множество пользователей или товаров, которые смотрят сейчас больше всего
- ❖ Простые решения:
 1. С определенной вероятностью подмешивать случайные айтемы в выдачу
 2. Стратифицировать обучающую выборку, например, по тегам, темам или популярности

О чём сегодня поговорили

1. Постановка задачи рекомендательных систем
 - Основные понятия
 - Виды фидбека
2. Коллаборативная фильтрация
3. Другие типы рекомендаций
 - Контентные модели
 - Гибридные модели
4. Рекомендательные системы на практике
 - Ранжирующая модель
 - Отбор кандидатов
 - Реранкинг
5. Особенности рекомендательных систем

Вопросы?

Владислав Гончаренко
Дзен, girafe-ai