



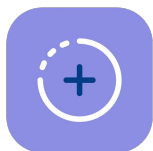
Рекомендательные системы

Введение в рекомендательные
системы



Проверить, идет ли запись

Меня хорошо видно && слышно?



Ставим “+”, если все хорошо
“-”, если есть проблемы

Тема вебинара

Введение в рекомендательные системы



Вероника Иванова

DS RecSys в Sber AI Lab, до этого в Домклик

провожу исследования в области
sequential recommender systems

руководитель курса RecSys
преподаватель курсов ML, ML Adv, Data Analyst в ОТУС

Контакты: @nica_vera



Маршрут вебинара



Цели вебинара

К концу занятия вы

1. Посмотреть на стандартные способы построения рекомендаций
2. Рассмотреть постановку задачи рекомендательной системы
3. Рассмотреть набор необходимых моделей и инструментов для её решения

Где используются рекомендательные системы



- видео: YouTube, Netflix, Око
- аудио: Spotify, Яндекс.Музыка
- товары: Amazon, Ozon, Avito, LitRes
- поиск: Google, Yandex
- соцсети: Instagram, Вконтакте

Зачем рекомендации пользователю?

- Исключение нерелевантных предложений
- Экономия времени на поиск подходящих предложений
- Улучшение пользовательского опыта
- Исследование чего-то нового

Netflix Prize

- Главный приз составлял \$1,000,000.
- Для его получения необходимо было улучшить алгоритм Netflix на 10%.
- Соревнование началось 2 октября 2006 года.
- А приз был выдан только 21 сентября 2009 года.
- Netflix никогда не использовал полученное решение из-за сложности ансамбля моделей.



Rank	Team Name	Best Test Score	% Improvement	Best Submit Time
Grand Prize - RMSE = 0.8567 - Winning Team: BellKor's Pragmatic Chaos				
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
3	Grand Prize Team	0.8582	9.90	2009-07-10 21:24:40
4	Opera Solutions and Vandelay United	0.8588	9.84	2009-07-10 01:12:31
5	Vandelay Industries !	0.8591	9.81	2009-07-10 00:32:20
6	PragmaticTheory	0.8594	9.77	2009-06-24 12:06:56
7	BellKor in BigChaos	0.8601	9.70	2009-05-13 08:14:09
8	Dace	0.8612	9.59	2009-07-24 17:18:43

https://ru.wikipedia.org/wiki/Netflix_Prize


























Постановка задачи рекомендации

U - множество пользователей,

I - множество товаров,

R - результат взаимодействия пользователей и товаров.

Также нужно знать момент времени взаимодействия пользователя с товаром.












				
				
				
				
				
				

Возможные задачи:

- предсказать неизвестные рейтинги - задача регрессии или классификации
- ранжировать товары по релевантности

Типы фидбека

- explicit - явный фидбек
оценка товара, лайк/дизлайк

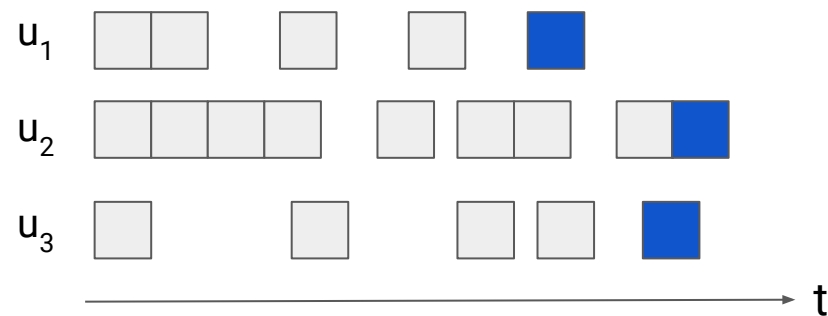
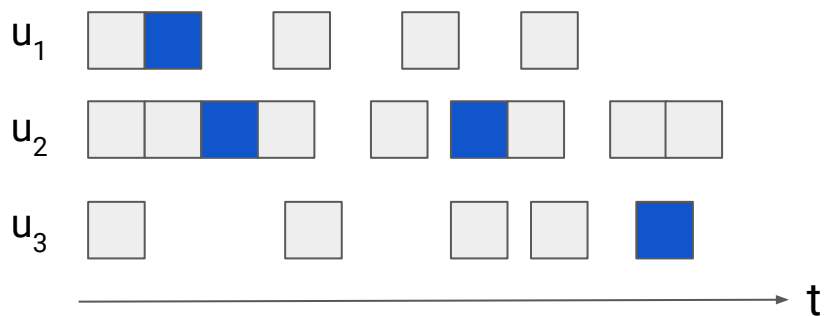
						
	5		1	1		2
		2		4		4
	4	5		1	1	2
			3	5	2	
	2		1		4	4

- implicit - неявный фидбек
клики, просмотры, время
прослушивания, прогресс чтения, ...

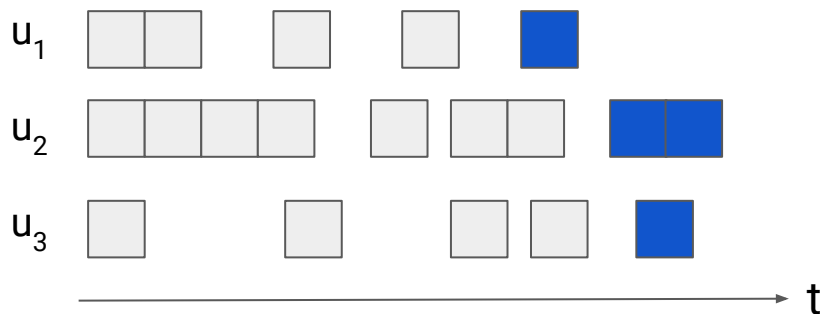
						
	✓			✓		✓
		✓			✓	
		✓		✓		
	✓		✓			
					✓	

Разбиение данных

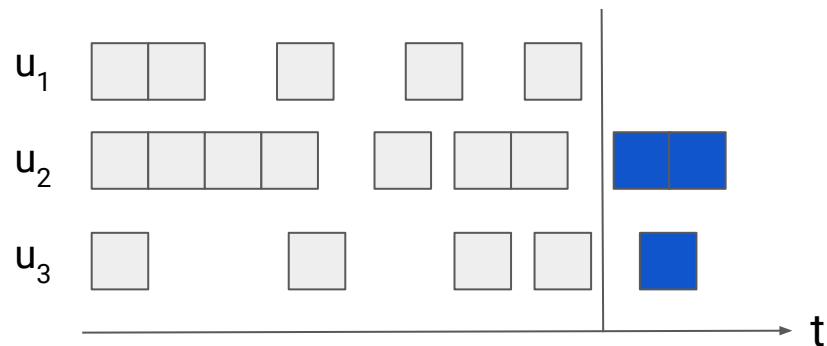
- случайно отделяем часть данных в тест - **так делать не надо!**
- отделяем одно действие каждого пользователя leave-one-out



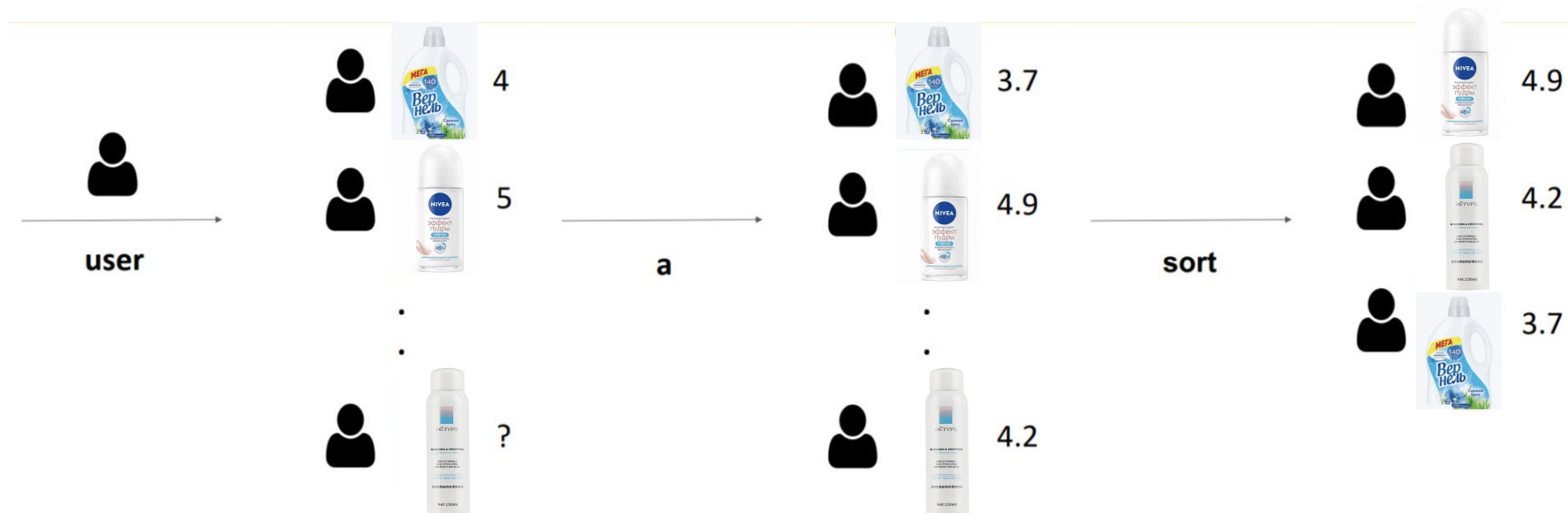
- отделяем $n\%$ последних действий каждого пользователя



- по времени (например, последний день в тест)



Ранжирование товаров по релевантности



Метрики качества в рексис

Метрики регрессии:

- RMSE
- MAE

Метрики классификации:

- precision
- recall
- HR (hit rate)

Метрики ранжирования:

- MAP (mean average precision)
- MRR (mean reciprocal rank)
- NDCG (normalized discounted cumulative gain)

<https://www.evidentlyai.com/ranking-metrics/evaluating-recommender-systems>

Метрики качества в рексис



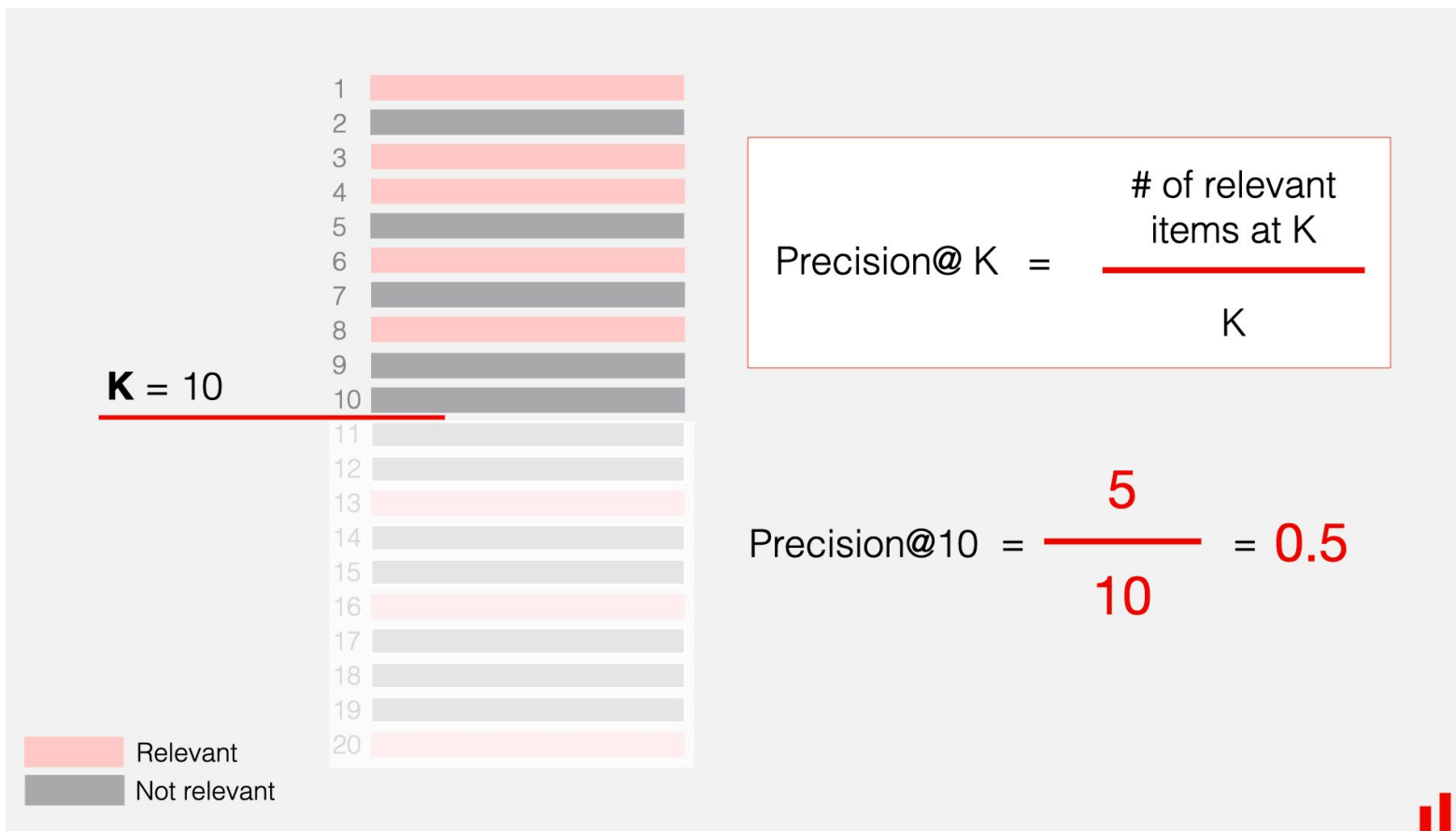
Чем плохи метрики регрессии для оценки качества рекомендаций?



2 минуты:

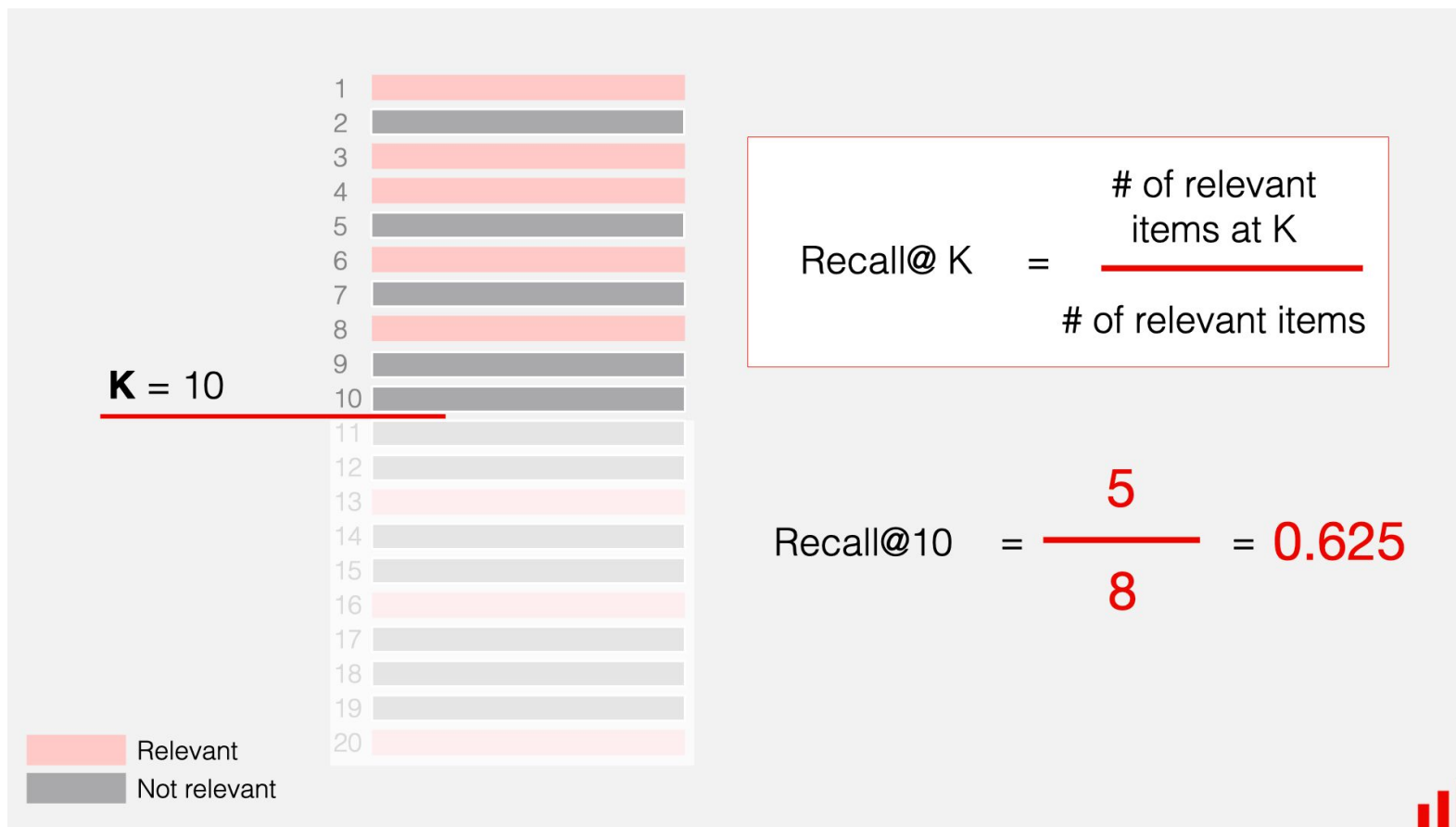
Precision@k

Показывает долю релевантных объектов среди рекомендованных



Recall@k

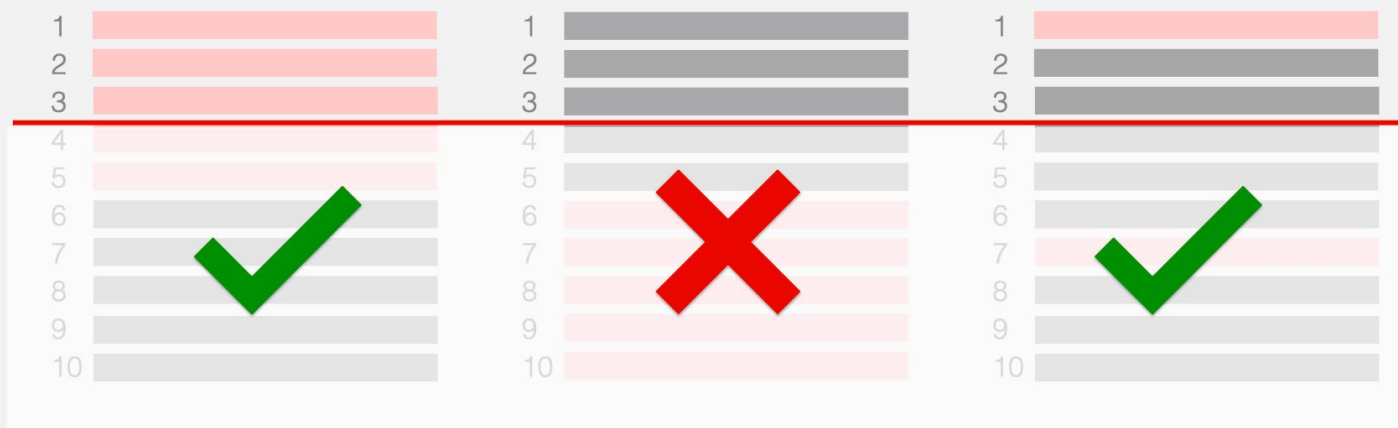
Показывает долю релевантных объектов среди всех релевантных



HitRate@k

Показывает долю пользователей с релевантными рекомендациями

Hit rate @ 3



$$\text{Hit rate} = 2/3 = 0.67$$

Relevant
Not relevant



MRR@k

Показывает, насколько далеко в выдаче стоит первый релевантный объект

First relevant item

$$\text{Reciprocal Rank} = 1/2 = 0.5$$

Rank	Item
1	Item A
2	Item B
3	Item C
4	Item D
5	Item E

 Relevant
 Not relevant




MAP@k

Показывает среднее значение precision, посчитанное для выдачи размером от 1 до k.

Rank	Item	Precision@k
------	------	-------------

1		$1/1 = 1$
---	---	-----------

2		$1/2 = 0.5$
---	---	-------------

3		$1/3 = 0.33$
---	---	--------------

4		$2/4 = 0.5$
---	---	-------------

5		$3/5 = 0.6$
---	--	-------------

6		$3/6 = 0.5$
---	---	-------------

Average precision

$$AP@6 = \frac{1 + 0.5 + 0.6}{3} = 0.7$$

 Not relevant  Relevant

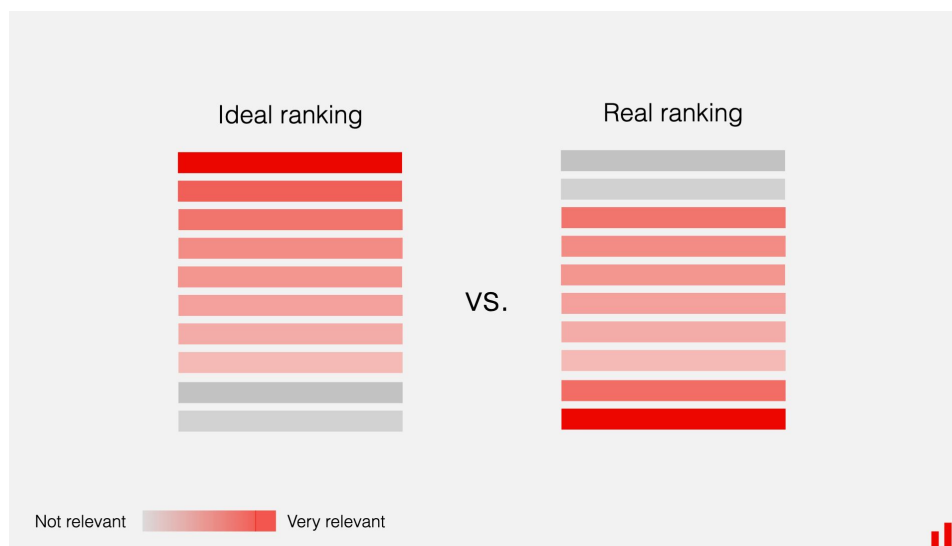


NDCG@k

Учитывает релевантность и позицию объекта в выдаче.

$$NDCG@K = \frac{DCG@K}{IDCG@K}$$

$$DCG@K = \sum_{i=1}^K \frac{rel_i}{\log_2(i+1)}$$



NDCG@k

K = 3

1	2	3	4	5
Red	Gray	Red	Gray	Light Red

$$DCG@3 = \frac{1}{\log_2(1+1)} + \frac{0}{\log_2(1+2)} + \frac{1}{\log_2(1+3)}$$
$$DCG@3 = 1 + 0 + 0.5 = 1.5$$

$$DCG@K = \sum_{k=1}^K \frac{rel_i}{\log_2(i+1)}$$

K = 3

1	2	3	4	5
Red	Red	Gray	Gray	Light Red

$$DCG@3 = \frac{1}{\log_2(1+1)} + \frac{1}{\log_2(1+2)} + \frac{0}{\log_2(1+3)}$$
$$DCG@3 = 1 + \frac{1}{1.585} + 0 \approx 1.63$$

Дополнительные метрики

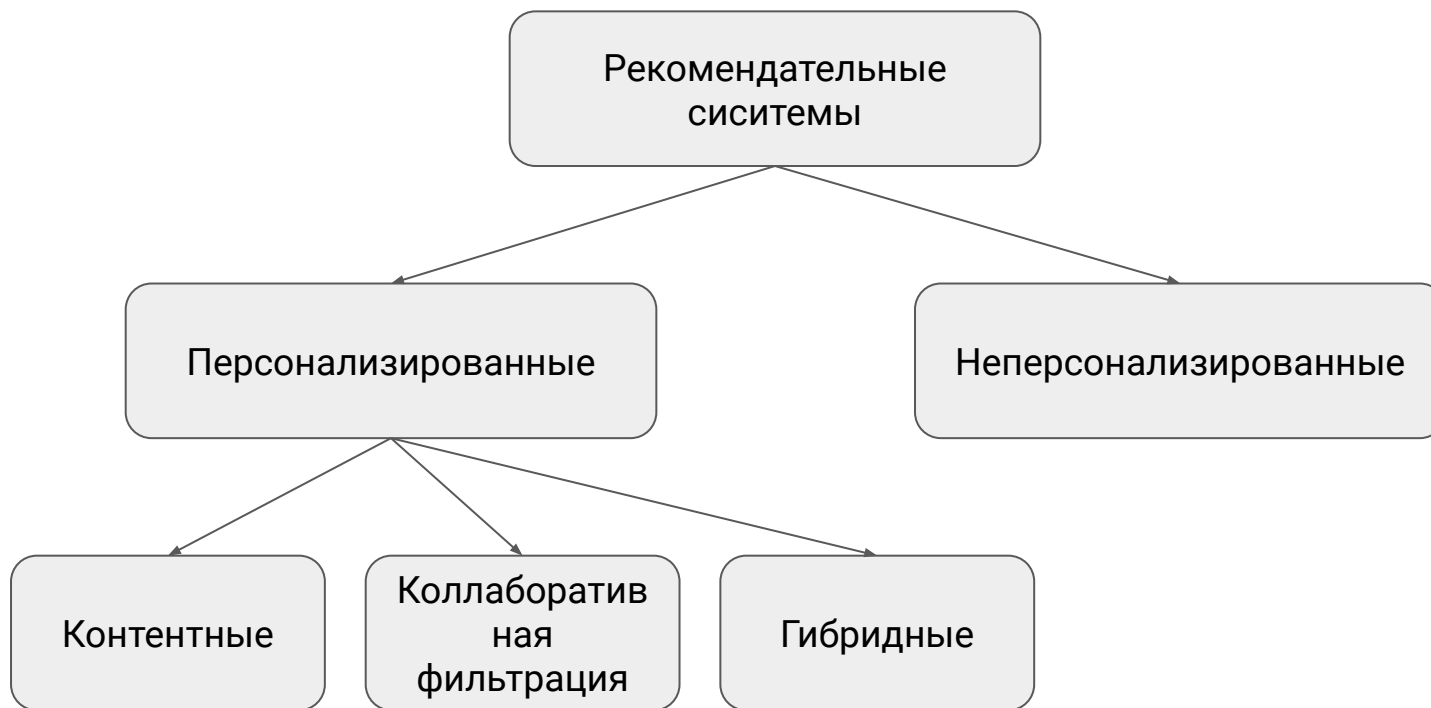
Coverage (покрытие) - доля объектов, которые хотя бы раз попали в рекомендации.

Diversity (разнообразие) - число рекомендаций из разных категорий, степень различия рекомендаций между сессиями пользователя, различие рекомендаций между пользователями.

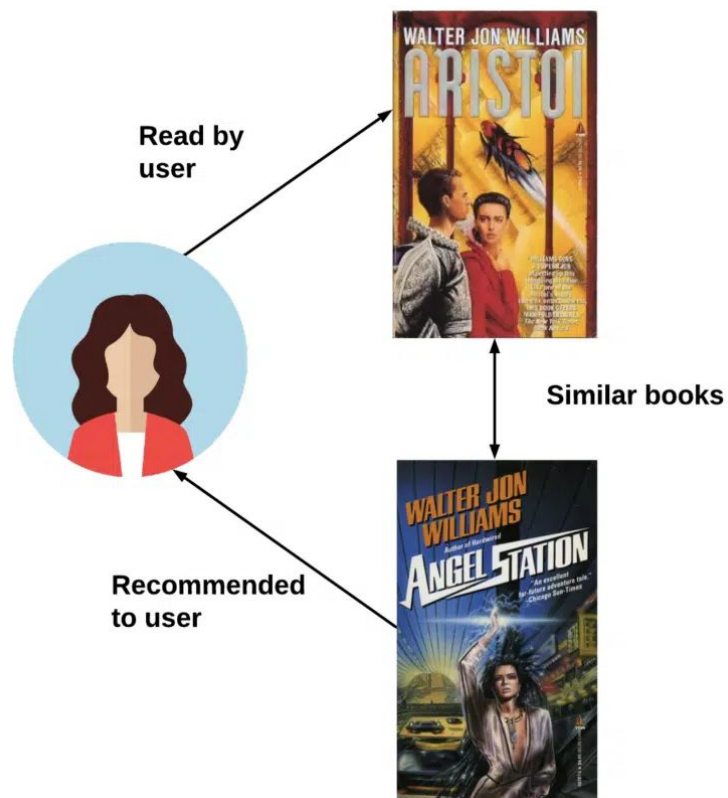
Novelty (новизна) - характеризует количество непопулярных объектов в рекомендации.

Serendipity (неожиданность) - характеризует способность рекомендовать объекты пользователю, о которых он не знал, но они понравились.

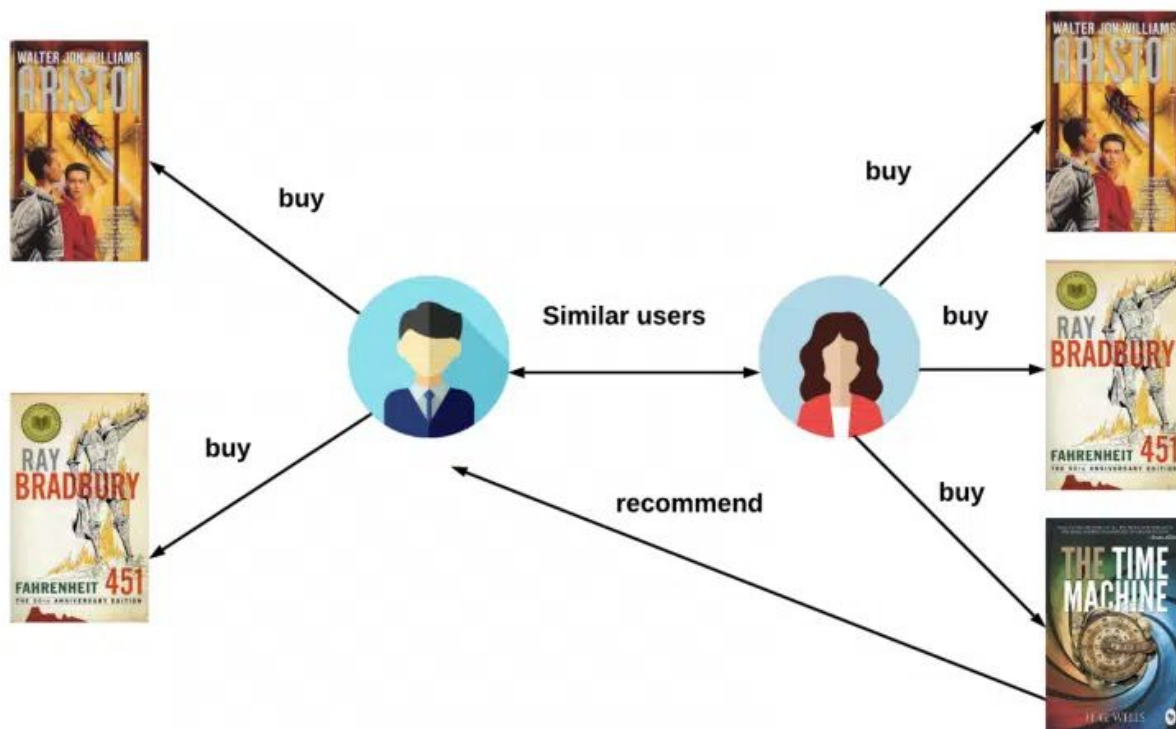
Классификация рекомендательных моделей



Content-based filtering



Collaborative filtering



Вопросы?



Ставим “+”,
если вопросы есть



Ставим “-”,
если вопросов нет

Рефлексия

Цели вебинара

Проверка достижения целей

1. Посмотрели на стандартные способы построения рекомендаций
2. Рассмотрели постановку задачи рекомендательной системы
3. Рассмотрели набор необходимых моделей и инструментов для её решения

Вопросы для проверки

Вопросы для проверки по всему вебинару

Какие из метрик увеличиваются монотонно с ростом k ?

- Precision@k
 - Recall@k
 - HitRate@k
-

Спасибо за внимание!



Иванова Вероника

PhD в Skoltech, DS в Сбере

tg @nica_vera

