

# ГИБРИДНЫЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ



Артур Сапрыкин

—

# ПЛАН ЗАНЯТИЯ

## ПЛАН ЗАНЯТИЯ

---

1

типология  
гибридных  
систем

2

lightFM

3

learning-to-rank

---

# ТИПОЛОГИЯ ГИБРИДНЫХ СИСТЕМ

## Стекинг (обогащение фич)

- фичи по содержанию:
  - фильм про зомби
  - снят в 90-х
- предсказания других алгоритмов
  - вероятность понравиться по ALS - 0.8
  - предсказанная оценка по kNN - 4.7

## Блендинг (взвешивание)

	алгоритм А			алгоритм В			гибрид	
0,3 *	item1	5.0	+0,7 *	item1	3.0	=	item1	3.6
	item2	0.0		item2	5.0		item2	3.5
	item3	3.0		item3	4.0		item3	3.7

## Смешивание

алгоритм А	
item1	5.0
item2	4.0
item3	3.0

алгоритм В	
item4	5.0
item5	4.0
item6	3.0

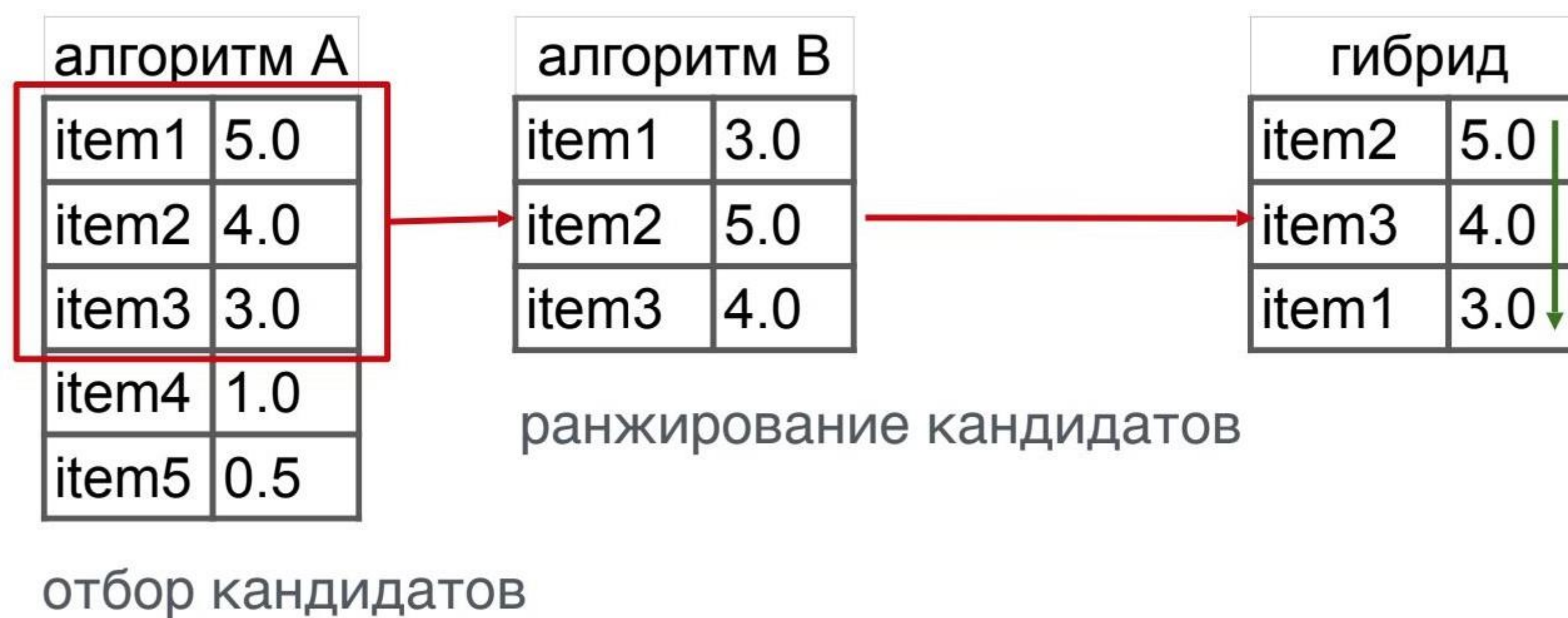
гибрид	
item1	5.0
item3	5.0
item2	4.0
item5	4.0

## Комбинирование фич

- фичи по содержанию:
  - фильм про зомби
  - снят в 90-х
- коллаборативные фичи
  - а ещё нравится пользователю А
  - но не нравится пользователю Б

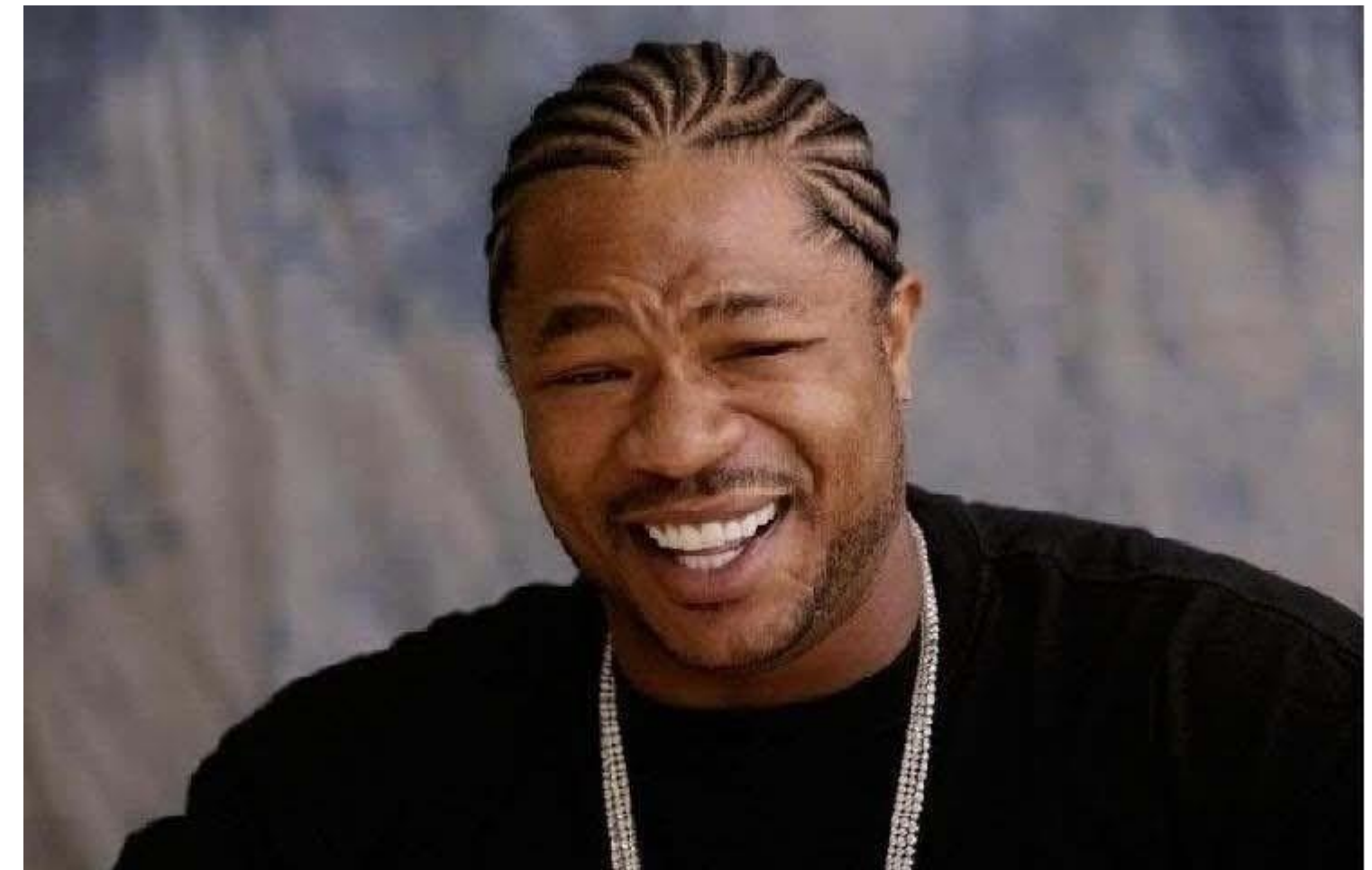


## Каскадные рекомендации



## Метарекомендации

алгоритм рекомендует,  
какой алгоритм лучше  
выбрать в данной  
ситуации



### Резюме

- гибридизация часто улучшает качество рекомендаций
- иногда положительно сказывается на разнообразии
- не гарантирует решения всех проблем, связанных с тем или иным подходом

—

ПРАКТИКА

# Гибридная рекомендательная система

Задача - рекомендации на главной странице сервиса в разделе “Персональная подборка”

---

## Что делать?

1. Датасет ml-latest
2. Вспомнить подходы, которые мы разбирали
3. Выбрать понравившийся подход к гибридным системам
4. Написать свою :)

## Сколько есть времени?

25 минут

—

LIGHTFM

## Действующие лица

$u \in U$  – пользователи

$i \in I$  – объекты

$(u, i) \in U \times I = S_+ \sqcup S_-$

– положительные и отрицательные взаимодействия

## Действующие лица

$F^U$  – всевозможные свойства пользователей

$f_u \subset F^U$  – свойства пользователя  $u$  (в том числе `id`)

$e_f^U$  – вектор скрытых факторов фичи  $f$



## Действующие лица

$F^I$  – всевозможные свойства объектов

$f_i \subset F^I$  – свойства объекта  $i$  (в том числе  $id$ )

$e_f^I$  – вектор скрытых факторов фичи  $f$

## Предсказанная релевантность

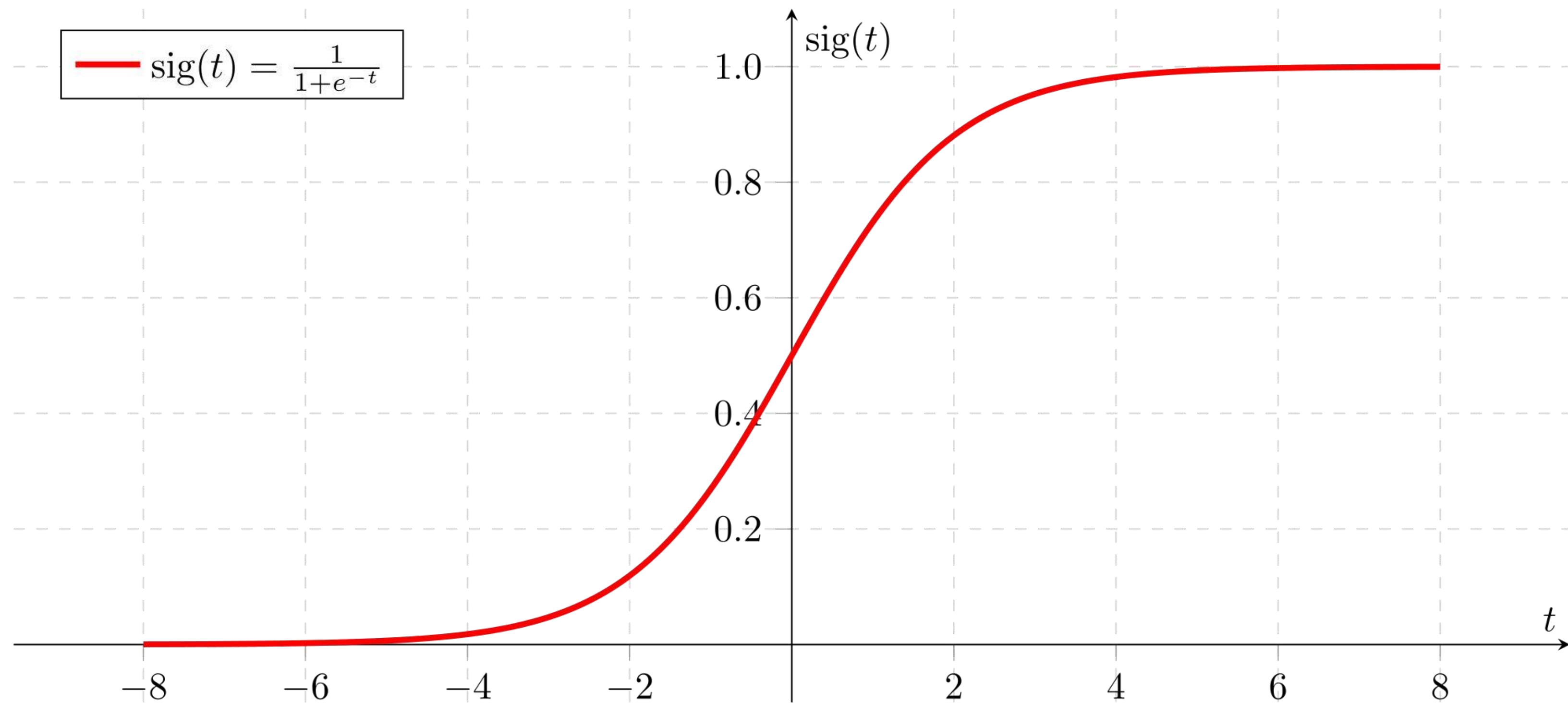
$$\hat{r}(u, i) = \sigma \left( \left( \sum_{f \in f_u} \mathbf{e}_f^U \right) \cdot \left( \sum_{f \in f_i} \mathbf{e}_f^I \right) + \sum_{f \in f_i} b_f^U + \sum_{f \in f_i} b_f^I \right)$$



скалярное произведение

LIGHTFM

# Сигмоида



## Функция правдоподобия

$$L\left(\mathbf{e}^U, \mathbf{e}^I, \mathbf{b}^U, \mathbf{b}^I\right) = \prod_{(u,i) \in S^+} \hat{r}_{ui} \times \prod_{(u,i) \in S^-} (1 - \hat{r}_{ui})$$

(максимум находится с помощью SGD)

## Негативный сэмплинг

$$\begin{aligned}\ln L(e^U, e^I, b^U, b^I) &= \ln \prod_{(u,i) \in S^+} \hat{r}_{ui} \prod_{(u,i) \in S^-} (1 - \hat{r}_{ui}) \\ &= \sum_{(u,i) \in S^+} \ln \hat{r}_{ui} + \sum_{(u,i) \in S^-} \ln (1 - \hat{r}_{ui}) \\ &= \sum_{(u,i) \in S} p_{ui} \ln \hat{r}_{ui} + (1 - p_{ui}) \ln (1 - \hat{r}_{ui})\end{aligned}$$

## Логарифм правдоподобия

- все наблюдаемые взаимодействия - положительные
- часть ненаблюдаемых можно считать отрицательными
- отбирать, какие именно, можно случайно

Ничего не напоминает?

$$\sum_{(u,i) \in S} p_{ui} \ln \hat{r}_{ui} + (1 - p_{ui}) \ln (1 - \hat{r}_{ui}) \longrightarrow \min$$

$$\hat{r}_{ui} = \sigma \left( e_f^U \cdot e_f^I + b_f^U + b_f^I \right)$$

## LightFM vs ALS (функция ошибок)

$$\sum_{(u,i) \in S} p_{ui} \ln \hat{r}_{ui} + (1 - p_{ui}) \ln (1 - \hat{r}_{ui}) \longrightarrow \min$$

$$\sum_{(u,i) \in S} (p_{ui} - \hat{r}_{ui})^2 \longrightarrow \min$$



## LightFM vs ALS (релевантность)

$$\hat{r}_{ui} = \sigma \left( e_f^U \cdot e_f^I + b_f^U + b_f^I \right)$$

$$\hat{r}_{ui} = e_f^U \cdot e_f^I + b_f^U + b_f^I$$

—

ПРАКТИКА

# lightFM

Задача - рекомендации на главной странице сервиса в разделе “Персональная подборка”

---

## Что делать?

1. Датасет тот же ml-latest
2. Использовать LastFM
3. Взять любого пользователя и посмотреть на результаты предсказаний
4. Сравнить с рекомендациями из ALS

## Сколько есть времени?

**20 минут**

—

# LEARNING-TO-RANK

## Постановка задачи

- фичи: порядок (ранжирование) списка объектов
- таргет: насколько порядок соответствует реальному

## Способы решения

- element-wise
- pair-wise
- list-wise (за рамками этого курса)

## Element-wise

- определяем функцию “веса” каждого элемента
- сортируем список по весу
- по сути, обычная задача классификации/регрессии

## Pair-wise (общая идея)

- для каждой пары элементов определяем функцию “выбора”
- любой список можно упорядочить, переставляя пары
- у функции выбора должны быть дополнительные свойства



## Что такое (строгий) порядок?

- неверно, что  $x > x$
- неверно, что  $x > y$  и  $y > x$
- если  $x > y$  и  $y > z$ , то  $x > z$

## Примеры функции “выбора”

$$x \succ y \iff f(x) - f(y) > 1$$

$$x \succ y \iff f(x) - f(y) > 0$$

$$x \succ y \iff \ln \sigma(f(x) - f(y)) > 0$$

—

ВОПРОСЫ