Гибридные рекомендательные системы



Юлия Пономарева

О спикере:

- Data Scientist
- автор YouTube-канала machine learrrning
- работала в ITMO и Napoleon IT

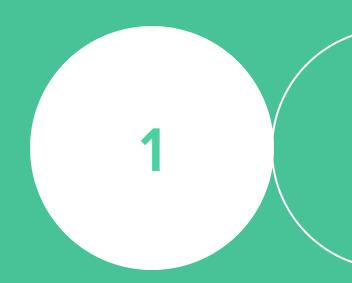


План занятия

- 1 Типология гибридных систем
- 2 LightFM



Типология гибридных систем



Стекинг (обогащение фич)

Фичи по содержанию:

- Фильм про зомби
- Снят в 90-е

Предсказания других алгоритмов:

- Вероятность понравиться по ALS 0.8
- Предсказанная оценка по kNN 4.7

Блендинг (взвешивание)

	алгоритм А		
	item1	5.0	
0,3 *	item2	0.0	
	item3	3 3.0	

	алгори	итм В	
eran.	item1	3.0	
*	item2	5.0] =
	item3	4.0	

гибрид		
item1	3.6	
item2	3.5	
item3	3.7	

Комбинирование фич

Фичи по содержанию:

- Фильм про зомби
- Снят в 90-е

Коллаборативные фичи:

- А ещё нравится пользователю А
- Но не нравится пользователю Б

Каскадные рекомендации



Резюме

- Гибридизация часто улучшает качество рекомендаций
- Иногда положительно сказывается на разнообразии
- Не гарантирует решение всех проблем, связанных с тем или иным подходом



Практика



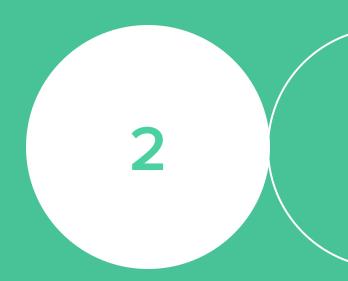
Гибридная рекомендательная система

Задача: рекомендации на главной странице сервиса в разделе «Персональная подборка»

Что делать

- 1. Датасет ml-latest
- 2. Вспомнить подходы, которые мы разобрали
- 3. Выбрать понравившийся подход к гибридным системам

LightFM



Действующие лица

$$u \in U$$
 -пользователи

$$i \in I$$
 – объекты

$$(u,i) \in U imes I = S_+ \sqcup S_- \ \ _{ ext{взаимодействия}}$$

Действующие лица

- Обучаются векторы для каждой фичи
- Пользователь сумма векторов его фичей

$$F^U$$
 —всевозможные свойства пользователей $f_u \subset F^U$ —свойства пользователя u, в том числе id \mathbf{e}^U_f —вектор скрытых факторов фичи f

Действующие лица

- Обучаются векторы для каждой фичи
- Объект сумма векторов его фичей

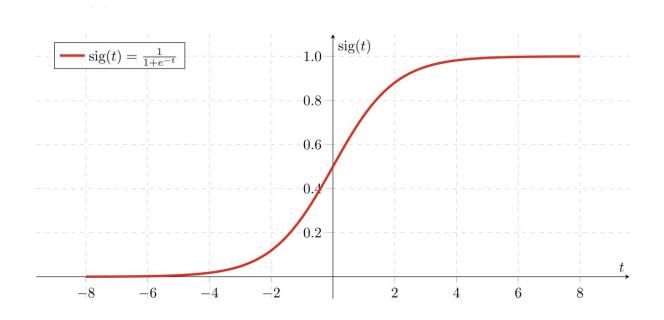
$$F^I$$
 —всевозможные свойства объектов $f_i\subset F^I$ —свойства объекта і, в том числе ід \mathbf{e}_f^I —вектор скрытых факторов фичи f

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

Сигмоида



Функция правдоподобия

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

максимум находится с помощью SGD

Логарифм правдоподобия

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

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

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

Негативный семплинг

- Все наблюдаемые взаимодействия положительные
- Часть наблюдаемых можно считать отрицательными
- Отбирать, какие именно, можно случайно

Практика



LightFM

Задача: рекомендации на главной странице сервиса в разделе «Персональная подборка»

Что делать

- 1. Датасет тот же ml-latest
- 2. Использовать LightFM
- 3. Взять любого пользователя, посмотреть на результаты предсказаний

Сколько есть времени

20 минут

Гибридные рекомендательные системы

