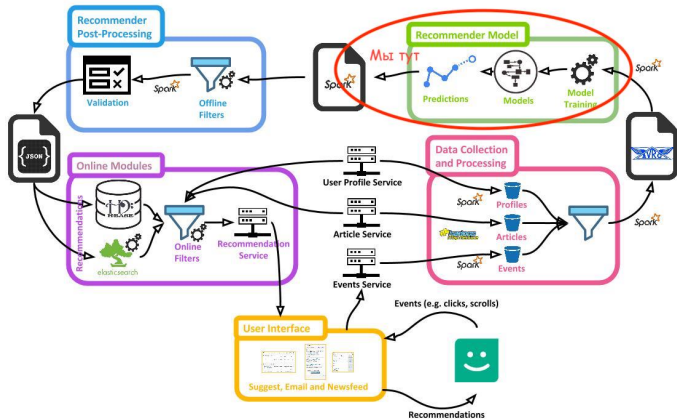


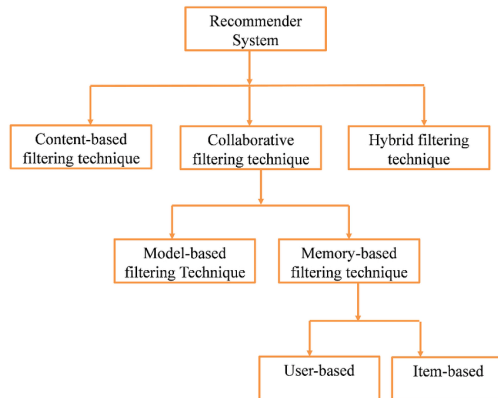
Классические алгоритмы рекомендаций

Николай Анохин

28 февраля 2022 г.

Контекст





Content-based RS



Пример: интуиция

Нравится:

- Возвращение короля
- Король былого и грядущего
- Война мага

Не нравится:

- Новый ум короля

Что порекомендуем?

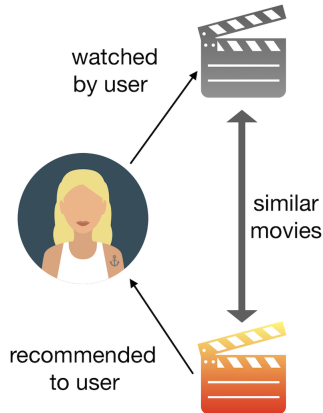
- Битва королей
- Война и мир



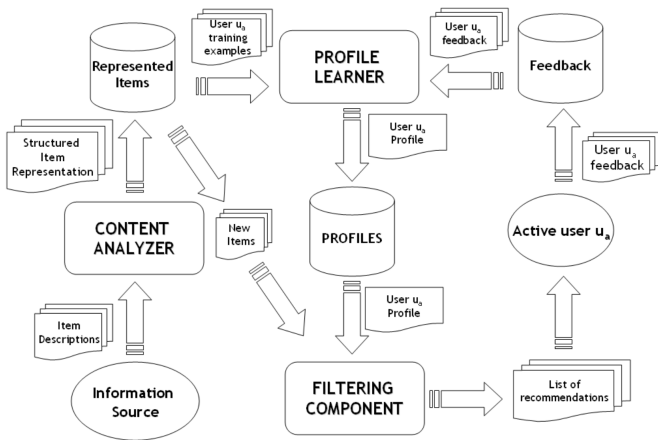
Content-based RS

Идея

Рекомендуем пользователю ай-темы, похожие на те, что нравились ей раньше



Архитектура CBRS [RRSK10]



Анализ контента

Данные	Признаки
Табличные	



Анализ контента

Данные	Признаки
Табличные	Категориальные / числовые
Текст	

Анализ контента

Данные	Признаки
Табличные	Категориальные / числовые
Текст	BOW / TF-IDF / BM25 / NN Эмбединги
Картинки	



Анализ контента

Данные	Признаки
Табличные	Категориальные / числовые
Текст	BOW / TF-IDF / BM25 / NN Эмбединги
Картинки	SIFT / SURF / NN Эмбединги
Музыка	



Анализ контента

Данные	Признаки
Табличные	Категориальные / числовые
Текст	BOW / TF-IDF / BM25 / NN Эмбединги
Картинки	SIFT / SURF / NN Эмбединги
Музыка	Spectral



Supervised профили пользователей

Модель

$$p(u \text{ likes } i) = f(x_i, x_u, \theta)$$

$$recommendations = \arg_i \text{ top } k \ p(u \text{ likes } i)$$

Обучаемые параметры:

- x_u – профиль пользователя
- θ – параметры модели

Данные:

- $\{(x_i, u_j \text{ likes } x_i)\}^N$

Примеры моделей:

- Naive Bayes
- Rocchio
- Meta-learning



Unsupervised профили пользователей

Идея

Храним айтемы, с которыми взаимодействовал пользователь, и рекомендуем ближайшие к ним.

Когда айтемов у пользователя слишком много:

- Храним последние
- Кластеризуем и храним представления кластеров [PEZ⁺20]



Пример: формально

Naive Bayes

Нравится:

- Возвращение короля
- Король былого и грядущего
- Война мага

Не нравится:

- Новый ум короля

Что порекомендуем?

1. Битва королей
2. Война и мир

$$p(c|d) \sim p(c)p(d|c) =$$

$$= p(c) \prod_j p(w_j|c) \sim \log p(c) + \sum_j \log p(w_j|c)$$

$$p(w_j|c) = \frac{N_{jc} + \alpha}{N_c + \alpha|V|}$$

Размер словаря $|V| = 10$, $\alpha = 1$

Вероятности классов $p(+) = 3/4$, $p(-) = 1/4$

Скоры документов

$$p(+|1) \sim \log 3/4 + \log 1/13 + \log 3/13$$

$$p(-|1) \sim \log 1/4 + \log 1/11 + \log 1/11$$

$$s(1) = p^*(+|1) - p^*(-|1) = 2.69$$



Известные использования

- Spotify: Deep content-based music recommendation [vdODS13]
- Ozon: Векторное представление товаров Prod2Vec: как мы улучшили матчинг и избавились от кучи эмбеддингов [OZO]

Итоги

Плюсы

- Рекомендации строятся независимо для каждого пользователя
- Рекомендации часто можно объяснить
- Естественная поддержка холодного старта айтемов

Минусы

- Полагаются на (несовершенные) техники анализа контента
- Нет поддержки холодного старта пользователей
- Отсутствие новизны: умеют рекомендовать только похожие айтемы



Neighbourhood-based Collaborative Filtering

Пример: интуиция [LRU14]

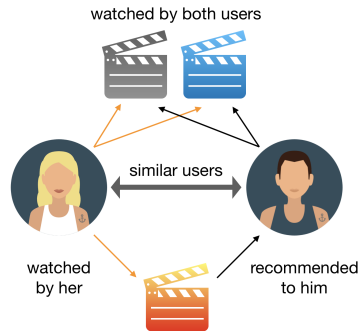
	HP1	HP2	HP3	TW	SW1	SW2	SW3
A	4			5	1		
B	5	5	4	?	?	2	
C				2	4	5	
D		3					3



Collaborative filtering¹-based RS

Идея

Рекомендуем пользователю ай-темы, которые понравились похожим на нее пользователям. Пользователи похожи, если они похоже оценивают одни и те же ай-темы.



¹Оскар за худшее название алгоритма

User-based

$$\hat{r}_{ui} = h^{-1} \left(\frac{\sum_{v \in N_i(u)} w_{uv} h(r_{vi})}{\sum_{v \in N_i(u)} w_{uv}} \right)$$

Item-based

$$\hat{r}_{ui} = h^{-1} \left(\frac{\sum_{j \in N_u(i)} w_{ij} h(r_{uj})}{\sum_{j \in N_u(i)} w_{ij}} \right)$$

- $N_i(u)$ – соседи пользователя u , которые оценили айтем i
- $N_u(i)$ – соседи айтема i , которые оценила пользователь u
- w_{uv}, w_{ij} – веса соседей
- h – функция нормализации



Как вычислить веса w_{uv} , w_{ij} ?

$$\cos(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} r_{ui} r_{vi}}{\sqrt{\sum_{i \in I_u} r_{ui}^2 \sum_{i \in I_v} r_{vi}^2}}$$

$$\text{pearson}(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2 \sum_{i \in I_{uv}} (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}$$



Дано:

100 айтеров

1000 пользователей

10000 рейтингов равномерно распределены по пользователям и айтерам

Вопрос:

Сколько в среднем общих айтеров у пары пользователей?

Сколько в среднем общих пользователей у пары айтеров?

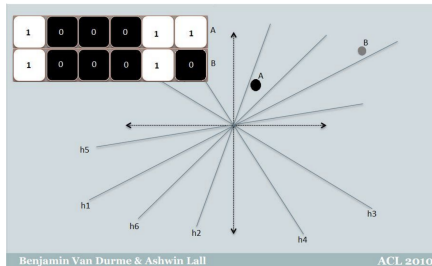
Небольшое количество надежных соседей лучше, чем много ненадежных

- User-based ($|U| < |I|$)
- Item-based ($|U| > |I|$)



Locality-Sensitive Hashing для приближенного поиска соседей

The general idea of LSH is to use a family of functions (“LSH families”) to hash data points into buckets, so that the data points which are close to each other are in the same buckets with high probability, while data points that are far away from each other are very likely in different buckets.



Benjamin Van Durme & Ashwin Lall

ACL 2010



Пример: формально

	HP1	HP2	HP3	TW	SW1	SW2	SW3
A	4			5	1		
B	5	5	4	?	?	2	
C				2	4	5	
D		3					3

Нормализация: $h(r) = r$ Веса

$$\cos(A, B) = \frac{4 \cdot 5}{\sqrt{4^2} \sqrt{5^2}} = 0.38$$

$$\cos(B, C) = ?$$

$$r(TW) = ? \quad r(SW1) = ?$$



Плюсы

- Простота и интуитивность: рекомендации можно объяснить.
- Небольшое количество параметров
- Не нужно обучать, удобно добавлять новых пользователей и айтемы

Минусы

- User-based: очень много пользователей для поиска NN
- Item-based: как понять, для каких айтемов считать рейтинги?
- Разреженность пространства



Model-based Collaborative Filtering



Model-based CF

Идея

Выучим модель, которая поможет заполнить “пробелы” в user-item матрице.

	HP1	HP2	HP3	TW	SW1	SW2	SW3
A	4			5	1		
B	5	5	4	?	?	2	
C				2	4	5	
D		3					3



Бейзлайн

Модель

$$b_{ui} = \mu + b_u + b_i$$

- μ – средний рейтинг
- b_u – bias пользователя
- b_i – bias айтема

Оптимизируем

$$\sum_{u,i} (b_{ui} - \mu - b_u - b_i)^2 + \lambda_1 b_u^2 + \lambda_2 b_i^2 \rightarrow \min_{b_u, b_i}$$



SVD

Модель

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T p_u$$

- q_i – латентное представление айтема
- p_u – латентное представление пользователя

Оптимизируем

$$\sum_{u,i} (r_{ui} - \mu - b_u - b_i - q_i^T p_u)^2 + \lambda(b_u^2 + b_i^2 + \|q_i\|^2 + \|p_u\|^2) \rightarrow \min_{b_u, b_i, p_u, q_i}$$



Как оптимизировать

$$\sum_{u,i} (r_{ui} - \mu - b_u - b_i - q_i^T p_u)^2 + \lambda(b_u^2 + b_i^2 + \|q_i\|^2 + \|p_u\|^2)$$

- ALS [HKV08]
 1. фиксируем p_u, b_u , оптимизируем q_i, b_i – получем линрег 1
 2. фиксируем q_i, b_i , оптимизируем p_u, b_u – получем линрег 2
 3. повторяем до сходимости
- SGD



SVD++

Модель

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T \left(p_u + \frac{1}{\sqrt{|R(u)|}} \sum_j y_j \right)$$

- y_j – латентное представление айтемов, на которые пользователь дал implicit feedback до оценки айтема i



Time SVD++

Модель

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u(t_{ui}) + b_i(t_{ui}) + q_i^T \left(p_u(t_{ui}) + \frac{1}{\sqrt{|R(u)|}} \sum_j y_j \right)$$

- t_{ui} – время, когда пользователь оценил айтем



LightFM [Kul15]

Модель

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T p_u$$
$$q_i = \sum_{j \in f_i} v_j, \quad p_u = \sum_{j \in f_u} w_j$$

- f_i – признаки айтема
- v_j – латентное представление признаков айтема
- f_u – признаки пользователя
- w_j – латентное представление признаков пользователя



Альтернативные loss-функции: classification vs regression

Случай implicit feedback похож скорее на задачу классификации, чем регрессии

$$\hat{p}_{ui}(r = 1) = \sigma(\mu + b_u + b_i + q_i^T p_u)$$

Лосс: кросс-энтропия



Альтернативные loss-функции: ranking with BPR [RFGST09]

Правильное ранжирование важнее, чем точное предсказание рейтинга / фидбэка

$$\hat{p}(u \text{ prefers } i \text{ to } j) = \sigma(\hat{x}_{uij}) = \sigma(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj})$$

Лосс:

$$-\sum \log p(u \text{ prefers } i \text{ to } j) + \lambda \|\theta\|^2$$



Альтернативные loss-функции: WARP [Wil16]

Можно умно семплировать негативные примеры – так, чтобы сложность негативных примеров увеличивалась, когда модель становится точнее.

Дано: пользователь + позитивный айтем

1. Семплируем негативные, пока не найдем неправильно отранжированную пару. Делаем шаг обновления.
2. Чем больше пришлось семплировать, тем меньше learning rate шага обновления.



Плюсы

- Качество рекомендаций

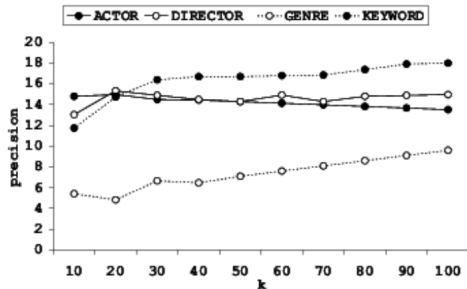
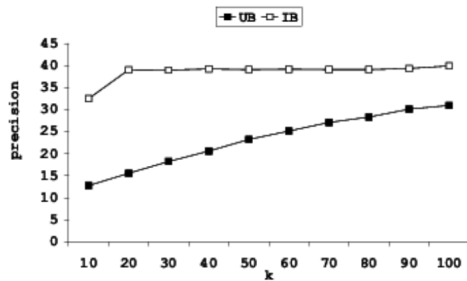
Минусы

- Сложные алгоритмы оптимизации
- Проблемы с холодным стартом



Итоги

CB vs CF



CF Flavors

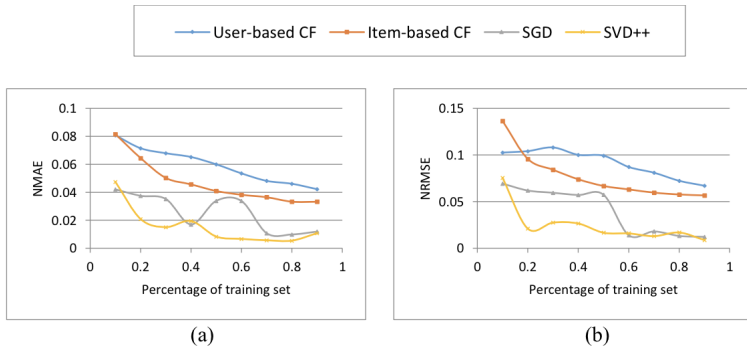


Figure 6. Performance comparison of different recommendation algorithms at different training ratios







Существуют ситуации, в которых могут пригодиться как СВ, так и CF подходы

Некоторые из них даже реализованы на спарке





Литература I

-  Yifan Hu, Yehuda Koren, and Chris Volinsky, *Collaborative filtering for implicit feedback datasets*, Proceedings of the 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining (USA), ICDM '08, IEEE Computer Society, 2008, p. 263–272.
-  Maciej Kula, *Metadata embeddings for user and item cold-start recommendations*, Proceedings of the 2nd Workshop on New Trends on Content-Based Recommender Systems co-located with 9th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2015), Vienna, Austria, September 16-20, 2015. (Toine Bogers and Marijn Koolen, eds.), CEUR Workshop Proceedings, vol. 1448, CEUR-WS.org, 2015, pp. 14–21.
-  Jure Leskovec, Anand Rajaraman, and Jeffrey David Ullman, *Mining of massive datasets*, 2nd ed., Cambridge University Press, USA, 2014.
-  Векторное представление товаров *prod2vec*: как мы улучшили матчинг и избавились от кучи эмбедингов.



Литература II

-  Aditya Pal, Chantat Eksombatchai, Yitong Zhou, Bo Zhao, Charles Rosenberg, and Jure Leskovec, *Pinnersage: Multi-modal user embedding framework for recommendations at pinterest*, Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (New York, NY, USA), KDD '20, Association for Computing Machinery, 2020, p. 2311–2320.
-  Steffen Rendle, Christoph Freudenthaler, Zeno Gantner, and Lars Schmidt-Thieme, *Bpr: Bayesian personalized ranking from implicit feedback*, Proceedings of the Twenty-Fifth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (Arlington, Virginia, USA), UAI '09, AUAI Press, 2009, p. 452–461.
-  Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, and Paul B. Kantor, *Recommender systems handbook*, 1st ed., Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2010.



Литература III

-  Aaron van den Oord, Sander Dieleman, and Benjamin Schrauwen, *Deep content-based music recommendation*, Advances in Neural Information Processing Systems (C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, eds.), vol. 26, Curran Associates, Inc., 2013.
-  Benjamin Wilson, *Warp loss for implicit-feedback recommendation*, Mar 2016.

