

Рекомендательная система чая

Дробин М.Е. (МФТИ ГУ)

<2020-02-12 Ср>

Contents

1	Введение	1
1.1	Ситуация №1. Рекомендации в категории	2
1.2	Ситуация №2. Рекомендации на главной	2
2	Постановка задачи	3
2.1	Коллаборативная фильтрация	3
2.2	Контентные модели	3
3	Обзор литературы	4
4	Список литературы	4
5	Ссылки	6

Abstract

1 Введение





Рекомендательные системы прочно вошли в нашу жизнь. Youtube, google, умная новостная лента в vk, EdgeRank в fb [1]

Но есть области, где вместо рекомендательных систем придерживаются экспертных знаний. Как, например, в чайной индустрии.

По данным [Zion Market Research](#) мировой рынок чая будет расти и с 49 миллионов долларов в 2017 будет показывать 4.5% совокупный среднегодовой темп роста (CAGR) между 2018 и 2024 годами. Такой рост, по мнениям экспертов, обусловлен трендом на здоровый образ жизни, включая полезные эффекты от потребления чая [2]

1.1 Ситуация №1. Рекомендации в категории

Нашли, что на сайте компании Мойчай.ру

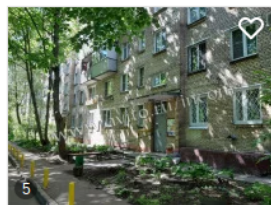
ВСЕГО: 146		Показать все	сорт	по новизне по возрастанию цены по убыванию цены по популярности
				
ТАЙВАНЬСКИЙ УЛУН Цзин Чжи Улун Ча	ТАЙВАНЬСКИЙ УЛУН Цуй Люань Улун (улун с Нефритового Пика)	ТАЙВАНЬСКИЙ УЛУН Диншу Цилай Шань Улун		
2300.0 Р	3200.0 Р	3863.0 Р		
				

Нет сортировки чая в продаже по релевантности, которая привычна для сайтов с музыкой или сайтами с кинофильмами.

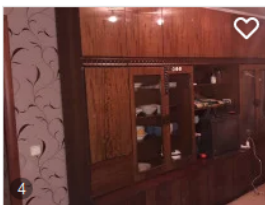
Идея здесь проста - можно добавить сортировку по усмотрению модели. В каждой категории модель сортирует товары. Более релевантные товары оказываются “выше”. Следовательно, вероятность покупки увеличивается

1.2 Ситуация №2. Рекомендации на главной

Рекомендации для вас



Комната 7.9 м² в 3-к, 8/9 эт.
1 200 000 Р
Долгопрудный
13 сентября 10:10



Комната 17.1 м² в 2-к, 1/5 эт.
1 900 000 Р
Долгопрудный
25 сентября 10:45



Комната 19.8 м² в 1-к, 2/2 эт.
1 599 000 Р
Долгопрудный
26 сентября 11:44



Комната 13 м² в 2-к, 1/16 эт.
1 749 000 Р
Долгопрудный
17 сентября 13:20

Модель оценивает предпочтения пользователя в целом и выводит наиболее рекомендуемые товары. Так сделано, например, на Avito

2 Постановка задачи

Мы будем рассуждать в терминах пользователей (users, U) и товаров (items, I), но все методы подходят для рекомендаций любых объектов. Будем считать, что для некоторых пар пользователей $u \in U$ и товаров $i \in I$ известны оценки r_{ui} , которые отражают степень заинтересованности пользователя в товаре. Вычисление таких оценок — отдельная тема. Например, в интернет-магазине заинтересованность может складываться из покупок товара и просмотров его страницы, причём покупки должны учитываться с большим весом. В социальной сети заинтересованность в материале может складываться из времени просмотра, кликов и явного отклика (лайки, репосты); это всё тоже должно суммироваться с различными весами. Не будем сейчас останавливаться на этом вопросе, а перейдём к основной задаче. Требуется по известным рейтингам r_{ui} научиться строить для каждого пользователя u набор из k товаров $I(u)$, наиболее подходящих данному пользователю — то есть таких, для которых рейтинг r_{ui} окажется максимальным. Самый распространённый подход в данном случае — сформировать признаки, характеризующие пользователя, товар и их взаимодействия, и обучить модель, которая по данным признакам будет предсказывать рейтинг. Это может быть ранжирующая модель, которая сортирует все товары для данного пользователя; может быть и обычная поточечная модель. Ниже мы рассмотрим некоторые простые методы рекомендаций, оценки которых, как правило, используются в качестве признаков для итоговой модели

2.1 Коллаборативная фильтрация

Методы коллаборативной фильтрации строят рекомендации для пользователя на основе похожестей между пользователями и товарами

2.2 Контентные модели

В коллаборативной фильтрации используется информация о предпочтении пользователей и об их сходствах, но при этом никак не используются свойства самих пользователей или товаров. При этом мы можем обладать дополнительными данными — например, текстовыми описаниями или категориями товаров, данными из профиля пользователя. Из этих данных

можно сформировать признаковое описание пары (пользователь, товар) и пытаться предсказывать рейтинг по этим признакам с помощью каких-либо моделей (линейных, композиций деревьев и т.д.)

3 Обзор литературы

Рекомендательные системы - ключевые технологии для задачи предложения пользователю релевантный ему контент, услугу или товар на основе интересов пользователя и его покупательной истории [3]. Более чем десяти - летие - возросло использование рекомендательных систем и глобальные ИТ корпорации, такие как Google, Facebook, Netflix, Amazon начали активно использовать рекомендательные системы для увеличения продаж [1, 4, 5]. Рекомендательные системы разделяют на коллаборативную фильтрацию и контентные модели.[3, 6, 7]

Так как для чая редко применяли рекомендательные системы, приведены исследования применения рекомендательных систем к еде в общем. Рекомендательные системы для еды предлагают персонализированные рекомендации рецептов, обедов, ингредиентов[8, 9, 10, 11, 12, 13]

Ge et al. разработали персонализированную систему рекомендации рецептов [12]. Они также предлагают рекомендательную систему, которые помогают в рекомендациях еды поддерживать здоровую диету[12]

Pinxteren et al. предлагают метод рекомендации более здоровых альтернатив привычным часто выбираемым блюдам[11]

В отличии от приведенных работ, эта нацелена на применений уже известных контентных и коллаборативных алгоритмов рекомендательных систем к задаче рекомендации чая на основе данных от компании Мойчай.ру. В конце будут проведены стат. тесты на практическую ценность этой идеи.

4 Список литературы

References

- [1] Maryam Jallouli, Sonia Lajmi, and Ikram Amous. Designing recommender system: Conceptual framework and practical implementation. *Procedia Computer Science*, 112:1701–1710, 2017.
- [2] Beate Goetzke, Sina Nitzko, and Achim Spiller. Consumption of organic and functional food. a matter of well-being and health. *Appetite*, 77:96–105, Jun 2014.

- [3] F.O. Isinkaye, Y.O. Folajimi, and B.A. Ojokoh. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, 16(3):261–273, Nov 2015.
- [4] Dietmar Jannach, Paul Resnick, Alexander Tuzhilin, and Markus Zanker. Recommender systems—. *Communications of the ACM*, 59(11):94–102, Oct 2016.
- [5] Bhavik Pathak, Robert Garfinkel, Ram D. Gopal, Rajkumar Venkatesan, and Fang Yin. Empirical analysis of the impact of recommender systems on sales. *Journal of Management Information Systems*, 27(2):159–188, Oct 2010.
- [6] and . : . , 17(3):85–103, 08 2012.
- [7] Jieun Son, Seoung Bum Kim, Hyunjoong Kim, and Sungzoon Cho. Review and analysis of recommender systems. *Journal of Korean Institute of Industrial Engineers*, 41(2):185–208, Apr 2015.
- [8] Jill Freyne and Shlomo Berkovsky. Intelligent food planning. *Proceedings of the 15th international conference on Intelligent user interfaces - IUI '10*, 2010.
- [9] Onno Zoeter. Recommendations in travel. *Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems - RecSys '15*, 2015.
- [10] Longqi Yang, Cheng-Kang Hsieh, Hongjian Yang, John P. Pollak, Nicola Dell, Serge Belongie, Curtis Cole, and Deborah Estrin. Yum-me. *ACM Transactions on Information Systems*, 36(1):1–31, Jul 2017.
- [11] Youri van Pinxteren, Gijs Geleijnse, and Paul Kamsteeg. Deriving a recipe similarity measure for recommending healthful meals. *Proceedings of the 15th international conference on Intelligent user interfaces - IUI '11*, 2011.
- [12] Mouzhi Ge, Mehdi Elahi, Ignacio Fernández-Tobías, Francesco Ricci, and David Massimo. Using tags and latent factors in a food recommender system. *Proceedings of the 5th International Conference on Digital Health 2015 - DH '15*, 2015.
- [13] Chun-Yuen Teng, Yu-Ru Lin, and Lada A. Adamic. Recipe recommendation using ingredient networks. *Proceedings of the 3rd Annual ACM Web Science Conference on - WebSci '12*, 2012.

5 Ссылки

Основные понятия и обозначения в машинном обучении. Воронцов К.В.
Матричные разложения и рекомендательные системы