Софийски университет "Св. Кл. Охридски"

Факултет по математика и информатика

Курсов Проект

на тема:

"Препоръчваща система за книги"





Изготвено от: Надежда Францева Ф.Н. 8МІ3400357

Курс: "ИИ, І курс", Учебна година: 2023/2024

Преподаватели: д-р Милен Чечев

Съдържание

1	УЕ	ВОД	2
		РЕГЛЕД НА ОБЛАСТТА	
_	• • • • • • • • • • • • • • • • • • • •	ГЕГЛЕД ПА ОБЛАСТТА	2
3	ПЕ	РОЕКТИРАНЕ	2
4	PE	ЕАЛИЗАЦИЯ, ТЕСТВАНЕ/ЕКСПЕРИМЕНТИ	2
	4.1	Използвани технологии, платформи и библиотеки	2
	4.2	Реализация/Провеждане на експерименти	2
5	34	АКЛЮЧЕНИЕ	3
6	ИЗ	ЗПОЛЗВАНА ЛИТЕРАТУРА	4

1 Увод

Проектът има за цел да направи препоръки за книги, базирани на оценки, дадени от потребители. Използвайки алгоритми за колаборативно филтриране, сравнени с хибридния матричен факторизиращ модел LightFM, проектът ще помогне на читателите да намерят най-подходящите за тях книги, осигурявайки по-приятно и обогатяващо прекарване на свободното време.

2 Преглед на областта

За проекта са използвани различни алгоритми за колаборативно филтриране, както и хибридния матричен факторизиращ модел LightFM. Колаборативното филтриране е един от най-широко използваните методи за изграждане на препоръчващи системи, като основната му идея е да прави препоръки въз основа на сходства между потребителите или между елементите (в случая - книги).

В този проект са разгледани и оценени следните алгоритми:

- **Slope One**: Прост и ефективен алгоритъм, който изчислява прогнозни рейтинги на база средните разлики в оценките между елементите.
- **CoClustering**: Алгоритъм, който разделя потребителите и елементите в клъстери, като извършва препоръки въз основа на тези клъстери.
- SVD (Singular Value Decomposition): Алгоритъм, който използва матрична факторизация за намиране на латентни фактори, които описват предпочитанията на потребителите и характеристиките на елементите.
- **SVD**++: Разширение на SVD, което взема предвид не само оценките, но и липсващите оценки на потребителите.
- **LightFM**: Хибриден матричен факторизиращ модел, представящ потребители и елементи като линейни комбинации от латентните фактори на характеристиките на тяхното съдържание. Използва различни техники за максимизиране на точността на препоръките, включително WARP (Weighted Approximate-Rank Pairwise).

Всеки от тези алгоритми беше тестван и сравнени по показатели като средна квадратна грешка (RMSE) и средна абсолютна грешка (MAE). Алгоритьмът с най-ниска грешка бе избран като най-подходящ за препоръчващата система.

3 Проектиране

За реализиране на системата е използван следният модел на данни: https://www.kaggle.com/datasets/zygmunt/goodbooks-10k . Пускат се различните алгоритми, като се изчисляват техните времена за обучение, за обработка на данните, както и техните грешки (*RMSE*, *MAE*). Резултатите се показват в табличен вид. Правят се няколко експеримента с различна стойност за regularization term. От резултатите се

правят изводи за най-оптимален алгоритъм, като се гледат стойностите на грешките. Избира се въпросният алгоритъм и се извеждат най-добрите предложения за книги, които да бъдат препоръчани на всеки от потребителите.

4 Реализация, тестване/експерименти

4.1 Използвани технологии, платформи и библиотеки

Проектът е реализиран под формата на *Colab Notebook* - https://colab.research.google.com/drive/1iNdDvF4sxdkC8wWyGNPG990oPSoiFa_5?usp=sh aring

Използвани са данни от Kaggle.

За предварителна обработка се използват *Pandas* и *Numpy*.

За анализ на алгоритмите се използва библиотеките Surprise и LightFM.

4.2 Реализация/Провеждане на експерименти

В *Colab Notebook*-а, където е реализиран проекта, върху данните от *Kaggle* за оценки от потребители за различни типове места се прави предварителна обработка посредством *Pandas* и *Numpy*. Направено е сравнение между 4 алгоритъма - *SlopeOne*, *CoClustering*, *SVD*, *SVDpp*. Критериите за сравнение са относителната квадратична грешка, абсолютната грешка, както и времето за изпълнение. Във времето за изпълнение се включват времената за обучение (трениране) и тези за упражняване на наученото върху тестовия набор от данни. (Табл. 1)

Collaborative Filtering Algorithms	RMSE	MAE	Time
SlopeOne CoClustering SVD SVDpp	0.873 0.844	0.668 0.66	0:02:31 0:04:19 0:02:54 0:10:49

Табл. 1 – резултати от сравнение на алгоритмите (default reg term)

Обучителното и тестовото множество са направени на принципа на крос валидацията от цялото множество. Експерименти се провеждат на база на различни стойности на regularization term – default (0.02), 0.1, 0.5 и 0.85.

+	+		++
Collaborative Filtering Algorithms	RMSE	MAE 	Time
SlopeOne CoClustering SVD SVDpp	0.873 0.839	0.668 0.658	0:02:15 0:03:42 0:02:43 0:10:47

Табл. 2 -резултати от сравнение на алгоритмите (reg term = 0.1)

Collaborative Filtering Algorithms	 RMSE	+ MAE +	+ Time
SlopeOne CoClustering SVD SVDpp	0.873 0.85	0.667 0.676	0:02:16 0:03:45 0:02:42 0:10:39

Табл. 3 -резултати от сравнение на алгоритмите (reg term = 0.5)

Collaborative Filtering Algorithms	+ RMSE +	+ MAE +	++ Time
SlopeOne CoClustering SVD SVDpp	0.874 0.864	0.669 0.69	0:02:15 0:03:45 0:02:38 0:10:30

Табл. 4 – резултати от сравнение на алгоритмите (reg term = 0.85)

От получените резултати Collaborative Filtering Algorithms разбираме, че за конкретните данни най-добре би сработил SVD++ алгоритъма. Използвайки него, можем да изведем най-добри препоръки за всеки от потребителите. Примери за някои от тях :

```
24383 ['Gates of Fire: An Epic Novel of the Battle of Thermopylae', 'Batman: The Killing Joke', 'The Invention of Hugo Cabret', 'Avatar: The Last Airbender (The Promise, #1)', 'Avatar: The Last Airbender (The Promise, #2)']
```

Резултатите могат да се прочетат като:

На потребител с ID 24383 би било най-подходящо да се предложи следната книга: Gates of Fire: An Epic Novel of the Battle of Thermopylae (Огнените порти: Епичен роман за битката при Термопилите), по-малко, но доста вероятно е той да хареса препоръки за книгите: Batman: The Killing Joke (Батман: Убийствената шега) и The Invention of Hugo Cabret (Изобретението на Хюго Кабре), Avatar: The Last Airbender (Аватар: Последният повелител на въздуха) 1 и 2 също биха представлявали интерес за него.

По-късно добавихме и хибридния матричен факторизиращ модел **LightFM и** получихме следните препоръки:

Препоръчани книги за потребител с ID 24383:

- 1. Jasper Jones
- 2. The Taming of the Queen (The Plantagenet and Tudor Novels, #11)
- 3. Hope Was Here
- 4. The King's Buccaneer (Krondor's Sons, #2)

- 5. The Element: How Finding Your Passion Changes Everything
- 6. Palace of Stone (Princess Academy, #2)
- 7. Bloody Jack (Bloody Jack, #1)
- 8. The Pleasure of My Company
- 9. The River Why
- 10. A Little Something Different

Използвайки него, получаваме следните стойности на грешките:

RMSE: 4.412217503544822 MAE: 4.190378279120978

LightFM е хибриден модел, който използва както съдържателна информация, така и колаборативно филтриране. Ако не е налична достатъчно съдържателна информация, това може да повлияе на ефективността му.

5 Заключение

От направеното проучване можем да заключим, че за конкретния набор от данни, най-добре работи алгоритъмът SVD++. Той дава най-малка стойност на RMSE и MAE грешките. Най-малка грешка означава най-голяма вероятност препоръката на системата да се хареса на потребителя.

Като идея за по-нататъшно развитие е намирането на още корпуси от данни, както и прилагането на алгоритми за конкретизиране на препоръката до точно определена книга.

6 Използвана литература

- [1] https://www.kaggle.com/gspmoreira/recommender-systems-in-python-101
- $\label{lem:commend} \begin{tabular}{l} [2] $https://learn.fmi.uni-sofia.bg/pluginfile.php/498129/mod_resource/content/1/Recommende \\ $r.Systems_Handbook.pdf \end{tabular}$
- [3]https://learn.fmi.uni-sofia.bg/pluginfile.php/498130/mod_resource/content/1/practical_rec_sys_2019.pdf
- [3]https://surprise.readthedocs.io/en/stable/index.html
- [4]https://making.lyst.com/lightfm/docs/home.html