

Сравнение методов построения рекомендательных систем, основанных на матричных разложениях

Команда:

Алгебраический эскадрон

Состав:

- Сергей Грозный
- Роман Кравченко
- Дмитрий Шмыголь
- Александра Симонова

Введение

- U, I - множество пользователей и товаров
- r_{ui} - результат взаимодействия пользователя u и товара i
- $\mathcal{D} = \{(u, i) \mid \text{if } \exists r_{ui}, u \in U, i \in I\}$ - обучающая выборка
- Целевая функция f : $f(u, i) = \hat{r}_{ui} \approx r_{ui}$
- Приложения:
 1. Рекомендации видео (YouTube, Netflix, HBO)
 2. Рекомендации аудио (Spotify, Яндекс.Музыка, Apple Music)
 3. Рекомендации товаров (Amazon, Avito, LitRes)

Постановка задачи

- Изучение и сравнение самых популярных методов, основанных на матричных разложениях, применительно к задаче рекомендации фильмов на основе набора данных MovieLens
- Измерение качества:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (x_i - \hat{x}_i)^2}$$

Построение решения

- Набор данных MovieLens:
 - 610 пользователей
 - ~10 тыс. фильмов
 - ~100 тыс. оценок
- Тестовая выборка: 10% от датасета
- Основные методы:
 - SVD
 - PMF
 - Funk SVD
 - SLIM

Func SVD

	User	Item			
		W	X	Y	Z
A			4.5	2.0	
B		4.0		3.5	
C			5.0		2.0
D			3.5	4.0	1.0

Rating Matrix

\approx

	User	Item			
		W	X	Y	Z
A		1.2	0.8		
B		1.4	0.9		
C		1.5	1.0		
D		1.2	0.8		

User Matrix

\times

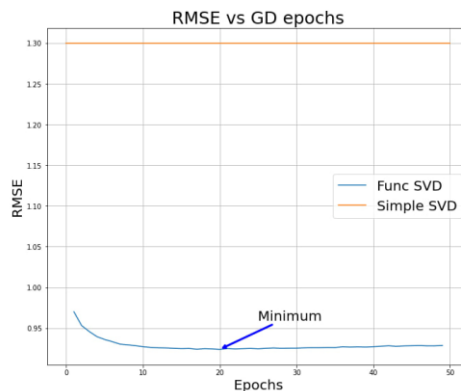
	Item	Item			
		W	X	Y	Z
		1.5	1.2	1.0	0.8
		1.7	0.6	1.1	0.4

Item Matrix

Гиперпараметры

Оптимизация гиперпараметров проходила по сетке

- α коэффициент обучения
значения сетки : [0.001, 1]
- λ коэффициент регуляризации
значения сетки : [0.0001, 20]
- количество итераций в градиентном спуске
см график
- f размерность матриц P и Q
значения сетки : [5,400]



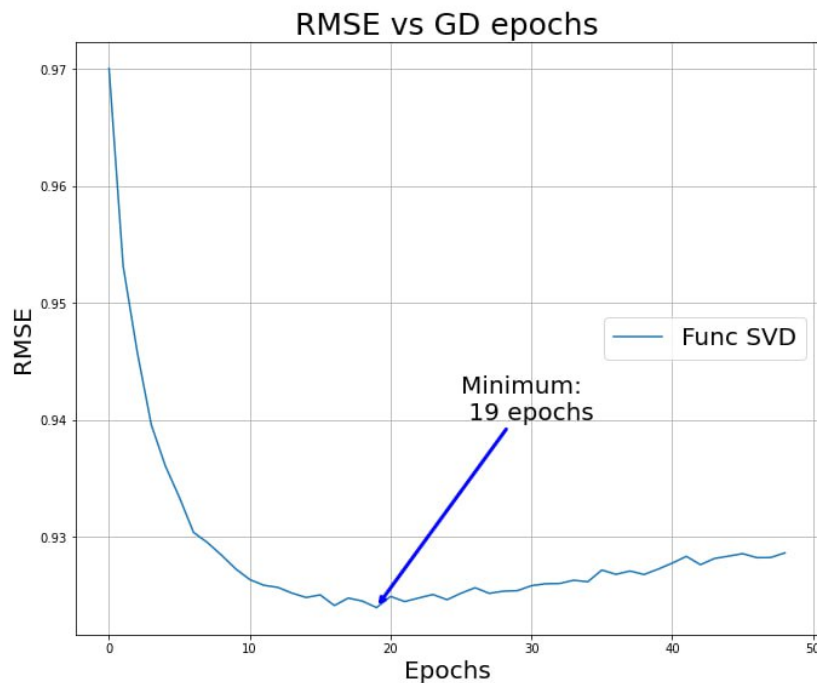
Теория

Представляем матрицу скоринга в виде произведения двух матриц меньшего размера $R = P^T Q$

$$\text{Loss} = \sum_{u,i}^{train} (r_{ui} - \sum_k^f r'_k)^2 + \lambda * \text{reg}$$

$$r'_k = P_{uk} Q_{ik} - \mu - b_u - b_i$$

$$\text{reg} = b_u^2 + b_i^2 + ||P_u||^2 + ||Q_i||^2$$



Sparse Linear Methods (SLIM)

$$\tilde{A} = AW$$

Решаем следующую оптимизационную задачу:

$$\underset{W}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{2} \|A - AW\|_F^2 + \frac{\beta}{2} \|W\|_F^2 + \lambda \|W\|$$

$$\text{subject to} \quad W \geq 0 \\ \text{diag}(W) = 0,$$

$$\underset{\mathbf{w}_j}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{a}_j - A\mathbf{w}_j\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{w}_j\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}_j\|_1$$

$$\text{subject to} \quad \mathbf{w}_j \geq \mathbf{0} \\ w_{j,j} = 0,$$

Посмотрим, топ 10 рекомендаций для пользователя, которого не видела SLIM при обучении

Action	20.0
Drama	18.0
Thriller	17.0
Adventure	11.0
Crime	8.0
Romance	8.0
Comedy	8.0
Sci-Fi	7.0
Horror	4.0
Mystery	3.0
Children	2.0
War	2.0
Western	1.0
Fantasy	1.0
IMAX	1.0

Любимые жанры пользователя (оценка выше 4 и 5)

title	genres
Crimson Tide (1995)	Drama Thriller War
Star Wars: Episode IV - A New Hope (1977)	Action Adventure Sci-Fi
Pulp Fiction (1994)	Comedy Crime Drama Thriller
Star Trek: Generations (1994)	Adventure Drama Sci-Fi
Firm, The (1993)	Drama Thriller
Schindler's List (1993)	Drama War
Dances with Wolves (1990)	Adventure Drama Western
Batman (1989)	Action Crime Thriller
Local Hero (1983)	Comedy
Iron Giant, The (1999)	Adventure Animation Children Drama Sci-Fi

Топ 10 рекомендаций новых фильмов для пользователя

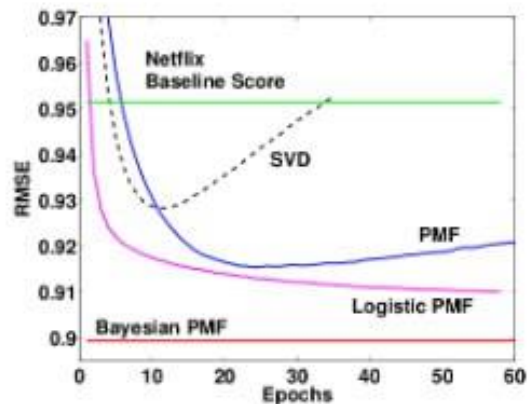
Результаты

Сравнение качества методов

Рассматриваемые методы	RMSE
SVD	0.84
Func SVD	0.92
PMF	1.11

Соотношение значений качества методов между собой, не совпадает с исходными ожиданиями

Ожидали получить, следующее ранжирование по качеству методов:



Выводы

- **Основные результаты проекта**
Оценки качества исследуемых моделей
- **Что планировалось**
Сравнить характеристики методов
- **Что не получилось**
Сравнение методов по их временам работы
- **Как хотелось бы улучшить проект**
Построить оценки на более “плотных” датасетах
Протестировать большее количество методов

ОСНОВНЫЕ ССЫЛКИ

- Шаблон презентации
https://docs.google.com/presentation/d/1YZyT1SCBMqVWy1I0q_z7zFlaafvYMJIYjEswgph9ai8/edit?usp=sharing
- An Introduction to Matrix factorization and Factorization Machines in Recommendation System, and Beyond (arXiv:2203.11026v1)
- Simon Funk <https://sifter.org/~simon/journal/20061211.html>
- D. Billsus, M. J. Pazzani et al., "Learning collaborative information filters." in Icml, vol. 98, 1998, pp.46-54

Git hub

https://github.com/PotencialGibsa/NLA_project.git

PMF

- Основные идеи методов
- Сложность
- Ключевые особенности

SVD

- Основные идеи методов
- Сложность
- Ключевые особенности