

Задание 7. Рекомендательная система фильмов на данных MovieLens

Практикум 317 группы, весна 2015

Начало выполнения задания: 3 апреля 2015 года.

Срок сдачи: **16 апреля 2015 года, 23:59.**

Среда для выполнения задания: Python 3.4 (желательно) / 2.7 (при выполнении бонусной части).

Текст задания последний раз обновлялся 3 апреля 2015 г.

Содержание

1 Рекомендательные системы	1
1.1 Content-based подход	1
1.2 Ridge-регрессия	2
1.3 Neighborhood подход в коллаборативной фильтрации	2
1.4 Latent factor подход в коллаборативной фильтрации	3
1.5 Сравнение методов	3
2 Задание	3
2.1 Content-based	3
2.2 Neighbourhood based коллаборативная фильтрация	3
2.3 Latent factor based коллаборативная фильтрация	4
2.4 Бонус	4
3 Данные	4
3.1 Обучение и контроль	4
4 Требования к реализации	4

1 Рекомендательные системы

Сегодня рекомендательные системы встречаются повсеместно. В интернет-магазине вы можете увидеть блоки с «похожими товарами», на новостном сайте «похожие новости» или «новости, которые могут вас заинтересовать», на сайте с арендой фильмов это могут быть блоки с «похожими фильмами» или «рекомендуем вам посмотреть».

Задача рекомендательной системы заключается в нахождении небольшого числа фильмов (Item), которые скорее всего заинтересуют конкретного пользователя (User), используя информацию о предыдущей его активности и характеристиках фильмов.

Широко известен конкурс компании Netflix, которая в 2006 году предложила предсказать оценки пользователя для фильмов в шкале от 1 до 5 по известной части оценок. Победителем признавалась команда, которая улучшит RMSE на тестовой выборке на 10% по сравнению с их внутренним решением. За время проведения конкурса появилось много новых методов решения поставленной задачи.

Мы рассмотрим два подхода к построению рекомендаций¹: content-based и collaborative filtering. В задаче коллаборативной фильтрации мы рассмотрим два наиболее популярных подхода: neighborhood и latent factor.

Обычно в таких задачах выборка представляет собой тройки $(u, i, r_{u,i})$, где u – пользователь, i – фильм, $r_{u,i}$ – рейтинг. Далее будем считать, что рейтинги нормализованы на отрезок $[0, 1]$.

1.1 Content-based подход

В таком подходе рекомендательная система пытается найти фильмы на основе: характеристик фильмов (например, жанр, режиссер, год выхода), профиля каждого пользователя в терминах характеристик фильмов, характеристик пользователей (например, пол, профессия).

Для каждой пары u, i необходимо придумать признаки $f_{u,i}^n$, основанные на профиле пользователя, собранном на обучении, и характеристиках пользователей и фильмов, известных даже для новых пользователей и фильмов.

Следующий набор признаков можно использовать для рекомендательной системы:

¹Francesco Ricci et al, Recommender Systems Handbook, 2011

- $f_{u,i}^1$ – категориальный признак, возраст пользователя
- $f_{u,i}^2$ – категориальный признак, профессия пользователя
- $f_{u,i}^3$ – набор булевых признаков, по одному на каждый жанр, к которому отнесен фильм
- $f_{u,i}^4$ – категориальный признак, пол пользователя
- $f_{u,i}^5$ – $(u_g \cdot m_g)/n_g$, где u_g – вектор средних оценок пользователя в пространстве жанров, m_g – булевый вектор для фильма в пространстве жанров, n_g – количество жанров, указанных для фильма
- $f_{u,i}^6$ – средний рейтинг пользователя
- $f_{u,i}^7$ – средний рейтинг фильма
- $f_{u,i}^8$ – константный признак

Категориальные признаки необходимо закодировать набором булевых векторов, по одному на каждое значение признака. Полученные признаки обозначим как $\{g_{u,i}^n\}_{n=1..N}$.

Далее предлагается искать рейтинг как линейную комбинацию числовых признаков:

$$\hat{r}_{u,i} = \sum_{n=1}^N g_{u,i}^n \theta_n \quad (1)$$

Для настройки весов предлагается воспользоваться Ridge-регрессией. Для проверки реализации предлагается воспользоваться $\lambda = 0.2$. Предложенное значение гипер-параметра не является оптимальным, находить оптимальное значение необходимо кросс-валидацией.

1.2 Ridge-регрессия

В этом методе настройки линейной регрессии минимизируется следующий функционал:

$$\|Xw - y\|^2 + \lambda \|w\|^2.$$

Решением является:

$$\hat{w} = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y.$$

Обратим внимание, что решение можно найти без непосредственного обращения матрицы. Нужно воспользоваться методом решения СЛАУ.

1.3 Neighborhood подход в коллаборативной фильтрации

Имея матрицу user-item из оценок пользователей можно определить меру adjusted cosine similarity похожести товаров i и j как векторов в пространстве пользователей:

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}}, \quad (2)$$

где U – множество пользователей, которые оценили фильмы i и j , \bar{r}_u – средний рейтинг пользователя u .

Рейтинги для неизвестных фильмов считаются по следующей формуле:

$$\hat{r}_{u,i} = \sum_{j: r_{u,j} \neq 0} sim(i, j) r_{u,j} / \sum_{j: r_{u,j} \neq 0} sim(i, j) \quad (3)$$

Такой подход называется item-oriented. Обратим внимание на то, что $sim(i, j) \in [-1, 1]$. Это может привести к делению на ноль или значениям $\hat{r}_{u,i}$ вне диапазона $[0, 1]$. Избавиться от этой проблемы можно, например, положив равными нулю отрицательные значения $sim(i, j)$.

Имеет право на существование и симметричный user-oriented подход, формулы для него предлагается вывести самостоятельно.

Выбор между user- и item-oriented подходом зависит от размерности матрицы и от среднего кол-ва оценок на пользователя/фильм.

1.4 Latent factor подход в коллаборативной фильтрации

В этом подходе оценка r_{ui} пользователя u , поставленная фильму i , ищется как скалярное произведение векторов p_u и q_i в некотором пространстве \mathbb{R}^K латентных признаков:

$$\hat{r}_{ui} = p_u^T q_i \quad (4)$$

Иными словами, модель находит пространство признаков, в котором мы описываем и фильмы и пользователей и в котором рейтинг является мерой близости между фильмами и пользователями.

Для настройки модели будем минимизировать следующий функционал:

$$\sum_{(u,i,r_{ui})} (r_{ui} - p_u^T q_i)^2 + \lambda_p p_u^T p_u + \lambda_q q_i^T q_i, \quad (5)$$

где суммирование ведется по всем тройкам (u, i, r_{ui}) выборки, слагаемые с λ_p и λ_q добавлены для регуляризации.

В статье ² описан метод оптимизации ALS (Alternating Least Squares) для функционала (5).

В методе проводятся N итераций, в рамках каждой итерации сначала оптимизируется p при фиксированном q , затем q при фиксированном p .

Составим матрицу P из векторов p_u и матрицу Q из векторов q_i . Матрицей $Q[u] \in \mathbb{R}^{n_u \times K}$ будем обозначать подматрицу матрицы Q только для товаров, оцененных пользователем u , где n_u – количество оценок пользователя u .

Шаг перенастройки p_u при фиксированной матрице Q сводится к настройке ridge-регрессии и выглядит так:

$$A_u = Q[u]^T Q[u] \quad (6)$$

$$d_u = Q[u]^T r_u \quad (7)$$

$$p_u = (\lambda_p n_u I + A_u)^{-1} d_u \quad (8)$$

Формулы для перенастройки q_i при фиксированной матрице P выглядят аналогично.

Для тестирования реализации предлагается использовать $\lambda_p = 0.2$, $\lambda_q = 0.001$, $N = 20$, $K = 10$, $Q = 0.1 * \text{np.random.random(...)}$, $P = 0.1 * \text{np.random.random(...)}$. Предлагаемые значения гипер-параметров не являются оптимальными, их необходимо находить кросс-валидацией.

1.5 Сравнение методов

Neighborhood и latent factor подходы на практике показывают лучшие результаты по сравнению с content-based подходом, так как не используют специфичные для задачи данные (например, описание фильмов жанрами), а пытаются найти более тонкие закономерности в пользовательских предпочтениях. С другой стороны, neighborhood и latent factor подходы страдают от проблемы холодного старта: они не могут выдать рекомендации для новых пользователей или фильмов.

2 Задание

Ваша задача состоит в том, чтобы реализовать и сравнить три варианта рекомендательной системы фильмов на данных MovieLens.

Необходимо сравнить скорость работы и качество получаемых рекомендаций в метрике MSE.

2.1 Content-based

В этой задаче вам необходимо реализовать описанные в разделе 1.1 признаки $\{f_{u,i}^n\}_{n=1..8}$. Заметим, что описанные признаки не используют все доступные характеристики пользователей и фильмов. Вам предлагается придумать и добавить в модель 2 дополнительных признака. Как можно использовать названия фильмов?

2.2 Neighbourhood based коллаборативная фильтрация

В neighborhood подходе необходимо исследовать качество и время работы в зависимости от длины списка похожих товаров: для каждого товара можно хранить только первые N самых похожих на него по мере $\text{sim}(i, j)$, что уменьшает требования к памяти и ускоряет работу алгоритма. Необходимо предоставить таблицу, в которой для разумных значений N отражено качество на обучении и на контроле, а также время работы алгоритма. Необходимо сделать выводы по таблице.

²Istvan Pilaszy, Fast ALS-based Matrix Factorization for Explicit and Implicit Feedback Datasets

2.3 Latent factor based коллаборативная фильтрация

В latent factor подходе необходимо исследовать качество и время работы в зависимости от размерности K пространства латентных признаков. Ведет ли увеличение K к переобучению? Необходимо предоставить таблицу, где для каждого разумного значения K отражено качество на обучении и на контроле, а также время работы. Необходимо сделать выводы по таблице.

Также необходимо выписать формулы для перенастройки q_i при фиксированной матрице P .

2.4 Бонус

В бонусной части предлагается реализовать алгоритм коллаборативной фильтрации (item-based neighborhood) на платформе кластерных вычислений Apache Spark. Также предлагается настроить и проверить на тестовых данных готовый алгоритм ALS рекомендаций из Apache Spark MLlib.

3 Данные

Данные MovieLens 1M (<http://files.grouplens.org/datasets/movielens/ml-1m.zip>) представляют собой 1 миллион оценок от 6000 пользователей для 4000 фильмов, а также дополнительную информацию о характеристиках фильмов и пользователей.

В архиве 4 файла:

- README (Описание набора данных),
- ratings.dat (1000209 рейтингов вида UserID::MovieID::Rating::Timestamp),
- movies.dat (характеристики 3900 фильмов вида MovieID::Title::Genres),
- users.dat (характеристики 6040 пользователей вида UserID::Gender::Age::Occupation::Zip-code).

3.1 Обучение и контроль

Пусть для каждого пользователя его оценки отсортированы по дате выставления. Предлагается взять в обучающую выборку первые 80% оценок, а оставшиеся 20% использовать в качестве контрольной выборки.

Можно использовать следующий фрагмент кода для разделения выборки:

```
import math
train_frac = 0.8
train = []
test = []
for u, itemList in ratings.items():
    # itemList = [(i, r, t), ...]
    all = sorted(itemList, key=lambda x: x[2])
    thr = int(math.floor(len(all) * train_frac))
    train.extend(map(lambda x: (u, x[0], x[1] / 5.0), all[:thr]))
    test.extend(map(lambda x: (u, x[0], x[1] / 5.0), all[thr:]))
print("ratings in train:", len(train))
print("ratings in test:", len(test))
```

4 Требования к реализации

При работе разрешается использовать сторонние пакеты numpy, scipy, matplotlib. Постарайтесь уделить особое внимание оптимизации кода, используйте векторизацию и матричные вычисления, где это возможно. Все входные данные необходимо считывать из одного zip-архива, не распаковывая его в файловой системе.

Для сдачи задания необходимо предоставить отчет в IPython notebook с кодом для воспроизведения всех результатов. Сдача задания осуществляется через SVN.