Internet Application

<HW #4>

산업공학과 황영석

2010-12086

1. (50점) MovieLens 데이터를 활용하여, 아래의 작업을 수행하시오. (1-1과 1-2의 경우 결과 출력에 사용한 **BasicRecommender.java 파일과, 문제에서 요구하는 txt 파일을 함께** 제출하시오. **1-3에서는 추가로 제시한 유사도 함수에 대하 여 1-1과 1-2에서 요구한 txt 파일을 다시 제출할 필요는 없으며, 결과 비교 및 의 견 서술 내용만을 MS-Word 문서 파일 형태로 작성**하여 제출하시오.)

1-1. (20점) User based recommender를 완성하고, 이를 사용하여 1~10번 user에 대한 상위 10개 item의 추천 결과를 user-based-result.txt 파일로 출력하시오. 이 때, 아래의 유사도 함수를 사용하시오. - Pearson correlation similarity

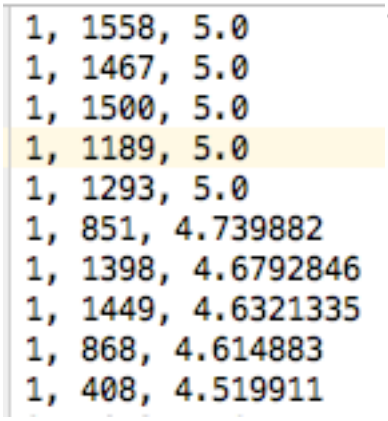
"user-based-result.txt" file submitted

1-2. (20점) Item based recommender를 완성하고, 이를 사용하여 1~10번 item에 대한 상위 10개 item의 추천 결과를 item-based-result.txt 파일로 출력하시오. 이 때, 아래의 유사도 함수를 사용하시오. - Pearson correlation similarity

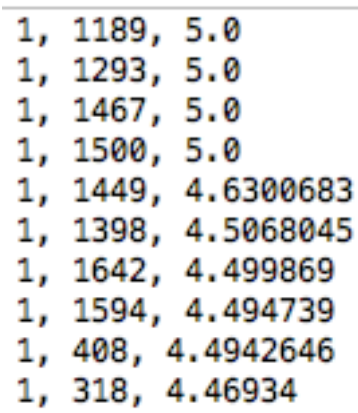
"item-based-result.txt" file submitted

1-3. (10점) 아래의 유사도 함수를 사용하여 1-1, 1-2 과정을 반복한 뒤, 그 결과를 서로 비교하시오. 각 유사도 함수를 사용했을 때의 차이점에 대해 본인의 의견을 서술하시오(u.user와 u.item 파일의 정보를 함께 활용 가능).

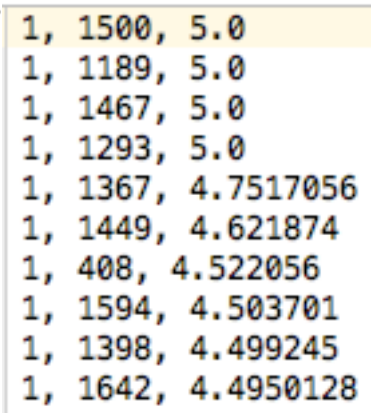
- Cosine similarity - Log likelihood similarity



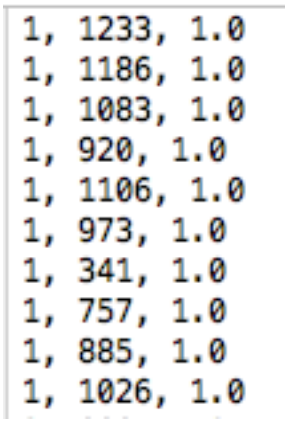
UB_pearson



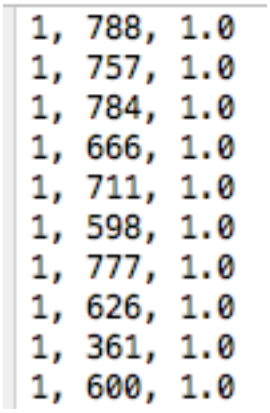
UB_cosine



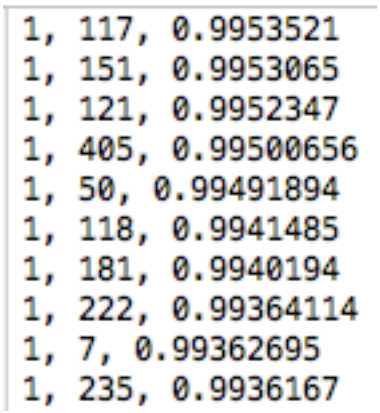
UB_log



IB_Pearson



IB_cosine



IB_log

UB 는 target user 에게 맞는 아이템을 골라주므로,
IB 는 item 과 가장 비슷한 아이템을 골라주므로 위와 같은 결괵가 나온 것으로 보인다.

각각의 유사도에 따라 결과가 조금씩 다르게 나왔다. 유사도의 정의에 따라 Top 10 이 조금 다르게 ranking 될 것이기 때문이다. IB 의 경우 장르에 대한 설명인 19 가지 필드(0-1 값만 가짐) 벡터가 동일한 경우가 많아 top10 전체가 1.0 혹은 거의다 1 에 가까운 값을 갖는 경우가 생긴 것 같다.

Pearson Correlation: covariance of the features normalized by their standard deviation.
Cosine similarity: the cosine of the angle between the two feature vectors.
Log-Likelihood: the log of the probability that the item will be recommended given the characteristics you are recommending on.

2. (50점) MovieLens 데이터를 활용하여, 아래의 작업을 수행하시오. (**2-1의 경우 결과 출력에 사용한 MFRecommender.java 파일과, 문제에서 요구하는 txt 파일을 함께 제출**하시오. **2-2와 2-3의 경우 결과 분석 및 의견 서술 내용만을 MS-Word 문서 파일 형태로 작성**하여 제출하시오.)

. 2-1. (20점) Matrix factorization(MF) based recommender를 제작하고, 이를 사용하여 1~10번 user에 대한 상위 10개 item의 추천 결과를 mf-based-result.txt 파일로 출력하시오.

. **"mf-based-result.txt" file submitted**

. 2-2. (20점) 2-1의 추천 결과 성능을 아래의 지표를 종합적으로 활용하여 평가하시오. MF에 사용되는 SVD++ factorizer의 feature 수와 iteration 수를 변화시키면서 추천 결과 성능의 변화 양상을 분석하시오. - AAD(average absolute difference), RMS(root mean squared difference)

. 0) Baseline(10,10) 평가 결과

```
-- MF based recommender evaluation results --
AAD: 0.8221161072548496
RMS: 1.0444950400418083
```

.

. 1) Num of Features

. # of iterations =10 (fixed), five times average each

. # of Features	. 1	. 2	. 3	. 5	. 10	. 15	. 20	. 100
. AAD	. 0.83	. 0.82	. 0.82	. 0.82	. 0.82	. 0.82	. 0.82	. 0.82
. RMS	. 1.07	. 1.07	. 1.07	. 1.07	. 1.05	. 1.06	. 1.07	. 1.07

2) Num of Iterations

. # of features =10 (fixed), five times average each.

. # of Iterations	. 1	2	. 3	. 5	. 10	. 15	. 20	. 100
. AAD	. 0.84	. 0.80	. 0.81	. 0.80	. 0.82	. 0.82	. 0.84	. 0.83
. RMS	. 1.09	. 1.03	. 1.04	. 1.04	. 1.05	. 1.08	. 1.08	. 1.08

2-3. (10 점) 2-2 에서 찾은 최적의 MF based recommender 를 사용한 추천 결과의 성능과, 일반적인 User based recommender 를 사용한 추천 결과의 성능을 아래의 지표를 종합적으로 활용하여 비교하시오. 성능에 차이를 보인 경우, 이에 대한 본인의 의견을 서술하시오.

- AAD(average absolute difference), RMS(root mean squared difference)

최적을 (Feature, Iteration) = (10,2), (10,5)로 설정하였다. 그에 따른 AAD, RMS 값은 다음과 같다.

➔ AAD: 0.80 / RMS: 1.03, AAD: 0.80 / RMS: 1.04

그리고 User-based average의 성능은 다음과 같았다.

➔ AAD: 0.845 / RMS: 1.07

일반적으로 parameter를 잘 설정하면 MF based recommender가 User-based보다 더 나은 효과를 보였다. 즉, Model을 사용한 Matrix Factorization method가 일반 user-based보다 더 최적의 예측 성능을 보여준다는 것을 의미한다. 별도로 재미있는 점이 있는데, feature와 iteration 수를 무조건 높게 한다고 AAD나 RMS가 꼭 좋게 나오진 않았다.