

추천 시스템에 사용자의 다양성 성향을 반영하는 기법

송정진*, 이상철*, 김상욱*

*한양대학교 컴퓨터공학부

e-mail : ssong5247@hanyang.ac.kr

A Method Reflecting Individual's Diversity Tendency for Recommendation Systems

Jeongjin Song*, Sang-Chul Lee*, Sang-Wook Kim*

*Department of Computer Sciences and Engineering, Hanyang University

요 약

기존 다양성을 고려하는 추천 기법들은 개별 사용자의 다양성을 선호하는 정도를 반영하지 않는다는 문제를 가지고 있다. 본 논문에서는 사용자의 과거 아이템 평가 기록을 이용하여 각 사용자의 다양성 성향을 분석하고, 이를 계량화하는 기법을 제안한다. 또한, 이렇게 계량화된 다양성을 반영하는 추천 기법을 제안한다. 실험을 통하여 제안하는 기법이 기존 기법에 비해 정확도와 다양성 측면에서 모두 우수함을 보인다.

1. 서론

최근 다양성을 고려하는 추천 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1][2]. 그러나 이러한 기존 기법들은 각 사용자의 다양성 성향을 반영하지 않는다는 문제를 가지고 있다. 한 사용자의 다양성 성향은 그 사용자가 아이템을 구매하는데 있어서 얼마나 다양한 종류를 선호하는가를 의미한다.

사용자에게 다양한 아이템을 추천할지 여부는 이 다양성 성향에 의해 결정되어야 한다. 예를 들어, 다양성 성향이 높은 사용자는 다양한 종류의 아이템들을 추천받기 원할 것이고, 반대로 다양성 성향이 낮은 사용자는 자신이 좋아하는 종류의 아이템을 추천받기 원할 것이다. 따라서 사용자의 만족을 높이기 위해서는 다양성 성향을 추천에 반영해야 한다.

제안하는 기법은 (1) 사용자별로 다양성 성향을 계량화하는 과정, (2) 계량화된 다양성 성향을 기존 기법에 적용하는 과정으로 구성된다. 이를 통하여 각 개인의 다양성 성향에 맞추어 추천한다. 다양한 실험을 통하여 제안하는 기법이 기존 기법에 비해 우수함을 검증하였다.

2. 관련 연구

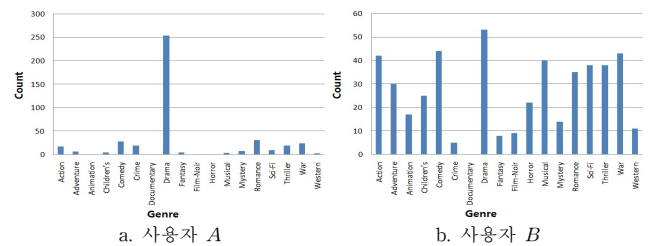
참고문헌 [2]에서 제안된 기법은 협업 필터링을 이용하여 예측된 선호도와 아이템간의 거리를 동시에 고려하여 추천 집합을 구성한다. 참고문헌 [2]에서 제안된 기법은 예측된 선호도와 아이템간의 거리의 비중을 조절하기 위해서 *diversity factor*라는 파라미터를 사용한다. 이 *diversity factor*에 따라서 추천 결과의 집합에 얼마나 다양한 종류의 아이템들이 포함되는지가 결정된다. 그러나 참고문헌 [2]에서는 *diversity factor*를 모든 사용자에게 동일한 값을 사용하기 때문에 개별 사용자의 다양성 성향을 반영하지 못하는 한계를 가지고 있다.

3. 접근 방안

본 논문에서는 실제 데이터를 분석하여 사용자별로 다양성

성향에 차이가 있음을 보이고, 이를 계량화 하는 기법을 제안한다. 이 계량화된 다양성 성향을 *diversity factor*를 사용하는 기존 기법[2]의 *diversity factor*로써 사용하여 개별 사용자의 다양성 성향을 반영한 추천이 가능하다.

그림 1은 MovieLens 데이터[3]에 실제 존재하는 사용자 A와 B의 사용자 프로파일을 나타낸다. x축은 장르(카테고리)이고, y축은 각 장르에 해당되는 영화들 중 사용자가 평가한 영화의 수이다. 사용자 A는 드라마 장르의 영화를 위주로 평가하였고, 사용자 B는 비교적로 다양한 장르의 영화를 평가하였다. 이를 통하여 사용자 A는 사용자 B보다 다양성 성향이 낮다는 것을 알 수 있다.



(그림 1) 두 사용자 A, B에 대한 프로파일 그래프.

사용자별 다양성 성향을 계량화하기 위해서 본 논문에서는 사용자 프로파일의 표준편차와 S-Curve 정규화 방법[4]를 이용한다. 사용자 프로파일의 표준편차를 이용하여 각 사용자의 다양성 성향을 계량화할 수 있다. 그러나 실제 MovieLens 데이터[3]에서 표준편차의 범위는 0.03384에서 0.15409이며, 기존 연구의 *diversity factor*로써 적합하지 않다.

이 문제를 해결하기 위하여, 본 논문에서는 S-Curve 정규화 방법[4]를 사용한다. 식 (1)은 표준편차가 양단의 n%인 사용자는 *diversity factor*를 1과 0으로 할당하고 나머지 사용자는 S-Curve를 이용하여 정규화하는 식이다. 여기서 σ_u 는 사용자의 표준편차이고, n_{pctl} 과, $(100 - n)_{pctl}$ 은 각각, 표준편차 하위 n%, 상위 n%에 해당하는 값이다. 사

진 실험을 통하여 n이 10일 때 가장 정확도가 높았으며, 제 4장에서 n을 10으로 설정하여 실험하였다.

$$d = \begin{cases} 1 & (\sigma_u < n_{pctl}) \\ 1 - 2 \left(\frac{\sigma_u - n_{pctl}}{(100-n)_{pctl} - n_{pctl}} \right)^2 & (n_{pctl} \leq \sigma_u < \frac{n_{pctl} + (100-n)_{pctl}}{2}) \\ 2 \left(\frac{\sigma_u - (100-n)_{pctl}}{(100-n)_{pctl} - n_{pctl}} \right)^2 & (\frac{n_{pctl} + (100-n)_{pctl}}{2} \leq \sigma_u < (100-n)_{pctl}) \\ 0 & ((100-n)_{pctl} \leq \sigma_u) \end{cases} \quad (1)$$

4. 실험

4.1 실험환경

MovieLens 데이터[3]을 이용하여 제안하는 기법의 우수함을 검증한다. 기존 기법과의 평가를 위한 평가 대상으로 참고문헌 [2]에 본 논문에서 제안하는 기법을 적용한 결과(Personalized on Zie05)와 참고문헌 [2]에 제안된 기법(Zie05), 다양성을 고려하는 최신 기법인 참고문헌 [1]에 제안된 기법(Boi11) 그리고 다양성을 고려하지 않는 그래프 기반의 추천 기법[5]를 baseline으로 사용한다.

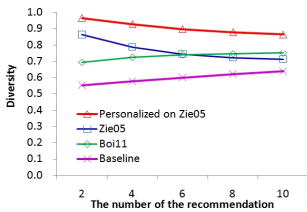
추천의 다양성을 평가하기 위해 식 (2)을 계산해 추천 결과 내의 아이템들 사이의 평균 거리를 측정한다[1]. R은 추천 아이템 집합이고 Distance(i,j)는 아이템 i와 j의 거리이다.

$$Diversity = \frac{1}{|R|(|R|-1)} \sum_{i,j \in R} Distance(i,j) \quad (2)$$

제안하는 기법이 기존 기법들에 비해 정확도가 우수함을 검증하기 위해 precision과 recall을 측정하였다[4].

4.2 실험 결과 및 분석

그림 2는 추천된 아이템의 다양성을 평가한 결과이다.



제안하는 기법은 baseline 대비 최대 74.6%, 기존 기법 대비 최대 39% 향상된 결과를 보였다. 실험결과를 제안하는 기법이 기존 기법들보다 더 다양한 종류의 아이템을 추천함을 나타낸다.

(그림 2) 다양성 평가.

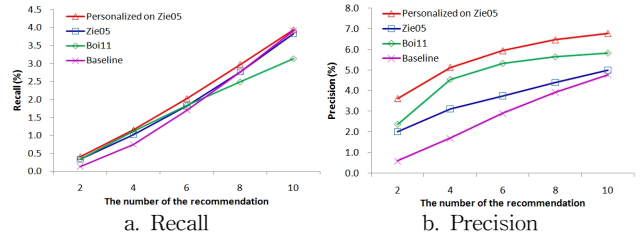
그림 3은 추천 아이템의 수가 증가함에 따라서 recall과 precision의 변화를 나타낸 그래프이다. 제안하는 기법은 기존 기법에 비해 모든 추천 아이템 수에서 recall은 최대 36.8%, precision은 99.4% 향상된 결과를 보였다. 제안하는 기법이 사용자의 다양성 성향을 반영한 추천을 하기 때문에, 이를 반영하지 않는 기존 기법에 비해 정확도가 향상된 것으로 보인다.

그림 4는 test set안에 해당 사용자의 평균 점수 이상으로 평가한 아이템만을 정답으로 하여, 추천 아이템의 수가 증가할 때 recall과 precision의 변화를 나타낸 그래프이다. 제안하는 기법은 기존 기법에 비해 모든 추천 아이템 수에서 recall은 최대 39.2%, precision은 98.3% 향상된 결과를 보였다. 제안하는 기법이 기존 기법보다 추천 집합에 사용자가 진정 선호한다고 할 수 있는 평균 선호 이상의 아이템이 많이 포함함을 알 수 있다.

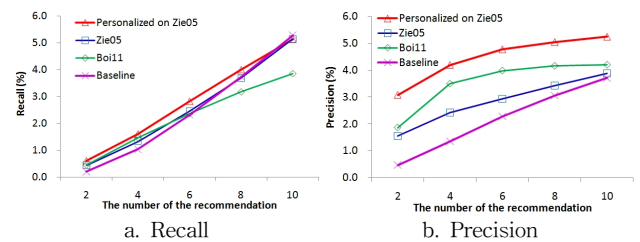
5. 결론

본 논문에서는 다양성을 고려하는 기존 추천 기법들이

사용자별로 다양성 성향이 다르다는 점을 반영하지 않는 문제를 개선하기 위하여 카테고리 정보에 기반하여 사용자별로 다양성 성향을 분석하여 계량화하는 기법을 제안하였다. 다양한 실험을 통해 제안하는 기법이 기존 기법보다 최대 recall은 36.8%, precision은 99.4% 그리고 다양성은 39.0% 향상됨을 검증하였다.



(그림 3) 추천 아이템의 수에 따른 정확도 평가.



(그림 4) 각 사용자의 평균 이상의 점수를 갖는 아이템을 이용한 정확도 평가.

감사의 글

본 연구는 2012년도 정부 (교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원 (No. 2012007817)과 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 IT융합 고급 인력과정 지원사업 (NIPA-2012-H0401-12-1001)의 지원을 받아 수행되었습니다. 또한, 본 연구는 중소기업청의 재원으로 산학연공동기술개발사업 (No.C0006278)의 지원과 문화체육관광부 및 한국저작권위원회의 저작권기술개발사업의 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

[1] R. Boim, T. Milo and S. Novgorodov, "Diversification and refinement in collaborative filtering recommender," In *Proc. of the ACM Int'l Conf. on Information and Knowledge Management*, CIKM, pp. 739-744, 2011.

[2] C. Ziegler, S. McNeer, J. Konstan and G. Lausen, "Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification," In *Proc. of the Int'l Conf. on World Wide Web*, WWW, pp. 22-32, 2005.

[3] Movielens datasets, <http://www.grouplens.org/node/12>.

[4] J. Han, M. Kambel, *Data Mining*, Morgan Kaufmann, 2006.

[5] M. Gori, and A. Pucci, "A random-walk based scoring algorithm with application to recommender systems for large-scale e-commerce," In *SIGKDD Workshop on Web Mining and Web Usage Analysis*, WEBKDD, pp. 127-146, 2006.