

아이템 기반의 신뢰도를 이용한 효율적인 협력적 여과 방법

지애띠^o 김흥남 조근식

인하대학교 컴퓨터 정보 공학부

aerry13^o@eslab.inha.ac.kr, nami@eslab.inha.ac.kr, gsjo@inha.ac.kr

Enhancing Method of Collaborative Filtering using Item-Based Trust

Ae-ttie Ji^o Heung-Nam Kim Geun-Sik Jo

Department of Computer Science & Information Engineering, Inha University

요 약

상업적인 추천 시스템에서 폭넓게 사용되고 있는 사용자 기반의 협력적 여과 방법 (User-Based Collaborative Filtering)은 확장성과 실시간 성능에 관련된 많은 제약을 갖는다. 이와 같은 맹점을 해결하기 위해 제안된 모델 기반의 협력적 여과 방법 (Model-Based Collaborative Filtering)은 추천은 매우 빠르지만, 모델을 구축하는 데 많은 시간이 소요되며, 사용자 기반의 협력적 여과 방법에 비해 추천의 질이 떨어지는 경향이 있다. 또한, 과거에 추천되었던 히스토리를 바탕으로 한 신뢰도 정보를 고려하는 추천 시스템은 추천의 정확도를 향상시키기 위한 다양한 연구 가운데 하나이다. 본 논문에서는 사용자 기반의 협력적 여과 방법의 문제점을 개선하고 추천의 정확도를 높이기 위해, 유사한 아이템의 모델을 미리 구축하는 아이템 기반의 협력적 여과 방법 (Item-Based Collaborative Filtering)에 각 아이템의 추천에 대한 신뢰도를 고려하여 보다 효율적인 추천 시스템을 제안하고자 한다. 또한, 기존 추천 시스템과의 성능 비교 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 제시한다.

1. 서 론

인터넷의 폭발적인 성장과 전자 상거래의 출현은 추천 시스템의 발전을 이끌었다 [2]. 추천 시스템은 특정 사용자가 관심을 가질 만한 아이템 집합을 식별하는데 사용되는 개인화된 정보 여과 기술로써 다양한 접근 방법들이 활발하게 연구되고 있다. 이들 가운데 사용자 기반의 협력적 여과 방법 (User-Based Collaborative Filtering)은 가장 효과적인 기술로, 많은 상업적인 추천 시스템에서 폭넓게 사용되고 있다 [10].

그럼에도 불구하고, 사용자 기반의 추천 시스템은 확장성과 실시간 성능에 관련된 많은 제약을 갖는다. 실제 응용에서 사용자의 수는 수 백만으로 증가할 수 있는데, 이 경우 사용자 기반의 협력적 여과 방법은 추천을 위한 계산의 복잡도가 매우 커지게 된다. 또한, 서로 다른 사용자들이 여러 개의 같은 아이템에 대한 평가를 할 가능성이 희박하기 때문에, 사용자 간의 유사성을 계산하는 데 있어 어려움이 발생할 수 있다 [5][10]. 이와 같은 사용자 기반의 협력적 여과 방법의 맹점을 해결하기 위해, 미리 모델을 구축하여 사용하는 다양한 모델 기반의 협력적 여과 방법 (Model-Based Collaborative Filtering)이 제안되고 있다.

본 논문에서는 사용자 기반 협력적 여과 방법의 문제점을 완화시키기 위해 아이템 간의 유사도를 미리 계산하여 유사 아이템 모델을 구축하는 아이템 기반의 협력적 여과 방법 (Item-Based Collaborative Filtering)을 사용한다. 또한 해당 아이템이 과거에 얼마나 정확하게, 즉 사용자의 기호에 맞게 추천되었는지를 고려하는 *trust*의 개념을 접목하여 추천의 질을 향상 시키려 한다.

2. 관련 연구

2.1 협력적 여과 (Collaborative Filtering)

협력적 여과 방법을 기반으로 한 추천 시스템을 구축 하는데 크게 두 가지 접근 방법이 발전되어 왔다 [10]. 유사한 성향을 가진 사용자는 같은 아이템을 선호할 것이라는 사실에 기초한 사용자 기반 접근방법과 [1][3][4][6], 특정 아이템 혹은 아이템 집합에 대한 선호가 다른 유사한 아이템의 선호에 영향을 미치는 관계에 초점을 둔 모델 기반 접근 방법이다 [4][6][9][10].

사용자 기반 협력적 여과 방법은 실제 응용에서 많은 문제점을 초래할 수 있다. 사용자의 수가 증가할수록 계산의 복잡도가 크게 증가하며, 사용자-아이템 행렬의 분포가 산재되어 있는 경우, 유사도의 계산이 어렵다. 또한 실시간 top-N 추천의 경우, 사용자가 계속해서 변화하므로 미리 계산된 사용자 간 유사도의 이득을 볼 수 없다. 사용자를 클러스터링하여, 가까운 클러스터에 속하는 사용자들만으로 유사 집합의 검색을 제한할 수 있으나, 이러한 접근은 추천의 속도는 크게 향상시키지만 추천의 질이 떨어진다.

이러한 문제점의 개선을 위한 다양한 접근방법 가운데 서로 다른 아이템간의 관계를 계산하기 위해 아이템과 아이템 간의 유사도를 사용하는 모델 기반 top-N 추천 알고리즘의 한 분류가 있다. 이 알고리즘의 주요 동기는 사용자가 과거에 이미 구매했던 아이템과 비슷한 아이템을 구매할 가능성이 높다는 사실에 있다. 때문에 예전 구매기록을 분석함으로써 자동적으로 유사 아이템을 식별하고, top-N 추천을 형성하는데 이를 이용할 수 있다. 또한 추천에 사용되는 아이템 집합의 변화는 사용자 집합의 변화에 비해 매우 작으므로, 미리 계산된 유사도를 계속해서 사용할 수 있어 계산 성능이 좋아진다. 이 접근 방법은 미리 계산된 모델을 사용하므로 추천은 매우 빠르지만, 모델을 구축하는 데 많은 시간이 소요되며, 일반적으로 사용자 기반의 협력적 여과 방법에 비해 추천의 질이 떨어지는 경향이 있다 [10].

2.2 Trust 기반의 추천 시스템 (Trust-Based RS)

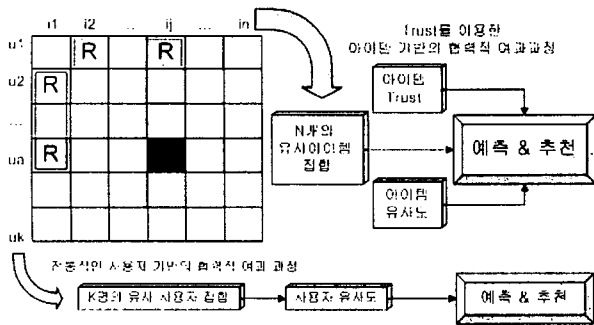
Trust는 일반적인 협력적 여과 방법에서 추천의 정확성을 향상시키는 방법에 관심을 둔 여러 연구에서 제안한 개념 중 하나이다 [5][8]. 추천의 파트너가 목표 사용자와 비슷한 점수를 가지고 있더라도 주어진 어떤 아이템에 대해 신뢰할만한 예측자가 아닐 수도 있다. 추천 파트너는 유사한 취향과 선호도를 가지고 있어야 하고, 더불어 과거 신뢰할만한 추천을 했던 히스토리를 가지고 있어야 한다.

epinions.com은 사용자에게 다양한 아이템을 리뷰할 수 있도록 하여, 과거에 그들에게 도움이 되고 신뢰할만하다고 평가한 정도에 바탕을 둔 trust 점수를 보여준다. 여기서 trust 데이터는 전통적인 협력적 여과 방법의 큰 맹점인 sparsity 문제를 경감시키기 위한 수단으로 사용되었다 [7].

위와 유사한 연구로 시스템 안에서 한 사용자가 다른 사용자들을 얼마나 신뢰하는가의 정도를 그래프로 정의한 trust-aware 추천 시스템이 있다. 이 시스템에서 trust 데이터는 비교가 가능한 사용자의 수, 즉 시스템 안에서 사용자 프로파일의 중복을 증가시키는 데 사용된다 [8].

3. 아이템 기반의 trust를 이용한 협력적 여과

일반적으로, 사용자 기반의 추천 시스템은 3단계의 접근방식으로 이루어져 있다 [3][6]. 추천을 받을 사용자와 가장 유사한 k명의 사용자를 데이터베이스에서 식별해내고, 이 사용자 집합이 선호하는 아이템의 집합과 각 아이템의 중요도에 따른 가중치를 계산한다. 마지막으로 높은 가중치를 가진 아이템 중 아직 사용자에게 구매되지 않은 상위 n개의 아이템을 추천한다 [10].



[그림1] Trust를 이용한 아이템 기반 협력적 여과 과정

본 논문에서는 이 3단계 과정을 기본으로 하여, 첫 번째 단계로 각 아이템 간의 유사도 점수를 계산하여 N개의 유사 아이템 집합을 형성한다. 유사도의 계산에는 여러 가지 접근 방법이 존재하나, 본 논문에서는 [식1]의 조정된 코사인 유사도 계산법(Adjusted Cosine Similarity)을 사용한다 [9].

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_u)(R_{u,j} - \bar{R}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,j} - \bar{R}_u)^2}} \quad (1)$$

[식1]에서 $R_{u,i}$ 는 사용자 u 가 가진 아이템 i 에 대한 점수, $R_{u,j}$ 는 아이템 j 에 대한 점수이며, \bar{R}_u 는 사용자 u 의 평균 점수를 나타낸다. 실제 응용에서 유사 사용자 집합이 계속적으로 변화할 가능성이 큰 것에 비해, 유사 아이템 집합은 정적인 속성을 갖는다. 때문에 N개의 유사한 아이템들은 미리 구축된 모델로서 추가적인 계산 없이 사용될 수 있고, 이로서 사용자 기반의 추천 시스템의 문제점 중 하나인 확장성의 문제를 일부 개선할 수 있다.

두 번째 단계로 각 아이템의 가중치를 계산하는데, 이 때 N개의 아이템 각각과 추천 아이템 i 와의 유사도와 더불어, 해당 아이템의 추천에 대한 신뢰도, 즉 trust를 동시에 고려한다. 이를 바탕으로 각 아이템에 대한 예측 점수를 계산하여 추천 아이템 집합을 결정한다.

3.1 아이템에 대한 Trust

위에서 언급한 바와 같이, 본 논문에서는 이전에 추천되었던 히스토리를 기반으로 해당 아이템이 얼마나 자주 정확하게 추천되었는가를 trust의 개념으로 한다. 더 많은 빈도로 사용자의 기호에 맞게 추천되었던 아이템 즉, 해당 아이템에 대한 예측 점수와 실제 점수의 차가 임계 오차범위 안에 포함되는 빈도가 잦은 아이템이 그 이후에도 더 사용자의 기호에 맞을 가능성이 많을 것이라는 가정 하에서 이 값을 가중치로 고려한다.

u 라는 사용자에게 대한 아이템 i 의 예측 점수를 $R_{predicted}$ 라 하고 실제 사용자 u 가 가지고 있는 아이템 i 에 대한 점수를 R_{actual} 임계 오차 값을 ϵ 라 하면, 다음과 같이 아이템 i 에 대한 추천이 정확한가를 판단한다.

$$Correctness(u, i) = |R_{predicted} - R_{actual}| < \epsilon \quad (2)$$

$$RItemSet(i) = \{(u_1, r_1), \dots, (u_n, r_n)\} \quad (3)$$

$$CItemSet(i) = \{(u_k, r_k) \in RItemSet(i) : Correctness(u_k, i)\} \quad (4)$$

$RItemSet(i)$ 는 아이템 i 가 사용자에게 추천되었던 경우와 해당 예측 점수의 전체집합을 나타낸다. $CItemSet(i)$ 는 [식2]를 이용하여 정확하게 추천되었다고 판단되는 경우와 해당 예측 점수를 나타내는 $RItemSet(i)$ 의 부분집합이다.

각 아이템의 trust (Trust of Items)는 다음과 같이 계산한다.

$$TOI(i) = \frac{|CItemSet(i)|}{|RItemSet(i)|} \quad (5)$$

3.2 Trust를 이용한 추천

Resnick이 제시한 예측 공식을 아이템 기반에 맞도록 변형하여 사용한다 [1]. 이 때, 미리 계산된 아이템 i 와 아이템 j 의 유사도만을 가중치로 사용하는 것이 아니라, 각 아이템에 대한 trust를 함께 고려하여 가중치를 부여한다.

$$P_{a,i} = \bar{R}_i + \frac{\sum_{j \in N(a)} (R_{j,a} - \bar{R}_j) \cdot trust(j, N)}{\sum_{j \in N(a)} trust(j, N)} \quad (6)$$

[식6]에서 $P_{a,i}$ 는 사용자 a 가 아이템 i 를 어느 정도 선호하는가를 예측한 점수이다. \bar{R}_i 는 사용자 a 의 점수를 제외한 다른 사용자들의 아이템 i 에 대한 평균 점수, $R_{j,a}$ 는 사용자 a 가 아이템 j 에 매긴 점수, \bar{R}_j 는 사용자 a 의 점수를 제외한 아이템 j 의 평균점수를 의미하며, 유사 아이템 집합 N 에 포함되는 모든 아이템에 대하여 반복적으로 계산하여 예측 값 $P_{a,i}$ 를 구한다.

$$trust(j, N) = \frac{(\beta^2 + 1) \cdot sim(i, j) \cdot TOI(j)}{\beta^2 \cdot sim(i, j) + TOI(j)} \quad (7)$$

이 때, $trust(j, N)$ 은 [식7]과 같이 구하며, β 의 값은

유사도와 아이템의 *trust* 가운데 어느 것을 더 많이 고려할 것인가를 결정한다.

4. 실험 및 평가

4.1 실험 환경

실험을 위해 MovieLens 추천 시스템의 데이터를 이용하는데, 1997년에 시작된 이 웹 기반 영화 추천시스템은 현재까지 대략 43000명 이상의 사용자가 3500 편 이상의 영화에 대한 선호도를 표현한 100,000개 이상의 점수 데이터를 가지고 있다 [9]. 우리가 사용할 데이터 집합은 943명의 사용자와 적어도 한 명의 이상의 사용자에게 점수를 받은 1682편의 영화로 구성되었으며, 선호도는 1부터 5 사이의 숫자로 표현된다.

실제 응용에서는 일반적인 추천 과정의 한 부분에서 *trust* 값을 구축하거나 새로운 사용자에 대한 학습과정을 추가하는 등의 방법을 사용해야 하지만, 본 연구에서는 실험을 위해서 미리 *trust* 값을 생성한다 [5]. 아이템 기반으로 변형된 Resnick의 예측 공식을 이용하여, 학습 데이터 중 각각의 아이템에 대한 예측 점수를 계산하여 추천 히스토리를 만든다 [1]. [식2]를 이용하여 추천이 정확한가를 판별하고, [식5]를 이용하여 *TOI(i)*를 계산한다.

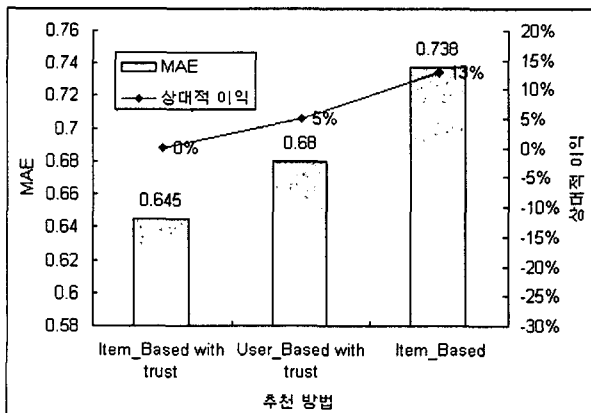
4.2 평가 방법

전체 실험 데이터의 80%를 학습 데이터 (Training Data)로 사용하여 유사 아이템 모델을 형성하고, 나머지 20%를 평가 데이터 (Test Data)로 사용한다. *Correctness(u,i)*를 계산하기 위한 임계 오차 값 ϵ 는 1.8, 유사 아이템 모델의 크기 N 은 30으로 하며, *trust(j,N)*의 계산에서 β 를 1로 하여 유사도와 아이템의 *trust*를 동일하게 고려하는 것으로 하여 실험한다.

성능의 평가를 위한 방법으로는 평균 절대 오차 (Mean Absolute Error)를 사용하는데, 사용자가 아이템에 대해 매긴 실제 점수와 알고리즘을 통하여 예측된 점수 간의 오차를 측정하여 해당 알고리즘으로 생성한 결과가 얼마나 정확한가를 판단하는 통계적 방법이다. M 은 데이터 개수, p_i 와 q_i 는 각각 예측 점수와 실제점수를 나타낸다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^M |p_i - q_i|}{M} \quad (8)$$

4.3 실험 결과



[그림2] 비교 실험 결과

[그림2]는 제안한 방법의 성능 평가를 위해 다른 연구에서 제시된 *trust*를 고려하지 않은 아이템 기반의 협력적 여과 방법 [10], *trust*를 고려한 사용자 기반의 협력적 여과방법 [5]과 비교하여 실험한 결과를 나타낸 것이다. 그 결과 제안한 방법의 평균 절대 오차는 0.645로, *trust*를 고려하지 않은 아이템 기반의 협력적 여과 방법에 비해 13%, *trust*를 고려한 사용자 기반의 협력적 여과 방법에 비해서는 5%의 오차 감소율을 보였다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 전통적인 사용자 기반 협력적 여과 방법의 문제점인 확장성과 sparsity를 개선하기 위하여, 아이템 기반의 협력적 여과 방법을 사용하였다. 또한 추천의 성능을 향상시키기 위해 아이템의 신뢰도를 고려하는 *trust* 개념을 추천과정에 추가하였다.

제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해 기존의 추천 시스템과 비교하여 실험한 결과, 추천의 정확도가 향상되었다.

그러나 유사한 아이템 집합의 모델 및 *trust* 데이터를 구축하는데 비용이 다소 높다는 문제점이 발생하였다. 따라서 빠른 모델 구축을 위한 새로운 접근 방법과 *trust* 데이터 구축을 위한 효과적인 사용자 피드백 방법에 대한 연구가 요구된다.

6. 참고문헌

- [1] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, J. Riedl, "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews," Proc. of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work, Oct 1994
- [2] P. Resnick, H. R. Varian, "Recommender systems," Communications of the ACM, Volume 40 Issue 3, Mar 1997
- [3] J. A. Konstan, B. N. Miller, D. Maltz, J. L. Herlocker, L. R. Gordon, J. Riedl, "GroupLens: applying collaborative filtering to Usenet news," Communications of the ACM, Volume 40 Issue 3, Mar 1997
- [4] J. Breese, D. Heckerman, C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," Microsoft Research
- [5] J. O'Donovan, B. Smyth, "Trust in recommender systems," Proc. of the 10th international conference on Intelligent user interfaces, Jan 2005
- [6] U. Shardanand, P. Maes, "Social information filtering: algorithms for automating 'word of mouth'," Proc. of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems, May 1995
- [7] P. Massa, B. Bhattacharjee, "Using Trust in Recommender Systems: an Experimental Analysis," Proc. of 2nd International Conference on Trust Management, Oxford, England, 2004
- [8] P. Massa, P. Avesani, "Trust-aware Collaborative Filtering for Recommender Systems," Proc. of International Conference on Cooperative Information Systems, Agia Napa, Cyprus, Oct 2004
- [9] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, J. Riedl, "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," Proc. of the 10th international conference on World Wide Web, Apr 2001
- [10] M. Deshpande, G. Karypis, "Item-based top-N recommendation algorithms," ACM Transactions on Information Systems (TOIS), Volume 22 Issue 1, Jan 2004