

사용자 간 신뢰 · 불신 관계 네트워크 분석 기반 추천 알고리즘에 관한 연구

노희룡* · 안현철**

A Study on the Recommendation Algorithm based on Trust/Distrust Relationship Network Analysis

Heeryong Noh* · Hunchul Ahn**

Abstract

This study proposes a novel recommendation algorithm that reflects the results from trust/distrust network analysis as a solution to enhance prediction accuracy of recommender systems. The recommendation algorithm of our study is based on memory-based collaborative filtering (CF), which is the most popular recommendation algorithm. But, unlike conventional CF, our proposed algorithm considers not only the correlation of the rating patterns between users, but also the results from trust/distrust relationship network analysis (e.g. who are the most trusted/distrusted users?, whom are the target user trust or distrust?) when calculating the similarity between users. To validate the performance of the proposed algorithm, we applied it to a real-world dataset that contained the trust/distrust relationships among users as well as their numeric ratings on movies. As a result, we found that the proposed algorithm outperformed the conventional CF with statistical significance. Also, we found that distrust relationship was more important than trust relationship in measuring similarities between users. This implies that we need to be more careful about negative relationship rather than positive one when tracking and managing social relationships among users.

Keywords : Recommender System, Collaborative Filtering, Trust, Distrust, Social Network Analysis

Received : 2016. 11. 09. Final Acceptance : 2016. 11. 18.

* Ph.D. Candidate, Graduate School of Business IT, Kookmin University, e-mail : nohr@kookmin.ac.kr

** Corresponding Author, Associate Professor, Graduate School of Business IT, Kookmin University, 77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul, 02707, Republic of Korea, Tel : +82-2-910-4577, e-mail : hcahn@kookmin.ac.kr

1. 서 론

추천시스템은 사용자의 성향과 기호를 파악하여 사용자가 원하는 상품에 대한 정보와 자료를 제공함으로써 정보 과부하(information overload) 현상을 해소하고, 이를 통해 사용자의 구매의사 결정을 지원하는 일련의 정보시스템을 의미한다[Ahn, 2014; Kim and Ahn, 2009]. 추천시스템을 구현하는 방법으로 베스트셀러기반 추천방법, 인구통계정보기반 추천방법, 최소질의대상 상품결정방법, 정보 필터링 방법 등 다양한 방법이 제안되어 왔다[Shin et al., 2012]. 그 중에서도 정보 필터링 방법의 일종으로, 과거 사용자가 입력한 평점 혹은 구매 이력을 바탕으로 사용자가 선호할 것으로 예상되는 상품을 추천해 주는 협업필터링 알고리즘이 가장 성공적인 추천 알고리즘으로 알려져 있다. 현재 아마존(Amazon.com), 넷플릭스(Netflix) 등 세계적으로 유명한 다수의 기업들이 협업필터링 알고리즘에 기반해 사용자에게 추천 서비스를 제공하고 있다[Park et al., 2009; Su and Khoshgoftaar, 2009].

이처럼 협업필터링이 우수한 성능으로 인해 지금까지 많이 사용되어 왔지만, 전통적인 협업필터링 기법은 정량적 정보인 사용자들의 평가 점수에만 국한하여 추천결과를 생성하므로 간혹 정확도가 떨어지는 문제가 있다. 이에 새로운 정보를 추가로 결합하여 협업필터링의 성능을 개선하려는 연구가 다양하게 진행되어 왔다[Ahn, 2014]. 그 중 한 최근 연구는 협업필터링에서 사용자 간 유사도를 계산할 때 사용자 간 신뢰 관계 네트워크 분석 결과를 추가적으로 고려하여, 한층 정확해진 추천결과를 산출할 수 있는 새로운 알고리즘을 제안한 바 있다[Choi et al., 2016]. 이 연구의 저자들은 협업필터링 구현 시, 단순히 상품에 대한 사용자 평가점수의 유사성만 고려

한 것이 아니라, 이웃 사용자들의 신뢰관계 연결 중심성이나 직·간접 신뢰 관계 정보를 추가로 반영하도록 설계하였으며, 이를 실제 데이터에 적용한 결과 통계적으로 유의하게 예측 정확도가 향상됨을 발견하였다.

본 연구는 이러한 Choi et al.[2016]의 연구를 한 단계 더 확장하여, 사용자 간 신뢰관계 네트워크 뿐 아니라, 불신관계 네트워크까지 추가로 고려하는 새로운 추천 알고리즘을 제안하였다. 메모리 기반 협업 필터링 알고리즘에 기반하여 설계된 본 연구의 추천 알고리즘은 사용자 간 유사도를 산출할 때, 신뢰도가 높은 이웃 사용자에게는 본래보다 더 큰 가중치를 반영하고, 불신의 수준이 높은 이웃 사용자에게는 반대로 본래보다 약화된 가중치가 반영되도록 하는 조정의 과정을 포함하고 있다. 본 연구에서는 이 같은 제안모형을 실제 데이터에 적용하여 그 효과를 확인하고, 이를 통해, 사용자 간 신뢰관계 정보와 불신관계 정보 중 과연 어떤 정보가 사용자의 선호를 파악하는데 더 큰 의미가 있는지 고찰해 보고자 하였다.

이후 본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 제 2장 연구배경에서는 추천시스템과 협업필터링, 소셜 네트워크 분석 등 본 연구의 기초가 되는 개념들에 대한 이론적 배경과 연구 현황에 대해 살펴본다. 아울러, 본 연구와 유사하게 신뢰 혹은 불신관계 정보를 결합하여 추천시스템의 성능을 개선하고자 시도한 기존 연구들의 동향에 대해서도 점검한다. 이어서 제 3장에서는 제안 알고리즘에 대해서 설명하고, 제 4장에서는 실증 분석을 위한 데이터 소개, 실험 설계 및 실험 결과에 대하여 제시한다. 끝으로 제 5장에서는 전반적인 연구 성과 및 의의를 설명하고, 본 연구의 학술적, 실무적 시사점과 함께, 후속 연구를 통해 극복해야 할 한계점 및 향후 연구 방향에 대해 논의한다.

2. 연구 배경

전술했듯이 본 연구에서는 신뢰와 불신 관계 정보를 활용한 소셜 네트워크 분석과 협업필터링이 결합된 새로운 형태의 추천 알고리즘을 제안하는 내용을 담고 있다. 이에 본 장에서는 추천시스템, 협업필터링, 소셜 네트워크 분석과 중심성 등 본 연구의 제안 알고리즘을 이해하는데 필요한 다양한 개념들의 이론적 배경과 연구현황을 살펴보고, 이어 본 연구와 마찬가지로 신뢰 또는 불신관계 정보를 결합하여 추천시스템의 성능을 개선하고자 시도한 기존 연구들에 대해 살펴본다.

2.1 추천시스템

추천시스템은 사용자의 행동으로부터 정보를 획득하여, Top-N 추천상품 리스트를 생성하거나 사용자의 평가점수를 질의 또는 예측하는 방법을 통하여 그들이 구매에 관심을 갖는 상품이나 구매를 원하는 상품을 쉽게 찾도록 지원해주는 데이터 분석기술 기반의 정보 필터링 시스템(information filtering system)이다[Sarwar et al., 2001]. 추천시스템은 개인의 취향을 고려해 사용자에게 적합한 정보만 필터링하여 보여 줄 수 있기 때문에, ‘정보 과부하(information overload)’ 문제의 효과적인 대안이 될 수 있다[Ahn, 2014]. 추천시스템의 주된 목적은 사용자와 상품에 대한 접근 가능한 다양한 정보를 분석하여 선호도가 높을 것으로 예측되는 상품을 추천하는 것이다. 대부분의 추천시스템은 협업 필터링(collaborative filtering, CF) 또는 내용 기반(content-based, CB) 알고리즘에 기반을 두고 있다. 이 중 보편적으로 더 많이 사용되는 추천 알고리즘은 협업 필터링이다. 상품 간 유사성(item-to-item similarity)에 기반하여 추천결과를 생성하는 내용 기

반 추천 알고리즘과 달리, 협업 필터링은 사용자 간 유사성(user-to-user similarity)에 기반하여 추천하기 때문에 우수한 추천 정확도를 보이는 대표적인 추천기법이며, 사용자들의 다양한 성향과 기호의 파악에 있어 효과적이기 때문에 학계와 실무에서 가장 선호되고 있다[Kim and Ahn, 2009; 2011].

역사적으로 볼 때 추천시스템은 크게 3세대에 걸쳐 진화하였다[Ha, 2014]. 추천시스템 1세대는 정적으로 사용자들의 명시적·암묵적 선호도를 분석하여 규칙 기반의 정보를 처리한 추천시스템이다. 반면 추천시스템 2세대는 1세대의 정적인 성향에서 벗어나, 동적으로 사용자들의 명시적·암묵적 선호도를 분석하여 콘텐츠 기반의 여과, 협업적 여과 그리고 하이브리드 여과 기반으로 사용자들의 행동(user behavior)을 처리하는 추천시스템이다. 가장 최근에 등장한 3세대 추천시스템은 동적이고, 사용자들의 명시적·암묵적 선호도 및 사용자들의 소셜 네트워크 정보를 분석하여 하이브리드 기반으로 반영하는 일련의 추천 시스템들이라고 할 수 있다[Ha, 2014]. 이른바 Web 2.0 시대가 도래하면서 인터넷 상에 자신의 의견을 상대방과 공유하는 참여중심의 인터넷 환경이 활성화 되고 있는데[Chen et al., 2007], 이로 인해 1, 2세대 추천시스템의 한계점과 문제를 해결하기 위해 사용자의 소셜미디어 활동에 기반하여 사용자 간 사회적 관계를 식별하고, 이를 추천시스템과 결합하려는 연구들[Choi et al., 2016; Kang, 2010; Liu and Lee, 2010; Park et al., 2009]이 최근 활발하게 이루어지고 있다.

2.2 협업필터링

협업필터링(CF) 기법은 크게 메모리 기반, 모델 기반, 하이브리드 CF로 분류할 수 있다[Adomavicious and Tuzhilin, 2005]. 메모리 기반 CF는

사용자 혹은 상품 간 유사도를 측정하고 이를 기반으로 추천하는 방식으로, 이 때 유사도를 평가하기 위한 지표로는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)나 코사인 벡터(cosine vector)가 널리 활용되고 있다. 이 방식은 추천 상품 산출 시, 주로 사용자 간 연관성을 기반으로 추천 결과를 생성하는데, 방문객과 유사한 선호체계를 가진 다른 사용자들이 과거에 선호한 상품 중 방문객이 아직 경험해 보지 못한 상품을 선별해 추천한다[Ahn et al., 2006]. 이 접근법의 주요 장점은 적용이 용이하고 추천결과에 대한 설명이 가능하다는 점이다. 반면, 추천결과를 생성할 때마다 매년 많은 연산이 요구된다는 단점을 가진다[Jeon and Ahn, 2015].

반면 모델 기반 CF는 선형대수, 뉴럴 네트워크(neural network) 클러스터링 등을 기반으로 사전에 모델을 수립하여 추천하는 방식으로 클러스터링 CF, 잠재 시멘틱(latent semantic) CF, 확률 관계 모형 CF 등이 여기에 속한다. 이 방식은 베이저안 네트워크(bayesian network)나 군집분석(clustering) 등을 통해 사용자-상품 점수 행렬을 기반으로 사용자 등급을 설명하는 모형을 개발, 학습하는데, 모델 학습 시 많은 연산량과 시간이 소요되나, 그 다음 적용 시에는 시간과 연산량이 크게 단축되는 장점이 있다. 다만, 추천 정확도가 메모리 기반 접근법에 비해 다소 떨어질 수 있고, 사용자들의 선호가 빠르거나 잦은 갱신 환경에 적합하지 않은 단점이 있다. 하지만 일반적으로 내용 기반 추천 알고리즘에 비해서는 상대적으로 더 우수한 추천 정확도를 보이는 것으로 알려져 있다[Kim et al., 2009; Kim et al., 2011].

마지막 하이브리드 CF는 데이터가 충분히 축적되어 있지 않은 상황에서 작동되기 어려운 문제(cold-start problem) 및 데이터가 너무 과도하게 많을 경우 연산시간이 과도하게 소요되는 문제

(scalability problem) 등의 해결을 위하여 메모리 기반 CF와 내용기반 접근법 등의 다른 방법을 결합하여 적용하는 접근법이다[Ahn, 2014]. 최근 들어 추천 성능을 향상시키기 위해 소셜 네트워크 정보와 메모리 기반 CF를 결합하려는 연구가 활발하게 진행되고 있는데, 이러한 연구에서 제안되는 접근법들이 모두 하이브리드 협업필터링의 대표적인 예가 된다[Ahn et al., 2012; Cho and Bang, 2009].

이상의 3가지 기법들 중 일반적으로 가장 많이 적용되는 접근법은 메모리 기반 CF이다. 하이브리드 CF도 최근 들어 많이 사용되고 있지만, 이 역시 기본 추천 알고리즘은 메모리 기반 CF에 기반하고 있다. 본 연구의 제안모형에서도 기본 추천 알고리즘으로 채택할 예정인 메모리 기반 CF 알고리즘은 일반적으로 다음 1~4단계 절차를 통해 특정 상품에 대한 추천 대상 사용자의 평가점수를 예측한다.

단계 1 : 사용자-상품 평가점수 행렬 구성

메모리 기반 CF 알고리즘의 첫 단계는 <Table 1>과 같이 N개의 상품에 대한 M명 사용자의 평점을 $M \times N$ 의 사용자-상품 평가점수 행렬로 구성하는 것으로 시작된다.

<Table 1> Example of User-Item Rating Matrix

	Item 1	Item 2	Item 3	...	Item N
User 1	5	4			4
User 2		3	5		5
User 3	2	5	3		3
...					
User $M-1$	3	2	1		4
User M	4	5			1

단계 2 : 사용자 간 유사도 계산

2단계에서는 추천 대상이 되는 사용자와 다른 사용자들 사이의 유사도를 산출하는 작업이 수행

된다. 이러한 사용자 간 유사도에는 피어슨 상관 계수 혹은 코사인 유사도가 주로 사용된다. 이 중, 피어슨 상관계수를 이용하여 사용자 간 유사도를 산출하는 식은 다음 식 (1)과 같다.

$$S_{x,y} = \frac{\sum_i (R_{x,i} - \bar{R}_x) \cdot (R_{y,i} - \bar{R}_y)}{\sqrt{\sum_i (R_{x,i} - \bar{R}_x)^2} \cdot \sqrt{\sum_i (R_{y,i} - \bar{R}_y)^2}} \quad (1)$$

위의 식에서 $S_{x,y}$ 는 사용자 x 와 사용자 y 의 유사도이고, $R_{x,i}$ 는 사용자 x 의 상품 i 에 대한 평가 점수이며, $R_{y,i}$ 는 사용자 y 의 상품 i 에 대한 평가 점수이다. \bar{R}_x 은 사용자 x 의 평가점수 평균값이고, \bar{R}_y 은 사용자 y 의 평가점수 평균값이다.

단계 3 : 이웃 선택

2단계에서 추천 대상이 되는 사용자와 다른 모든 사용자들 간의 유사도가 산출되고 나면, 이 유사도를 기반으로 추천 대상 사용자와 가장 유사한 K 명의 이웃을 3단계에서 선택하게 된다.

단계 4 : 추천 상품 결정

4단계에서는 각 상품에 대한 사용자의 선호도를 예측하여 최종 추천 상품을 결정하는 작업이 이루어진다. 이 때, 특정 상품에 대한 추천 대상 사용자의 평가점수($P_{x,i}$) 예측은 다음의 식 (2)를 통해 이루어진다.

$$P_{x,i} = \bar{R}_x + \sum_{z \in K} (R_{z,i} - \bar{R}_z) \times \frac{S_{x,z}}{\sum_{z \in K} |S_{x,z}|} \quad (2)$$

상기 식에서 \bar{R}_x 는 사용자 x 의 평가점수 평균값이고, $R_{z,i}$ 는 이웃 사용자 z 의 상품 i 에 대한 평가점수이다. $S_{x,z}$ 는 추천 대상자 x 와 이웃 사용자 z 사이의 유사도를 나타낸다. 그리고 K 는 유사한 사용자를 탐색하는 작업에서 선택된 가장 이웃하는 이웃 사용자들의 집합을 의미한다.

2.3 소셜 네트워크 분석과 연결 중심성

소셜 네트워크 분석(social network analysis, SNA)은 의사소통 집단 내 개체의 상호작용에 관심을 두고, 개체 간 연결 상태, 연결 구조의 특성을 계량적으로 파악하여 시각으로 표현하는 분석 기법을 의미한다[Ryu et al., 2006]. 이러한 소셜 네트워크 분석은 관계적 인간관계를 중심으로 인간의 행위와 사회구조를 설명하려는 시도[Kim, 2003]로서, 관계 내의 상호작용과 특성을 찾는 목적으로 주로 활용된다[Shin et al., 2012]. 소셜 네트워크 분석은 사회과학 분야에서 인간관계 파악을 위한 노력으로 지속적으로 연구[Ellison et al., 2007; Mislove et al., 2007; Thelwall, 2008]되고 있으며, 인터넷의 확산에 따라 온라인상에서의 소셜 네트워크 분석에 대한 연구도 활발하게 이루어지고 있다[Ahn et al., 2007; Barabasi et al., 2009].

최근 들어 소셜 네트워크 정보나 소셜 네트워크 분석 결과를 추천과정에 활용하기 위한 다수의 연구들이 발표되었다. 초기의 연구들은 주로 단순히 소셜 네트워크의 정보를 추천과정에 반영하는 것이 많았으며, 소셜 네트워크 분석을 본격적으로 사용하지 않았다[Cho and Bang, 2009; Kim and Kim, 2014]. 그러나, Golbeck[2006]은 웹 기반의 사회네트워크 정보를 영화 추천시스템에 접목한 FilmTrust라는 추천시스템을 제안하였으며, 평균과 비교하여 다양한 평가 의견이 제시되었을 때 더 정확한 추천이 가능함을 보여주었다. 또한, Cho and Bang[2009]는 사용자의 구매데이터를 분석하여 소셜 네트워크를 인위적으로 생성한 후에 링크로 연결된 사용자들(이웃 사용자)의 구매정보를 이용하여 특정 사용자에게 상품을 추천할 수 있게 만든 일종의 소셜 네트워크 기반 추천시스템을 제안하였으며, Shin et al.[2012]은 신규고객에 대한 추천을 개선하기

위하여 소셜 네트워크 분석의 중심성을 결합한 새로운 추천방식을 제안하였다.

한편, 소셜 네트워크 분석에서는 네트워크 구조를 파악하기 위해 밀도, 호혜성, 이행성, 중심성, 구조적 공백 등의 척도가 사용된다. 이 중, 중심성은 어떤 개체가 전체 네트워크에서 중심에 위치하는 정도를 의미한다. 중심성에는 연결정도 중심성(degree centrality), 근접 중심성(closeness centrality), 매개 중심성(betweenness centrality), 아이겐벡터 중심성(Eigenvector centrality) 등이 있다[Kwahk, 2014]. 연결정도 중심성은 액터가 네트워크 내에서 연결되어 있는 정도를 기반으로 간단하게 중심성을 측정할 수 있는 방법으로서, 한 액터와 직접 연결 관계를 맺고 있는 액터의 개수를 합하여 구할 수 있다[Jeong and Kim, 2013]. 연결정도 중심성 척도는 방향성을 고려할 수 있는데, 비방향 네트워크(nondirected network)는 내향·외향 연결정도 측정이 아닌, 단순히 연결 관계의 개수로 중심성을 평가하는 반면, 방향 네트워크(directed network)에서는 내향·외향 연결정도 중심성을 구분하여 중심성을 평가할 수 있다[Choi et al., 2016]. 일반적으로 외향 연결정도(outdegree)는 개방적 성향(expansiveness)을 나타내고 내향 연결정도(indegree)는 액터의 인기를 반영한다[Kwahk, 2014].

본 연구에서는 다양한 소셜 네트워크 척도 중에서 대표적인 중심성 척도인 행위자가 전체 네트워크에서 중심에 위치하는 정도를 표현하는 방향성을 고려한 연결정도 중심성을 기반으로 연구를 진행하고자 한다.

2.4 신뢰 정보를 결합한 추천시스템

신뢰는 주어진 시간에 특정 상황 내에서 그 권한에 따라 사용자(예를 들어, 신, 힘, 능력)의 행동을 믿는 의지의 척도이다. 신뢰는 위탁자(trustor)

와 수탁자(trustee)의 관계가 성립되어, 위탁자로부터의 수탁자에게 방향이 존재하는 관계이다. 특정 대상에 대한 신뢰는 다른 대상을 인식하는 관점과 태도에 영향을 미치게 되는데, 이러한 인지적 과정을 신뢰 전이로 정의할 수 있다[Lu et al., 2011]. 정보처리 관점에서 볼 때, 전이란 기준에 중요하다고 생각하던 대상에 대한 지각들이 새로운 대상에게 적용 및 활성화되어 나타나는 것을 의미하는데, 신뢰가 전이되면 사용자는 자신이 신뢰하는 친구들뿐만 아니라 그 친구들이 신뢰하는 친구들까지도 간접적으로 신뢰할 수 있다[Du et al., 2016]. 이러한 신뢰가 전이되는 현상은 점차 복잡해지는 거래환경 속에서 소비자들의 거래위험을 줄이고 그들의 구매의사결정에 영향을 줄 수 있다[Yuan, 2010].

신뢰 인식 추천시스템(trust-aware recommender system, 이하 TARS)은 이렇게 신뢰와 신뢰전이 소비자들의 구매의사결정에 직간접적으로 영향을 미칠 수 있다는 점에 착안하여, 이를 활용해 사용자에게 가치 있는 정보를 제안하는 추천시스템을 의미한다. Wei[2013]은 사용자와 직접적인 관련이 없는 다른 사람으로부터 신뢰를 추론하는 것이 TARS의 핵심 연구 주제라고 하였으며, Yuan[2010]은 이러한 신뢰의 추론에 따른 확장이 TARS의 예측 범위는 물론 평가 예측 정확도에 긍정적인 영향을 미쳐, 전통적인 협업필터링 대비 성능 향상을 가져온다고 주장하였다.

TARS에 대한 기존 연구사례들을 살펴보면 다음과 같다. Massa and Avesani[2009]는 기존 TARS보다 적은 비용으로 내재적 신뢰를 산출하고 전파함으로써, 데이터 희소성 문제를 해결하는 동시에, 더 높은 평가예측의 정확성과 합리적인 평가 예측 범위를 갖는 추천 알고리즘을 제안하였다.

Liu and Lee[2010]과 Ahn et al.[2012]는 소셜 미디어에서 직간접적으로 연결되어 있는 친구들을 참조하여 추천결과를 생성하는 추천 알고리

즘을 제안하였는데, 두 연구 모두에서 예측정확도의 향상이 이루어짐을 확인하였다. 이들 연구는 신뢰관계를 고려한 것은 아니지만, 소셜미디어 상에서의 친구관계가 일반적으로 신뢰를 동반하고 있음을 감안할 때 이들의 연구는 넓은 관점에서 TARS의 일종이었다고 해석할 수 있다.

Ha[2014]는 사용자들이 명시적으로 나타낸 신뢰 정보와 사용자 간의 직·간접적인 관계(소셜미디어 상의 친구관계 등)를 분석한 후 이를 연결 강도로 계산하여 모델에 반영하였는데, 그 결과 신뢰 모델은 선호도 예측에서, 소셜 모델은 추천 상품 예측에서 높은 정확도를 보임을 확인하였다.

최근에 발표된 Choi et al.[2016]의 연구에서는 사용자 간 신뢰 관계 네트워크 정보를 기반으로 내향중심성 혹은 직간접적인 신뢰 관계를 협업 필터링에 추가로 반영하였는데, 그 결과 직간접적인 신뢰 관계를 추가로 반영하였을 때, 추천 알고리즘 예측정확도의 개선이 이루어짐을 확인하였다.

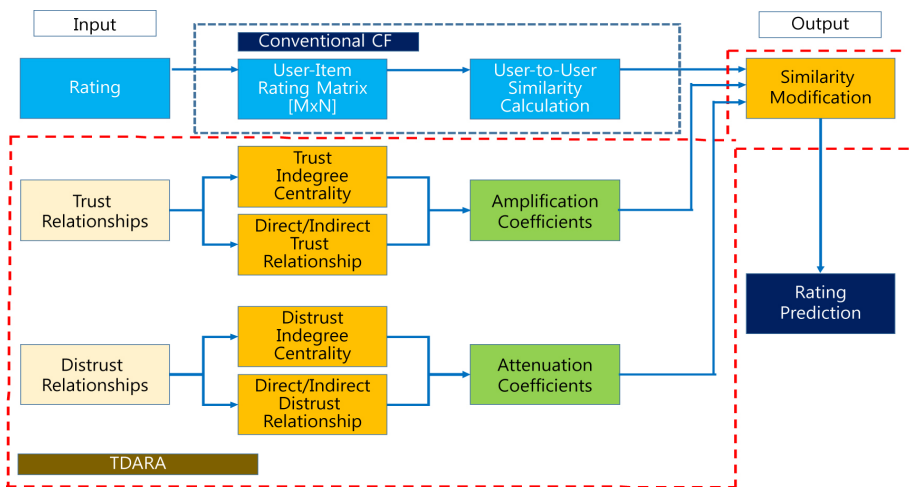
한편 Du et al.[2016]과 Tang et al.[2016]은 긍정적 신뢰 관계 외에 부정적 신뢰 관계, 즉 신뢰할 수 없는 사용자를 감지하는 것이 추천시스템 성능 향상에 도움이 될 수 있음을 주장하였다.

앞서 살펴본 바와 같이 이 두 연구 이전의 대부분 연구들이 긍정적 신뢰 관계만을 고려하여 추천결과를 산출하였음을 고려할 때, 이들의 주장은 새로운 연구방향을 우리에게 제시한다는 점에서 특별한 의미를 가진다.

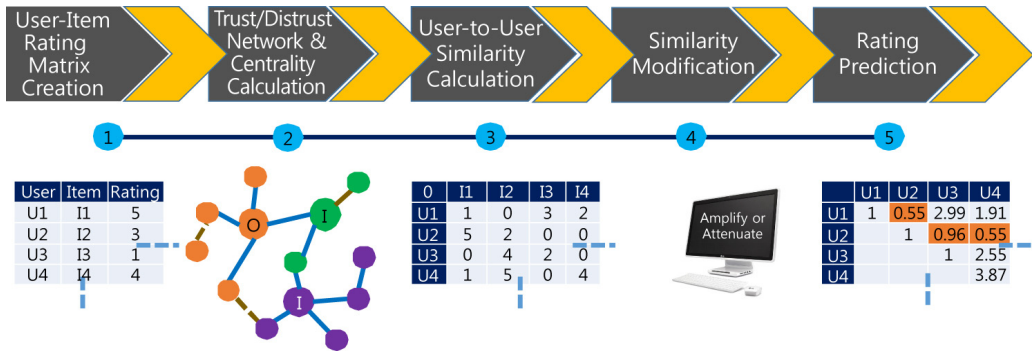
이에 본 연구에서는 사용자 간 신뢰와 불신 관계 정보를 효과적으로 반영하여 추천결과를 생성할 수 있는 새로운 추천 알고리즘을 제안하고, 이를 실제 데이터에 적용해 봄으로써 과연 신뢰와 불신 관계 정보 중 어느 것이 사용자의 선호패턴을 파악하는데 더 큰 의미가 있는지 살펴보고자 한다.

3. 제안 알고리즘

본 연구에서는 소셜 네트워크 분석을 통한 신뢰 및 불신 관계 정보를 반영하여, 전통적인 협업 필터링의 성능을 개선할 수 있는 새로운 추천 알고리즘을 제안한다. 편의상 본 논문에서는 제안 알고리즘을 TDARA(Trust/Distrust Aware Recommendation Algorithm)으로 명명하였다. TDARA의 전반적인 구조는 다음의 <Figure 1>과 같다. 한편 TDARA의 구동 절차는 <Figure 2>에 제시된 5단계에 걸쳐 수행된다.



<Figure 1> Architecture of TDARA



<Figure 2> Procedure of TDARA

단계 1 : 사용자-상품 평가점수 행렬 도출
 TDARA의 첫 번째 단계는 사용자들의 상품 평점 데이터들을 종합하여, 앞서 <Table 1>에서 예시된 것과 같은 사용자-상품 평가점수 행렬을 도출하는 것이다.

단계 2 : 신뢰 및 불신 관계 네트워크 구축 및 중심성 계산

이러 2단계에서는 사용자 간의 링크로 구성된 신뢰, 불신관계를 표현하는 소셜 네트워크를 만들고, 이로부터 중심성 척도를 계산한다. 본 연구에서는 신뢰 및 불신관계 데이터가 방향-이진 네트워크로 나타나기 때문에 내향 연결정도 와 외향 연결정도가 구분될 수 있다. 이 중, 우리 연구에서는 해당 사용자가 전반적으로 얼마나 다른 사용자들로부터 신뢰나 불신을 받는가가 중요하므로, 내향 연결정도를 기반으로 한 중심성을 계산한다.

단계 3 : 사용자 간 평점 유사도 산출

1단계에서 도출된 사용자-상품 평가점수 행렬을 참조하여 추천 대상자와 나머지 사용자들을 대상으로 평가점수 유사도를 산출한다. 본 연구에서는 평가점수 유사도 계산 방법으로 피어슨 상관계수를 사용한다. 피어슨 상관계수 식은 앞서 제 2장에서 설명한 식 (1)에 의해 산출된다.

단계 4 : 소셜 네트워크 분석을 통한 유사도 조정

이 단계에서는 2단계와 3단계에서 도출된 사용자 신뢰 및 불신관계 네트워크 분석 정보와 사용자 간 유사도를 통합하여 사용자 간 유사도를 조정하게 되는데, 이를 반영한 새로운 사용자 간 유사도 $S^*_{x,y}$ 는 다음 식 (3)과 같이 산출된다.

$$S^*_{x,y} = \frac{amp^t_{x,y}}{amp^d_{x,y}} \times S_{x,y} \quad (3)$$

위 식에서 $S^*_{x,y}$ 는 신뢰 및 불신 관계 네트워크 정보를 추가로 고려하여 사용자 x 와 이웃 y 의 조정된 유사도를 의미한다. 한편 $amp^t_{x,y}$, $amp^d_{x,y}$ 는 각각 사용자 x 와 신뢰, 불신하는 이웃 y 사이의 유사도를 확대 혹은 축소시켜주는 조정계수이다.

본 연구에서는 유사도 조정 작업 즉, $amp^t_{x,y}$, $amp^d_{x,y}$ 를 도출하기 위해 크게 2가지 접근법을 제시한다. 첫 번째 접근법(TDARA#1)은 사용자 y 의 신뢰 및 불신관계 네트워크에 대한 내향 연결정도 중심성을 고려하여 유사도를 확대 혹은 축소하는 것이다. 예를 들어, A 사용자의 신뢰 내향 연결정도 중심성 값이 높다면, 이는 다른 사용자들로부터 높은 신뢰를 받고 있다는 의미이므로 다른 사용자들이 A의 추천을 적극적으로 수용할 가능성이 높다. 반대로 A 사용자의 불신 내향 연

결정도 중심성 값이 높다면, 이는 다른 사용자들이 대체로 해당 사용자의 평가에 불신하고 있다는 의미이므로, 이 사용자의 평점 패턴을 그만큼 덜 고려하는 것이 유리하다고 할 수 있다. 이러한 배경에서, 첫 번째 접근법에서는 $amp_{x,y}^t$, $amp_{x,y}^d$ 를 다음의 식 (4)~식 (5)와 같이 적용한다[Choi et al., 2016].

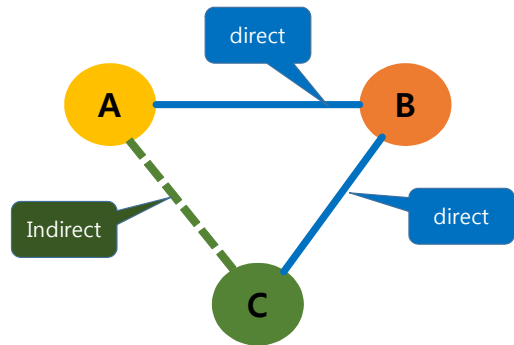
$$amp_{x,y}^t = (1 + IC_y^t)^{\mu_t} \quad (4)$$

$$amp_{x,y}^d = (1 + IC_y^d)^{\mu_d} \quad (5)$$

상기 식에서 μ 는 조정승수이고, IC_y 는 사용자 y 의 신뢰 혹은 불신의 내향 연결정도 중심성 지수이다. 여기서 조정승수 μ 는 유사도에서 내향 연결정도 중심성을 비중 있게 반영하기 위해 결정해야하는 지표로써, 시행착오(trial-and-error)를 거쳐 최적의 값을 찾아야 한다.

반면, 두 번째 접근법(TDARA#2)는 단계 2에서 구축된 신뢰 및 불신 네트워크를 직접 탐색하여 유사도에 반영하는 방법이다. 이 접근법에서는 ‘직접적인 신뢰관계’와 ‘간접적인 신뢰관계’, 그리고 ‘직접적인 불신관계’와 ‘간접적인 불신관계’를 고려하게 된다. 이 중, 간접적인 신뢰관계는 <Figure 3>에 제시된 것처럼 사용자 A가 사용자 B를 직접 신뢰하고, 사용자 B는 사용자 C를 직접 신뢰하지만, 사용자 A는 사용자 C를 직

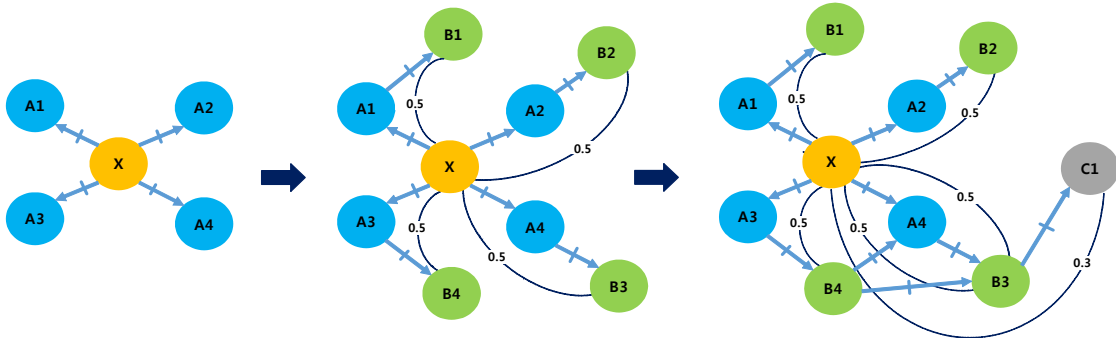
접 신뢰하지 않을 때 사용자 A는 사용자 B를 간접 신뢰하는 것으로 정의한다[Choi et al., 2016]. 한편 간접적인 불신관계의 경우, 사용자 A가 사용자 C를 직접 불신하지 않지만, 사용자 A가 직접 신뢰하는 사용자 B가 사용자 C를 직접 불신할 경우, 사용자 A는 사용자 C를 간접 불신하는 것으로 정의하였다.



<Figure 3> Example of Direct and Indirect Relationships

이러한 간접관계가 확산되면, <Figure 4>와 같이 신뢰 및 불신 관계가 다단계로 확장될 수 있다. 하지만 본 연구에서는 계산과 구현의 편의를 위해, 1단계의 간접관계만 고려하기로 한다.

이렇게 직간접적인 신뢰 또는 불신관계가 식별되면, TDARA#2에서는 다음의 식 (6)~식 (7)과 같이 $amp_{x,y}^t$, $amp_{x,y}^d$ 를 적용하게 된다[Choi et al., 2016].



<Figure 4> Extension of Direct and Indirect Relationship Network

$$amp_{x,y}^t = \begin{pmatrix} 1 & (no\ trust) \\ \mu_1^t & (indirect\ trust) \\ \mu_2^t & (direct\ trust) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$amp_{x,y}^d = \begin{pmatrix} 1 & (no\ distrust) \\ \mu_1^d & (indirect\ distrust) \\ \mu_2^d & (direct\ distrust) \end{pmatrix} \quad (7)$$

위 식에서 μ_1 은 사용자 x 와 사용자 y 의 간접 신뢰(또는 불신) 관계의 강화(또는 약화) 조정계수이고, μ_2 는 직접 신뢰(또는 불신)의 강화(또는 약화) 조정계수이다. 직접적인 신뢰(또는 불신) 관계의 경우, 간접적인 신뢰(또는 불신) 관계보다 더 높은 수준으로 가중치를 반영하는 것이 합리적이므로, $\mu_1 \leq \mu_2$ 가 항상 만족되어야 한다.

단계 5 : 선호도 예측

마지막 5단계에서는 추천 대상자의 각 상품별 선호도(예상평점)를 예측하는 작업이 이루어진다. 각 상품별 선호도 예측은 앞서 제 2장에서 소개된 식 (2)를 변형한 식 (8)을 사용하여 계산한다[Choi et al., 2016; Jeon and Ahn, 2015].

$$p_{x,i} = \bar{r}_x + \frac{\sum_{y \in N} (r_{y,i} - \bar{r}_y) \times (S^*_{x,y})}{\sum_{y \in N} S^*_{x,y}} \quad (8)$$

이처럼 선호도 예측 작업이 끝나면, 예상 평가 점수가 높게 나온 상품들을 중심으로 추천 대상자가 아직 경험해보지 않은 상품들을 중심으로 추천 대상 상품을 결정한다[Jeon and Ahn, 2015].

4. 실증분석

4.1 실험 데이터

본 연구에서 제안하는 추천 알고리즘인 TDARA

의 유용성을 검증하기 위하여 ‘trustlet.org’으로부터 제공받은 공개 데이터를 사용해 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 데이터는 ‘Extended Epinions dataset’라는 이름의 데이터 셋으로서, 사용자들이 다양한 항목(자동차, 책, 음악 등)의 거래에 따른 인기제품 리뷰를 게시하고 공유하는 Epinions.com 사이트로부터 추출된 데이터이다. 2001년 1월 10일부터 2003년 8월 12일 사이에 수집된 데이터를 담고 있는 본 데이터 셋은 두 개의 파일로 구성되어 있는데, 그 중 첫 번째 ratings_data.txt 파일은 사용자의 ID와 해당 사용자가 상품구매 후 유익성 여부를 판단하여 평점(1~5점)을 부여한 내용이 들어있다. 본 파일에 담겨있는 전체 사용자 수는 132,000명이고, 총 상품 수는 8,373,099종인데, 이 중 동일 상품을 제외하면, 최종적인 상품 수는 539,460종이 된다. 또 다른 파일인 user_rating.txt 파일은 사용자 간의 신뢰와 불신 관계 정보가 신뢰(‘1’), 불신(‘-1’)로 구분되어 저장되어 있다. 이 정보는 응답한 사용자의 정보공개를 전제로 사전 승낙에 의해 수집이 이루어졌으며, 데이터 수집기간은 rating_data.txt 파일과 동일하다. user_ratings.txt 파일에 수록된 데이터의 규모는 총 841,372건인데, 이 중 717,667건(약 85%)은 신뢰 관계를, 123,705건(약 15%)은 불신 관계를 나타낸다. 본 연구에서는 신뢰 및 불신 관계의 정보 효과를 정확하게 파악하기 위하여, 전체 데이터셋 중 신뢰 및 불신 관계 정보가 충실하게 담겨 있는 총 506명의 사용자와 200개의 아이템을 선정해 실험에 사용하였다.

본 연구에서는 제안 알고리즘인 TDARA를 구현하기 위해, 우선 사용자 간 신뢰, 불신관계 네트워크 데이터는 UCINET 6를 이용하여 내향 연결 중심성 지수를 산출하고, VBA(Visual Basic for Application)으로 제작된 소프트웨어를 활용하여 사용자 간 직접 및 간접 신뢰(불신)관계를

나타내는 사용자-사용자 간 신뢰/불신 관계 행렬을 산출하였다. 이어 상기 결과들을 토대로 사용자 간 유사도의 조정을 수행할 수 있는 협업 필터링 알고리즘을 역시 VBA로 개발하여, 실험에 사용하였다.

4.2 실험 결과

본 연구에서는 사용자의 평가점수가 입력된 상품에 대해서 제안한 추천 알고리즘으로 예상 평가점수를 도출한 다음, 실제 평가점수와 비교하여 평균 오차를 확인해보는 방식으로 검증을 진행하였다[Kim and Kim, 2014]. 이 때, 평가점수 간의 오차는 추천시스템 관련 연구에서 가장 많이 사용되는 척도 중 하나인 평균 MAE(Mean Absolute Error)를 활용하였다[Breese et al., 1998; Sarwar et al., 2001].

우선 신뢰와 불신 관계 네트워크의 내향 중심성을 반영하여 추천결과를 생성하는 TDARA#1의 실험 결과가 <Table 2>에 제시되어 있다. 제시된 실험 결과 중에서, 신뢰와 불신 관계에 대해 모두 0의 조정승수를 부여(즉, $\mu_t = \mu_d = 0$)하게 되면, 항상 $amp_{x,y}^t$ 와 $amp_{x,y}^d$ 의 값이 1이 되어, $S_{x,y}^* = S_{x,y}$ 가 된다. 즉, $\mu_t = \mu_d = 0$ 일 경우, TDARA#1은 전통적인 협업필터링과 동일한 알고리즘이 되는 것이다. 이와 같은 사실을 염두에 두고 <Table 2>의 결과를 살펴보게 되면, 신뢰 정보만 고려(Avg. MAE = 0.112546)한 경우는 전통적인 협업필터링(Avg. MAE = 0.112638)보다 소폭 개선된 결과를 산출하는 반면, 불신 정보만 고려(Avg. MAE = 0.112455)할 경우 한층 더 우수한 예측 정확도를 산출하게 됨을 알 수 있다. 하지만, 신뢰에 대한 조정승수가 0.6, 불신에 대한 조정승수가 1.0이 부여되었을 때, TDARA#1이 가장 우수한 예측 정확도(Avg. MAE = 0.112209)를 나타냄을 확인할 수 있다.

<Table 2> Predictive Accuracy of TDARA#1

Type	μ_{dt}	μ_{dd}	Average MAE
Conventional CF	0	0	0.112638
TDARA (Trust Only)	0.2	0	0.112546
	0.4	0	0.112568
	0.6	0	0.112703
	0.8	0	0.112937
	1	0	0.113277
TDARA (Distrust Only)	0	0.2	0.112546
	0	0.4	0.112491
	0	0.6	0.112464
	0	0.8	0.112455
	0	1	0.112465
TDARA (Trust+Distrust)	0.2	0.2	0.112438
	0.2	0.4	0.112366
	0.2	0.6	0.112329
	0.2	0.8	0.112309
	0.2	1	0.112303
	0.4	0.2	0.112429
	0.4	0.4	0.112334
	0.4	0.6	0.112276
	0.4	0.8	0.112236
	0.4	1	0.112214
	0.6	0.2	0.112521
	0.6	0.4	0.112398
	0.6	0.6	0.112310
	0.6	0.8	0.112250
	0.6	1	0.112209
	0.8	0.2	0.112718
	0.8	0.4	0.112557
	0.8	0.6	0.112439
	0.8	0.8	0.112351
	0.8	1	0.112287
1	0.2	0.113007	
1	0.4	0.112811	
1	0.6	0.112661	
1	0.8	0.112545	
1	1	0.112456	

한편 직·간접 신뢰와 불신 관계를 탐색하여 추천결과를 생성하는 TDARA#2의 실험 결과는 다음의 <Table 3>에 제시되어 있다. 이 표에서 볼 수 있듯이, TDARA#2에서 직접 신뢰와 직접 불신에 3의 강화(약화) 조정계수를, 간접 신뢰와 간접 불신에 2의 강화(약화) 조정계수를 부여했을 때 가장 우수한 결과를 산출했으며, 이때의 평균 MAE는 0.112381인 것으로 나타났다. 이는 전통적인 협업필터링(Avg. MAE = 0.112638)보다 개선된 결과이지만, TDARA#1에 비하면 다소 떨어지는 예측 정확도이다.

<Table 3> Predictive Accuracy of TDARA#2

Amplifying Coefficients		Attenuating Coefficients		Average MAE
Direct Trust	Indirect Trust	Direct Distrust	Indirect Distrust	
3	2	3	2	0.112381
3	2	5	3	0.112394
3	2	7	5	0.112478
3	2	9	7	0.112549
5	3	3	2	0.112394
5	3	5	3	0.112405
5	3	7	5	0.112483
5	3	9	7	0.112553
7	5	3	2	0.112459
7	5	5	3	0.112482
7	5	7	5	0.112572
7	5	9	7	0.112648
9	7	3	2	0.112506
9	7	5	3	0.112533
9	7	7	5	0.112630
9	7	9	7	0.112708

다음의 <Table 4>는 <Table 2>와 <Table 3>을 정리하여, 제안 알고리즘(TDARA#1, TDARA#2)과 전통적인 협업필터링의 예측 정확도를 종합적으로 제시하고 있다. 이 표를 통해 알 수 있듯이, 본 연구의 실증분석에서는 TDARA#1 > TDARA#2 >

Conv. CF의 순으로 예측 정확도가 산출됨을 확인할 수 있었다.

<Table 4> Overall Experimental Results

Algorithm	Average AVE	Setting
Conventional CF	0.112638	$\mu_t = \mu_d = 0$
TDARA#1	0.112209	$\mu_t = 0.6, \mu_d = 1.0$
TDARA#2	0.112381	$\mu_1^t = \mu_1^d = 2,$ $\mu_2^t = \mu_2^d = 3$

끝으로 알고리즘 간 성과의 차이가 통계적으로 유의한 지를 검증하기 위해, 대응표본 t-검정을 수행하였다. 본 연구에서 적용된 대응표본 t-검정의 귀무가설 H_0 는 $\mu_A = \mu_B$, 대립가설 H_a 는 $\mu_A > \mu_B$ (μ_X : 알고리즘 X의 평균 MAE)이다. 아래 <Table 5>는 이러한 대응표본 t-검정의 결과를 나타내고 있다. 이 표에서 볼 수 있듯이, 본 연구의 제안 알고리즘인 TDARA#1과 TDARA#2 모두 전통적인 협업필터링과 95% 신뢰수준 하에서 통계적으로 유의한 성과 차이를 보이는 것으로 나타났다. 하지만, TDARA#1과 TDARA#2의 차이는 통계적으로 유의하지 않음을 확인할 수 있었다.

<Table 5> t-values of Paired-samples t-test

	TDARA#1	TDARA#2
Conventional CF	2.647*	2.571*
TDARA#1		-1.090

*statistical significant at 5%.

5. 결 론

본 연구에서는 협업 필터링의 사용자의 선호도 예측과 추천의 질을 향상시키기 위하여, 사용자의 상품 평가 정보 외에 사용자 간 신뢰 및 불신 관계 네트워크 정보를 추가로 활용하는 새로운 추천 알고리즘인 TDARA를 제안하였다. 실제 데이터를 활용하여 제안 알고리즘의 성능을 검증

한 결과, 신뢰 및 불신의 내향 연결정도 중심성을 반영한 TDARA#1 알고리즘이 전통적인 협업 필터링과 비교해, 통계적으로 유의한 예측 정확도의 개선을 가져옴을 확인할 수 있었다. 구체적으로 본 연구가 갖는 시사점을 고찰해 보면 다음과 같다.

첫째, 본 연구의 결과는 신뢰와 불신 관계 네트워크 정보를 활용할 경우, 추천 알고리즘의 성능이 한층 더 개선될 수 있음을 우리에게 제시하고 있다. 특정 사용자가 다른 사용자를 온라인 매체 환경 하에서 신뢰하는지, 혹은 불신하는지의 여부는 우리가 실험에 사용한 Epinions Dataset이 그러했듯이, 특정 사용자가 다른 사용자의 의견에 대해 얼마나 높은 (혹은 낮은) 평가를 내렸는지를 보고 쉽게 추정할 수 있다. 오늘날 많은 인터넷 사이트들이 사용자들로 하여금 본인의 의견을 자유롭게 남길 수 있도록 하고, 또 동시에 다른 사용자들로 하여금 해당 의견들에 대해 평가할 수 있도록 플랫폼을 구축하고 있는데, 이런 모든 사이트들이 본 논문에 제안된 추천 알고리즘을 적용할 수 있다는 점에서, 본 연구의 실무적 가치는 상당히 높을 것으로 기대된다.

둘째, 특히 본 연구의 결과는 신뢰와 불신 중에서 불신에 대한 네트워크 정보가 추천시스템의 성능을 개선하는데 더 중요하다는 점을 시사한다. 가장 우수한 결과를 산출한 TDARA#1의 경우, 신뢰에 대한 조정승수로 0.6, 불신에 대한 조정승수로 1.0이 적용되었다. 즉, 신뢰보다는 불신을 더 크게 반영했을 때, 예측정확도가 더 향상되었던 것이다. 일반적으로 사람들은 상대방의 의견에 대해 평가를 내릴 때, 실제 본인이 인지한 것에 비해 점수를 후하게 매기는 이른바 관대화 경향(leniency tendency)이 있는데, 때문에 온라인에서 수집된 신뢰 관계 데이터는 불신 관계 데이터에 비해 더 많은 오류를 갖고 있을 가능성이 크다. 실제로 본 연구에 사용된 Epinions

데이터 셋의 경우에도 신뢰 관계 정보가 불신 관계 정보에 비해 약 5.6배나 많은 것으로 조사되었는데, 이것만 보더라도 사람들이 불신보다는 신뢰를 표출하는 경우가 훨씬 더 많다는 사실을 알 수 있다. 따라서, 이러한 본 연구의 결과는 향후 사용자간의 사회적 관계를 추적하고 관리할 때, 우호적인 관계보다는 대립되는 관계에 좀 더 주목할 필요가 있다는 점을 우리에게 시사한다. 특히 기존 연구들이 주로 신뢰 관계에 대해서만 고려하고, 불신 관계에 대해 주목한 연구가 지금까지 거의 없었다는 점을 고려할 때, 본 연구가 갖는 학술적 가치는 그만큼 높다고 평가할 수 있을 것이다.

셋째, 본 연구의 결과는 개개인 간의 신뢰나 불신 관계를 직접적으로 고려하는 것보다, 대표지수인 중심성을 고려하는 것이 예측 정확도 개선에 더 유리하다는 점을 시사하고 있다. 연산량의 관점에서 봐도, 신뢰나 불신 관계를 직접적으로 탐색하는 것보다 대표지수인 중심성을 반영하는 것이 훨씬 더 유리한 면이 있으므로, 신뢰와 불신 관계의 내향 연결강도 중심성을 추가로 고려해 추천을 하게 되면 효과성은 물론 효율성까지도 달성할 수 있다고 할 수 있다.

반면 본 연구의 한계점들은 다음과 같다. 첫째, 현재 신뢰 및 불신 관계 정보의 효과를 극대화하기 위해, 해당 정보가 충분히 존재하는 사용자들만 선별하여 실험에 활용하였는데, 이 과정에서 표본추출의 오류가 발생했을 가능성이 크다. 따라서, 본 연구의 제안 알고리즘이 보다 일반화된 성능 향상을 가져오는지 확인하기 위해서는 다소 신뢰 및 불신 관계 정보가 부족해지더라도, 임의표본추출과 같은 방식을 적용하거나 혹은 데이터 전수를 대상으로 제안 알고리즘을 적용해 보고, 그 성능을 확인해 보아야 할 것으로 생각된다.

둘째, 현재 TDARA#2의 경우, 사용자간 유사

도를 계산할 때 마다 실험자에 의해 매번 사용자 신뢰 및 불신 간접관계를 확대하기 위하여 네트워크를 탐색하여야 하는데, 여기서 중개인이 1명인 경우보다, 중개인이 2명 이상인 간접 신뢰(또는 불신)관계까지 고려하면 더 높은 예측 정확도를 얻을 가능성이 있다. 하지만 이는 다른 접근법에 비해 훨씬 많은 컴퓨팅 자원과 실험시간을 요구하게 된다. 따라서 추후 후속연구에서 제안 알고리즘의 효율성을 개선하는 동시에, 간접 신뢰(또는 불신) 관계를 보다 확장하여 분석하는 연구가 필요할 것으로 보인다.

끝으로 현재 제안된 연구 모형에서 네트워크에서 매개중심성을 고려한 접근법으로 ‘선정된 상품 중 사용자의 평점을 대상으로 매개 중심성을 반영하여 이 매개 상품을 통한 신뢰 네트워크 확장’으로 신뢰 상품 전파(전이)가 신뢰 및 불신 결합 추천알고리즘 성능에 미치는 영향에 관한 연구가 의미 있는 후속 연구의 주제가 될 것으로 예상된다.

References

- [1] Adomavicious, G. and Tuzhilin, A., “Toward the Next Generation of Recommender Systems : A Survey of the State-of-the-art and Possible Extensions”, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 17, No. 6, 2005, pp. 734-749.
- [2] Ahn, H., “Improvement of a Context-aware Recommender System through User’s Emotional State Prediction”, *Journal of Information Technology Applications and Management*, Vol. 21, No. 4, 2014, pp. 203-223.
- [3] Ahn, H., Han, I., and Kim, K.-J., “The Product Recommender System Combining Association Rules and Classification Models : The Case of G Internet Shopping Mall”, *Information Systems Review*, Vol. 8, No. 1, 2006, pp. 181-201.
- [4] Ahn, S.-M., Kim, I. H., Choi, B., Cho, Y., Kim, E., Kim, and M.-K., “Understanding the Performance of Collaborative Filtering Recommendation through Social Network Analysis”, *Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 17, No. 2, 2012, pp. 129-147.
- [5] Ahn, Y. Y., Han, S., Kwak, H., Moon, S., and Jeong, H., “Analysis of Topological Characteristics of Huge Online Social Network Service”, *Proceeding of 16th International Conference on World Wide Web*, 2007, pp. 835-844.
- [6] Barabasi, A. L., Wang, P., Gonzalez, M. C., and Hidalgo, C. A., “Understanding the Spreading Patterns of Mobile Phone Viruses”, *Science*, Vol. 324, 2009, p. 1071.
- [7] Breese, J. S., Heckerman, D., and Kadie, C., “Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering”, *Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98)*, San Francisco, California, 1998, pp. 43-52.
- [8] Cho, Y. H. and Bang, J., “Social Network Analysis for New Product Recommendation”, *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 15, No. 4, 2009, pp. 183-200.
- [9] Choi, S., Kwahk, K.-Y., and Ahn, H., “Enhancing Predictive Accuracy of Collaborative Filtering Algorithms using the Network Analysis of Trust Relationship among Users”, *Journal of Intelligence and Inform-*

- tion Systems, Vol. 22, No. 3, 2016, pp. 113-127.
- [10] Du, Y., Du, X., and Huang, L., "Improve the Collaborative Filtering Recommender System Performance by Trust Network Construction", *Chinese Journal of Electronics*, Vol. 25, No. 3, 2016, pp. 418-423.
- [11] Ellison, N. B., Steinfield, C., and Lampe, C., "The Benefits of Facebook Friends : Social Capital and College Students' Use of Online Social Network Sites", *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol. 12, No. 4, 2007, pp. 1143-1168.
- [12] Golbeck, J., "Generating predictive movie recommendations from trust in social networks", Proceedings of the 4th International Conference on Trust Management, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 3986, 2006, pp. 93-104.
- [13] Ha, I., "User Modeling-based Recommender System with Link Attributes of Trust Network", Ph.D. Dissertation, Inha University, 2014.
- [14] Jeon, B. and Ahn, H., "A Collaborative Filtering System Combined with Users' Review Mining : Application to the Recommendation of Smartphone Apps", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 21, No. 2, 2015, pp. 1-18.
- [15] Jeong, J.-H. and Kim, J.-W., "Collaborative Filtering Techniques Using Social Network Analysis for UCC Recommendation", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 11, No. 1, 2013, pp. 185-195.
- [16] Kang, B. S., "A Novel Web Recommendation Method for New Customers Using Structural Holes in Social Networks", *Journal of Industrial Economics and Business*, Vol. 23, No. 5, 2010, pp. 2371-2385.
- [17] Kim, K.-J. and Ahn, H., "User-Item Matrix Reduction Technique for Personalized Recommender Systems", *Journal of Information Technology Applications and Management*, Vol. 16, No. 1, 2009, pp. 97-113.
- [18] Kim, K.-J. and Ahn, H., "Collaborative Filtering with a User-Item Matrix Reduction Technique", *International Journal of Electronic Commerce*, Vol. 16, No. 1, 2011, pp. 107-128.
- [19] Kim, M. and Kim, K.-J., "Recommender Systems using Structural Hole and Collaborative Filtering", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 20, No. 4, 2014, pp. 107-120.
- [20] Kim, Y. H., Social Network Analysis, Parkyoungsa Publishing, 2003.
- [21] Kwahk, K. Y., Social Network Analysis, Cheongram, 2014.
- [22] Liu, F. and Lee, H. J., "Use of social network information to enhance collaborative filtering performance", *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, No. 7, 2010, pp. 4772-4778.
- [23] Lu, Y., Yang, S., Chau, P. Y. K., and Can, Y., "Dynamics between the trust transfer process and intention to use mobile payment services : A cross-environment perspective", *Information and Management*, Vol. 48, No. 8, 2011, pp. 393-403.
- [24] Massa, P. and Avesani, P., "Trust Metrics in Recommender Systems", Proceedings of Computing with Social Trust, 2009, pp. 259-

- 285.
- [25] Mislove, A., Marcon, M., Gummadi, K. P., Druschel, P., and Bhattacharjee, B., "Measurement and Analysis of Online Social Networks", Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement, 2007, pp. 29-42.
- [26] Park, J. H., Cho, Y. H., and Kim, J. K., "Social Network : A Novel Approach to New Customer Recommendations", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 15, No. 1, 2009, pp. 123-140.
- [27] Ryu, Y. U., Kim, H. K., Cho, Y. H., and Kim, J. K., "Peer-oriented content recommendation in a social network", Proceedings of the Sixteenth Workshop on Information Technologies and Systems, 2006, pp. 115-120.
- [28] Sarwar, B., Karypis G., Konstan, J., and Riedl, J., "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms", Proceeding of the 10th International Conference on World Wide Web, 2001, pp. 285-295.
- [29] Shin, C.-H., Lee, J.-W., Yang, H.-N., and Choi, I. Y., "The Research on Recommender for New Customers Using Collaborative Filtering and Social Network Analysis", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 18, No. 4, 2012, pp. 19-42.
- [30] Su, X. and Khoshgoftaar, T. M., "A Survey of Collaborative Filtering Techniques", *Advances in Artificial Intelligence*, 2009, Article ID 421425.
- [31] Tang, J., Aggarwal, C., and Liu, H., "Recommendations in signed social networks", Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web, 2016, pp. 31-40.
- [32] Thelwall, M., "Social Networks, Gender, and Friending : An Analysis of MySpace Member Profiles", *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, Vol. 59, No. 8, 2008, pp. 1321-1330.
- [33] Wei, C., Richard K., and Simon F., "Web 2.0 Recommendation service by multi-collaborative filtering trust network algorithm", *Information Systems Frontiers*, Vol. 15, No. 4, 2013, pp. 533-551.
- [34] Yuan, W., "Improved Trust-Aware Recommender System using Small-Worldness of Trust Networks", Ph.D. Dissertation, Kyung Hee University, 2010.

■ 저자소개



노 희 룡

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 박사과정에 재학 중이다. 한국교육개발원에서 정보통신공학사를 취득하고, 세종대학교 산업대학원에서 디지털정보산업학을 전공하여 디지털정보산업학석사를 취득하였으며, 아시아나IDT, Saman Engineering, POSCO ICT, POSCO 등에서 다년간 건설분야 IT Project Manager, Industrial Plant Instrumentation Engineer로 근무하였다. 주요 관심분야는 소셜네트워크분석, 디지털해독, e-CRM 등이다.



안 현 철

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 부교수로 재직 중이다. KAIST에서 산업경영학사를 취득하고, KAIST 테크노경영대학원에서 경영정보시스템을 전공하여 공학석사와 박사를 취득하였다. 주요 관심분야는 금융 및 고객관계관리 분야의 인공지능 응용, 정보시스템 수용과 관련한 행동 모형 등이다. *Annals of OR*, *Applied Intelligence*, *Applied Soft Computing*, *Expert Systems with Applications*, *Information and Management*, *International Journal of Electronic Commerce* 등의 국제학술지와 *Asia Pacific Journal of Information Systems*, *Journal of Information Technology Applications and Management*, *지능정보연구* 등의 국내학술지에 연구논문을 발표한 바 있다.