

종합 평점과 다기준 평점을 선택적으로 활용하는 협업필터링 기반 하이브리드 추천 시스템*

구민정

㈜석산기업
(minjungku@naver.com)

안현철

국민대학교 비즈니스IT전문대학원
(hcahn@kookmin.ac.kr)

추천시스템은 사용자의 과거 구매행동을 통해 향후 구매할 것이라고 예상되는 제품을 자동으로 검색하여 추천해준다. 특히 전자상거래 기업의 상품추천시스템은 일대일 마케팅의 대표적 실현수단으로 가치가 있다. 하지만, 전통적인 추천시스템, 특히 학계 및 산업계에서 가장 널리 사용되고 있는 전통적인 협업필터링 기법은 단일 차원의 ‘종합 평점’만을 고려하여 추천결과를 생성하도록 설계되어 있어, 사용자들의 정확한 니즈를 이해하고 대응하는데 근본적인 한계가 있다. 최근에는 전자 상거래 기업들도 고객들로부터 보다 다각화된, 다기준 방식으로 피드백을 받고 있다. 특히 다기준 평점은 정량적으로 입력되는 정보이므로 상대적으로 분석 및 처리가 용이하다는 장점이 있다. 그러나 다기준 평점 역시 사전에 정해진 기준에 대해서만 사용자의 피드백이 이루어지기 때문에, 보다 상세하게 사용자의 의견을 이해하여 추천에 반영하는 데에는 한계가 있다. 이에 본 연구는 다기준 평점 정보와 선택적 협업필터링의 서로 다른 접근방법을 통해 도출된 추천결과를 종합하여, 최종적으로 추천 대상리스트를 산출할 수 있는 하이브리드 기술을 제안한다. 본 연구에서 제안한 연구모형의 유용성을 검증하기 위해, 식음료점(식당, 카페 등)에 대한 실제 이용자를 대상으로 온라인 설문을 통해 종합 평점과 다기준 평점을 수집하였으며, 데이터를 학습용과 검증용으로 구분하여 학습시키고 성과를 평가하였다. 이 기법은 결합 함수 기반 접근법과 사용자마다 구매의사결정의 체계가 다르다는 전제하에, 사용자들을 유형화하고, 유형에 따라 정보원을 선택적으로 활용하는 협업필터링 알고리즘을 활용했다. 실험결과, 제안 알고리즘을 통한 추천 방법이 단일 차원을 고려하는 전통적인 협업필터링과 비교해 더 우수한 예측정확도를 나타냄을 확인했다. 아울러, 본 연구가 제안하는 다기준 평점과 선택적 협업필터링 알고리즘을 종합하여 추천하는 방법이, 단순히 다기준 평점을 고려했을 때 보다 통계적으로 유의한 수준의 정확도의 개선이 이루어짐을 확인할 수 있었다.

주제어 : 추천시스템, 하이브리드 추천시스템, 다기준 평점, 협업필터링, 선택적 활용

논문접수일 : 2017년 11월 4일 논문수정일 : 2017년 11월 26일 게재확정일 : 2017년 12월 4일
원고유형 : 일반논문 교신저자 : 안현철

1. 서론

인터넷이 급격히 확산되기 시작한 90년대 말 이후, 소비자들은 인터넷에 산적해 있는 많은 양

의 정보를 활용하여 보다 저렴하고 좋은 품질의 상품을 구매할 가능성이 높아졌다. 하지만 이제는 제공되는 자료의 양이 너무 과다해져서 소비자

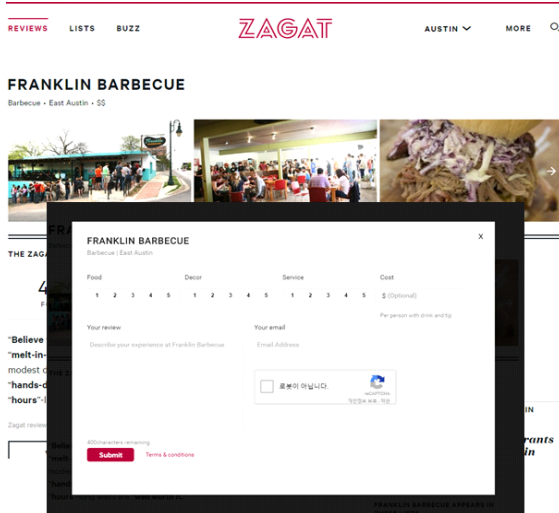
* 이 논문 또는 저서는 2017년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2017S1A5A2A01027593)

것이 오히려 더 어려워지는 부작용이 발생하고 있다. 이러한 문제에 효과적으로 대응할 수 있도록, 추천시스템(recommender system)은 소비자가 진정으로 필요로 하는 자료와 정보를 선택적으로 제공하여 정보 과부하(information overload) 현상을 해소하고, 이를 통해 소비자의 구매의사 결정을 지원한다(Schafer et al., 2001). 오늘날 추천시스템은 학계는 물론 산업계에서도 많은 관심을 보이고 있는 주요한 지능형 의사결정지원 시스템 분야의 주제 중 하나이다.

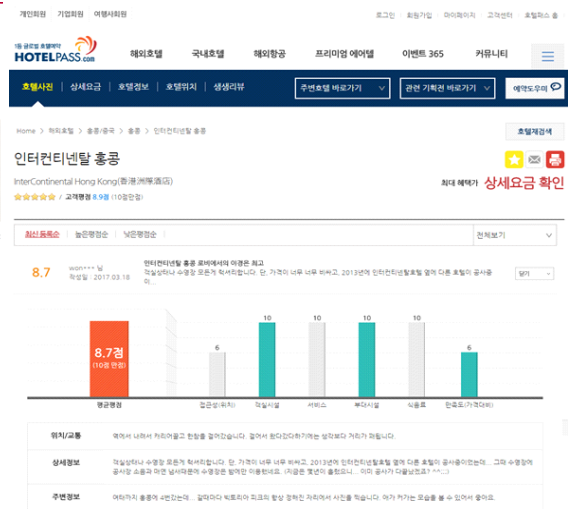
추천시스템에서 고객성향 파악에 효과적이라고 알려져 있으며, 가장 활발하게 이용되는 추천 기법 중 하나가 협업필터링(collaborative filtering, CF)이다(Kim and Ahn, 2009). 협업필터링 추천 시스템은 우수한 성능으로 지금까지 많이 사용되어 왔지만, 전통적인 협업필터링은 단일 차원의 종합 평점만을 고려하여 사용자의 선호체계를 추정하기 때문에, 소비자들의 정확한 니즈(needs)를 이해하고 대응하는데 근본적인 한계가

있다. 때문에 최근에는 전자상거래 기업들도 고객들로부터 보다 다각화된 방식으로 피드백을 받고 있다.

<Figure 1>이 그 예를 나타내고 있는데, 여기 제시된 것과 같이 Zagat.com은 인기있는 레스토랑 추천 사이트로 사용자들이 음식, 서비스, 실내장식, 가격이라는 네 가지 기준을 기반으로 레스토랑을 평가할 수 있다. 이러한 각 기준은 사용자의 선호도를 측정하는데 더 많은 통찰력을 제공한다. 국내 호텔 예약 사이트 운영업체인 Hotelpass.com 역시 6개 차원(접근성, 객실시설, 서비스, 부대시설, 식음료, 만족도)의 기준별 평점(다기준 평점, multicriteria ratings)을 각각 입력하도록 하고 있다. 이와 같이 다기준 평점을 입력 받게 되면, 종합 평점이 어떤 요인(기준)에 의해 결정되었는지 보다 깊이 있게 이해하는 것이 가능해진다(Adomavicius and Kwon, 2007; Adomavicius et al., 2011). 특히 다기준 평점은 정량적으로 입력되는 정보이므로, 비정형의 텍스트



(Overseas Case) Zagat.com



(Domestic Case) Hotelpass.com

(Figure 1) Examples of e-commerce sites requiring multidimensional customer feedback

트 형태로 저장되는 온라인 고객 리뷰(online customer review)에 비해 상대적으로 분석 및 처리가 용이하다는 장점이 있다.

하지만 다기준 평점이 무조건 우수한 성능을 보장하는 것은 아니다. 우선 다기준 평점 역시 사전에 정해진 기준에 대해서만 사용자의 피드백이 이루어지기 때문에, 보다 상세하게 사용자의 의견을 이해하여 추천에 반영하는 데에는 한계가 있다. 또한 사람이 대상을 평가할 때 특정 기준만 중점으로 일관되게 고려하는 경우도 있지만, 상황에 따라 기준을 다르게 고려하거나, 또 주요 기준이 아닌 제 3의 요인에 의해 의사결정이 내려질 수도 있다. 이 경우에는 다기준 평점으로 해당 고객의 니즈를 이해하려는 시도보다 차라리 단일의 종합 평점으로 해당 고객을 파악하는 것이 더 효과적일 수 있다.

Park and Moon(2012)은 다기준 평점의 항목이 많아질수록 차원 간 및 개별 차원의 구성변수 간에 상대적 중요도가 명시적으로 주어지지 않으면 차원의 추가는 오히려 계산의 복잡성으로 예측성과 추천 유효성을 저해할 수 있다고 하였다. 또한 Zenebe and Norcio(2009)에 따르면, 다기준 항목 특징에 대한 사용자의 행동은 부정확하고 주관적이어서 사용자가 그 특징을 어떻게 인식했는지 정확하게 추론하기가 힘들다고 하였다. 이렇게 다기준 평점을 고려한 추천시스템은 여러가지 면에서 사용자의 선호도를 정밀하게 고려하여 시스템의 정확성을 향상시키기 위해 제안되었지만, 여전히 많은 연구와 최적화의 노력이 필요하다(Adomavicius and Kwon, 2007; Nilashi et al., 2014a; Nilashi et al., 2014b; Kermany and Alizadeh, 2017).

이러한 배경에서 본 연구는 사용자마다 구매 의사결정의 체계가 다르다는 전제 하에, 사용자

들을 유형화하고, 유형에 따라 정보원을 선택적으로 활용하는 변형된 추천 알고리즘을 적용하는 협업필터링 방법론을 제안한다. 구체적으로 본 연구에서 새롭게 제안하는 추천알고리즘은 다기준 평점(multicriteria ratings) 정보와 종합 평점(overall ratings)의 서로 다른 정보원을 활용해도출된 추천결과를 선택적으로 활용하여, 최종적으로 추천 대상 리스트를 산출할 수 있는 하이브리드 추천(hybrid recommendation) 기술을 제안한다. 구체적으로 본 연구에서 제안하는 추천시스템은 사용자의 선호도가 몇몇 차원의 조합에 의해 결정되는 합성적 선호체계(composite preference scheme)를 가진 사용자에 대해서는 Adomavicius and Kwon(2007)이 제안한 ‘결합 함수 기반 접근법(aggregation-function-based approach)’ 기반의 다기준 협업필터링을 적용하고, 사용자의 선호도가 여러 요인들이 전체적으로 고려되어 결정되는 총체적 선호체계(holistic preference scheme)를 가진 사용자에 대해서는 단일 차원 종합 평점 기반의 전통적인 협업필터링을 적용하도록 설계되었다. 본 연구에서는 제안 시스템이 과연 유의미한 개선을 도모하는지 검증하기 위해, 실제 데이터에 제안된 기술을 적용하고 다른 기존 접근법들에 비해 성능이 개선되는지 다양한 각도에서 확인해 보고자 한다.

이후 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 전통적인 추천시스템과 다기준 추천시스템에 대한 선행연구를 살펴보고, 3장에서는 본 연구에서 제안하는 추천시스템 기술을 상세히 설명한다. 4장과 5장에서는 본 연구에서 제안하는 추천 기술의 성능을 검증하기 위한 실험설계와 실험결과를 각각 제시한다. 끝으로 마지막 장에서는 본 연구의 결론과 한계점 등에 대해 논의한다.

2. 이론적 배경

2.1 추천시스템

추천시스템은 고객의 성향과 기호를 파악하여 고객이 원할 것으로 예상되는 상품에 대한 자료와 정보를 제공함으로써 고객의 구매의사결정을 지원하고자 하는 정보시스템의 일종이다. 추천시스템은 우선 대상 고객으로부터 다양한 정보를 수집해서 전문가의 평가나 통계적 기법, 그리고 상관분석과 같은 각종 데이터마이닝 기법 등을 통해 제안(suggestion), 예측(prediction), 혹은 평가(ratings)와 같은 형태의 추천 결과를 도출한다. 이어 이 정보를 어떤 식으로 전달할 것인지(delivery)와 개인화 수준(degree of personalization)을 결정하여 최종적으로 고객에게 추천 결과를 전달한다. 그런 다음, 이렇게 추천된 결과에 대해 고객들이 어떤 반응을 보이는지 피드백하여, 추후 새로운 추천 결과를 생성하는데 참조하게 된다(Schafer et al., 2001).

이러한 추천시스템은 판매자와 구매자 모두에게 가치를 제공한다. 판매자 입장에서 추천시스템은 다음과 같은 3가지 방식으로 전자상거래를 촉진시킨다(Schafer et al., 2001; Ahn, 2014). 첫째는 구매자의 구매 활동을 유도(converting viewers into buyers)하여, 판매자의 매출을 확대하는 것이다. 추천시스템은 웹 사이트의 방문객에게 그들이 관심을 보일만한 상품 정보를 적절히 노출시킴으로써, 구매를 촉진한다. 둘째, 교차 판매를 증대(increasing cross-sell)시킬 수 있다. 추천시스템은 구매 고객에게 추가적으로 다른 적합한 제품을 제안함으로써, 구매를 촉진시킬 수 있다. 셋째, 고객 충성도 구축(building loyalty) 하는데 도움을 줄 수 있다. 추천 시스템은 고객

에게 가치 있는 맞춤 정보를 제공함으로써, 고객의 신뢰를 높일 수 있고, 결과적으로 해당 고객의 충성도를 제고하는데 도움을 줄 수 있다. 한편, 구매자 입장에서, 추천시스템과 같은 맞춤 마케팅 도구는 제품 탐색비용 절감 및 만족 증대와 같은 실질적인 가치를 제공한다(Haubl and Trifts, 2000).

추천시스템의 종류는 그 구현방식에 따라 베스트셀러기반 추천방법, 인구통계정보기반 추천방법, 최소질의대상 상품결정방법, 정보필터링 방법 등으로 구분된다. 그 중에서도 정보필터링 방법은 타 기법들에 비해 정확도가 높아 가장 일반적으로 적용되는데, 이는 다시 내용기반 필터링(content-based filtering) 기법과 협업필터링(collaborative filtering) 기법으로 나뉘어 진다. 내용기반 필터링 기법은 과거 고객의 구매 상품을 분석하여 유사성(item-to-item similarity)을 기반으로 추천하는 방식으로서, 상품 간 연관성을 기반으로 추천을 하는 방식이다. 이 기법은 추천을 위한 상품에 대한 특성을 추출해야 되는데, 이것이 사실상 효과적으로 이루어지기 어렵기 때문에, 분석의 깊이가 얕을 수 밖에 없고(shallow analysis), 추천 결과가 이전에 좋게 평가한 상품과 비슷한 상품군을 찾는 방식으로 이루어지기 때문에, 너무 과도하게 특정 부분에 치우치게 된다는 점(overspecialization) 등의 한계점이 있다(Balabanovic and Shoham, 1997). 반면 협업필터링 기법은 특정 상품에 대해 선호도가 유사한 특성을 지닌 다른 사용자가 어떤 상품을 선호했는지 파악해서 그 상품을 추천해 주는 방식이다. 협업필터링 기법은 일반적으로 고객들이 동질적인 평가결과를 보이는 상품군에 대해 상대적으로 높은 예측력을 보이는 장점을 가지고 있다(Konstan et al., 1997; Pazzani, 1999). 협업필터링

기법은 상품추천 관련 연구에서 활발하게 이용되고 있지만, 데이터가 충분히 축적되어 있지 않은 상황에서 작동되기 어려운 문제(cold-start problem), 데이터가 너무 과도하게 많을 경우 연산시간이 과도하게 소요되는 문제(scalability problem)등의 한계점도 있다(Kim and Ahn, 2005; Kim et al., 2005; Ahn et al., 2006; Ahn 2014). 이에 협업필터링 기반 추천시스템의 한계점을 극복하기 위하여 새로운 정보의 분석결과를 추천 알고리즘에 결합하는 하이브리드 접근법에 대한 연구들이 다양하게 시도되고 있다(Ahn, 2014).

협업필터링 기법은 크게 메모리 기반, 모델 기반, 하이브리드 기반 기법으로 나눌 수 있다(Breese et al., 1998; Adomavicious et al., 2005). 메모리 기반 협업필터링 기법은 선호 패턴 사이의 거리를 이용하여 가장 유사한 사용자를 찾고, 이를 기반으로 아이템을 추천해준다. 이 때, 사용자 간 유사도는 피어슨 상관계수(Pearson Correlation)나 코사인 벡터(cosine vector) 등을 사용해 측정한다. 이에 비해 모델 기반 협업필터링 기법은 먼저 고객 평가에 대한 모형을 만들고 이를 바탕으로 고객의 다른 상품에 대한 평가치를 이용하여 고객의 예측에 대한 기대값을 산출하는 방법으로서 클러스터링 협업필터링, 잠재 시멘틱(latent semantic) 협업필터링, 확률관계 모형 협업필터링 등이 있다. 하이브리드 협업필터링 기법은 기존 협업필터링 방식에 추가 정보를 제공할 수 있는 다른 추천기법을 결합함으로써 보다 향상된 추천 결과를 얻고자 하는 방식이다(Ahn et al., 2012).

이 중 가장 흔하게 사용되는 메모리 기반 협업필터링 알고리즘은 다음과 같은 절차에 의해 사용자를 위한 추천 대상 상품을 결정한다(Herlocker et al., 1999; Kim et al., 2005).

단계 1. 유사도 계산(similarity calculation): 이 단계에서는 추천 대상이 되는 사용자와 다른 사용자들 사이의 유사도를 산출한다. 추천대상 사용자와 다른 사용자들의 구매이력을 비교했을 때, 추천대상 사용자와 같은 물건을 구매하거나 선호하는 물건이 같은 사용자 일수록 높은 유사도를 갖게 된다(Sarwar et al., 2001). 두 사용자 간 유사도를 측정하는 방법으로는 피어슨 상관계수(Pearson Correlation Coefficient, PCC)와 코사인 유사도(Cosine similarity) 등을 주로 사용하는데, 피어슨 상관계수의 산출식은 다음의 식 (1)과 같다.

$$S_{x,y} = \frac{\sum_i (R_{x,i} - \overline{R_x}) \cdot (R_{y,i} - \overline{R_y})}{\sqrt{\sum_i (R_{x,i} - \overline{R_x})^2} \cdot \sqrt{\sum_i (R_{y,i} - \overline{R_y})^2}} \quad (1)$$

위의 식에서 $S_{x,y}$ 는 사용자 x 와 사용자 y 의 유사도이고, $R_{x,i}$ 은 사용자 x 의 상품 i 에 대한 평가 점수이고, $R_{y,i}$ 은 사용자 y 의 상품 i 에 대한 평가 점수이다. $\overline{R_x}$ 은 사용자 x 의 평가점수 평균값이고, $\overline{R_y}$ 은 사용자 y 의 평가점수 평균값이다(Jeon and Ahn, 2015).

단계 2. 이웃 선택(neighborhood selection): 1단계에서 추천 대상이 되는 사용자와 다른 모든 사용자들 간의 유사도가 산출되고 나면, 이 유사도를 기반으로 추천 대상 사용자와 가장 유사한 N 명의 이웃을 2단계에서 선택하게 된다.

단계 3. 예측(prediction): 설정된 이웃 집단으로부터 상위 N 개의 추천 상품 목록을 이끌어 내는 단계이다. 특정 상품에 대한 추천 대상 사용자의 평가점수 예측은 다음의 식 (2)를 통해 이루어진다. 이 때, $P_{x,y}$ 는 추천 대상자 x 의 상품 i 에 대한 평가점수를 나타낸다.

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

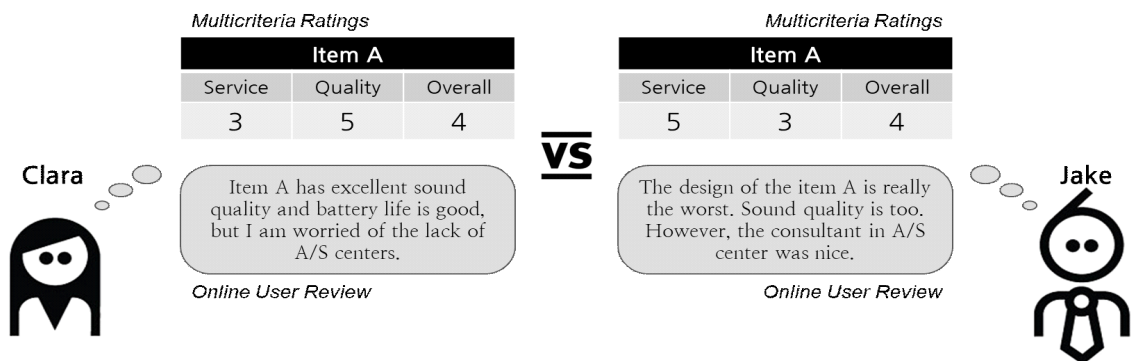
위 식에서 \overline{R}_x 는 사용자 x 의 평가점수 평균값이고, $R_{z,i}$ 는 이웃 사용자 z 의 상품 i 에 대한 평가점수이다. $S_{x,z}$ 는 추천 대상자 x 와 이웃 사용자 사이의 유사도를 나타낸다. 그리고 N 은 유사한 사용자를 탐색하는 작업에서 선택된 가장 이웃하는 이웃 사용자들의 집합을 의미한다(Jeon and Ahn, 2015).

2.2 다기준 추천시스템 (multicriteria recommender systems)

기본적으로 전통적인 협업필터링은 사용자-상품 평점 행렬에 기반하여, 추천대상 상품을 결정한다. 때문에 각 상품의 특성(내용)을 이해할 필요 없이 사용자들의 평점 패턴 또는 구매이력만으로 쉽게 추천결과를 생성할 수 있는데, 추천 정확도 측면에서도 상당히 우수한 것으로 널리 알려져 있다(Son et al., 2015; Jeon and Ahn, 2015; Choi et al., 2016). 이처럼 장점이 많고 활용도가 높은 협업필터링 기법이지만, 문제점도 상당수 지적된다.

예를 들어, <Figure 2>는 단일 차원의 평점 패턴에 의존하여 추천결과를 생성하는 협업필터링의 한계를 단적으로 보여준다. 이 그림에서 ‘Clara’와 ‘Jake’는 모두 상품A에 4점을 부여하였다. 하지만, ‘Clara’와 ‘Jake’가 상품A에 대해 평점 4점을 부여한 이유는 서로 다를 수 있다. 이 예에서는 ‘Clara’는 상품A의 서비스가 보통(3점)이었지만, 품질이 너무 좋아(5점) 종합 4점을 부여했던 것이고, ‘Jake’는 상품A의 서비스에 만족(5점)했지만, 품질은 보통(3점)이라고 생각해 종합 4점을 부여했는데, 그렇다면 두 사람의 선호체계는 동일한 것이 아니라 사실상 반대라고 보아야 더 타당하다.

이처럼 사용자-상품의 단일 차원의 종합 평가는 사용자가 그 상품을 얼마나 좋아하는지에 관한 정보를 제공하지만, 다기준 평가는 사용자가 그 항목을 왜 좋아하는지에 관한 자세한 정보를 제공한다. 따라서 다기준 평가를 하는 것은 두 사용자 사이의 유사성을 더 정확하게 예측할 수 있다(Adomavicius and Kwon, 2007). 이에 이러한 단일 차원의 종합 평점에 기반해 추천이 이루어지는 기존 추천시스템의 한계를 극복하기 위해 ‘다기준 평점(multicriteria ratings)’을 활용



<Figure 2> Example of multicriteria ratings

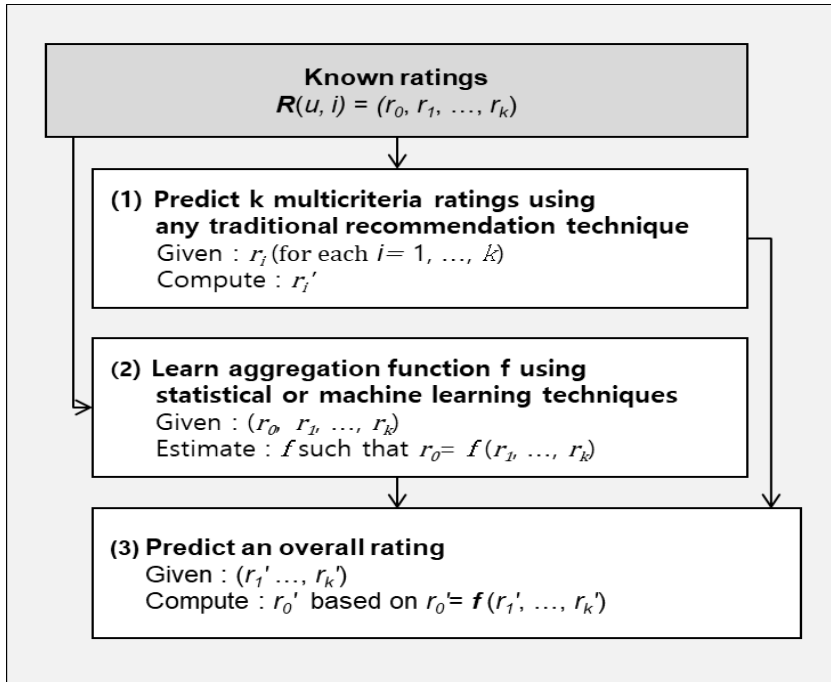
하고자 한 추천시스템 연구들이 최근까지 활발하게 발표되었다. 관련 연구로는 Adomavicius and Kwon(2007)의 연구를 필두로 Adomavicius et al.(2011), Nilashi et al.(2014a), Nilashi et al.(2014b), Nilashi et al.(2015), Kermany and Alizadah(2017) 등이 있다.

단일 차원의 종합 평점만을 고려하는 전통적인 협업필터링 추천은 사용자(user)와 항목(items)에 대한 평가를 예측하기 위해 평가함수, $R : Users \times Items \rightarrow R_0$ 으로 표현한다. 여기서 R 은 평가에 대한 효용함수이며, 사용자와 상품에 대한 추천의 효용을 측정하는 함수이다. R_0 은 전순서 집합(totally ordered set)으로, 특정 범위 내에 있는 음수가 아닌 정수 또는 실수값으로 구성된다. 그에 반해서, 다기준 평점을 고려하는 다기준 추천은 평가함수 $R : Users \times Items \rightarrow R_0 \times R_1 \times \dots \times R_k$ 의 형태를 취한다. 때문에 여기서는 전체 평가 R_0 뿐 아니라 k 기준 평가를 별도로 예측해야 한다. 이것은 다기준 평점의 추천시스템이 단일 평점의 추천시스템에 비해 사용자의 선호도에 대한 정보를 더 많이 제공한다는 것을 의미한다(Adomavicius and Kwon, 2007).

Adomavicius and Kwon(2007)은 다기준 추천 방법을 구현하기 위한 접근법으로 유사성 기반(similarity based) 접근방법과 결합함수 기반(aggregation function) 접근방법을 제시했다. 유사성 기반 접근방법은 전통적인 이웃기반 협업필터링 접근방법에서 사용하는 것과 마찬가지로 사용자 u 의 상품 i 에 대한 평가를 u 와 유사한 사용자가 제공한 i 에 대한 평가를 기반으로 예측한다. 다만 평가 유사도 측정 시, 다기준을 동시에 고려하기 위해 맨하탄 거리(Manhattan distance), 유클리드 거리(Euclidean distance), 체비쇼프 거리(Chebyshev distance)와 같은 다차원 거리측정

을 사용해서 유사성을 계산한다. 유사성 기반 다기준 추천방법은 상품에 대한 사용자의 다기준 선호 정보를 기반으로 하여 추천결과를 생성한다는 점은 다르지만, 추천 과정의 순서는 단일 기준 평가 시스템에서 추천하는 과정과 동일하다. 즉, 추천 대상 사용자에 대해 유사성 값이 가장 높은 이웃 집합을 찾고, 이웃 평가를 기반으로 기존에 알려지지 않은 사용자의 상품들에 대한 평가를 예측한다. 따라서 이러한 유사성 기반 접근 방법은 사용자와 항목 간의 유사성을 계산해야 하는 이웃기반 협업필터링 추천기법에만 적용될 수 있다. 요약하면, 다기준 평가는 유사성을 계산하기 위해, 각 기준에 대한 별도로 계산된 유사성 값을 단일 유사성으로 집계해서, 다차원 공간에서 다기준 평가 간의 거리를 직접 계산하는 방식으로 구현된다(Adomavicius and Kwon, 2011).

반면 결합함수기반 접근방법은 특정한 추천 알고리즘으로 제한되지 않는 다른 차원의 접근법으로, 다기준 평가가 한 항목의 여러 중요한 요소들에 대한 사용자의 선호도를 나타낸다는 가정에 기반한다. 예를 들어, 레스토랑 추천 응용프로그램에서, 음식맛 기준 평가는 우선 순위가 매우 높을 수 있다. 즉 음식맛 평가가 높은 레스토랑은 다른 기준 평가와 관계없이 일부 사용자들에게 전반적으로 선호된다. 따라서 레스토랑의 음식맛의 평가가 높게 예상된다면, 레스토랑에 대한 전체 평가도 높을 것으로 예측되어야 한다는 전제 하에 추천이 이루어진다. <Figure 3>과 같이 결합함수기반 접근방법은 크게 세 단계로 구성된다. 1단계에서는 전통적인 추천 기법을 사용하여 k 다기준 평가를 예측하고, 2단계에서는 통계 혹은 기계학습 기법을 사용하여 결합함수 f 를 학습한다. 마지막 3단계에서는 1단계에



〈Figure 3〉 Overview of the aggregation-function-based approach

서 측정한 다기준 평가의 예측결과와 2단계에서 학습한 함수 f 를 사용하여 기존에 알려지지 않은 추천대상 사용자의 각 상품에 대한 종합평가 r'_0 를 계산한다(Adomavicius and Kwon, 2007).

이러한 다기준 추천시스템은 최근 다양한 분야를 대상으로 연구가 수행되고 있는데, 구체적으로 영화 추천(Adomavicius and Kwon, 2007; Sahoo et al., 2006; Jannach et al., 2012; Nilash et al., 2014a; Nilash et al., 2014b; Kermany et al., 2017), 레스토랑 추천(Li et al., 2008; Park et al., 2008), 호텔 추천(Liu et al., 2011; Jannach et al., 2012; Nilash et al., 2015), 음악 추천(Park et al., 2012) 등으로 확장되고 있다. 이렇게 다기준 평가에 의해 제공되는 사용자 선호에 대한 부가적인 정보는 추천 시스템 성능을 향상시키는데 잠

재적으로 도움이 될 수 있다(Adomavicius and Kwon, 2011).

일부 다기준 추천 접근방법은 확률적 모형화 알고리즘을 사용하는데, 이 알고리즘은 데이터 마이닝과 기계학습 분야에서 점차 보편화되고 있다. 그 일례로 Sahoo et al. (2006, 2012)은 Si and Jin(2003)이 개발한 유연성 혼합 모형(flexible mixture model, FMM)을 다기준 평가에 확장, 적용하는 방법을 제안하였다. 구체적으로 이들의 제안 방법은 대상 사용자에게 알려지지 않은 상품(unknown item)에 대한 전체 평가를 학습(learning)과 예측(prediction)의 두 단계로 추정하였다. 첫 번째 단계에서 예측 극대화(expectation maximization)알고리즘을 사용해서 FMM의 모든 매개변수들을 추정하며, 이후 두 번째 단계에서

는 획득된 매개변수 값들을 사용해서 알려지지 않은 상품들에 대한 전체 평가를 가장 가능성 있는 값(즉, 가장 높은 확률을 가진 평가값)으로 예측한다. Yahoo! Movies 데이터에 대한 실증적 평가 결과, 이들이 제안한 방법론이 종합 평가에만 의존하는 본래의 FMM 방정식을 사용할 때보다 더 높은 예측 정확도를 나타냄을 확인하였다.

또한 Sahoo et al.(2006)은 다기준 평가 시스템에 ‘후광 효과(halo effect)’가 존재한다는 사실도 실험을 통해 확인하였다. ‘후광 효과’는 심리학 문헌에서 주로 사용되는 현상인데, 이것은 한 카테고리에 있는 특정 대상에 대한 인식이 다른 카테고리에 있는 인식에 영향을 미치는 인지적 편견을 나타낸다. 다기준 추천 시스템에서 사용자들이 제공하는 개별 기준 평가는 ‘후광 효과’로 인해 서로 연관되어 있으며, 특히 다른 개별 평가보다 전체 평가와 더욱 연관이 있는 것으로 나타났다. 즉, 특정 상품에 사용자들이 부여하는 전체 평가는 사용자가 이 항목의 다른 개별 기준을 평가하는 방법에 영향을 미치는 것으로 나타났다.

Li et al.(2008)는 모바일 상거래에서 개인 맞춤형 서비스를 개선하기 위해 다선형 특이값 분해(multi-linear singular value decomposition, MSVD)를 사용하는 다기준 평가 방법을 제안하였다. 수치 선형 대수학(numerical linear algebra)에서 널리 사용되고 있는 특이값 분해(singular value decomposition, SVD) 기법은 추천 정확도를 향상시키는데 효과가 있는 것으로 예전부터 제시된 바 있다. 이에 이 연구에서는 다기준 평가의 수(dimensionality)를 줄이기 위해 MSVD를 사용하는데, 사용자(user)와 상품(item) 그리고 기준들 간의 관계를 파악해서, 각 사용자와 가장 가까운 이웃을 식별하여 최상위 N개의 상품을 추천하는

방법을 제안하였다. 이 논문의 저자들은 제안 기법을 무려 10개의 기준(즉, 요리, 분위기, 서비스 등)을 갖는 레스토랑 추천에 적용하고, 그 성능을 검증하였다.

Liu et al.(2011)은 군집분석(clustering)을 활용하는 새로운 다기준 추천 방법을 제시하였다. 이들이 제안한 기법은 각 사용자에게 대한 하나의 기준이 “지배적”이라는 전제 하에, 사용자들의 선호 기준에 따라 이들을 그룹화하는 접근을 사용하였다. 다양한 기준의 중요성을 확인하기 위해 선형 최소 자승 회귀(linear least squares regression)를 적용하고, 각 사용자를 하나의 집단에 나누어서 예측했다. TripAdvisor.com의 데이터(가격, 위치, 객실, 서비스, 청결)로 호텔을 추천하는 사례에 제안모형을 적용한 이 연구는 전통적인 단일 추천 방법에 비해 다기준 추천 방법이 더 정확할 수 있다는 것을 보여주었다.

한편 Jannach et al.(2012)는 다기준 추천 시스템의 예측 정확도를 실질적으로 향상시키는 새로운 방법을 소개했는데, 이들은 선행연구(Adomavicius and Kwon, 2007)와 달리 세부적인 상품 평가와 전체 상품 평가 간의 기존 관계를 자동으로 검색할 수 있도록 서포트 벡터 회귀모형(support vector regression, SVR)을 사용할 것을 제안했다. SVR은 예측 정확도가 높을 뿐 아니라 매우 희박한(sparse) 데이터를 다룰 수 있다는 장점이 있다. 이들은 또한 상품별 회귀모형 뿐 아니라 사용자 별 회귀모형을 학습해서 가중치 접근 방법으로 개별 예측을 조합할 것을 제안했다. 그리고, 다양한 특징 선택(feature-selection) 전략이 예측 정확도를 향상시키는데 도움이 될 수 있으며, 일부 상품의 특징들이 잡음(noise)을 포함할 수도 있기 때문에, 사용 가능한 모든 평가들을 포함하지 않는 것이 좋을 수도 있다는 것을

보여주었다. 이 연구에서는 두 개의 서로 다른 데이터 셋으로 평가했는데, 구체적으로 Yahoo! Movies 데이터와 관광분야 데이터를 기반으로 실증분석을 수행하였다. 실험 결과, Adomavicius and Kwon(2007)의 연구에 제안되어 있는 기법으로 달성하는 것보다 더 좋은 결과를 가져왔을 뿐 아니라, 행렬 인수분해(matrix factorization)을 기반으로 하는 최근의 단일평가 기준 예측기법보다도 정확도가 더 개선됨을 제시하였다.

Nilash et al.(2014a)는 다기준 추천의 문제점을 최적화 하기 위해 적응형 뉴로 퍼지 인터페이스 시스템(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, ANFIS)과 자기 조직화 지도(Self-Organizing Map, SOM) 군집분석을 이용한 새로운 추천 방법을 제안하여 협업필터링의 예측 정확도를 향상시켰다. 이들은 다기준 협업필터링에서의 예측 작업을 위해 새로운 퍼지 기반 알고리즘인 WFMCF(Weighted Fuzzy MC-CF), FuEuclidean MC-CF(Fuzzy Euclidean MC-CF), 그리고 FuAvgMC-CF(Fuzzy Average MC-CF)를 제안하였으며, 이들이 다기준 협업필터링의 정확성을 현저히 향상시킨다는 것을 보여주었다.

Nilashi et al.(2015)는 TripAdvisor.com의 호텔 다기준 평가 데이터를 집단화해서 데이터 희박성 문제를 해결하고자 하였다. 특히 이들은 유사 취향 고객을 식별하기 위해 개미 시스템 집단화 알고리즘(Ant System-based Clustering Algorithm, ASCA)와 AK(Ant K-means) 알고리즘을 사용해 데이터를 집단화하였으며, 이를 통해 안정적인 회귀함수를 학습하는 방안을 제안하였다. 또한, 데이터에 있는 잡음을 다루기 위해 주성분분석(Principal Component Analysis, PCA)을 적용하였는데, 온라인 플랫폼에 추가되는 새로운 데이터를 지속적으로 기존 데이터셋에 통합할 수 있도록

록, 증분SVR과 증분 PCA를 사용해서 증분 업데이트가 가능하도록 하는 모형을 제안하였다.

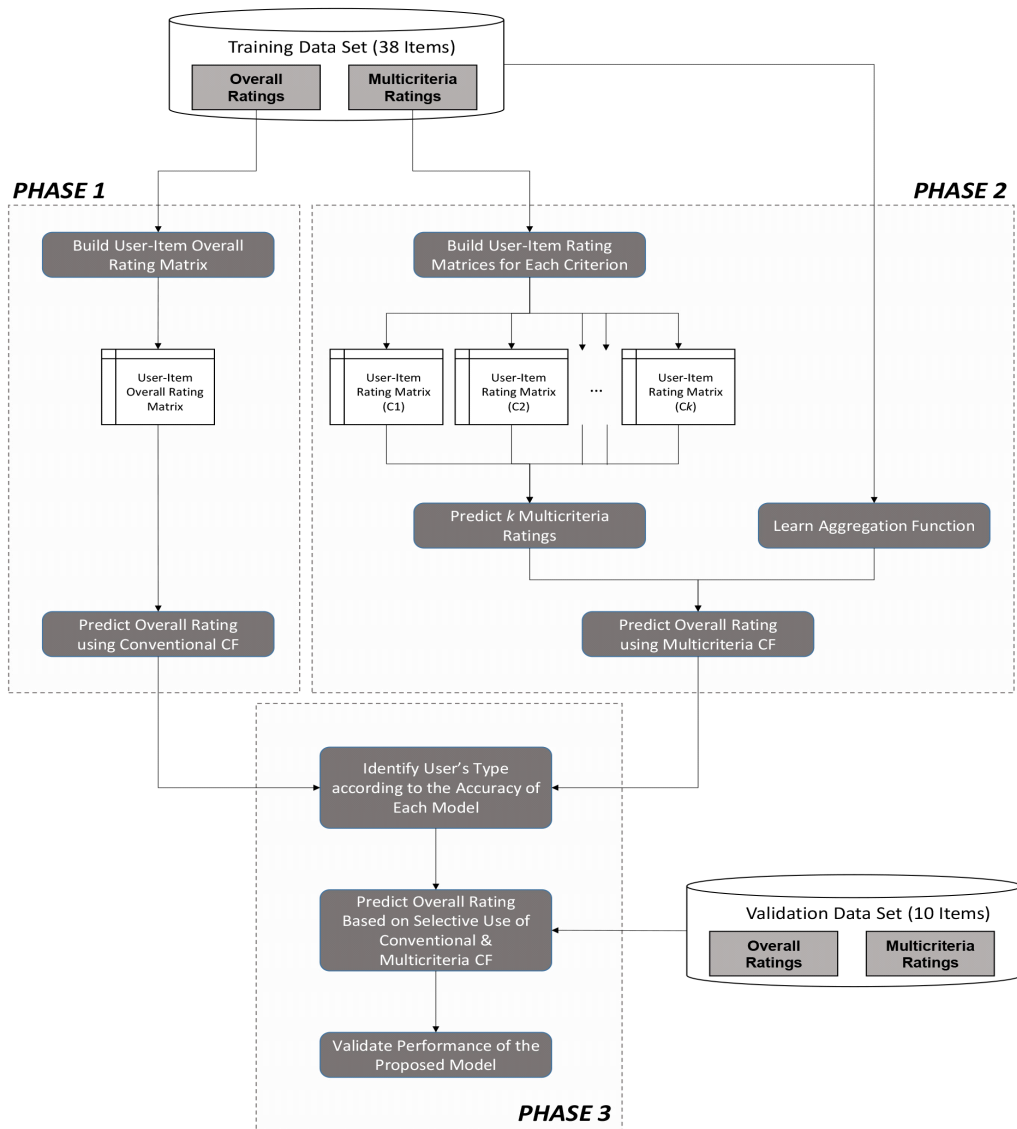
지금까지 살펴본 다기준 추천시스템 관련 연구동향을 정리해 보면, (1) 주로 다기준을 동시에 고려하기 위한 알고리즘을 개선하는 연구들이 주로 이루어졌으며, (2) 제안 모형의 성능이 Yahoo Movies!라고 하는 하나의 정보원에 과도하게 의존하여 이루어졌음을 알 수 있다. 아울러 기존 다기준 추천시스템 연구들은 다기준을 고려하는 것이 단일 기준 종합평점만을 고려하는 것보다 반드시 더 우수하다는 전제 하에 연구가 수행되었음도 확인할 수 있다.

3. 제안 시스템

전통적인 다기준 추천시스템 연구와 달리, 본 연구의 제안 시스템은 사용자마다 구매의사결정의 체계가 다르다는 전제에서 출발한다. 본 연구의 전제 하에서는 몇 가지 소수의 기준을 일관되게 적용하여 특정 상품에 대한 평가를 수행하는 사용자 집단과 그렇지 않은 집단, 즉 상황에 따라 기준을 다르게 고려하거나, 또 소수의 주요 기준이 아닌 세세한 다수의 기준에 의해 평가를 내리는 사용자 집단이 존재한다. 이 중 전자의 경우처럼 사용자의 선호도가 몇몇 차원의 조합에 의해 결정되는 경우를 본 연구에서는 합성적 선호체계로 정의하고, 그 반대의 경우를 총체적 선호체계로 정의하였다. 만약 추천 대상 사용자가 합성적 선호체계의 소유자라면, 그에게는 다기준 추천 기술이 더 적합할 것이다. 반면, 추천 대상 사용자가 총체적 선호체계의 소유자라면, 종합 평가만을 고려하는 전통적인 추천 기술이 더 적합하다. 이에 본 연구는 사

용자의 유형을 사전에 파악하고, 해당 유형에 따라 다기준 협업필터링과 전통적인 협업필터링을 선택적으로 활용하여, 최종적으로 추천 대상 리스트를 산출하는 새로운 하이브리드 추천 시스템을 제안한다.

이를 위해 본 연구에서는 제안하는 하이브리드 추천시스템을 위한 구조체계를 <Figure 4>와 같이 설계하였다. 제안 추천시스템은 <Figure 4>에 제시된 바와 같이 크게 3단계에 의해 수행된다.



<Figure 4> Architecture of the proposed system

단계 1. 전통적인 협업필터링 모형 구축

첫 번째 단계에서는 사용자들의 상품에 대한 종합 평점 데이터들을 추출·정리하여, <Table 1>와 같은 형태의 사용자-상품 종합 평점 행렬 (User-Item Overall Rating Matrix)을 도출하고, 도출된 사용자-상품 종합 평점 행렬을 기반으로 추천 대상 사용자와 다른 사용자들 간의 평가점수 간 유사도 기반으로 각 사용자들이 아직 경험해 보지 못한 상품들에 대한 예상 종합 평점을 추정하게 된다.

<Table 1>를 통해 볼 수 있듯이, 사용자-상품 평점 행렬은 사용자들의 상품 평점 패턴이 행 단위로 정렬되어 있어, 사용자 간 유사도를 산출할 때 편리하게 참조될 수 있다. 평가점수 유사도는 일반적으로 피어슨 상관계수(PCC) 혹은 코사인 유사도를 사용하는데, 본 연구의 제안 알고리즘은 PCC에 기반한 평가점수 유사도를 사용한다. PCC를 활용한 두 사용자 간 평가점수 유사도는 앞서 2장 1절에 소개한 식 (1)에 의해 산출된다. 이어 선정된 이웃집단 N을 기반으로 추천 대상 사용자의 상품별 예상 평가점수(만족도)를 산출하는 작업이 이루어진다. 이 때 예상 평가점수 산출은 앞서 2장 1절에서 소개된 식 (2)에 의해

산출된다.

단계 2. 다기준 협업필터링 모형 구축

이 단계에서는 다기준 평점을 고려하여 보다 정밀하게 사용자의 평점을 예측할 수 있도록 하는 다기준 협업필터링 모형을 구축하는 역할을 수행한다. 이 때 다기준 협업필터링 모형은 Adomavicius and Kwon(2007)이 제안한 ‘결합 함수 기반 접근법’을 이용하여 구현한다. 이를 위해서는 우선 사용자들의 상품에 대한 각 기준별 평점 데이터들을 기준으로 <Table 1>과 같은 형태의 기준별 사용자-상품 평점 행렬을 구축하고, 이를 기반으로 사용자들이 아직 경험해 보지 못한 상품들에 대한 각 기준별 예상 종합 평점을 추정하는 작업이 이루어지게 된다. 만약 k개의 기준이 있다면, 이 단계에서는 우선 k번 각 기준 별로 앞의 단계에서 설명한 것과 같은 형태의 전통적인 협업필터링이 수행되게 된다. 이후, 다기준 평점을 독립변수로 하고, 종합 평점을 종속 변수로 하는 ‘결합 함수 f 에 대한 학습이 병행하여 이루어지게 된다. 본 연구에서는 결합 함수로 Adomavicius and Kwon(2007)이 제안한 다중회귀 모형을 적용한다.

<Table 1> Example of user-item rating matrix

	Item 1	Item 2	Item 3	...	Item m
User 1	5		3		4
User 2	4	2	2		1
User 3	4	5	3		3
...					
User $n-1$	3	4	2		3
User n	4	5			4

단계 3. 사용자 유형 판별 및 선택적 정보 활용을 통한 추천결과 생성

단계 3에서는 과거 입력된 사용자-상품 종합 평점 및 다기준 평점을 기반으로 단계 1에서 구축한 전통적인 협업필터링과 단계 2를 통해 구축한 다기준 협업필터링 모형의 성능을 사용자 별로 비교해 보고, 이 결과를 바탕으로 해당 사용자가 ‘합성적 선호체계 소유자’인지, ‘총체적 선호체계 소유자’인지를 판별하는 작업이 먼저 이루어진다. 그런 다음, 새로운 상품(unknown data)에 대해 각 사용자 유형에 따라 전통적인 협업필터링 또는 다기준 협업필터링을 선택적으로 적용하여 추천 리스트를 생성한다. 만약 사용자 유형이 ‘합성적 선호체계 소유자’라면 해당 사용자의 추천 리스트는 다기준 협업필터링을 활용해 생성하며, ‘총체적 선호체계 소유자’라면 전통적인 협업필터링을 활용해 추천 리스트를 생성한다. 끝으로, 이렇게 생성된 추천 리스트가 실제로 효과적인 추천결과를 생성하는지 검토하고 검증하는 작업을 수행하게 된다.

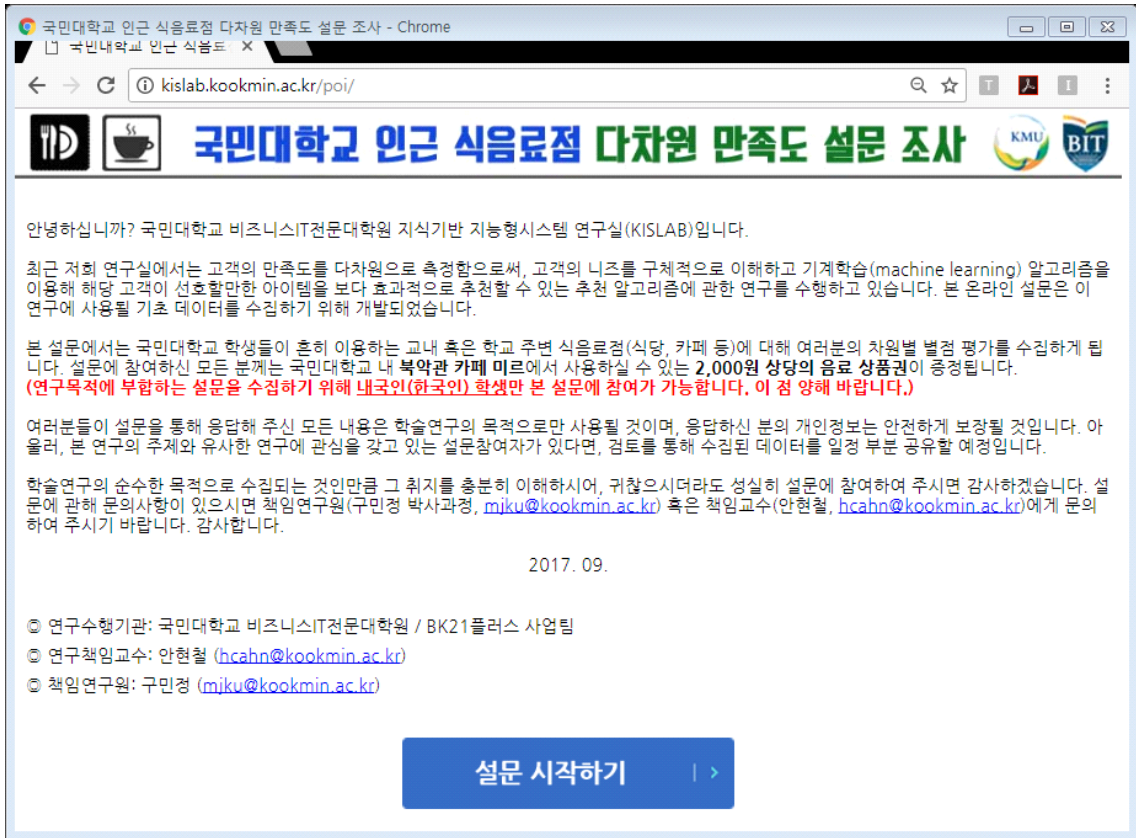
4. 실증분석

4.1 실험데이터

제안 기술의 우수성을 검증하기 위하여, 본 연구에서는 관심지점(Point of Interest, POI) 추천에 제안된 하이브리드 추천 기술을 적용해 보았다. POI 추천은 주로 추천을 받을 사용자와 유사한 패턴을 보이는 사용자를 추출한 후 유사한 사용자들이 방문한 POI들 중 추천을 받을 사용자가 아직 방문하지 않은 POI를 추천해 주는 기술이다. 최근 스마트폰이나 태블릿 PC와 같이 인공

위성 기반의 위치확인 시스템(Global Positioning System, GPS)이 부착된 소형 전자기기의 사용자가 급증함에 따라 구글이나 다음, 네이버 등 포털사이트의 지도서비스 등으로 대표되는 위치 정보에 기반한 다양한 서비스(Location-based Services, LBS)의 규모와 종류가 크게 증가하고 있다(Heo et al., 2015). 이런 위치 기반 서비스를 활용해 사용자의 위치를 실시간으로 추적·기록이 가능해졌고, 다양한 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service, SNS)들이 이를 적극적으로 활용하고 있다. 이러한 환경 변화에 따라 최근 POI 이력에 따라 다음 방문 POI로 사용자에게 제안을 하는 등 사용자가 관심있어 할 만한 POI를 추천하는 기법에 대한 학계와 산업계의 관심이 크게 높아진 상태이다. 이에 본 연구도 POI 추천을 제안 기술의 검증 대상으로 선정하고, 실험을 진행하고자 하였다.

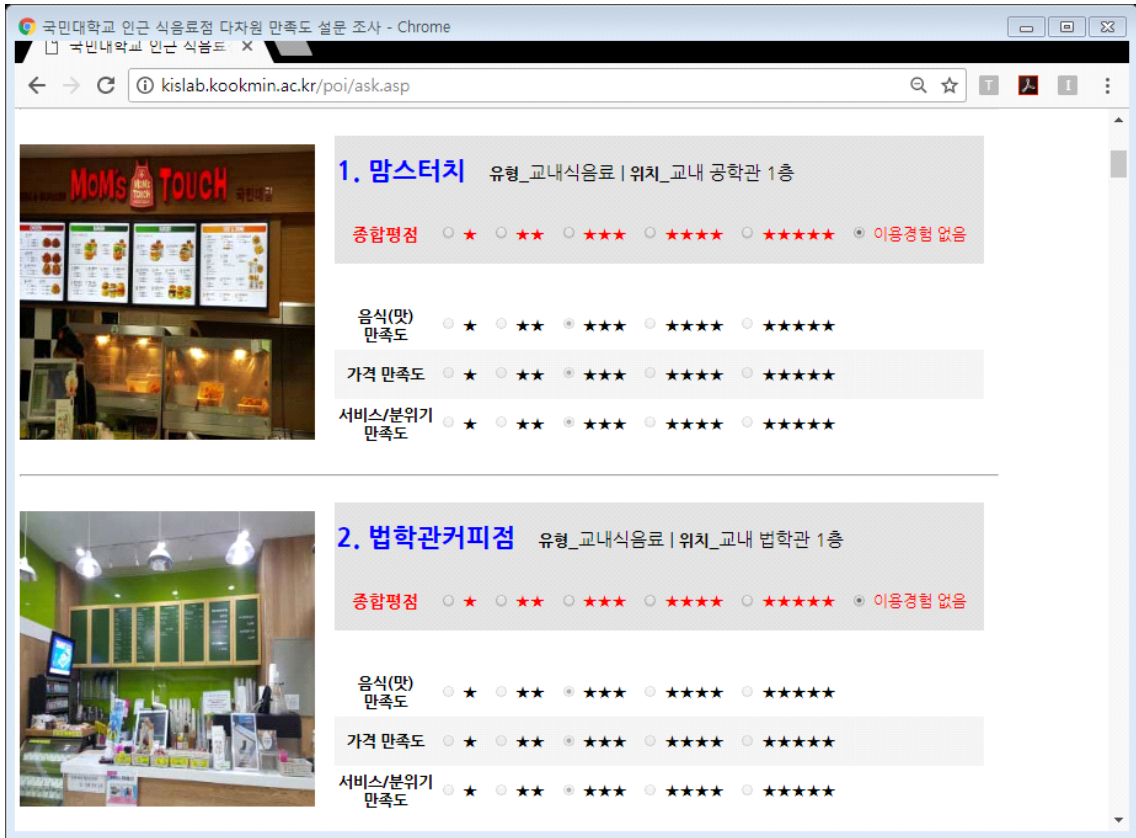
POI 추천에 제안 기술을 적용하고 그 성능을 검증하기 위해서는 POI에 대한 종합 평점과 기준별 만족도가 기록된 사용자-평점 데이터가 필요했다. 하지만, 이러한 특징을 가진 공개 데이터는 찾을 수 없었기 때문에, 본 연구에서는 제안한 시스템의 유용성을 검증하기 위하여 K 대학교 학생들을 대상으로 교내 혹은 학교 주변 식음료점(식당, 카페 등)에 대한 평점을 설문하는 온라인 설문(<http://kislab.kookmin.ac.kr/poi/>) 시스템을 직접 구축하여 자체적인 데이터 수집을 시도하였다. 다음의 <Figure 5>는 해당 온라인 설문 시스템의 초기화면을 나타내고 있다.



(Figure 5) Initial screen of the Web-based data collection system

설문은 2017년 9월 14일부터 2017년 9월 29일 까지 진행되었고, 설문 문항을 통해 성별, 나이와 같은 기본 정보와 함께, 식음료점(식당, 카페 등) 이용을 통한 종합 평점, 음식(맛) 만족도, 가격 만족도, 서비스/분위기 만족도를 각 5점 척도로 수집하였다. 설문 시 <Figure 6>과 같이 각 식음료점에 대한 간략한 설명과 직접 방문해서 찍은 사진을 같이 제공해서 설문 응답자가 해당 식음료점을 쉽게 인지할 수 있도록 하였다. 설문 대상이 된 식음료점의 수는 총 48곳이었다.

전체 확보된 120건의 응답 중에서 중복되거나 누락된 8건을 제외하여 총 112건을 분석에 사용하였다. 설문에 참여한 응답자들의 인구 통계적 특성 중 성별 분포는 남성이 61.6%(69명), 여성이 38.4%(43명)로 나타났고, 연령 분포는 대부분이 20대(99%)로 확인되었다(20대 111명, 30대 1명). 112명의 응답자의 전체 응답건수는 2,878건으로, 응답자 1인당 평균 25.69개의 식음료점에 대해 응답한 것으로 조사되었다.



〈Figure 6〉 Survey screen of the Web-based data collection system

4.2 실험설계

본 연구에서는 제안한 추천 알고리즘을 Microsoft Excel에 내장된 VBA(Visual Basic for Applications) 프로그래밍 언어로 구현하여 실험을 수행하였다. 제안 알고리즘을 구현하기 위해서 먼저 전체 데이터셋을 구분하였는데 총 48개 POI 대상 중에서 학습용 데이터셋(38개)과 검증용 데이터셋(10개)을 8:2의 비율로 구성하였다.

한편 제안 기술의 상대적 우수성을 점검하기 위해, 비교 기술로 단일 평점 중심의 전통적인

협업필터링과 다기준 협업필터링을 일괄 적용한 경우와 제안 시스템의 성능을 서로 비교하였다. 이 때, 성과평가 지표로는 평균 MAE(Mean Absolute Error)와 상위 N개의 정확도값 (*precision-in-top-N*)을 사용하였다.

이 중, 평균 MAE는 다음의 식 (3)에 의해 산출된다. 아래 식에서 N은 데이터 셋에서의 사용자의 수를 의미하고 n은 데이터 셋에서의 상품의 수를 p_{ki} 는 상품 i 에 대한 사용자 k 의 예측된 평가점수를, a_{ki} 는 상품 i 에 대한 사용자 k 의 실제

평가 점수를 의미한다(Kim and Kim, 2014).

$$Avg \cdot MAE = \{ \sum_{k=1}^N (\sum_{i=1}^n |p_{ki} - a_{ki}| / n) \} / N \quad (3)$$

상위 N개의 정확도는 각 사용자별로 가장 평점이 높을 것으로 예측된 N개의 상품 중 실제로 높은 점수를 획득한 상품의 비율이 얼마나 되는지를 퍼센트(percentage) 단위로 측정된 값을 의미한다. 이 지표는 실제 산업 현장에서 각 사용자별로 몇 개의 최상위 추천대상 상품을 추려내 추천이 이루어진다는 점을 고려할 때, 현실세계의 개인화를 반영하는 실용적인 지표라는 점에서 의미를 갖는다(Adomavicius and Kwon, 2007). 본 연구에서는 Adomavicius and Kwon (2007)의 연구과 마찬가지로 N=3, 5, 7일 때의 서로 다른 수준을 적용해 보고, 각각의 경우에 따른 성능을 확인해 보았다. 상위 N개의 정확도를 계산할 때에는 110여개의 다소 부족한 실험 데이터를 모두 사용하기 위해, 10-집단 교차검증을 적용하였다.

4.3 실험결과

우선 38개의 학습용 데이터셋을 기준으로 실험의 대상이 된 총 112명의 사용자 유형을 판단한 결과, 76명이 ‘총체적 선호체계’ 소유자로, 나머지 36명이 ‘합성적 선호체계’ 소유자로 나타났다. 즉, 본 연구의 실험에서는 총체적으로 본인의 선호도를 결정하는 사람이 주요 기준에 따라 선호도를 결정하는 사람보다 약 2.1배 더 많은 것으로 나타났다. 이는 본 실험에 참여한 집단의 경우, 차라리 단일 평점 기반의 전통적인 협업필터링을 일괄 적용하는 것이 다기준 협업필터링을 일괄 적용하는 것보다 더 효과적일 수

있음을 시사하는 결과로서, 기존에 발표되어 온 많은 다기준 추천시스템 관련 논문들의 결과와 배치된다.

아래 <Table 2>는 평균 MAE로 측정된 제안 시스템과 두 비교기술(전통적인 협업필터링, 다기준 협업필터링)의 성능을 나타내고 있다. 이 표에서도 전통적인 협업필터링이 다기준 협업필터링보다 오차가 더 적은 것으로 나타나고 있는데, 이는 앞에서 살펴본 바와 같이 본 실험의 대상이 된 그룹의 경우 ‘총체적 선호체계’를 소유한 사람의 비중이 월등히 높았기 때문에 발생한 현상으로 풀이된다.

하지만, 가장 우수한 성능은 역시 제안 시스템인 것으로 나타났다. 제안시스템의 평균 MAE는 0.584로서, 전통적인 협업필터링의 0.591이나 0.608을 보인 다기준 협업필터링보다 오차가 더 작은 것으로 나타났다.

<Table 2> Average MAE of the proposed system and its comparative techniques

	Conventional CF	Multicriteria CF	Proposed System
Average MAE	0.591	0.608	0.584

또 다른 성과평가 지표였던 상위 N개의 정확도 관점에서도 제안 시스템은 전통적인 협업필터링이나 다기준 협업필터링보다 더 우수한 평균 예측정확도를 나타냈다. 다음의 <Table 3> ~ <Table 5>는 각각 제안 시스템과 전통적인 협업필터링, 그리고 다기준 협업필터링의 ‘상위 N개의 정확도’값을 제시하고 있다. 전체 평균값을 기준으로 볼 때, ‘상위 3개의 정확도’는 제안 시스템(75.70%) > 다차원 협업필터링(75.36%) > 전

통적 협업필터링(74.10%)의 순서로, ‘상위 5개의 정확도’는 제안 시스템(71.40%) > 다차원 협업필터링(70.95%) > 전통적 협업필터링(70.23%)의 순서로 성능이 더 우수함을 알 수 있다. ‘상위 7개의 정확도’에서도 제안 시스템(64.73%) > 다차원 협업필터링(63.95%) > 전통적 협업필터링

(63.22%)의 순서로 나타나, 그 순위가 일관되게 유지됨을 알 수 있다. 앞서 살펴본 MAE와 달리 여기서는 다차원 협업필터링이 더 나은 성과를 보였지만, 제안 시스템의 정확도는 능가하지 못하는 것으로 나타났다.

〈Table 3〉 Precision-in-top-N of the proposed system

SetID	Precision in top 3 (%)	Precision in top 5 (%)	Precision in top 7 (%)
1	60.61%	61.82%	55.84%
2	80.00%	78.43%	71.01%
3	60.71%	56.25%	55.88%
4	82.76%	73.47%	66.15%
5	68.75%	65.38%	61.97%
6	90.32%	86.96%	75.81%
7	70.37%	70.45%	61.40%
8	88.00%	84.38%	72.09%
9	92.31%	75.00%	67.35%
10	65.22%	67.65%	65.00%
Total	75.70%	71.40%	64.73%

〈Table 4〉 Precision-in-top-N of traditional CF

SetID	Precision in top 3 (%)	Precision in top 5 (%)	Precision in top 7 (%)
1	54.55%	58.18%	51.95%
2	77.42%	78.00%	69.70%
3	61.54%	55.32%	53.73%
4	80.00%	73.47%	62.69%
5	68.75%	66.67%	63.77%
6	90.32%	84.78%	77.05%
7	68.00%	70.73%	60.71%
8	87.50%	82.14%	70.00%
9	92.31%	75.00%	67.35%
10	60.00%	63.64%	60.53%
Total	74.10%	70.23%	63.22%

〈Table 5〉 Precision-in-top-N of multicriteria CF

SetID	Precision in top 3 (%)	Precision in top 5 (%)	Precision in top 7 (%)
1	57.58%	60.00%	53.25%
2	83.33%	76.92%	70.59%
3	66.67%	61.70%	55.38%
4	78.57%	75.51%	65.08%
5	69.70%	65.45%	62.32%
6	86.67%	82.98%	72.58%
7	74.07%	69.77%	62.96%
8	86.36%	79.41%	75.00%
9	83.33%	72.50%	63.27%
10	72.73%	68.97%	65.79%
Total	75.36%	70.95%	63.93%

끝으로, 본 연구에서는 앞서 <Table 2>에서 제시한 평균 MAE 차이가 과연 통계적으로 유의한 차이인지 검증하기 위하여, 대응표본 t-검정 (paired samples t-test)를 적용해 보았다. 다음의 <Table 6>는 그 수행 결과를 나타내고 있다. 이 표에 나타나 있듯이, 제안 시스템과 전통적인 협

업필터링은 90% 신뢰수준 하에서, 제안 시스템과 다기준 협업필터링은 99% 신뢰수준 하에서 그 차이가 통계적으로 유의함을 알 수 있다. 아울러, 전통적인 협업필터링과 다기준 협업필터링 간의 성과차이도 95% 신뢰수준 하에서 통계적으로 유의함을 알 수 있다.

〈Table 6〉 Results from paired-samples t-test

Models*	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
CF-MC	-.01696	.18266	.00682	-.03035	-.00357	-2.486	716	.013
CF-SEL	.00687	.09759	.00364	-.00028	.01403	1.886	716	.060
MC-SEL	.02383	.15334	.00573	.01259	.03508	4.162	716	.000

* CF: Traditional CF / MC: Multicriteria CF / SEL: Proposed system

5. 결론

본 연구에서는 추천 대상 사용자들을 선호체계에 따라 ‘합성적 선호체계 소유자’와 ‘총체적 선호체계 소유자’로 유형화하고, 유형에 따라 전통적인 협업필터링과 다기준 협업필터링을 선택적으로 활용하여 추천결과를 생성하는 하이브리드 추천시스템을 제안하였다. 제안 시스템의 성능을 검증하기 위해, 본 연구에서는 최근 주목받고 있는 POI 추천과 관련한 데이터를 자체 개발된 온라인 설문 시스템을 통해 확보하여 실험에 사용하였다. 그 결과, 제안 시스템이 비교 기술 대비 평균 MAE나 상위 N개의 정확도 지표로 볼 때 더 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

본 연구의 실험 결과에서 발견된 한 가지 흥미로운 사실은, 사용자의 특성이 더 구체적으로 평가되어 항상 예측 정확도가 더 높을 것이라고 예상했던 다기준 평점 기반의 협업필터링이 본 연구에서 사용된 실험 데이터셋에서는 종합 평점 하나만을 사용하는 전통적인 협업필터링 보다 오히려 성과가 낮게 나타난 점이다. 이는 실제로 사용자마다 구매의사 체계가 다르다는 것을 보여주며, 본 연구의 제안 시스템과 같이 개인별 특성을 고려하면 보다 효과적인 추천이 가능하다는 것을 뒷받침하고 있다.

본 연구는 국내에서는 그 동안 충분히 다루어지지 않았던 다기준 평점 기반 추천시스템을 효과적으로 전통적인 추천시스템과 접목할 수 있는 방안을 연구했다는 점에서 의미가 있다. 또한 데이터 수집이 상대적으로 어려운 다기준 평점의 데이터를 직접 수집해서 검증에 사용하였다는 점도 기존 연구와 차별화되는 부분이다.

Schafer et al.(2001)은 현재의 추천시스템이 가상 판매원(virtual salespeople)에 불과할 뿐, 실

질적인 마케팅 도구(marketing tool)로서의 기능은 제대로 수행하지 못하고 있다는 점을 지적하였다. 현재의 추천시스템이 마케팅 도구가 되지 못하고, 단순 판매원 수준에 머무르는 가장 큰 이유 중 하나는 고객의 진정한 니즈(needs)를 이해하지 못한 상태에서 상품 추천이 이루어지고 있는 점에 있을 것이다. 그런 차원에서 볼 때, 고객의 니즈를 보다 정밀하게 이해할 수 있도록 설계된 본 연구의 제안 시스템은 차세대 추천시스템의 출발점이 될 수 있을 것으로 기대된다.

다양한 학술적, 실무적 의의를 갖고 있는 본 연구 역시 극복하지 못한 한계점은 존재한다. 먼저 본 연구의 제안시스템에서 제시된 추천 모형은 다기준 평점을 고려하여 종합 평점을 예측하기 위한 결합함수로 가장 단순한 모델인 다중선형회귀함수를 적용했는데, SVR(Support Vector Regression)이나 ANFIS, 또는 최근 주목을 받고 있는 딥러닝(deep learning) 알고리즘 등으로의 고도화가 이루어진다면 성능이 보다 개선될 수 있을 것으로 예상된다. 실제로 최근 발표된 Nilashi et al.(2014a, 2014b)나 Kermany and Alizadeh(2017)는 다기준 평점을 위한 결합함수로 인공지능망과 퍼지이론이 결합된 ANFIS를 적용하는 방법을 제안하기도 하였다. 때문에 다기준 평점을 어떻게 효과적으로 결합하여 종합 평점을 산출할 것인가와 관련해 다양한 후속 연구 수행이 가능할 것으로 예상된다.

아울러 현재의 제안시스템은 오로지 정량적인 정형 데이터만을 사용하고 있는데, 향후 연구에서는 <Figure 2>에 예시로 제시된 온라인 고객 리뷰(online customer review)와 같이 정성적인 비정형 데이터도 함께 고려하는 시스템으로 확장, 발전시킬 필요가 있다. 구체적으로 텍스트 마이닝(text mining)이나 오피니언 마이닝(opinion

mining)과 같은 기술이 함께 적용된다면, 고객의 니즈를 보다 정밀하게 이해하는데 기여할 수 있을 것으로 예상된다(Jeon and Ahn, 2015).

참고문헌(References)

- Adomavicius, G., R. Sankaranarayanan, S. Sen, and A. Tuzhilin, "Incorporating Contextual Information in Recommender Systems Using a Multidimensional Approach," *ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 23, No. 1(2005), 103~145.
- Adomavicius, G. and Y. Kwon, "New recommendation techniques for multicriteria rating systems," *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 22(2007), 48~55.
- Adomavicius, G., N. Manouselis, and Y. Kwon, "Multi-criteria Recommender Systems," *Recommender Systems Handbook*. Springer(2011), 769~803.
- Ahn, H., I. Han, and K. -J. Kim, "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), 181~201.
- Ahn, S. -M., I. H. Kim, B. Choi, Y. Cho, E. Kim, and M. -K. Kim, "Understanding the Performance of Collaborative Filtering Recommendation through Social Network Analysis," *Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 17, No. 2(2012), 129~147.
- Ahn, H., "Improvement of a Context-aware Recommender System through User's Emotional State Prediction," *Journal of Information Technology Applications & Management*, Vol. 21, No. 4(2014), 203~223.
- Balabanovic, M. and Y. Shohm, "Fab : Content-Based, Collaborative Recommendation," *Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 3(1997), 66~72.
- Breese, J. S., D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," *Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI-98(1998)*, 43~52.
- Choi, S., K. -Y. Kwahk, and H. Ahn, "Enhancing Predictive Accuracy of Collaborative Filtering Algorithms using the Network Analysis of Trust Relationship among Users", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 22, No. 3(2016), 113~127.
- Haubl, G. and V. Trifts, "Consumer Decision Making in Online Shopping Environments : The Effects of Interactive Decision Aids," *Management Science*, Vol. 19, No. 1(2000), 4~21.
- Heo, Y. -K., J. -S. Oh, P. Paudel, P. Thapa, H. -J. Jeon, M. -A. Jeong, S. -R. Lee, "Density Based system for recommendation of Hybrid POI," *The Institute of Electronics Engineers of Korea Summer Conference (2015)*, 1318~1322.
- Herlocker, J. L., J. A. Konstan, A. Borchers, and J. Riedl, "An Algorithm Framework for Performing Collaborative Filtering," *Proceedings of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in information Retrieval(1999)*, 230~237.
- Jannach, D., Z. Karakaya, and F. Gedikli, "Accuracy Improvements for Multi-criteria Recommender Systems", *Proceedings of the*

- 13th ACM Conference on Electronic Commerce(2012), 674~689.
- Jeon, B., and H. Ahn, "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), 1~18.
- Kermany. N. R., and S. H. Alizadeh, "A hybrid multi-criteria recommender system using ontology and neuro-fuzzy techniques," *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 21(2017), 50~64.
- Kim, K. -J., and H. Ahn, "Development of Web-based Intelligent Recommender Systems using Advanced Data Mining Techniques", *Journal of Information Technology Applications and Management*, Vol. 12, No. 3(2005), 42~56.
- Kim, J. K., D. H. Ahn, and Y. H. Cho, "A Personalized Recommender System, WebCF-PT: A Collaborative Filtering using Web Mining and Product Taxonomy", *Asia Pacific Journal of Information Systems*, Vol. 15, No. 1(2005), 63~79.
- Kim, K. -J., and H. Ahn, "User-Item Matrix Reduction Technique for Personalized Recommender Systems," *Journal of Information Technology Applications & Management*, Vol. 16, No.1(2009), 97~113.
- Kim, M., and K. -J. Kim, "Recommender Systems using Structural Hole and Collaborative Filtering," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 20, No. 4(2014), 107~120.
- Konstan, J. A., B. N. Miller, D. Maltz, J. L. Herlocker, L. R. Gordon, and J. Riedl, "GroupLens : Applying Collaborative Filtering to Usenet News", *Communication of the ACM*, Vol. 40(1997), 77~87.
- Li, Q., C. Wang, G. Geng, "Improving personalized services in mobile commerce by a novel multicriteria rating approach," *Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web*(2008), 1235~1236.
- Liu, L., N. Mehandjiev, D. -L. Xu, "Multi-criteria service recommendation based on user criteria preferences," *Proceedings of the fifth ACM Conference on Recommender Systems* (2011), 77~84.
- Nilashi, M., O. bin Ibrahim, N. Ithnin, "Hybrid recommendation approaches for multi-criteria collaborative filtering," *Expert Systems with Applications*, Vol. 41(2014a), 3879~3900.
- Nilashi, M., O. bin Ibrahim, N. Ithnin, "Multi-criteria collaborative filtering with high accuracy using higher order singular value decomposition and Neuro-Fuzzy system," *Knowledge-Based Systems*, Vol. 60, (2014b), 82~101.
- Nilashi, M., D. Jannach, O. bin Ibrahim, N. Ithnin, "Clustering-and regression-based multi-criteria collaborative filtering with incremental updates," *Information Science*, Vol. 293(2015), 235~250.
- Park, M. -H, H. -S. Park, S. -B. Cho, "Restaurant Recommendation for Group of People in Mobile Environments Using Probabilistic Multi-criteria Decision Making," *Proceedings of the 8th Asia-Pacific conference on Computer-Human Interaction, Springer Verlag*(2008), 114~122.
- Park, K.-S. and N. Moon, "Multidimensional

- Optimization Model of Music Recommender Systems,” *KIPS Transactions on Computer and Communication Systems*, Vol. 19, No. 3(2012), 155~164.
- Pazzani, M. J., “A framework for collaborative, content-based and demographic filtering”, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 13, Nos. 5-6(1999), 393~408.
- Sahoo, N., R. Krishnan, G. Duncan, and J. P. Callan, “Collaborative filtering with multicomponent rating for recommender systems,” *Proceedings of the sixteenth annual workshop on information technologies and systems*, Milwaukee, WI(2006).
- Sahoo, N., R. Krishnan, G. Duncan, and J. Callan, “The Halo Effect in Multi-component Ratings and its Implications for Recommender Systems: The case of Yahoo! Movies,” *Information Systems Research*, Vol.23, No. 1(2012), 231~246.
- Sarwar, B., G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl, “Item-based collaborative filtering recommendation algorithms”, *Proceeding of the 10th International Conference on World Wide Web*(2001), 285~295.
- Schafer, J. B., J. A. Konstan, and J. Riedl, “E-Commerce Recommendation Applications,” *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 5, No. 1-2(2001), 115~153.
- Si, L., and R. Jin, “Flexible mixture model for collaborative filtering,” *Proceedings of the Twentieth International Conference on Machine Learning, ICML*(2003), 704~711.
- Son, J., S. B. Kim, H. Kim, and S. Cho, “Review and Analysis of Recommender systems,” *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, Vol. 41, No. 2(2015), 185~208.
- Zenebe, A., and A. F. Norcio, “Representation, similarity measures and aggregation methods using fuzzy sets for content-based recommender systems,” *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 160(2009), 76~94.

Abstract

A Hybrid Recommender System based on Collaborative Filtering with Selective Use of Overall and Multicriteria Ratings

Min Jung Ku* · Hyunchul Ahn**

Recommender system recommends the items expected to be purchased by a customer in the future according to his or her previous purchase behaviors. It has been served as a tool for realizing one-to-one personalization for an e-commerce service company. Traditional recommender systems, especially the recommender systems based on collaborative filtering (CF), which is the most popular recommendation algorithm in both academy and industry, are designed to generate the items list for recommendation by using ‘overall rating’ – a single criterion. However, it has critical limitations in understanding the customers’ preferences in detail. Recently, to mitigate these limitations, some leading e-commerce companies have begun to get feedback from their customers in a form of ‘multicriteria ratings’. Multicriteria ratings enable the companies to understand their customers’ preferences from the multidimensional viewpoints. Moreover, it is easy to handle and analyze the multidimensional ratings because they are quantitative. But, the recommendation using multicriteria ratings also has limitation that it may omit detail information on a user’s preference because it only considers three-to-five predetermined criteria in most cases.

Under this background, this study proposes a novel hybrid recommendation system, which selectively uses the results from ‘traditional CF’ and ‘CF using multicriteria ratings’. Our proposed system is based on the premise that some people have holistic preference scheme, whereas others have composite preference scheme. Thus, our system is designed to use traditional CF using overall rating for the users with holistic preference, and to use CF using multicriteria ratings for the users with composite preference.

To validate the usefulness of the proposed system, we applied it to a real-world dataset regarding the recommendation for POI (point-of-interests). Providing personalized POI recommendation is getting

* Seoksan Corporation

** Corresponding Author: Hyunchul Ahn

Graduate School of Business IT, Kookmin University

77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul 02707, Republic of Korea

Tel: +82-2-910-4577, Fax: +82-2-910-4017, E-mail: hcahn@kookmin.ac.kr

more attentions as the popularity of the location-based services such as Yelp and Foursquare increases. The dataset was collected from university students via a Web-based online survey system. Using the survey system, we collected the overall ratings as well as the ratings for each criterion for 48 POIs that are located near K university in Seoul, South Korea. The criteria include ‘food or taste’, ‘price’ and ‘service or mood’. As a result, we obtain 2,878 valid ratings from 112 users. Among 48 items, 38 items (80%) are used as training dataset, and the remaining 10 items (20%) are used as validation dataset. To examine the effectiveness of the proposed system (i.e. hybrid selective model), we compared its performance to the performances of two comparison models – the traditional CF and the CF with multicriteria ratings. The performances of recommender systems were evaluated by using two metrics - *average MAE*(*mean absolute error*) and *precision-in-top-N*. *Precision-in-top-N* represents the percentage of truly high overall ratings among those that the model predicted would be the *N* most relevant items for each user. The experimental system was developed using Microsoft Visual Basic for Applications (VBA).

The experimental results showed that our proposed system (avg. MAE = 0.584) outperformed traditional CF (avg. MAE = 0.591) as well as multicriteria CF (avg. AVE = 0.608). We also found that multicriteria CF showed worse performance compared to traditional CF in our data set, which is contradictory to the results in the most previous studies. This result supports the premise of our study that people have two different types of preference schemes – holistic and composite. Besides MAE, the proposed system outperformed all the comparison models in precision-in-top-3, precision-in-top-5, and precision-in-top-7. The results from the paired samples t-test presented that our proposed system outperformed traditional CF with 10% statistical significance level, and multicriteria CF with 1% statistical significance level from the perspective of average MAE. The proposed system sheds light on how to understand and utilize user’s preference schemes in recommender systems domain.

Key Words : Recommender system, Hybrid recommender system, Multicriteria ratings, Collective filtering, Selective use

Received : November 4, 2017 Revised : November 26, 2017 Accepted : December 4, 2017

Publication Type : Regular Paper Corresponding Author : Hyunchul Ahn

저 자 소개



구민정

현재 (주)석산기업의 대표이사로 재직 중이다. 세종사이버대학교 호텔관광경영학과를 졸업하고, 세종대학교 산업대학원에서 호텔관광경영학 석사학위를 취득하였다. 국민대학교 비즈니스IT전문대학원에서비즈니스IT를 전공하여 경영정보학 박사 학위를 취득하였고, 주요관심분야는 다기준 추천시스템이다.



안현철

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 부교수로 재직 중이다. KAIST에서 산업경영학사를 취득하고, KAIST 테크노경영대학원에서 경영정보시스템을 전공하여 공학석사와 박사를 취득하였다. 주요 관심 분야는 금융 및 고객관계관리 분야의 인공지능 응용, 정보시스템 수용과 관련한 행동 모형 등이다.