

# 추천 시스템의 예측 정확도 향상을 위한 고객 평가정보의 신뢰도 활용법

## Applying Rating Score's Reliability of Customers to Enhance Prediction Accuracy in Recommender System

최준연\*, 이석기\*\*, 조영빈\*\*\*

세종대학교 디지털콘텐츠학과\*, 한성대학교 산업경영공학과\*\*, 건국대학교 국제비즈니스대학 경영학과\*\*\*

Joon Yeon Choeh(zoon@sejong.ac.kr)\*, Seok Kee Lee(seelee@hansung.ac.kr)\*\*,  
Yeong Bin Cho(ybcho111@kku.ac.kr)\*\*\*

### 요약

인터넷에서 고객들에 의해 생성된 평가정보는 해당 상품에 대한 고객별 선호도 정보로도 간주할 수 있기 때문에 개인화 추천을 위한 고객 프로필 생성에 효과적으로 활용될 수 있다. 하지만, 온라인에서의 상품 평가는 누구나 작성할 수 있고, 왜곡된 목적으로 가지고 평가 행위를 하는 경우도 많아 평가정보의 신뢰도 편차가 크다. 따라서 본 연구에서는 상품에 부여된 평가정보 자체의 신뢰도를 측정하고 이를 추천시스템의 고객 프로필 생성 과정에 선별적으로 반영하는 방법론을 제안하고자 한다. 몇몇 추천 시스템 관련 연구에서 평가정보 작성자 수준에서 신뢰도를 측정하고 이를 활용하려 했던 것과 달리 본 연구에서는 개별 평가 정보 수준에서 신뢰도를 측정한다. 실험 결과 신뢰도가 일정수준 이상의 신뢰도를 갖는 평가정보만을 선별하여 고객 프로필을 생성할 경우 추천 시스템의 선호도 예측 정확도가 향상되는 것으로 나타났다.

■ 중심어 : | 평가정보예측 | 신뢰도 | 추천시스템 | 고객프로필 |

### Abstract

On the internet, the rating scores assigned by customers are considered as the preference information of themselves and thus, these can be used efficiently in the customer profile generation process of recommender system. However, since anyone is free to assign a score that has a biased rating, using this without any filtering can exhibit a reliability problem. In this study, we suggest the methodology that measures the reliability of rating scores and then applies them to the customer profile creation process. Unlikely to some related studies which measure the reliability on the user level, we measure the reliability on the individual rating score level. Experimental results show that prediction accuracy of recommender system can be enhanced when ratings with higher reliability are selectively used for the customer profile configuration.

■ keyword : | Rating Prediction | Reliability | Recommender System | Customer Profile |

\* 본 연구는 한성대학교 교내학술연구비 지원과제임.

접수일자 : 2013년 04월 16일

수정일자 : 2013년 05월 08일

심사완료일 : 2013년 06월 04일

교신저자 : 조영빈, e-mail : ybcho111@kku.ac.kr

## I. 서론

스마트폰과 태블릿 기기와 같은 개인 통신 디바이스의 보편화가 유발한 큰 변화중의 하나는 전자상거래 시장의 급속한 성장이다. 다양해진 채널을 통해 보다 빈번한 방문이 가능해진 고객들을 유인하기 위해서 온라인 쇼핑몰에서 제공하는 상품의 수와 카테고리는 크게 다양화 하고 있다. 이는 소비자 입장에서 여러 상점을 돌아다니지 않고도 단일 상점 내에서 본인이 원하는 상품을 찾아서 구매할 수 있는 기회의 증가일 수도 있지만, 한편으로는 상품 과다 현상이 심화되어 자신이 원하는 상품 검색과 구매 과정에 보다 많은 시간과 비용을 할애해야 하는 상황에 처하게 할 수도 있다. 기업 입장에서는 고객들이 효율적인 방법으로 상품을 검색하고 구매할 수 있는 환경을 제공함으로써 고객 만족도를 향상 시킬 필요가 있는데, 이러한 목적의 달성을 위해 최근 많이 활용되는 기법중의 하나가 협업추천 시스템이다[1][2].

최근 온라인상에서 고객들이 자발적으로 정보를 표현하고 또 공유하는 분위기가 확산됨에 따라 Amazon.com이나 eBay.com과 같은 대형 온라인 상점에는 상품을 구매한 고객들이 해당 상품에 대한 평가점수를 자발적으로 표현한 정보가 대량으로 축적되고 있다[3]. 이에 따라 이처럼 고객에 의해 직접 작성된 평가점수를 고객 선호도의 명시적 표현으로 간주할 경우 협업 추천 시스템에 필요한 고객 프로필 생성에 활용할 수 있지만, 누구나 점수를 부여할 수 있고, 왜곡된 목적 달성을 위해 본인의 실제 선호도와는 다른 부정확한 점수를 부여할 수 있는 문제가 존재한다[5]. 따라서 비교적 정확한 것으로 판별되는 평가점수만을 선별하여 고객의 선호도로 인정하고 이를 이용하여 고객 프로필을 생성할 수 있다면 평가 점수의 예측 정확도를 향상시킬 수 있을 것이다.

이에 따라 본 연구에서는 개별 고객들이 남긴 평가점수별로 신뢰성을 파악하고, 일정 수준 이상의 신뢰도를 가진 평가정보만을 선별하여 고객프로필생성 과정에 반영하는 방법에 대해 제안한다. 상품리뷰 작성자 이외 다수의 사용자들이 부여한 신뢰도라는 척도에 근거하

여 상품 평가정보를 선별할 경우, 부정확하거나 왜곡되었을 것이 큰 평가들은 자연스럽게 고객프로필에 반영되지 않을 가능성이 높기 때문에 향후 이를 활용한 추천시스템의 예측 정확도 역시 향상될 것으로 판단된다.

## II. 관련 연구

### 2.1 협업추천 시스템

추천 시스템은 고객별로 상이한 선호도를 감안하여 해당 고객이 만족할 수 있도록 맞춤형된 상품목록을 생성, 이를 고객에게 제안하는 기법으로서 많은 선행연구를 통해 다양한 추천 방법론 혹은 시스템들이 제안되어 왔다. 그 중에서도 협업 필터링을 근간으로 하는 협업 추천 시스템이 가장 성공적인 기법으로 평가되고 있다[4][6]. 협업 추천 시스템은 고객 프로필에 따라 비슷한 이웃들을 찾고 이웃들이 구매하지 않은 상품 중 구매 가능성이 높은 상품을 찾아 추천하는 기법이다. 비슷한 이웃을 찾기 위해서는 고객 프로필을 필요로 한다. 고객 프로필은 온라인 상점을 방문하는 m명의 고객들이 상점에서 취급되는 n개의 상품에 대해 가지는 선호도 정보를 표현하기 위해 논리적으로  $m \times n$ 의 행렬 형태를 취한다. 고객 프로필에 저장된 고객 선호도 정보의 정확도 수준에 따라 최종적인 추천의 품질이 결정되기 때문에 고객 프로필을 정확하게 생성하는 것이 중요하다.

정확하고 신뢰도 높은 선호도 정보만을 고객 프로필에 반영하기 위한 노력은 추천 시스템 관련 연구들에서 다양한 방식으로 진행된 바 있다. 이 중에서 최근 들어 고객 간의 신뢰도 (trust) 정보를 측정하고 이를 활용하려는 연구들도 몇몇 시도된 바 있다[7-11]. 이들 연구에서는 사용자간의 신뢰/불신뢰 정보를 이용하여 신뢰 네트워크 (trust network)를 구성하고 이 네트워크상에서 두 사용자간의 거리 값을 상호간의 신뢰도로 정의, 이를 협업 추천에 활용하는 방법을 제안 하였다. 하지만 이러한 기존연구들은 개별 상품리뷰 수준이 아닌 사용자 수준 (user level)에서 상호간 신뢰도를 측정한다는 점에서 한계점이 존재한다. 사용자 수준에서 신뢰도를 측정할 경우, 신뢰도가 높은 상대로 판단되면 상대가

남긴 모든 상품리뷰들에 대해서 일괄적으로 높은 신뢰도가 부여되는데, 한 사용자에게 의해 작성된 상품리뷰들이라 하더라도 개별 리뷰별로 모두 똑같은 신뢰도를 갖는다고 단정 지을 수 없기 때문이다. 이러한 이유에서, 본 연구는 개별 상품리뷰 수준에서 각각의 신뢰도를 측정하여 일정 수준 이상의 높은 신뢰도를 갖는 상품평가 정보만을 선별하여 고객선호도로 채택하는 방법을 제안하고자 한다.

## 2.2 상품리뷰의 생성과 평가

온라인에서의 상품리뷰는 고객들이 상품에 대해 평가하여 리뷰 혹은 평점을 부여하는 단계와 이후 이러한 상품리뷰들을 접한 타인들이 리뷰 내용 자체에 대해 평가하는 단계로 구분할 수 있다.

### 2.2.1 상품평가 단계

상품리뷰는 상품을 구입하여 이용해 본 사용자들에 의해 작성된다. 상품리뷰 작성 시에는 주관적 의견과 함께 상품에 대한 평가도 동시에 이루어지는데, 일반적으로 1 ~ 5사이의 별점으로 부여된다. 이 별점은 상품에 대한 평가점수로 사용된다. 상품리뷰 작성 없이 별점 평가만 이루어지는 경우와, 상품리뷰와 더불어 별점 평가가 이루어지는 경우 사이에는 사용자의 행동에 차이가 발생한다. 텍스트로 작성하는 상품리뷰는 리뷰작성자가 부여한 별점에 대한 일종의 근거제시 역할을 수행한다. 예를 들어 별점 5개를 부여한 경우에는 자신이 왜 매우 만족했는지에 대한 이유를 작성하게 되고, 별점 1개를 부여한 경우에는 왜 불만족했는지에 대한 근거를 쓰게 된다. 부여한 별점과 상품리뷰의 일관성이 없거나 타당성이 부족한 경우, 해당 상품리뷰는 적은 도움투표를 받게 되고 이로 인해 리뷰작성자에 대한 평가도 낮아지게 된다. 따라서 리뷰 작성자들은 자신이 작성한 리뷰에 대해 다른 사용자들로부터 객관적이고 좋은 평가를 인정받기 위해 최대한 자신의 상품 이용 경험에 기반, 타당하다고 생각되는 별점을 부여하려고 노력하게 된다.

### 2.2.2 상품리뷰 평가단계

상품리뷰가 등록되면 누구나 상품리뷰를 읽을 수 있게 된다. 상품리뷰는 누구나 작성해서 등록할 수 있기 때문에, 하나의 상품에 대해 여러 개의 상품리뷰가 등록된다. 잠재적 구매자는 자신이 관심 있는 상품과 관련해 여러 사용자에게 의해 작성된 다수의 상품리뷰들을 해당 제품에 대한 최종 구매 의사결정에 활용한다. 하나의 상품에 여러 개의 상품리뷰가 등록되면 다양한 이용 경험 정보를 얻을 수 있는 장점이 생기지만, 때로는 너무 많은 상품리뷰가 등록되어 모든 상품리뷰를 읽을 수 없는 상황이 발생한다. 인기 상품의 경우 하나의 상품에 100여개 이상의 많은 상품리뷰가 등록되므로, 유용한 상품리뷰만을 선별해 줄 필요성이 발생한다. 이를 위해 온라인 쇼핑물들은 사용자들이 상품리뷰를 읽은 뒤 도움이 되었는지 혹은 도움이 되지 않았는지에 대해 투표를 할 수 있도록 기능을 만들고, 도움도가 높은 순으로 상품리뷰를 보여주고 있다.

도움도는 0부터 1사이의 값을 가지며, 전체 투표수가 0인 경우에는 도움도를 계산할 수 없다. 도움도가 높은 상품리뷰는 상품리뷰를 읽은 사람들이 도움이 되었다는 투표를 많이 했다는 의미이고, 이러한 상품리뷰는 평가점수에 대한 근거가 상품리뷰에 잘 설명되어 있다는 것을 의미하는 것이어서, 다른 상품리뷰보다 평가점수에 대한 신뢰도가 높다고 말할 수 있다. 본 연구는 도움도를 평가점수에 대한 신뢰도의 척도로 이용하여 신뢰도가 높은 평가점수만을 이용하여 평가 예측 정확도를 향상시키고자 한다.

## III. 신뢰도 기반 평가 예측 방법

첫 번째 단계로 고객의 평가점수에 대한 신뢰도를 측정하고자, 우리는 상품리뷰에 대한 도움도(Helpfulness)를 이용하였다. 도움도는 해당 상품리뷰에 대해 작성자가 아닌 다 수 사 의 타인들이 부여하는 점수이다. 따라서 높은 도움도가 부여된 상품리뷰는 그만큼 리뷰 작성자가 공을 들여 상품리뷰를 작성했다는 것을 의미하고 추가적으로 리뷰 작성자가 상품에 대해

충분히 이해한 후 평가점수를 부여한 것으로 간주할 수 있다. 이러한 상품리뷰의 도움도는 해당 상품리뷰가 그동안 획득한 투표수 수를 기반으로 계산된다. 사용자가 선택할 수 있는 투표에는 “도움이 되었다”(HV<sub>aj</sub>)와 “도움이 되지 않았다”(NV<sub>aj</sub>) 두 가지가 있으며, 상품리뷰가 등록된 이후 총 누적 투표수를 계산한다. 사용자 a가 상품 j에 대해 작성한 도움도 H<sub>aj</sub>는 다음과 같이 계산된다.

$$H_{aj} = \frac{HV_{aj}}{HV_{aj} + NV_{aj}}, \quad (1)$$

HV<sub>aj</sub> : 사용자 a가 상품 j에 대해 작성한 상품리뷰가 도움이 되었다고 평가한 누적 투표수.

NV<sub>aj</sub> : 사용자 a가 상품 j에 대해 작성한 상품리뷰가 도움 되지 않았다고 평가한 누적 투표수.

만약 HV<sub>aj</sub>와 NV<sub>aj</sub>가 모두 0인 경우는 투표를 한 번도 받지 못한 경우에 해당된다. 이러한 경우에는 사용자 a가 상품 j에 남긴 리뷰에 대한 H<sub>aj</sub>를 계산할 수 없고, 이는 해당 상품리뷰의 신뢰도를 판단할 수 없다는 의미이므로 실험 대상에서 제외 하였다.

두 번째 단계는 사용자 평가점수 중에 신뢰할 수 있는 평가점수만을 선별하여 프로필을 생성하는 단계이다. HV<sub>aj</sub>와 NV<sub>aj</sub>가 0이 아닌 한, 수많은 사용자들에 의해 생성된 상품별 리뷰정보들은 각각 H 값을 가지고 있다. 이 중에서 비교적 신뢰도가 높은 리뷰정보에 내재된 선호도만을 고객 프로필에 반영할 필요가 있다. 이를 위해 신뢰할 수 있는 평가점수로 간주할 수 있는 최소한의 도움도 값으로서 H<sub>min</sub>을 설정하고, H<sub>min</sub> 이상의 도움도를 획득한 리뷰정보의 평가점수를 고객프로필에 반영 하였다. 본 연구에서는 최적의 H<sub>min</sub>을 찾기 위해, H<sub>min</sub> 값을 모두 10단계로 나누어 설정하고 성능을 비교 하였다.

상품에 대한 사용자의 선호도를 표현하는 고객 프로필 (customer profile)은 다음 식 (2)에서와 같이 정의될 수 있다.

$$P = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1M} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{L1} & r_{L2} & \dots & r_{LM} \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$r_{aj} = \begin{cases} s_{aj}, & \text{if } H_{aj} \geq H_{\min} \\ 0, & \text{if } H_{aj} < H_{\min} \end{cases},$$

s<sub>aj</sub> : 사용자 a의 상품 j에 대한 평가점수.

H<sub>aj</sub> : 사용자 a가 상품 j에 부여한 상품리뷰와 평가점수에 대해 타인들이 판단한 도움도, 즉 s<sub>aj</sub>의 신뢰도.

H<sub>min</sub>: 신뢰할 수 있는 평가점수가 되기 위한 도움도 최소값.

L: 총 사용자 수, M: 총 상품의 개수.

r<sub>LM</sub>는 사용자가 입력한 모든 평가점수 중에서 신뢰할 수 있는 평가점수만이 선별된 결과이다. 사용자가 상품을 구입하고 상품리뷰를 남기면서 평가점수를 부여했지만, 도움도가 낮으면 프로필 구성에서 탈락하게 된다.

아래 [표 1]에서는 몇몇 사용자들 (U<sub>1</sub>...U<sub>4</sub>)이 특정한 웹 사이트에서 제공하고 있는 상품들에 대해 입력한 평가점수의 예를 보여주고 있다. [표 2]는 이들 상품리뷰에 대한 도움도인데 만약 H<sub>min</sub> 이 0.5라면 고객 프로필 P 는 [표 3]과 같이 만들어질 수 있겠다.

표 1. 선호도 프로파일

r <sub>aj</sub>	l <sub>1</sub>	l <sub>2</sub>	l <sub>3</sub>	l <sub>4</sub>
U <sub>1</sub>	4	5		2
U <sub>2</sub>	3	1	3	4
U <sub>3</sub>	2		5	
U <sub>4</sub>	2	3		5

표 2. 신뢰도 프로파일

h <sub>aj</sub>	l <sub>1</sub>	l <sub>2</sub>	l <sub>3</sub>	l <sub>4</sub>
U <sub>1</sub>	0.7	0.5		0.2
U <sub>2</sub>	0.5	0.3	0.8	0.9
U <sub>3</sub>	0.2		0.6	
U <sub>4</sub>	0.3	0.6		0.8

표 3. 신뢰도 기반 선호도 프로파일

$r_{aj}$	$l_1$	$l_2$	$l_3$	$l_4$
$U_1$	4	5		
$U_2$	3		3	4
$U_3$			5	
$U_4$		3		5

세 번째 단계는 앞서 구성한 신뢰도 기반 프로필을 이용해 사용자간 유사도를 계산하여 이웃집단을 찾고 대상 사용자가 아직 구매하지 않은 상품에 대한 평가정보를 예측하게 된다. 본 연구에서는 유사도 측정방법으로 피어슨 상관계수를 이용하였다. 사용자 a와 사용자 b간의 유사도인  $W_{ab}$ 는 아래의 식 (3)에서와 같이 계산된다.

$$W_{ab} = \frac{\sum_{i=1}^M (r_{ai} - \bar{r}_a)(r_{bi} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (r_{ai} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M (r_{bi} - \bar{r}_b)^2}}, \quad (3)$$

$\bar{r}_a$  : 사용자 a가 전체 상품들에 부여한 평가점수의 평균

위 식 (3)에 의해서 이웃이 결정이 되면, 사용자 a의 상품 k, 즉 아직 구매하지 않은 상품으로서 향후 추천 대상이 될 것인지의 기준으로 활용될 평가점수 예측값  $P_{ak}$ 은 다음 식 (4)에서와 같이 계산될 수 있다.

$$P_{ak} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u \in U} (r_{uk} - \bar{r}_u) \cdot W_{au}}{\sum_{u \in U} |W_{au}|}, \quad (4)$$

u : 사용자 a를 제외한 사용자 그룹 U 내 개별 사용자

추천 대상인 사용자 a가 구매하지 않은 상품들에 대한  $P_{ak}$  값이 도출이 되면, 가장 높은  $P_{ak}$  값을 갖는 n개의 상품 (best-N)을 위주로 상품추천이 이루어지게 된다.

#### IV. 성능 평가 실험

실험을 위해 방대한 상품리뷰가 축적되어 있는

Amazon (www.amazon.com)의 데이터를 크롤링하여 수집 하였다. epinion.com과 더불어 Amazon은 상품에 대한 상품리뷰가 가장 활발하게 올라오는 곳으로서, 다양한 상품리뷰와 product에 대한 평가점수, 그리고 해당 상품리뷰가 도움이 되었는가에 대한 투표수와 전체 투표수가 누적되어 있다. Amazon에서 무작위로 선별한 사용자에게 대해 2009년 1월부터 2010년 12월까지 2년간의 평가정보를 학습 데이터로 (training data)로 활용, 제안된 방법론에 근거하여 2011년 1월부터 6월까지 6개월간의 평가정보를 예측, 실제 값과의 비교 평가를 수행 하였다. 이를 위해 RMSE, MAE, Pearson 상관계수를 평가 지표로 활용 하였다. 실험평가에 활용된 위 평가지표들은 추천 방법론 (혹은 구현시스템)에 의해 예측된 선호도와 실제 선호도간의 오차 혹은 유사도를 계산해주는 것들로서 추천시스템의 예측 정확성 평가에 가장 널리 활용되는 지표들이다. 구체적으로 RMSE와 MAE metric은 실제선호도와 예측된 선호도들 간의 오차를 계산하여 합산하기 때문에 측정값이 낮은 수치일수록, Pearson metric은 두 선호도간의 유사도를 파악하여 측정된 결과가 1에 가까게 나타날수록 정확한 예측이 이루어졌음을 의미한다. 제안된 방법론에 대해 세 가지 지표에 의해 평가된 결과값은 아래의 [그림 1]과 같다.

[그림 1]에서 보는 것과 같이, Hmin이 증가할수록 RMSE와 MAE는 감소하고, Pearson 상관계수는 증가하는 것을 알 수가 있다. 이것은 평가정보의 신뢰도를 고려하는 것이 예측정확도를 향상시킨다는 것을 의미한다. 최소 신뢰도 기준인 Hmin이 약 0.6이 되면서부터 성능이 향상되는 것으로 나타났다.

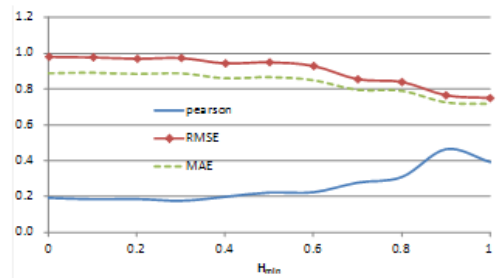


그림 1. 예측성능 실험 결과

## V. 결론

PC, 태블릿 컴퓨터, 스마트폰과 같은 다양한 디바이스를 통해 인터넷 상거래는 지속적으로 증가하고 있고, 상품을 구입한 고객들의 상품 평가 행위도 같이 증가하고 있다. 온라인에 일반 사용자들이 만들어내는 방대한 데이터를 이용한 추천 시스템들이 만들어지고 있지만, 데이터의 신뢰성을 고려하지 않게 되면 추천 결과의 정확도도 떨어지게 된다. 이에 본 연구에서는 점점 증가하고 있는 일반 고객들의 평가정보를 직접적으로 고객 프로파일로 활용하되, 이들 평가정보의 신뢰도를 고객 프로파일 생성과정에 개입시킴으로써 추천 예측의 정확도를 향상시키는 방법을 제안 하였다.

본 연구의 기여점은 다음과 같다. 그 동안의 추천 관련 대부분의 연구들에서는 한명의 고객에 대해서 측정/계산된 신뢰도가 해당 고객의 모든 평가점수에도 동일한 수준으로 반영이 되었다. 하지만 본 연구에서는 같은 고객의 평가점수들이라 해도 평가점수별로 각각 신뢰도를 측정하고 고객 프로파일 구성에 차별적으로 반영할 것을 제안 하였다. 구체적으로, 상품에 대한 고객들의 평가점수로 구성된 전형적인 고객 선호도 프로파일 외에 평가 점수에 대한 신뢰도 점수로 구성된 고객 신뢰도 프로파일을 추가로 생성, 신뢰도가 낮은 평가점수를 사전에 제거하여 고객 프로파일의 신뢰도를 확보하는 방법론을 제시 하였다. 또한 이러한 방법을 활용할 때 추천 시스템이 추천 후보 상품에 대한 예상 평가점수를 예측함에 있어 정확도가 향상될 수 있음을 대표적인 온라인 기업인 아마존의 웹 데이터 (web data)를 활용한 실험으로 실제 입증 하였다.

결론적으로 본 연구의 결과는 추천 시스템을 활용한 개인화 마케팅 전략 등의 수행을 통해 기대 수익의 증가를 원하는 많은 온라인 상거래 기업들에게 의미 있는 시사점을 줄 수 있을 것이다.

하지만 실제 기업 데이터를 활용, 제안된 방법론의 효과를 검증하였다는 점에서 평가할 만 하지만 실험환경의 제약으로 특정 웹 사이트 한 군데의 데이터만을 활용했다는 점에서 연구의 한계점 역시 분명히 존재한다. 따라서, 위에서 제시된 바와 같은 본 논문의 연구

결과를 일반화하기 위해서는 서로 다른 특징을 가지는 복수 개의 웹 사이트로부터 고객 평가 정보 데이터를 수집하고, 다양한 상황에서 제안 방법론의 효과를 보다 세심하게 검증할 필요가 있다. 이는 향후 연구 진행시 보완되어야 할 사항으로 판단된다.

## 참고 문헌

- [1] 이석기, 조현, 천성용, "전자상거래에서의 협업추천을 위한 고객프로파일 모델", 한국콘텐츠학회논문지, 제11권, 제5호, pp.67-74, 2011.
- [2] 정경용, 조선문, "내용 기반 필터링을 위한 프로파일 학습에 의한 선호도 발견", 한국콘텐츠학회 논문지, 제8권, 제2호, pp.1-8, 2008.
- [3] C. Dellarocas, "The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms," *Management Science*, Vol.49, No.13, pp.1407-1424, 2003.
- [4] 이락규, 피준일, 박준호, 복경수, 유재수, "모바일 환경에서 콘텐츠 추천 시스템 설계 및 구현", 한국콘텐츠학회논문지, 제11권, 제12호, pp.40-51, 2011.
- [5] J. Liu, Y. Cao, C. Lin, Y. Huang, and M. Zhou, "Low-Quality product review detection in opinion summarization, Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning (EMNLP- CoNLL)," Publishing, pp.334-342, 2007.
- [6] Y. Y. Shih and D. R. Liu, "Product recommendation approaches: collaborative filtering via customer lifetime value and customer demands," *Expert Systems with Applications*, Vol.35, No.1, pp.350-360, 2008.
- [7] P. Bedi and R. Sharma, "Trust based recommender system using ant colony for trust computation," *Expert Systems With Applications*,

Vol.39, pp.1183-1190, 2012.

[8] Y. Jia, H. Cai, and C. Huang, "A Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on User Trust Model," Networking and Distributed Computing (ICNDC), 2010 First International Conference, pp.213-217, 2010.

[9] S. Raghavan, S. Gunasekar, and J. Ghosh, "Review quality aware collaborative filtering," Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender Systems, pp.123-130, 2012.

[10] Y. Hong, J. Lu, J. Yao, Q. Zhu, and G. Zhou, "What reviews are satisfactory: novel features for automatic helpfulness voting," Proceedings of the 35<sup>th</sup> international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval, pp.495-504, 2012.

[11] S. Moghaddam, M. Jamali, and M. Ester, "ETF: extended tensor factorization model for personalizing prediction of review helpfulness," Proceedings of the 5<sup>th</sup> ACM international conference on Web search and data mining, pp.163-172, 2012.

이 석 기(Seok Kee Lee)

정회원



- 2000년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 학사
  - 2002년 2월 : KAIST 경영공학 석사
  - 2009년 2월 : KAIST 경영공학 박사
  - 2012년 ~ 현재 : 한성대학교 공과대학 산업경영공학과 교수
- <관심분야> : 추천시스템, 고객관계관리

조 영 빈(Yeong Bin Cho)

정회원



- 1985년 2월 : 고려대학교 산업공학과 학사
  - 1998년 2월 : KAIST 산업공학 석사
  - 2005년 2월 : KAIST 경영공학 박사
  - 2006년 ~ 현재 : 건국대학교 국제비즈니스대학 경영학과 교수
- <관심분야> : 고객관계관리, 데이터마이닝

저 자 소 개

최 준 연(Joon Yeon Choeh)

정회원



- 1996년 2월 : KAIST 전기 및 전자공학 학사
  - 1998년 2월 : KAIST 경영공학 석사
  - 2007년 2월 : KAIST 경영공학 박사
  - 2008년 ~ 현재 : 세종대학교 디지털콘텐츠학과 교수
- <관심분야> : 집단지성, 추천시스템