

---

# 협업적 이러닝 콘텐츠 평판시스템 연구

조진형\*, 강환수\*\*

## A Collaborative Reputation System for e-Learning Content

Jinhyung Cho\*, Hwan Soo Kang\*\*

**요약** 본 연구에서는 정보원천 신뢰도 이론(source credibility theory)을 기반으로 비개인화된(non-personalized) 추천 시스템의 일종인 평판시스템(reputation system)을 위한 평판 순위결정기법을 제안하고, 이러닝 콘텐츠 서비스에 적합한 평판시스템 모형을 제시하였다. 정보원천 신뢰도 요인 중 온라인 구전에 적합한 두 가지 요인(expertise, co-orientation)을 기반으로 사용자 평판정보를 암묵적으로 추출하는 기법을 제안하였다. 즉, 사용자의 과거 이러닝 콘텐츠 평가 정보로부터 사용자의 두 가지 신뢰도 요인을 자동적으로 추출하는 방법을 정의하고, 사용자중 높은 신뢰도를 가진 소수 평가자의 정보만을 가지고 전체 사용자의 콘텐츠 평판정보를 효과적으로 예측할 수 있는 방법을 제안하였다. 콘텐츠 평판정보를 예측하는 단계에 있어, 정보원천 신뢰도 이론이 반영된 수정된 협업 필터링(collaborative filtering) 기법을 적용하였다. 한편, 다양한 평판기법들과의 성능 비교실험을 통해, 제안하는 평판시스템 모형이 명시적인 사용자 평판정보가 부족한 기업대 소비자간(B2C) 이러닝 콘텐츠 전자상거래 사이트에 적합함을 검증하였다.

**주제어** : 평판시스템, 협업 필터링, 이러닝 콘텐츠, 평판 예측 기법, 정보원천 신뢰도이론

**Abstract** Reputation systems aggregate users' feedback after the completion of a transaction and compute the "reputation" of products, services, or providers, which can assist other users in decision-making in the future. With the rapid growth of online e-Learning content providing services, a suitable reputation system for more credible e-Learning content delivery has become important and is essential if educational content providers are to remain competitive. Most existing reputation systems focus on generating ratings only for user reputation; they fail to consider the reputations of products or services(item reputation). However, it is essential for B2C e-Learning services to have a reliable reputation rating mechanism for items since they offer guidance for decision-making by presenting the ranks or ratings of e-Learning content items. To overcome this problem, we propose a novel collaborative filtering based reputation rating method. Collaborative filtering, one of the most successful recommendation methods, can be used to improve a reputation system. In this method, dual information sources are formed with groups of co-oriented users and expert users and to adapt it to the reputation rating mechanism. We have evaluated its performance experimentally by comparing various reputation systems.

**Key Words** : reputation system, collaborative filtering, e-Learning content, reputation rating mechanism, source credibility theory.

---

### 1. 서론

#### 1.1 연구의 배경 및 동기

온라인 평판시스템(reputation system)은 전자상거래

의 신뢰성을 향상시키기 위한 목적으로 거래 주체(사용자) 또는 거래 객체(아이템)에 대한 사용자 피드백(user feedback)을 수집, 분배, 집계함으로써 거래 주체 또는 거래 객체의 질에 대하여 평가하는 소프트웨어 시스템이라

---

\*본 논문은 2011년 동양미래대학교의 학술연구비에 의하여 지원되었음

\*동양미래대학교 전산정보학부 교수(교신저자)

\*\*동양미래대학교 전산정보학부 교수

논문접수: 2013년 1월 8일, 1차 수정을 거쳐, 심사완료: 2013년 1월 25일, 확정일: 2013년 2월 20일

고 정의할 수 있다. 온라인 피드백은 참여자 자신이 제공하고자 하는 아이টে에 대한 다른 참여자들의 평가를 의미하기 때문에 평판시스템(reputation system)을 추천시스템(recommender system)의 일종으로 분류하는 경우도 있다[8]. 즉, 평판시스템은 전자상거래를 목적으로 하는 웹사이트를 위하여 주로 개발되어 왔는데, 이는 부정적이고 사기적인 온라인 거래행위를 방지하고 거래 신뢰성을 강화하기 위해 거래의 주체, 객체, 또는 거래행위 자체에 대한 평가에 대해서 인센티브를 주는 제도를 구현하는 지능형 정보시스템이라고 할 수 있다[18].

최근 모바일 스마트기기 관련 기술 및 이러닝 콘텐츠(e-Learning contents) 저작 기술의 발달에 따라, 이러닝 콘텐츠 제공서비스를 이용하는 사용자의 수가 급속히 증가하고 있고, 거래되는 콘텐츠의 종류도 유아교육용 콘텐츠에서 평생교육용 콘텐츠에 이르기까지 그 분야가 매우 다양하게 확장되고 있다. 한편, PC 뿐만 아니라 태블릿 PC 및 스마트폰 등의 휴대용 스마트기기를 통해 이용 가능한 교육용 동영상 콘텐츠를 제공하는 서비스가 폭발적으로 증대되고 있다. 또한, 최근의 원격교육 활성화에 힘입어 이러닝 콘텐츠에 대해 학계, 산업계의 관심증대와 더불어, 체계적이고 신뢰도가 보장되는 이러닝 콘텐츠 품질 평가의 중요성이 강조되고 있다. 이에 따라 다양한 사용자의 정보 수용 성향, 다양한 이러닝 콘텐츠 특성 분류에 따라 동적인 적용이 가능한 콘텐츠 평판시스템 개발의 필요성이 대두되고 있는 중이다. 그리고, 품질 평가서비스(quality evaluation service)를 구현하는 대표적인 기술 중의 하나인 평판시스템 기술은 서비스 제공업자의 입장에서 온라인 마케팅 활동의 경쟁력을 위한 중요한 전략적 도구로 인식되고 있는 중이다[15].

한편, 단순히 고객의 이러닝 콘텐츠 선호도 정보 뿐 아니라 콘텐츠 상품에 대한 관여도, 온라인 행동의 패턴, 콘텐츠 제공 정보원천에 대한 수용성향 등의 평판시스템 구축 전략수립에 필요한 심리학적 또는 인지과학적 정보들을 이러닝 콘텐츠 평판 결정기법에 있어 중요한 요인으로 반영할 필요성이 존재한다. 그러나, 이러닝 콘텐츠 평판 결정기법의 경우, 다학제적인 연구가 필요한 분야임에도 불구하고 기술적인 관점에서의 접근과 인지과학적인 관점에서의 접근이 분리되어 있다고 볼 수 있다. 본 연구에서는 사회과학 분야에서 연구가 활발히 진행되어 온 소비자 행동관련 이론 및 인지 과학적 개념들을 데이터 마이닝 기법 중의 하나인 협업 필터링(collaborative

filtering: CF) 기법과의 조합을 시도함으로써, 학제간 융합적인 접근방식으로 기존 기법의 문제점들을 해결하거나 완화하고자 한다.

## 1.2 연구의 목적

본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, 다학제적 융합 연구를 위하여 소비자심리학, 경영학, 인지과학 등의 사회과학 분야에서 연구가 활발히 진행되어 온 소비자행동 관련 이론 및 인지과학 개념들 중 하나인 정보원천 신뢰도 이론(source credibility theory)[5][14][16]를 협업 필터링과 융합함으로써, 기존 기법의 문제점들을 해결하거나 완화할 수 있는 새로운 이러닝 콘텐츠 순위 평판결정 기법 모형을 제시하고자 한다. 둘째, 제안하는 이러닝 콘텐츠 순위 평판결정 기법 및 평판시스템 모형을 기반으로 프로토타입 시스템을 개발하여, 이러닝 콘텐츠 관련 서비스에 적용, 실제 데이터를 활용하여 성능평가실험을 수행함으로써 제안기법의 효용성을 입증하고자 한다. 셋째, 실험결과를 분석하고 제안기법의 세부기능을 보완하여, 상용 이러닝 콘텐츠 순위평가 및 추천시스템에 활용이 가능한 시스템 모델로서 제안하여 개발연구 결과물의 산업계 활용에 기여하고자 한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 온라인 평판시스템과 협업필터링 기법

온라인 평판시스템(reputation system)은 온라인 거래 후기 또는 사용자의 피드백(feedback) 정보를 수집하여 상품, 서비스 또는 거래자의 평판(reputation)을 산출하여 온라인 소비자의 미래 구매 의사결정을 지원하는 소프트웨어 시스템이다[8]. 현재, 일부 대규모 전자상거래 사이트의 경우 구매 의사결정을 지원하는 평판시스템 기능을 보유하고 있으며, 전자상거래에 참여하는 사용자들로부터 수집되는 피드백 정보를 기반으로 상품에 대한 순위나 점수 또는 거래자에 대한 평판정보를 제공하고 있다.

기존 온라인 평판시스템 연구를 분석해 보면 평판시스템은 평판정보의 수집방법, 평판 점수화 및 순위 결정 방법, 피드백정보 관리방법 등에 따라 분류될 수 있다[9]. 그러나, 본 연구에서는 기술적인 측면에서 크게 사용자 평판정보 수집방식과 아이টে 평판정보 수집방식에 따라 평판시스템의 개념 및 분류방식을 정의하기로 하였다.

사용자 평판 생성기법(user reputation rating mechanism)은 사용자의 평판정보를 제공하는 방식으로 전자상거래 유형에 따라 두 가지로 분류될 수 있다.

첫 번째 유형은 C2C 또는 P2P 유형의 전자상거래에서 볼 수 있는 양방향적 평판생성 구조이고, 두 번째 유형은 B2C 유형의 전자상거래에서 볼 수 있는 단방향적 평판생성 구조이다. 양방향적 구조(C2C 또는 P2P)에서는 주로 거래 아이템이 아닌 거래 사용자 평판이 생성되며, 이것은 동등한 다른 일반 사용자에 의해 생성된다. 반면 단방향적 구조(B2C)에서는 거래 사용자(판매자) 뿐 아니라 아이템(상품 또는 서비스)에 대한 평판이 일반 사용자(소비자)에 의해 명시적으로 생성된다. 그리고 사용자 평판 생성기법(user reputation rating mechanism)은 평판 정보원천(information source)에 따라 분류될 수도 있다. 첫째, 전통적인 기법으로서 다른 사용자에 의해 생성되는 명시적인 평판 피드백 정보(explicit feedback information)를 정보원천으로 하는 명시적 평판시스템(explicit reputation system)이 있다[12]. 명시적 평판시스템은 일반 사용자가 자발적으로 입력한 평판정보에 의존하기 때문에, 사용자 피드백정보 제출에 대한 인센티브가 없는 경우에 수집되는 평판정보의 양이 부실해지는 자료 희소성 문제(data sparsity problem)와 질이 부실해지는 신뢰성 저하의 문제(trust problem)가 존재한다[4].

두 번째로 명시적 평판시스템의 문제점을 극복하기 위해 제안된 기법으로서 암묵적 평판시스템(implicit reputation system)이 존재한다. B2C 전자상거래의 경우 다양한 상품 종류와 무수히 많은 익명의 사용자들로 인해 모든 사용자에 대해 신뢰도 있는 명시적 평판정보의 수집이 어려운 문제가 있다. 따라서 사용자의 과거 거래 행위정보로부터 암묵적이고 자동적인 방법으로 사용자 평판정보를 추출해낼 수 있는 방법의 필요성이 존재한다. 또한, 대부분의 평판시스템 연구들이 사용자 평판정보 추출에만 집중되어 있고, 아이템 평판정보 추출에 대해서는 사용자 평판정보와 연계하여 고려하고 있지 않은 상태이다[2].

따라서 본 연구에서는 B2C 거래에 적합한 사용자 평판정보 뿐만 아니라 아이템 평판정보 추출이 가능한 새로운 암묵적 평판시스템 구조 및 평판정보 추출기법을 제안하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 소비자행동 관련 이론에서 연구되고 있는 정보원천 신뢰성 모델(source credibility model)을 접목한 협업필터링 기법을

제안하는 평판시스템의 사용자 평판 생성 부분에 채택하였다.

## 2.2 협업필터링(CF)과 정보원천 신뢰성

전통적인 협업필터링 기법은 피추천인(소비자)과 추천인의 사이에서 발생하는 구전(Word of Mouth: WOM)을 자동화하는 기법이다[17]. 이때 추천인은 정보를 제공하는 정보 원천(information source)의 역할을 수행하게 되며, 이에 따라, CF 기법의 추천 품질은 피추천인에 대해 ‘얼마나 신뢰할 수 있는 정보 원천(credible information source)을 예측자 집단(predictor group)으로 형성할 수 있는가’에 달려 있다[3].

전통적 협업필터링에서는 목표 사용자에게 ‘개인화’된 추천을 제공하기 위해 목표 사용자와 과거 구매 패턴의 유사성(similarity)을 기준으로 ‘이웃(neighbors)’이라 불리는 추천 집단을 형성하여 그들의 의견(평가)을 목표 사용자에게 제시하고 있다[1][7]. 이러한 기법은 구매 의사 결정에 있어서 본인과 유사한 사람들에게 어떠한 상품에 대한 의견을 구하는 현실 세계의 모습을 반영한 자동화 기법으로서 유사성 기반 협업 필터링이라 불린다.

그러나 이러한 유사성 기반 협업필터링은 목표 사용자와의 ‘이웃’을 찾기 어려운 경우, 추천이 불가능하거나 품질이 매우 저하되는 자료의 희소성 문제(data sparsity problem), 초기 냉점 문제(cold start problem) 등 전통적으로 지적되고 있는 문제점들 외에도 예측자 신뢰성 문제(predictor reliability problem)가 존재한다[10][11].

유사성 기반 협업필터링의 문제를 해결하기 위해, 추천인의 신뢰성(trust)을 명시적(explicit) 또는 암시적(implicit)으로 도출하여 유사성을 보완하는 또 다른 기준으로 삼아 보다 신뢰성 있는(more credible) 이웃을 선정하도록 한 신뢰성 기반 협업필터링(trust-based 협업필터링) 기법이 다수 제안된 바가 있다[9][10][13]. 이 경우는 사용자의 평판을 평가하는 평판시스템(reputation system)과 협업필터링을 결합한 것으로 신뢰성(trust)을 추천 그룹 선정의 기준으로 삼아 목표 사용자의 입장에서 신뢰(trustworthy)하는 사용자를 추천 그룹으로 선정하는 기법이다. 이러한 방식은 예측자 신뢰성 문제를 해결함으로써 기존 협업필터링의 단점을 보완할 수 있다.

본 연구에서는 이와 같이 협업필터링을 정보원천 신뢰도의 관점에서 조망하여 두 가지의 신뢰도 기준을 근거로 평가자 그룹을 추출함으로써 기존 협업필터링을 변

형한 기법을 적용하여 이러닝 콘텐츠에 적합한 평판시스템 모형을 개발, 평가, 분석하였다.

### 3. 제안 기법 및 단계별 구성

#### 3.1 제안 기법 개요

본 연구에서 제안하는 평판시스템 모델은 단방향적 평판결정 구조인 B2C 전자상거래 모형을 대상으로 한다. 목표 사용자에 대한 추천을 위한 정보원천(information source) 평가기준으로 유사성 한 가지만을 선정하였던 기존 협업필터링 기법과는 다르게 복수개의 평가기준을 구성하기 위해 소비자심리학 분야의 연구주제 중 하나인 정보원천의 신뢰성 이론(source credibility theory)에 근거하여 2개의 신뢰도 기준을 분리하여 선정하기로 한다. 따라서, 본 연구에서 제안하는 기법에서는 정보원천 신뢰성 이론에 의거하여 유사성(similarity) 또는 공동지향성(co-orientation) 외에 전문성(expertise)을 포함하여 평가자 그룹을 추출하는 두 가지 기준으로 적용하였다.

본 연구에서 제시하는 평판시스템 모델의 전체 프로세스는 크게 3가지 단계로 구성된다. 1단계는 사용자 신뢰도 추출 단계(user credibility extraction phase)로서 정보원천 신뢰성의 차원에 기반하여 사용자들의 두 가지 신뢰도를 추출하는 단계이다. 2단계는 전 단계에서 추출된 두 가지 신뢰도 값을 조합하여 최종 아이템 평판생성에 참여할 평가자 집단을 선정하는 단계이다. 마지막으로 3단계는 전 단계에서 선정된 평가자 집단(qualified rater group)에 의해 협업필터링기법을 응용하여 아이템 평판을 생성하는 단계이다. 각 아이템의 평판은 평가자들의 사용자 평판 가중치를 적용하여 협업필터링 기법에 의해 산정된다.

#### 3.2. 제안 시스템의 단계별 구성

##### 3.2.1 제 1단계: 사용자 신뢰도 추출

본 단계에서의 목표는 웹기반 이러닝 콘텐츠 서비스에서 수집되는 사용자의 웹 사용 정보를 이용하여 각 콘텐츠에 대한 사용자의 선호도 정보가 표현된 사용자 평가치(user rating)를 생성하는 것이다. 이를 위해, 웹상에서 이러닝 동영상 콘텐츠 서비스를 이용하는 일반적인 웹서비스 사용 단계(click-through, preview, payment)에 근거하여 각 사용자의 사용자 평가치 프로파일(user

rating profile)을 구성하기로 한다. 본 연구에서는 사용자의 특정 콘텐츠에 대한 사용빈도(usage frequency)가 다른 콘텐츠에 비해 상대적으로 높을수록 상대적인 선호도가 높다는 가정 하에, 상대적 사용빈도를 암묵적 선호도(implicit preference) 평가치로 사용하였다. 그리고, click-through < preview < payment 순서로 사용단계(usage step)별 상대적 가중치를 주기 위하여, 기존 연구 [3]의 결과를 이용하여 각 사용단계별로 사용빈도를 정규화(normalization)하고 각 단계의 총합을 구하여 사용자 프로파일  $R_{ui}$ 로 정의하였다. 그리고, 각 사용자의 사용자 평가치 프로파일로부터 2가지 신뢰도 값을 다음과 같은 공식을 통해 계산하여 추출하였다.

##### (1) 사용자 공동 지향성(user co-orientation) 계산

사용자 공동 지향성(user co-orientation)은 정보원천 신뢰도 모델에 근거하여 평가자(rater)로서 사용자(user)가 자신이 속한 커뮤니티 집단 내에서 얼마나 다른 개별 평가자들과 유사한 정도로 정의하기로 한다. 즉, 정량적으로 한 평가자의 공동 지향성은 특정 커뮤니티 내의 각 사용자들과의 평가치 유사도의 평균값으로 계산한다.

$$\omega_c(u) = \frac{\sum_{a \in U(G)} \alpha \times Sim(u, a)}{N_{U(G)}}$$

$U(G)$ : 사용자  $u$ 가 속한 커뮤니티 내의 일반 사용자

$Sim(u, a)$ : 사용자  $u$ 와  $a$ 의 평가치 유사성(similarity)

$N_{U(G)}$ :  $U(G)$ 의 원소 수

$\alpha$ : 중요도 가중치(significance weighting)

중요도 가중치(significance weighting)  $\alpha$ 는 사용자  $u$ 와  $a$ 가 함께 평가한 아이টে이 50개 이상이면 1로, 50개 미만인  $n$ 개이면  $n/50$ 으로 정의하여, 커뮤니티 내의 각 사용자와 중복되게 평가한 아이টে이 많을수록 사용자 공동 지향성 값이 높게 산출되도록 조정하는 값이다.

사용자  $u$ 와  $a$ 의 평가치 유사성(similarity) 값인  $Sim(u, a)$ 는 사용자 간의 평가치 유사성으로 전통적인 협업필터링 기법들에서 가장 일반적으로 사용되고 있는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 활용한다.

##### (2) 사용자 전문가성(user expertise) 계산

B2C 전자상거래의 경우 다수의 거래 참여자 또는 일

만 사용자가 온라인 설문, 사용자 평가 또는 리뷰 등을 통해 평판 평가자(reputation rater)로서 참여하게 된다. 따라서 본 평판시스템 연구에서는 사용자가 제공하는 온라인 설문, 사용자 평가 또는 리뷰 등의 명시적 평판정보와 거래량 또는 매출 등의 암묵적 평판정보들을 정량화한 평균값이 아이템의 질 또는 객관적 평판에 가장 가까운 값이라는 전제를 한다. 또한, 본 연구에서는 사용자 전문가성에 대해 ‘추천이 필요한 아이템이 속한 카테고리에서 상대적으로 활동량이 높은 정도(relatively high activity)와 아이템 평판에 대한 높은 예측력을 가지고 있는 정도(high prediction performance)’로 정의한다.

그리고, 본 연구에서는 기존 신뢰성 기반 협업필터링, 평판시스템 관련 연구[6][13] 중 제시되었던 전문성 평가 척도들의 장점을 결합하여, 본 연구의 취지에 맞게 수정하여 전문성 가중치(expertise weighting)를 각 사용자의 전문성 측정에 있어 전체 아이템(rating-level)에 대한 예측자(predictor)로서의 전문성을 측정하는 것보다는, 개별 아이템 수준(item-level)의 전문성을 측정하는 것이 바람직하다는 기존 연구[5]의 결과를 적용하였다. 또한, 현실적으로 예측에 활용하기 위해서 개별 아이템 수준보다는 상위의 개념이자 프로파일 레벨보다는 하위인 카테고리(영화의 경우 genre) 수준(category-level)에서 전문성을 측정하기로 한다. 이때 사용자  $u$ 의 카테고리  $c$ 에 대한 전문성은 다음과 같이 정의한다.

$$\omega_E(u, c) = \beta(u, c) \left( 1 - \frac{\sum_{j \in C(i)} \sum_{a \in U(j)} |R_{u,j} - R_{a,j}|}{N_{C(i)}} \right)$$

- $R_{u,j}$ : 사용자  $u$ 의 아이템  $j$ 에 대한 순위평가
- $U(j)$ : 아이템  $j$ 에 대해 평가를 내린 사용자 집단
- $C(i)$ : 목표 아이템  $i$ 가 속한 카테고리내의 아이템 집단
- $\beta(u, c)$ : 활동량 가중치(activity weighting)

### 3.2.2 제 2단계: 사용자 평판생성 및 평가자 집단 선정 단계

#### (1) 사용자 평판 생성(user reputation generation)

사용자 평판은 전 단계에서 추출된 두 가지 사용자 신뢰도 값을 조합하여 생성된다. 두 가지 값의 조합은 산술 평균, 기하평균, 조화평균 중 벤치마킹 실험을 통해 최적의 조합 값을 선정하여 반영한다.

#### (2) 평가자집단 선정(qualified rater group formation)

본 연구에서 제안하는 평판기법에서는 보다 질 높은 목표 아이템들의 평판 예측을 위해 신뢰성 있는 평가자 그룹을 선정하는 단계를 거친다. 평가자의 신뢰성은 전 단계에서 생성되는 사용자 평판을 기준으로 선정한다.

### 3.2.3 제 3단계: 아이템 평판생성 단계

제안하는 평판시스템은 선정된 평가자 집단의 평가에 의해 추출된 정량화된 평판치(rating) 또는 순위목록(rankd list)을 제시함으로써 아이템들의 평판을 최종적으로 생성한다. 본 연구에서는 평가자 집단의 사용자 평판 가중치 평균값(reputation-weighted average)을 적용하여 최종적인 아이템 평판을 다음 수식과 같이 생성한다.

$$R(i) = \frac{\sum_{u=1}^n \omega_R(u, c) \times R_{u,i}}{\sum_{u=1}^n \omega_R(u, c)}$$

$\omega_R$ : 평가자  $u$ 의 사용자 평판

$R_{u,i}$ : 평가자  $u$ 가 내린 아이템  $i$ 의 평판치

## 4. 성능평가 실험

### 4.1 실험 목적 및 개요

제안하는 평판시스템의 성능 개선효과를 검증하기 위하여 국내 대학 중 가상강의시스템을 활용하고 있는 D 대학의 이러닝 동영상 콘텐츠 데이터를 활용하여 성능평가 실험을 수행하였다. 제안하는 기법의 효과를 검증하기 위해 비교하고자 하는 평판예측기법은 다음과 같다.

- (1) 기본 모델 : 사용자 평판 가중치 비적용 모델(BCF 모델)
- (2) 사용자 공동지향성 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델(CCF 모델)
- (3) 전문가성 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델(ECF 모델)
- (4) 이중 정보원천 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델 : 사용자 공동지향성/전문가성을 혼합한 하이브리드 모델(HCF모델)

한편, 제안하는 기법의 효과를 객관적이고 정량적으로 검증하기 위해 설정한 실험의 내용은 다음과 같다.

실험 1 : 제안하는 평판시스템 기법인 사용자 평판 가

중치 적용 협업필터링 모델(user reputation weighted collaborative filtering model) 세 가지가 기본모델(non-weighted baseline model)에 비교하여 얼마나 많은 성능개선 효과를 보여 주는지 검증하고자 한다.

실험 2 : 두 가지 사용자 평판 가중치를 조합하는 세 가지 방법에 대하여 성능비교를 하고자 한다.

실험 3 : 평가자 집단의 규모에 따른 기본모델 대비 성능개선 효과(rater group size effect)를 검증하고자 한다.

### 4.2 성능 평가 척도(Evaluation Metrics)

본 연구에서는 성능 평가 척도로서 추천시스템 연구에서도 많이 활용되고 있는 예측 정확도 척도(predictive accuracy metric)를 채택하였고, 각 평판 산정 기법의 예측 정확도(accuracy)를 비교하기 위해서 MAE(mean absolute error)를 사용하였다. MAE는 목표 아이템에 대한 일반 사용자의 실제 평판 평가치와 평가자 집단의 평판 예측치와의 차이의 절대값으로 계산되며,  $MAE = |error| / n$ 으로 계산된다.

### 4.3 실험용 데이터(Research Data Set)

본 연구에서는 실제 국내 대학 중 웹기반 가상강의시스템을 활용하고 있는 D 대학의 이러닝 동영상 콘텐츠 사용 데이터를 활용하여 그 성능 개선 여부를 확인하는 실험을 수행하였다. 본 실험에서는 550개 이러닝 콘텐츠에 대한 학생 1,050명의 평가 데이터를 사용하였으며 평판예측 성능의 평가를 위해 이 데이터들은 모형화 집단(modeling set)와 평가용 집단(evaluation set)으로 분리하였다.

본 연구에서는 시스템이 확장되어 사용자와 아이템이 증가하는 경우를 가정하여 모형화 집단의 규모를 변화시켜가며 성능의 변화를 관찰하였다. 즉, Model 1(50개 아이템-50명 사용자), Model 2(100개 아이템-100명 사용자), Model 3(150개 아이템-150명 사용자), Model 4(200개 아이템-200명 사용자), Model 5(250개 아이템-250명 사용자)로 설정하여, 각 모형화 집단에서 사용자들의 평판 가중치를 계산한 후, 그를 바탕으로 300개 콘텐츠에 대한 예측을 수행하여 실제 평가치와 비교하였다.

### 4.4 실험 결과 및 분석

제안하는 평판시스템 기법인 사용자 평판 가중치 적용 협업필터링 모델 세 가지가 기본모델에 비교하여 얼

마나 많은 성능개선 효과를 보여 주는지 평가자 집단의 크기를 증가시키면서 검증하였다. 첫 번째로 검증하고자 하는 예측정확도 실험에서는 실험결과 <표1> 및 <그림1>에서 보여주듯이 사용자 공동지향성 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델(CCF 모델), 전문가성 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델(ECF 모델), 사용자 공동지향성/전문가성을 혼합한 하이브리드 모델(HCF모델) 세 가지 평판시스템 기법 모두가 사용자 평판 가중치 비적용 모델인 기본 모델(BCF 모델)에 비하여 성능개선 효과가 있었다. 세 가지 제안 모델 중에서 하이브리드 모델(HCF모델)이 개선효과가 상대적으로 우수함을 보여주고 있다.

두 번째로 본 실험에서 도출하고자 하는 두 가지 사용자 평판 가중치를 최적으로 조합하는 방법을 구하기 위해 산술평균, 기하평균, 조화평균 세 가지 평균으로 조합하는 방법에 대하여 성능비교 실험을 수행하였다. 이 결과 사용자 공동지향성 가중치와 전문가성 가중치를 조화평균으로 조합하는 방법이 가장 우수한 성능개선 효과를 보여주었다.

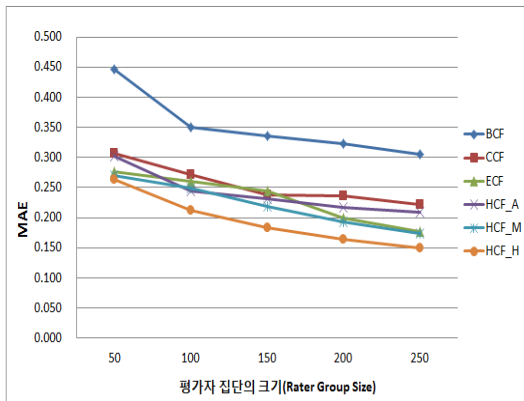
세 번째로 평가자 집단의 규모에 따른 기본모델 대비 성능개선 효과(rater group size effect)를 검증하는 목적으로 평가자 집단의 크기를 50, 100, 150, 200, 250명으로 증가시켜 가면서 평판 예측 성능의 개선 추이를 분석해본 결과, 실험에 사용한 모든 평판시스템 모델들이 평가자 집단의 크기가 커짐에 따라 모두 평판 예측 정확성이 높아짐을 알 수 있었다.

실험의 결과를 통하여 제안하는 두 가지 정보원천을 기반으로 하는 협업적 평판시스템 기법이 이러닝 콘텐츠에 평판예측에 있어 소수의 평가자 집단을 가지고도 효과적임을 검증할 수 있었다.

<표 1> 평판 예측 정확도(MAE) 비교 실험결과

평판시스템 기법	평가자 집단의 크기 (Rater group size)					평균
	50	100	150	200	250	
[BCF]	0.4467	0.3505	0.3352	0.3228	0.3053	0.352
[CCF]	0.3069	0.2715	0.2373	0.2358	0.2219	0.255
[ECF]	0.2758	0.2611	0.2437	0.1764	0.1677	0.225
[HCF_A]	0.3022	0.244	0.2308	0.2176	0.2084	0.241
[HCF_M]	0.2883	0.2491	0.2188	0.1925	0.1738	0.221
[HCF_H]	0.2633	0.2126	0.1829	0.1796	0.1503	0.198

- BCF: 기본 모델 : 사용자 평판 가중치 비적용 모델
- CCF: 사용자 공동지향성 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델
- ECF: 전문가성 기반 사용자 평판 가중치 적용 모델
- HCF\_A: 사용자 공동지향성/전문가성을 산술평균으로 혼합한 모델
- HCF\_M: 사용자 공동지향성/전문가성을 기하평균으로 혼합한 모델
- HCF\_H: 사용자 공동지향성/전문가성을 조화평균으로 혼합한 모델



[그림 1] 평판 예측 정확도(MAE) 비교 실험결과

## 5. 결론

본 연구에서는 정보원천 신뢰도 이론을 기반으로 비개인화된 추천시스템의 일종인 평판시스템을 위한 순위결정기법을 제안하고 새로운 이러닝 콘텐츠 평판시스템 모형을 제시하였다. 제안하는 평판 예측기법을 이러닝 콘텐츠 전자상거래 서비스에 적용하기에 앞서 특정 대학에서 수집되어진 데이터를 활용하여 기존의 협업필터링 기법에 비해 성능 개선 여부를 검증하는 실험을 수행하고 그 결과를 분석한 결과, 제안하는 기법에 의해 기본 모델에 비해 성능이 개선되는 결과를 얻었으며, 특히 평판예측의 정확도 측면에서 우수한 성능을 확인 할 수 있다. 본 연구부분에서는, 정보원천 신뢰도 요인 중 온라인 구전에 적합한 두 가지 요인(전문가성, 사용자 공동지향성)을 기반으로 사용자 평판정보를 암묵적으로 추출하는 기법을 제안하였다. 즉, 사용자의 과거 상품평가 정보로부터 사용자의 두 가지 신뢰도 요인을 자동적으로 추출하는 방법을 정의하고, 사용자중 높은 신뢰도를 가진 소수 평가자의 정보만을 가지고 전체 사용자의 상품 평판 정보를 효과적으로 예측할 수 있는 방법을 제안하였다. 상품 평판정보를 예측하는 단계에 있어, 수정된 협업 필터링 기법을 적용하였다. 한편, 다양한 평판기법들과의 성능 비교실험을 통해, 제안하는 평판시스템 모형이 명시적인 사용자 평판정보가 부족한 기업대 소비자간 (B2C) 전자상거래 사이트에 적합함을 검증하였다. 결과적으로, 본 연구에서 제안하는 정보원천 신뢰도 이론을 적용한 협업적 평판예측 모형이 다양한 상품군, 고객군에 동적인 적응력이 필요한 이러닝 평판시스템을 구현

하는데 있어 보다 효과적임을 성능 비교 실험을 통하여 입증할 수 있었다. 이에 따라, 이러닝 평판 예측기법 연구 분야에 있어 공학적인 관점과 경영학적인 관점의 통합을 통한 기술경영적 접근방법을 시도하고자 했던 본 연구의 의의를 확인할 수 있었다. 향후 진행될 후속연구에서는 본 연구에서 제안된 협업필터링기법을 상업용 이러닝 사이트에서 수집되는 웹 사용자 데이터를 이용하여 실험을 시도할 계획이다. 또한 다양한 디지털 콘텐츠 데이터들에 대한 비교실험을 통해 제안기법의 산업적인 효용성을 추가적으로 검증할 필요성이 존재한다.

## 후 기

본 연구는 2011년도 동양미래대학교 학술연구과제 연구비 지원에 의하여 이루어졌음을 알려드립니다.

## 참 고 문 헌

- [1] Adomavicius G. and Tuzhilin A. (2005). 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*, 17(6), 734-749.
- [2] Chen, M., & Singh, J. (2001). Computing and using reputations for internet ratings. *Proceedings of the 3rd ACM Conference on Electronic Commerce (EC 01)*, 246-247.
- [3] Cho J., Kwon K., Park Y. (2007). Collaborative Filtering Using Dual Information Sources. *IEEE Intelligent Systems*. 22(3), 30-38.
- [4] Dellarocas, C. (2003). The digitization of word-of-mouth: promise and challenges of online feedback mechanisms. *Management Science*, 49(10), 1407-1424.
- [5] Duhan et al. (1997). 'Influences on Consumer Use of Word-of-mouth Recommendation Sources. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 25, 283-295.
- [6] Ekström, M., Björnsson, H., & Nass, C. (2005). A reputation mechanism for business-to-business electronic commerce that accounts for rater

credibility. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 15(1), 1-18.

[7] Herlocker J. L. et al. (2004). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. *ACM Transactions on Information Systems*, 22(1), 5-53.

[8] Jøsang, A., Ismail, R., & Boyd, C. (2007). A survey of trust and reputation systems for online service provision. *Decision Support Systems*, 43(2), 618-644.

[9] Marti, S., & Garcia-Molina, H. (2006). Taxonomy of trust: categorizing P2P reputation systems. *Computer Networks*, 50(4), 472 - 484.

[10] Massa, P. & Avesani, P. (2004). Trust-aware collaborative filtering for recommender systems. *Proceedings of the 2nd International Conference of Cooperative Information Systems (CoopIS 04)*, 492-508.

[11] O'Donovan, J. & Smyth, B. (2005). Trust in recommender systems. *Proceedings of the 10th International Conference of Intelligent User Interfaces (IUI 05)*, 167-174.

[12] Resnick, P., Zeckhauser, R., Friedman, E., & Kuwabara, K. (2000). Reputation systems. *Communications of the ACM*, 43(12), 45-48.

[13] Riggs T. and Wilensky R. (2001). An Algorithm for Automatically Rating of Reviewers. *Proc. ACM/IEEE-CS Joint Conf. Digital Libraries(JCDL01)*. ACM Press, 381-387.

[14] Robertson, T., Zielinski, J., & Ward, S. (1984). *Consumer behavior*. Scott, Foresman and Company.

[14] Robertson, T., Zielinski, J., & Ward, S. (1984). *Consumer behavior*. Scott, Foresman and Company.

[15] Rosenberg M. J. (2001). *E-learning: Strategies for Delivering Knowledge in the Digital Age*. McGraw-Hill Trade.

[16] Schweitzer, D. (1969). A note on Whitehead's factors of source credibility. *Quarterly Journal of Speech*, 55, 308-310.

[17] Shardanand U. and Maes P. (1995). 'Social Information Filtering: Algorithms for Automating 'Word of Mouth''. *Proc. Human Factors in*

*Computing Systems Conf.(CHI95)*, ACM Press, 210-217.

[18] Zacharia, G., Moukas, P., & Maes, P. (2000). Collaborative reputation mechanisms in electronic marketplaces. *Decision Support Systems*, 29(4), 371-388.

### 조진형



- 1990년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 1999년 2월 : 한국과학기술원 정보 및통신공학과(공학석사)
- 2007년 8월 : 서울대학교 대학원 기술경영전공(공학박사)
- 2009년 12월 ~ 2011년 12월 : Univ. of Arizona Dept. of MIS(초빙연구원)
- 1990년 1월 ~ 1997년 8월 : 현대전자 소프트웨어연구소 선임연구원
- 1999년 3월 ~ 현재 : 동양미래대학교 전산정보학부 교수
- 관심분야 : social computing, collaborative filtering, reputation system, recommender system
- E-Mail : [cjh@dongyang.ac.kr](mailto:cjh@dongyang.ac.kr)

### 강환수



- 1988년 2월 : 서울대학교 계산통계학(이학사)
- 1991년 2월 : 서울대학교 전산과학전공(공학석사)
- 2002년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학과(박사과정 수료)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 동양미래대학교 전산정보학부 교수
- 관심분야 : 공학교육, 교수설계, 이러닝, 객체지향
- E-Mail : [hskang@dongyang.ac.kr](mailto:hskang@dongyang.ac.kr)