

# E-Commerce 포털에서 향상된 개인화 추천 기법

## (An Improved Personalized Recommendation Technique for E-Commerce Portal)

고 평 관<sup>†</sup>      Shohel Ahmed<sup>†</sup>      김 영 국<sup>\*\*</sup>      강 상 길<sup>\*\*\*</sup>  
 (Pyungkwan Ko)      (Shohel Ahmed)      (Young-Kuk Kim)      (Sanggil Kamg)

**요약** 본 논문에서는 고객의 다양한 행동 분석을 통해 e-commerce 포털에서 향상된 개인화 기법을 제안한다. 고객의 행동은 “상품 구매”, “장바구니에 상품 추가”, “상품 정보 확인” 세가지로 구분하였다. 추천된 상품에 대한 평점을 측정하기 위해 사용자의 행동을 암묵적으로 추적한다. 제안하는 추천 기법은 Cross Correlation Coefficient를 변형하여 비슷한 선호도를 가진 고객들을 분류한 후 대상 고객이 선호하는 상품과 비슷한 선호도를 가진 고객들의 상품 유사도를 측정한다. 본 시스템의 가장 주목할만한 특징은 고객의 행동을 바탕으로 상품에 대한 평점을 암묵적으로 계산하는 것이다. 상품의 선호도에 대하여 고객의 직접적인 대답을 요구하면 고객들이 불편함을 느낄 수 있기 때문에 고객의 행동을 통하여 상품에 대한 선호도를 반영한다. 실험결과 부분에서 우리의 시스템과 협업 필터링을 기반으로 한 다른 기법의 비교를 통하여 각 기법들의 장단점을 보일 것이다.

**키워드** : 협업 필터링, cross correlation coefficient, 개인화, 추천 기법, 확장성

**Abstract** This paper proposes an enhanced recommendation technique for personalized e-commerce portal analyzing various attitudes of customer. The attitudes are classified into three types such as “purchasing product”, “adding product to shopping cart”, and “viewing the product information”. We implicitly track customer attitude to estimate the rating of products for recommending products. We classified user groups which have similar preference for each item using implicit user behavior. The preference similarity is estimated using the Cross Correlation Coefficient. Our recommendation technique shows a high degree of accuracy as we use age and gender to group the customers with similar preference. In the experimental section, we show that our method can provide better performance than other traditional recommender system in terms of accuracy.

**Key words** : collaborative filtering, cross correlation coefficient, personalization, recommendation technique, scalability

· 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 육성·지원사업(IITA-2008-C1090-0801-0031)의 연구결과로 수행되었음

† 비 회 원 : 인하대학교 컴퓨터정보공학부  
 khayato00@naver.com  
 shohel@inhaian.net

\*\* 정 회 원 : 충남대학교 컴퓨터공학과 교수  
 ykim@cnu.ac.kr  
 (Corresponding author)

\*\*\* 정 회 원 : 인하대학교 컴퓨터정보공학부 교수  
 sgkang@inha.ac.kr  
 논문접수 : 2008년 8월 20일  
 심사완료 : 2008년 10월 22일

Copyright©2008 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적의 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 받고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨터의 실제 및 레터 제14권 제9호(2008.12)

## 1. 서론

대형 쇼핑포털은 고객들이 다양한 상품을 구매하는 주요 수단 중 하나가 되었다. 일반적으로 고객들은 방대한 양의 상품이 존재하는 쇼핑 포털에서 자신이 선호하는 상품을 찾는 것에 대해 어려움을 느낀다. 이러한 점은 고객의 만족도와 재방문 의지를 저하시키는 요인이다. 따라서, 쇼핑 포털의 개인화는 고객의 만족도와 재방문 기회를 높이는 데에 중요한 요소가 됐다. 그리고 추천 시스템[1]은 개인화를 이루는데 주요한 방법이다.

일반적으로 개인화 추천 시스템을 구축할 때 사용되는 방법은 협업 필터링(Collaborative Filtering)[2]이다. 협업 필터링의 목적은 해당 고객의 선호도와 그와 비슷한 선호도를 가진 고객들을 기반으로 하여 해당 고객이 선호하는 상품을 추천하는 것이다. 하지만 협업 필터링

은 “확장성”과 “Cold Starting”이라는 두 가지의 문제점을 가지고 있다. 확장성은 사용자와 상품의 정보가 거대해 질수록 계산 복잡도가 증가한다는 점에 있다. 또한 Cold Starting 은 새로운 사용자에 대한 추천이 불가능하다는 점이 부각된다.

본 논문에서는 확장성을 최소화하기 위해 비슷한 나이와 같은 성별의 경우 행동이 비슷하다는 점에서 각 고객들의 나이와 성별에 따라 고객들을 분류하였다. 또한 이는 새로운 고객을 나이와 성별에 따라 분류함으로써 Cold Starting을 최소화할 수 있다. 더 나아가 우리는 Cross Correlation Coefficient[3]를 사용하여 비슷한 선호도를 가진 고객들을 분류한다. 정확한 추천을 위해 대상 고객이 선호하는 상품과 비슷한 선호도를 가진 고객들의 상품의 유사도를 측정한다. 시스템의 가장 주목할만한 특징은 고객의 행동을 이용하여 상품의 잠재적인 평점을 계산하는 것이다. 상품의 선호도에 대하여 고객의 직접적인 대답을 요구하면 고객들이 불편함을 느낄 수 있기 때문에 고객의 행동을 통하여 상품에 대한 선호도를 반영한다. 실험결과 부분에서 우리의 시스템과 협업을 기반으로 한 다른 기법의 비교를 통하여 각 기법들의 장단점을 보일 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 본 논문에서 제안하는 기법과 관련된 방법들을 설명하고, 3장에서는 우리의 시스템을 소개하고, 4장에서는 상품 추천 모듈이 설명된다. 5, 6장에서는 각각 실험결과와 이에 대한 결론을 도출한다.

## 2. 관련 연구

본 절에서는 협업 필터링을 기반으로 한 다양한 추천 시스템의 연구에 대해 살펴본다. Goldberg[2]를 통해 협업필터링이 처음으로 제안되었고, Resnick[4]는 neighborhood-based 알고리즘을 사용하여 평점이 자동으로 부여된 뉴스를 사용자에게 추천하는 협업 필터링 기법을 보였다. 이후 많은 연구가 완료되었으며 이들은 메모리 기반과 모델 기반 협업 필터링으로 분류된다. 메모리 기반 협업 필터링은 사용자간의 유사성에 기초한 사용자 기반 협업 필터링으로도 알려져 있다. 이 기법은 유사한 선호도를 가진 고객들을 모으고 이들의 상품에 대한 평점 정보는 대상 고객에게 추천을 예상하는 데에 사용된다. 하지만 이 방법의 명백한 단점은 Sarwar[5]에 의해 제기된 확장성이다. Sarwar[5]는 고객과 아이템의 수가 증가할수록 계산복잡도 또한 증가한다고 하였다.

협업 필터링의 확장성을 해결하기 위해 아이템 기반 협업 필터링이라고 알려진 모델 기반 협업 필터링[6-9]이 제안되었다. 모델 기반 협업 필터링의 연구들에서는 메모리 기반 기법에서 초점을 두었던 고객간의 유사성이 아

닌 상품들의 유사성에 대한 연구로 협업 필터링을 구성하였다. 이 기법의 잠재적인 가정은 어떤 상품을 선호하는 고객이 있을 때 그 고객은 선호하는 상품과 유사한 특성을 가진 상품을 선호할 것으로 생각한다. 모델 기반 기법에 대해 다양한 Machine Learning 기법[10-13]이 연구되었다. [10]에서는 협업 필터링을 구성하기 위해 Neural Network Classifier를 제안했다. [11-13]은 각각 Induction Rule Learning, Linear Classifier 그리고 Dependency Network 등을 이용한 협업 필터링의 구성을 제안하였다. 위의 기법들은 확장성과 예측 정확성의 향상을 목표로 하였다.

위의 연구들은 고객은 선호도 파악에 중요한 역할을 할 수 있는 사용자 프로파일 정보이용을 간과한 추천 시스템이나 본 논문에서는 먼저 대상 고객을 나이와 성별에 따른 그룹으로 나누며, 그룹 내에서 유사한 선호도를 가진 고객을 찾는다. 추천의 정확성을 높이기 위해 상품 유사도를 측정하는 기법을 소개한다. 또한 고객의 행동에 따라 각 상품의 평점을 주는 기법을 제안한다.

## 3. 전체 시스템 구조

그림 1은 본 논문에서 제안하는 개인화 쇼핑 포털의 전체적인 구조를 나타낸다. 그림에서 보는 것처럼 시스템은 Customer Browsing Log(CBL), Product Recommendation Module(PRM), Product Information Database(PIDB)의 세 부분으로 구성된다. 고객이 어떠한 웹 페이지를 요청했을 때(1.1), 서버는 고객의 행동 패턴을 포착하여 이를 CBL에 저장한다. 이 로그 정보는 고객의 ID와 함께 트랜잭션을 포함한다. 예를 들어, 어떠한 고객이 상품을 클릭하였을 때, 타임스탬프와 해당 상품의 ID가 CBL에 저장된다. 따라서 엄청난 양의 클릭행동이 서버로부터 포착된다. 하지만 모든 클릭이 유효한 트랜잭션은 아니다. 불필요한 클릭 정보를 제거한 뒤 유효한 트랜잭션에 대해서만 CBL에 저장한다.

유효한 트랜잭션이란 일정한  $t$ 시간 내에 고객이 다른 웹페이지로 이동하는 것으로 정의한다. 유효한 트랜잭션을 측정하기 위해 우리의 이전 연구[14]에서 개발된 staying time인 식 (1)을 사용한다.

$$\tau = \frac{s_i}{t_i}$$

$$f = \begin{cases} 1, & \text{for } 0.5 \leq \tau \leq 2 + \varphi \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서  $s_i$ 는 페이지  $i$ 에서 고객의 staying time이고,  $t_i$ 는 페이지  $i$ 의 콘텐츠의 길이를 시간으로 계산한 평균 reading time이다.  $\varphi$ 는 유효성에 대한 오차범위이다. 실제 실험에 의해 최적화된 값은 이후 실험부분에서 보

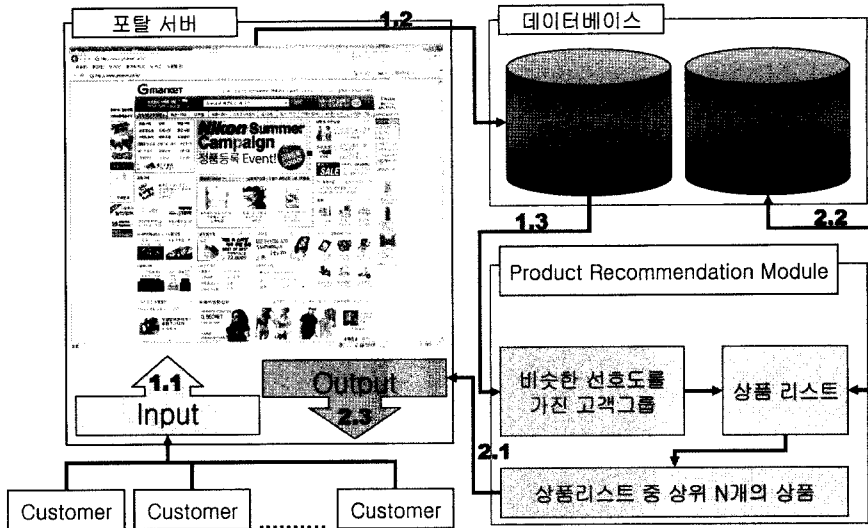


그림 1 시스템 구조

여질 것이다.  $f$ 는 트랜잭션의 유효성을 나타낸다. 예를 들어,  $f=1$ 일 경우 이는 트랜잭션이 유효함을 의미하고, 반대로  $f=0$ 일 경우 트랜잭션이 유효하지 않음을 뜻한다. 고객의 staying time이 해당 페이지의 표준 reading time보다 지나치게 긴 경우 이를 유효한 행동이라고 생각하지 않는다. 이러한 경우  $f=0$ 을 저장한다. 고객의 유효한 트랜잭션은 세션을 기반으로 하여 저장된다. 세션의 시작은 고객이 쇼핑 포털에 들어올 때이며, 종료는 긴 시간 동안 응답이 없을 때이다.

PRM에서는 CBL에 저장된 데이터를 분석하고(1.3), 나이와 성별을 통해 해당 고객과 유사한 고객의 그룹을 찾는다. 이후 PRM은 해당 고객과 비슷한 선호도를 가진 고객들의 정보를 검색하여 적절한 상품 리스트를 작성하고 해당 고객에게 상위 N개의 상품을 추천한다(2.1). PRM으로부터 추천된 상품 리스트를 얻은 뒤 서버는 PIDB에서 상품의 정보를 수집하고 추천된 상품 정보를 웹페이지를 통해 고객에게 제공한다. PIDB는 각 상품의 고유ID를 비롯한 정보를 저장한 관계형 데이터베이스이다. PRM을 사용한 추천 기법은 다음 장에서 자세히 설명된다.

#### 4. Product Recommendation Module

Product Recommendation Module은 해당 고객에 대한 상위 N개의 상품 리스트를 서버에 제공한다. N개의 상품을 추천하기 위해 고객을 나이와 성별에 따라 분류하였다. 일반적으로 나이가 비슷하고 성별이 같은 그룹의 사람들은 어떤 상품에 대해 비슷한 행동을 보일 것으로 여겨진다. 따라서, 본 연구를 위해 나이에 따라 다

음과 같이 5개의 그룹을 나누었다. (0~14세, 15~24세, 25~34세, 35~44세, 45세 이상). 추천을 위해 상품에 대해 해당 고객과 비슷한 선호 패턴을 보이는 고객의 그룹을 검색한다. 해당 고객과 비슷한 선호 패턴을 가진 고객들의 그룹을  $U_k = \{U_{1k}, U_{2k}, \dots, U_{mk}\}$ 로 표현한다.  $U_{jk}$ 는 고객  $k$ 와 비슷한 선호 패턴을 가진 고객  $j$ 를 의미한다. 고객  $j$ 와  $k$ 의 선호도의 유사성은  $P(j, k)$ 로 표시하고, 이것은 식 (2)에서 보는 것처럼 Cross Correlation Coefficient로 계산된다.

$$P(j, k) = \frac{\sum_{i=1}^n (r_{ij} - \mu_j)(r_{ik} - \mu_k)}{\left( \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_{ij} - \mu_j)^2} \right) \left( \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_{ik} - \mu_k)^2} \right)} \quad (2)$$

여기서  $n$ 은 해당 고객이 선호하는 상품의 개수이다.  $r_{ij}$ 와  $r_{ik}$ 는 고객  $j$ 와  $k$ 의 행동으로부터 측정된 상품  $i$ 에 대한 평점이다. 그리고  $\mu_j$ 와  $\mu_k$ 는 각각  $r_{ij}$ ,  $r_{ik}$ 의 평균이다. 상품  $i$ 의 평점을 계산하기 위해서 각 고객의 트랜잭션을 분석하고 고객의 행동에 따라 평점을 부여한다. 고객의 행동 패턴은 “상품 구매”, “장바구니에 상품 추가”, “상품 정보 확인”의 세 가지로 분류하였다. 각 행동에 따라 다른 가중치를 부여하였다. 고객  $j$ 의 상품  $i$ 에 대한 평점은 식 (3)에서 보는 것처럼 상품  $i$ 에 대한 행동들의 합으로 구성된다.

$$r_{ij} = \sum \alpha_{ij} + \beta_{ij} + \gamma_{ij} \quad (3)$$

여기서  $\alpha_{ij}$ ,  $\beta_{ij}$ ,  $\gamma_{ij}$ 는 각각 고객  $j$ 가 상품  $i$ 에 대한 “상품 구매”, “장바구니에 상품 추가”, “상품 정보 확인” 행동이다.  $\alpha_{ij}$ ,  $\beta_{ij}$ ,  $\gamma_{ij}$ 의 값은 그림 2에서 보는 것과 같

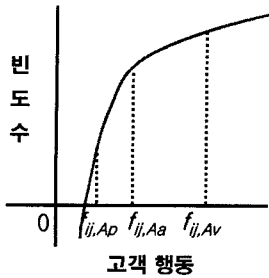


그림 2 고객 행동 분포도

이 고객 행동 분포를 통해 측정된다.

그림에서  $A_p$ ,  $A_a$ ,  $A_v$ 는 각각 고객의 “상품 구매”, “장바구니에 상품 추가”, “상품 정보 확인” 행동을 뜻한다. 그리고 각 그래프의 위쪽은 각 고객의 행동의 빈도수를 의미한다. 해당 행동의 빈도수를 역으로 취하여  $\alpha_{ij}$ ,  $\beta_{ij}$ ,  $\gamma_{ij}$ 의 값을 계산한다. 이후 식 (3)은 아래와 같이 식 (4)로 수정될 수 있다.

$$r_{ij} = \sum e^{-x}, x \in \{f_{ij,Ap}, f_{ij,Aa}, f_{ij,Av}\} \quad (4)$$

여기서  $f_{ij,Ap}$ 는 고객  $j$ 가 상품  $i$ 를 구매한 빈도수이고, 이는  $\alpha_{ij} = e^{-f_{ij,Ap}}$ 와 같다. “상품 구매” 행동은 “장바구니에 상품 추가” 행동보다 고객이 상품에 더 많은 관심을 보인다고 생각되며, “장바구니에 상품 추가” 행동이 “상품 정보 확인”보다 고객의 관심도가 높다고 생각한다. 또한, 일반적으로 “상품 구매”행동이 “장바구니에 상품 추가” 행동보다 더 적게 발생되며, “상품 정보 확인”행동이 다른 두 가지의 행동 패턴보다 많이 발생된다.

선호 유사도 값을 이용하여 유사한 선호도를 가진 고객들을 얻은 뒤 적절한 상품 리스트를 작성한다. 해당 고객에게 적절한 상품 리스트를 작성하기 위해 PRM은 비슷한 선호도를 가진 고객들의 프로필을 검색한다. 이때 PRM은 그들이 선호하는 상품들에 대해 상품의 유사도를 측정하고, 해당 고객에게 상위  $N$ 개의 유사한 상품을 추천한다. 상품  $I$ 와  $j$ 의 유사도는  $sim(i, j)$ 로 표시하며 식 (5)와 같이 계산된다.

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u=1}^m (r_{iu} - \mu_i)(r_{ju} - \mu_j)}{\left( \sqrt{\sum_{u=1}^m (r_{iu} - \mu_i)^2} \right) \left( \sqrt{\sum_{u=1}^m (r_{ju} - \mu_j)^2} \right)} \quad (5)$$

여기서  $m$ 은 유사한 선호도를 가진 고객의 수이다.  $r_{iu}$ ,  $r_{ju}$ 는 고객  $u$ 에 의한 상품  $i$ ,  $j$ 의 평점이다. 그리고  $\mu_i$ ,  $\mu_j$ 는  $r_{iu}$ ,  $r_{ju}$ 의 평균값이다.

### 5. 실험 결과

본 논문에서 제안한 추천 기법의 효율성을 조사하기

위해 우리는 시험용 서적 포털을 제작하였다. 이 쇼핑 포털은 2,124개의 서적 정보를 가지고 있다. 우리는 2008년 3월부터 5월까지 총 426명의 고객의 트랜잭션을 포착하였다. 이중 남성 고객이 228명, 여성 고객이 198명이다. 이 기간 동안 11,489회의 트랜잭션 중 유효한 트랜잭션은 8,264회였다. 측정된 값과 반복된 실험을 통해 트랜잭션의 유효성을 판단하기 위한  $\phi$ 값은 0.6으로 정했다. 또한, PIDB를 구축하기 위하여 MS SQL 서버를 사용하였다. 추천 정확도를 위해 우리의 기법과 다른 협업 기반의 추천 기법을 비교하였다. 이를 위해 무작위로 고객 10명을 선정하였고, 추천된 상품에 대한 구매 행동을 분석하였다. 정확도는 추천된 상품으로부터 발생된 구매 행동을 백분율로 계산하였다. Pearson Correlation Coefficient와 Cosine Similarity기반의 협업 필터링과 우리 기법의 성능을 비교하였다. 또한, 최근 연구인 Lee[15]가 제안한 Inner Product Measure기법과의 성능 비교를 하였다. 그림 3은 본 논문에서 제안하는 기법, Inner Product Measure, Correlation Coefficient, Cosine Similarity기법들을 비교하여 백분율로 나타낸 것이다. 정확도는 각각 5, 10, 15, 20개의 추천 상품에 대한 구매 행동에 대하여 측정되었다.

그림 3에서 보는 것과 같이 본 논문에서 제안하는 기법이 다른 기법보다 더 높은 정확도를 보인다. 이는 제안하는 기법에 의해 추천된 상품이 고객으로부터 더 많은 구매 행동을 발생시키는 것으로 생각할 수 있다. 우리 기법은 추천 상품이 5개일 때 가장 높은 정확도를 보이며, 상품의 개수가 증가할수록 다른 기법들과 정확도가 비슷해진다. 하지만 우리 기법은 추천 상품의 개수가 20개일 때도 다른 기법보다 높은 수치의 정확도를 보인다. 예를 들어, 추천 상품의 개수가 20개일 때 우리 기법은 Inner Product Measure기법보다 7%가 높은 정확성이 있다. 그리고 Pearson Correlation Coefficient와 Cosine Similarity기법보다 각각 21.05%와 26.3%의 높은 정확성이 있다. 이러한 결과는 앞에서 소개한 나이와

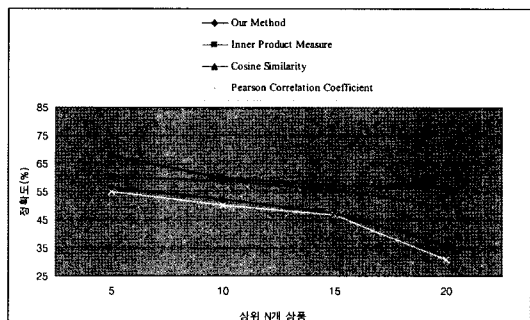


그림 3 다른 기법과의 정확도 비교

표 1 각 성별과 나이에 따른 평균 정확도

구분	정확도(%)	
	남성	여성
0~14세	58.20	57.70
15~24세	63.80	64.91
25~34세	47.12	45.80
35~44세	42.26	41.02
45세 이상	33.15	30.58

표 2 우리기법에 의한 고객 세 명의 정확도

표본 고객	나이 그룹	성별	정확도(%)
고객 1	15~24세	여성	65.00
고객 2	25~34세	남성	46.85
고객 3	45세이상	남성	34.12

성별에 따라 고객들을 분류하여 접근 방식으로 인한 결과라 생각된다.

또한, 나이와 성별에 따른 정확도를 측정하였고, 마지막으로 시험 고객 세 명의 구매 행동을 관측하고 정확도를 측정하였다. 표 1은 나이와 성별에 따라 분류된 그룹의 정확도를 보인다.

위 표에서 15~24세의 그룹이 다른 그룹보다 정확도가 높은 것을 볼 수 있다. 이는 이 그룹이 상품을 구매하려는 성향이 다른 그룹에 비해 높기 때문이다. 또한 실험에서 45세 이상의 그룹에 속한 고객들은 상품을 구매하는 것에 다른 그룹보다 관심이 적다는 것을 발견하였다. 게다가 15~24세인 그룹을 제외한 나머지 그룹에서 여성들에 대한 정확도가 남성에 비해 작게 도출되었다. 이후, 시험 고객 세 명에 대한 정확도를 측정하였다. 이를 위해 각 고객들의 행동 패턴을 2달간 관측하였다. 실험 결과는 아래 표 2에 있다.

위 표에서 시험 고객에 대한 정확도는 나이 그룹의 평균 정확도와 비슷한 것으로 계산되었다. 고객 1의 경우 총 120개의 추천 상품 중 78개의 상품을 구입하였다. 이는 고객 1의 정확도 65%와 고객 1과 같은 그룹의 정확도인 64.91%와 거의 비슷한 결과이다.

## 6. 결론

본 논문에서는 상품에 대한 사용자의 행동 패턴을 통해 상품의 평점을 암묵적으로 계산해 개인화된 쇼핑 포털에서의 추천시스템을 제안하였다. 고객의 행동은 고객이 상품을 검색하는 과정을 통해 수집된다. 실험 부분에서 고객의 나이와 성별로 분류된 그룹을 통해 새로운 고객에게 기존의 고객과 같은 수준의 추천 정확도를 보이는 결과를 보였다. 또한 Inner Product Measure 기법이나 다른 잘 알려진 기법과 비교하였을 때 우리의 기법이 더 나은 성능을 보임을 알 수 있었다.

하지만 우리가 실험을 위해 사용한 데이터는 현재 널리 알려진 거대 쇼핑 포털의 데이터가 아니기 때문에 완벽하지 않을 수 있다. 추후 좀 더 방대한 양의 데이터를 가진 쇼핑 포털의 데이터를 통해 실험을 계속 해 나갈 필요가 있다.

## 참고 문헌

- [1] Resnick, P., Varian, H. (1997). "Recommender systems." *In Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 3, pp. 56-58.
- [2] Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B., Terry, D. (1992). "Using collaborative filtering to weave an information tapestry," *In Communications of the ACM*, Vol. 35, No. 12, pp. 61-70.
- [3] Aarts, R., M., Irwan, R., Janssen, A., J., E., M. (2002). "Efficient tracking of the cross-correlation coefficient," *IEEE transaction on Speech and Audio Processing*, Vol.10(6), pp. 391-402.
- [4] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstorm, P., Riedl, J. (1994). "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews," *In Proceedings of the ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 175-186.
- [5] Sarwar, B. M., Karypis, G., Konstan, J. A., Riedl, J. T. (2000). "Analysis of recommendation algorithms for E-commerce," *In Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce*, pp. 158-67.
- [6] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Reidl, J. (2001). "Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms," *In Proceedings of the 10th Int'l Conference on World Wide Web (WWW)*.
- [7] Karypis, G. (2001). "Evaluation of item-based top-N recommendation algorithms," *In Proceedings of the 10th ACM CIKM Int'l Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 247-254.
- [8] Deshpande, M., and Karypis, G. (2004). "Item-based top-n recommendation algorithms," *In ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 22, No. 1, pp. 143-177.
- [9] Hofmann, T. (2004). "Latent Semantic Models for Collaborative Filtering," *In ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 22, No. 1, pp. 89-115.
- [10] Billsus, D., Pazzani, M., J. (1998). "Learning Collaborative Information Filters," *In Proceeding of 15th Int'l Conf. Machine Learning*, pp. 46-54.
- [11] Basu, C., Hirsh, H., Cohen, W., W. (1998). "Recommendation as Classification: Using Social and Content-Based Information in Recommendation," *In Proceedings of 15th Nat'l Conference of Artificial Intelligence AAAI/IAAI*, pp. 714-720.
- [12] Zhang, T., Iyengar, V., S. (2002). "Recommender Systems Using Linear Classifiers," *In Journal of Machine Learning Research*, Vol. 2, pp. 313-334.

- [13] Heckerman, D., Chickering, D., M., Meek, C., Rounthwaite, R., Kadie, C.(2000). "Dependency Networks for Inference, Collaborative Filtering, and Data Visualization," *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 1, pp. 49-75.
- [14] Kang, S., Park, W., Kim, Y.(2006). "Dynamical E-Commerce System for Shopping Mall Site Through Mobile Devices," *Proceedings of 2nd int'l workshop on Data Engineering Issues in E-Commerce and Services (DEECS)*, pp. 268-277.
- [15] Lee, Q., T., Park, Y., Park, Y., T. (2007). "A Similarity Measure for Collaborative Filtering with Implicit Feedback." *In Proceedings of 3rd Int'l Conference On Intelligent Computing (ICIC)*, pp. 385-397.



#### 고 평 관

2007년 인하대학교 컴퓨터공학부 학사  
2007년~현재 인하대학교 정보공학과 석사과정. 관심분야는 멀티미디어, 유비쿼터스



#### Shohel Ahmed

2003년 Islamic University of Technology (BS). 2007년~현재 인하대학교 정보공학과 석사과정. 관심분야는 Query classification, Web crawling. User goal identification



#### 김 영 국

1985년 서울대학교 계산통계학과 학사  
1987년 서울대학교 계산통계학과 석사  
1995년 버지니아 대 컴퓨터과학과 박사  
1995년~1996년 핀란드 VIT, 노르웨이 SINTEF DELAB 방문연구원. 1996년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 실시간 데이터베이스, 모바일 데이터관리, 상황인지 개인화 시스템



#### 강 상 길

1989년 성균관대학교 전기공학과 학사  
1995년 Columbia University, 석사. 2002년 Syracuse University 박사. 2006년~현재 인하대학교 조교수. 관심분야는 멀티미디어, 개인화, 유비쿼터스, 인공지능, 데이터마이닝