

# 협업 필터링 기반 추천 시스템을 이용한 LBS의 개인화

## Personalization of LBS using Recommender Systems Based on Collaborative Filtering

권 형 준\*      홍 광 석\*\*  
Kwon Hyeong-Joon   Hong Kwang-Seok

### 요 약

특정 기능을 중심으로 연구·개발되었던 LBS는 GPS 기능이 탑재된 스마트폰의 급속한 보급에 의해 개인을 위한 솔루션으로 점차 변모하고 있다. 이에 본 논문에서는 협업 필터링 기술에 기반한 추천 시스템을 개인용 LBS에 적용하여 위치기반 콘텐츠 제공 시스템의 개인화 방안을 제안하고자 한다. 제안하는 개인화 LBS 시스템은 사용자의 현재 위치를 중심으로 사용자가 설정한 반경 거리 안에 공유된 위치기반 콘텐츠의 선호도를 예측하여 사용자가 관심을 보일 것이라 예상되는 콘텐츠를 추천한다. 제안하는 시스템의 성능을 평가하기 위해 실제 구현한 프로토타입을 바탕으로 다양한 조건에서 선호도 예측 정확도를 관찰한 결과, 협업 필터링 기술과 LBS의 융합이 LBS의 개인화를 위한 측면에서 유효함을 확인할 수 있었다.

### ABSTRACT

While a supply of GPS-enabled smartphone is increased, LBS which is studied and developed for special function is changed to personal solution. In this paper, we propose and implement on personalized method of individual LBS using collaborative filtering-based recommend system. Proposed personalized LBS system recommends contents which is expected to be interest for individual user, by predicting location-based contents within a user's setting radius. To evaluate performance of proposed system, we observed prediction accuracy with various experimental condition using our prototype. As a result, we confirmed that the convergence of collaborative filtering and LBS is effective for personalized LBS.

☞ keyword : 위치기반 서비스, 협업 필터링, 추천 시스템, 집단 지성

## 1. 서 론

고성능 무선 인터넷 인프라의 확산은 개인 사용자가 언제 어디서나 인터넷에 연결할 수 있는 환경을 제공하는 고성능 휴대형 단말기의 보급을 급속하게 증가시켰다. 이러한 기술적·환경적 변화에 의해 위치기반 서비스(Location-based Service; LBS)의 중요성이 다시금 부각되고 있다 [1-3].

LBS는 객체의 위치정보를 이용하여 인간에게 유용한 정보를 제공하는 것들을 총체적으로 일컫

는 것이다[3]. 수년 전 부터 사용자에게 지리정보 또는 교통정보를 제공하거나 차량 운전자의 목적지까지 경로를 안내하는 등의 특정 기능을 수행하기 위해서 특화되었다. 최근에는 고성능 개인용 휴대형 단말기에도 인공위성 기반의 위치확인 시스템(Global Positioning System; GPS)이 기본적으로 탑재되고 있고, 정보통신 사업자의 사용자 참여 정책에 의해서 사용자의 위치를 중심으로 유용한 정보를 제공하기 위한 LBS의 연구 및 개발이 활발하게 이루어지고 있다. LBS의 서비스 제공 대상이 특정 기능이 필요한 사용자에서 휴대형 단말기를 소지한 개인에게 확대되는 시대적 현실에 따른 기능적 진화는 개인용 휴대형 단말기 환경에 기반하여 사용자의 일상생활과 밀접한 연관을 갖게 되면서 범용적으로 변모함으로써 특

\* 준 회 원 : 성균관대학교대학원 전자전기컴퓨터공학과 박사과정  
katsyuki@skku.edu

\*\* 정 회 원 : 성균관대학교 정보통신공학부 교수  
kshong@yurim.skku.ac.kr

[2010/08/16 투고 - 2010/08/31 심사 - 2010/10/26 심사완료]

정 목적에 중심을 두는 ITS(Intelligent Transport System), GIS(Geographic Information System) 등의 LBS들과 차별화된다. 이와 관련된 최근의 개인용 LBS 연구 이슈를 살펴보면, 사용자의 위치를 중심으로 여행을 돕기 위한 관광지, 음식점, 상가 및 공원 등으로 분류된 정보를 지도상에 출력하여 사용자의 상황에 맞게 즉각적으로 유용한 정보를 제공하는 것에 목적을 두는 시스템에 관한 연구와 이를 개발하기 위한 다양한 방법들과 추천 시스템의 접목을 통한 개인화에 관한 연구가 활발하다[4-6][22-25].

그러나 이러한 범용적 기능의 개인용 LBS와 관련된 기존의 연구들은 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 첫째로, 기존의 연구들은 PC 기반의 위치정보 제공 시스템을 모바일 환경에 이식하는 것에 중점을 두었기 때문에 사용자 및 장소 등의 객체에 관한 정보를 검색하고 출력하는 수준에 그침으로써 사용자에게 제공할 정보가 많은 경우에는 디스플레이 공간에 제약이 있는 LBS 단말기에 적합하지 않으며, 전송량에 민감한 무선 인터넷 환경에서 사용자의 활용 거부감을 초래할 가능성을 내재하고 있다. 둘째는 첫 번째 문제를 해결하기 위해 LBS의 개인화를 실현하기 위한 연구들이 존재하였으나 구현 측면에 중점을 둔 연구들이 많았고, 알고리즘에 중점을 둔 연구들이 성능 평가를 위해 채택한 정확도(Precision) 및 재현율(Recall)은 사용자에게 추천된 콘텐츠가 사용자에 의해 실제로 선택되었는지 판단하는 성능 평가 방법으로서 사용자에 의해 선택된 콘텐츠를 사용자가 어느 정도 만족하였는지 알 수 없는 단점이 있다. 즉, 수많은 정보 중에서 사용자 개인이 큰 관심을 보일 것이라 판단되는 위치기반 콘텐츠를 정량적 판단 근거에 의해 필터링 후 추천하고, 추천된 위치기반 콘텐츠에 대한 정보를 입수한 사용자가 해당 위치를 실제로 방문하여 경험한 후의 선호도를 고려하는 시스템이 요구된다.

본 논문에서는 사용자의 위치를 중심으로 사용자 주변 위치에 관한 정보를 제공하는 개인용

LBS를 기반으로 정보 필터링의 일종인 협업 필터링(Collaborative Filtering; CF) 기반 추천 시스템의 적용을 통한 개인화 방법을 제안하고자 한다. 오늘날 추천 시스템을 구축하기 위한 최신 기법으로 알려진 협업 필터링은 다수의 사용자가 다양한 아이템에 명시적으로

평가한 선호도 데이터를 이용하여 사용자가 경험하지 않은 아이템에 대한 선호도를 예측함으로써 사용자가 관심을 보일 것이라고 예상되는 아이템을 선별하는 기술이다[12]. 제안하는 협업 필터링 기반의 추천 시스템을 이용한 LBS는 다른 사용자들이 방문한 경험이 있는 장소에 대해 평가한 선호도 데이터를 참조하여 장소 검색을 시도하는 사용자가 위치한 곳으로부터 사용자가 지정한 반경 안에서 사용자가 흥미를 보일 것이라고 예상되는 장소를 추천하여 사용자의 검색을 돕는다[11]. 본 논문에서 제안하는 연구는 기존의 LBS에 지능화 및 개인화 개념을 적용하며, 기업의 이윤을 추구하기 위해 상품 추천에 국한되어 사용되고 있는 CF의 응용 범위를 LBS 분야로 확장한다.

2장에서 LBS 및 추천 시스템과 CF의 기존 연구 동향, 주요 연구 이슈들을 살펴보고, 3장에서 제안하는 LBS에 관해 자세히 설명한다. 4장에서 제안하는 LBS의 위치기반 콘텐츠의 선호도 예측 성능을 평가함과 더불어 MAE 성능 곡선의 분석을 통해서 제안하는 LBS와 CF 기술의 융합기술에 관한 유효성을 평가하고, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 개인용 LBS 연구 동향

LBS는 사람 및 사물 등 객체의 위치정보를 이용하여 특정한 용도를 위해 사용되는 모든 서비스를 총체적으로 일컫는 것이라고 알려져 있다[1-3]. 기존에 사용되는 LBS를 기능적으로 구분하면, 인공위성으로부터 수신된 위도 및 경도를 이용하여 사람 또는 사물의 위치를 지도에 나타내

는 위치확인 시스템(Global Positioning System; GPS), 환경 및 지리 정보를 지도상에 제공하는 지리정보 시스템(GIS), 차세대 교통 체계로 주목받는 지능형 교통 시스템(Intelligent Transport System; ITS) 및 원하는 목적지까지 운전자의 이동을 돕는 차량 항법 시스템(Car Navigation System; CNS) 등으로 분류된다[2]. 최근에는 개인용 휴대형 단말기에 GPS가 탑재되면서 개인에게 적합한 용도의 LBS에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 무선 인터넷의 활성화와 함께 온라인에서 실시간으로 제공하는 지도 서비스인 구글, 야후 등에서 제공하는 오픈 API 기반의 지도와 휴대형 단말기에 장착된 카메라 등을 이용하고 있다.

개인용 LBS와 관련된 기존의 연구는 1) 개인용 LBS를 위한 모바일 사용자 인터페이스에 관한 연구 및 시스템 측면에 관한 연구, 2) 콘텐츠 중심의 서비스 측면에 관한 연구로 구분될 수 있다. 각각의 접근 방법에 대한 기존의 연구 동향을 살펴보면 다음과 같다. 개인용 LBS를 위한 모바일 사용자 인터페이스 및 시스템 측면에 관한 연구로는 휴대형 단말기 기반의 실시간 위치 추적 방법에 관한 연구[7], 개인전용의 관광여행서비스의 구축을 위해서 서비스 중재 및 간편한 상호작용을 위한 멀티에이전트 시스템을 구현한 사례[8], 휴대형 단말기에서의 LBS 구현을 위한 모바일 매쉬업(Mash-up) 방법[9] 및 개인용 휴대형 단말기에서의 음성 인터페이스를 이용한 LBS 적용에 관한 연구를 찾아볼 수 있다[10]. 2) 본 연구와 깊은 관련이 있는 콘텐츠 중심의 서비스에 중점을 둔 기존 연구 사례들을 살펴보면, 14개의 나라들로부터 1,100 여장의 여행 사진들과 일상생활 정보를 구글 지도에 기반을 두어 모든 사용자가 함께 공유하는 “Locoblog”[4], 사용자의 이동경로를 실시간으로 관찰하여 이동하는 동안 위치기반 정보를 제공하면서 사용자에게 의해 선택된 관심 영역에 따라 시맨틱 웹에 기반한 검색된 정보를 제공하는 “mSpace Mobile” 등이 있다[5]. 이러한 연구들

은 휴대형 단말기에서 획득한 영상을 온라인에 공유하고 PC 및 휴대형 단말기에서 검색할 수 있는 환경을 제공함으로써 PC기반의 위치정보 시스템을 모바일 환경과 통합하였다. 이러한 서비스에 중점을 둔 연구 중에서 LBS의 개인화를 위한 추천 시스템 적용과 관련된 연구들을 살펴보면, 베이저넷 네트워크를 이용하여 개인 사용자 모델링을 통한 콘텐츠 추천 서비스를 제공하고자 했던 연구[22], 이동 환경에서 사용자의 위치를 파악하여 위치에 대한 기상정보와 사용자 프로필 등을 이용하여 사용자가 선호할 것이라 판단되는 음식점을 추천하고자 했던 연구[23], 사용자 관심 영역(Point of Interest; POI) 설정에 기반한 위치 추천 방안에 관한 연구 등이 있다[24]. 이러한 연구들은 주로 구현 관점에서 LBS 개인화에 대한 가능성에 중점을 두었고, 성능 척도로 정확도와 재현율을 이용하였다. 그러나 정확도와 재현율은 서로 반비례 관계에 있어서 서로 상충하기 때문에 앞의 두 가지 척도로는 추천 시스템의 성능 평가를 위해 부족한 면이 있다. 사용자가 추천된 콘텐츠를 채택하였는지 판단하여 그 적중률을 이용한 성능 평가 방법이므로, 실제로 사용자가 해당 위치를 방문하고 경험한 후에 만족도가 어느 정도 되는지 알 수 없는 단점이 있다.

앞서 설명한 기존의 연구들은 GIS, ITS 및 CNS 등 특정 목적을 위해 사용되던 LBS를 무선 인터넷 접속 환경을 제공하는 휴대형 단말기를 위한 개인용 LBS로 확장하였다. 그러나 사용자의 위치를 이용하는 단순 검색과 기존의 블로그를 결합한 수준에 그치거나, 정량적으로 성능을 측정할 수 없는 접근 방법이거나, 정확도와 재현율을 이용하는 성능 척도를 이용하기 때문에 개인화 측면에서의 신뢰도가 부족하다. 이에 본 논문에서는 협업 필터링 기반의 추천 시스템을 적용하여, 추천된 콘텐츠에 대한 사용자 선호도를 예측하고 예측된 선호도와 실제 사용자의 선호도의 차이를 산출함으로써 기존의 연구보다 더욱 정밀하게 성능을 평가할 수 있는 개인용 LBS를 제안하고자

하며, 그 방법은 3장에서 자세히 설명할 것이다.

## 2.2 추천 시스템 및 협업 필터링

추천 시스템은 많은 정보들의 필터링을 통해서 사용자가 흥미를 보일만한 것을 제시하여 사용자의 의사 결정을 돕고 검색 시간을 줄이기 위한 것이다[12]. 온라인상에 공유되는 정보 및 콘텐츠의 양이 급격하게 증가함으로 인해서 사용자가 얻고자 하는 정보를 검색하기 위한 시간을 감축하면서도 질적으로 향상된 정보를 출력해 주기 위한 시대적 요구에 따라서 집중적으로 연구되기 시작하였다. 전통적인 추천 시스템은 사용자의 기호 정보를 가지고 이와 부합하는 콘텐츠를 추천하고자 했던 규칙 기반(Rule-based) 방법이 주를 이루었으나 1990년대 이후의 연구 방향은 내용 기반(Content-based Recommendation; CBR) 방법 및 협업 필터링 방법으로 구분되고 있다[13]. 정보 검색과 깊은 연관이 있는 CBR에 관한 기존 연구를 살펴보면, 사용자가 새로운 음악을 추천 받기 위해서 자신이 선호했던 아티스트에 관한 리뷰를 등록하고 시스템이 리뷰 내용을 분석하여 유사한 리뷰를 가지고 있는 다른 아티스트를 추천해 주는 텍스트 분석 기반 방법이 있으며[14], 사용자가 선호했던 음악과 유사한 멜로디를 가지고 있는 음악을 검색하는 음향신호처리 기반 방법[15] 및 사용자가 선택한 이미지와 유사한 이미지를 검색해 주는 영상처리 기반 방법이 있다[16]. 즉, CBR은 사용자가 선호했던 콘텐츠의 물리적 형태에 따라서 내용을 구조적으로 분석하여 유사한 정보를 검색하고 추천하는 방법이다.

콘텐츠의 구조를 이용하는 CBR이 암시적인 사용자 선호도를 이용하는 반면에, Amazon, Netflix, eBay 등 세계적으로 규모 있는 온라인 마켓에서 추천 시스템의 구축을 위해서 사용하고 있는 CF는 사용자가 특정 범위 내에서 숫자를 이용해 명시적으로 평가한 선호도를 이용한다. 다수의 사용자가 다수의 아이템에 정수형 또는 실수형 숫자를 이용하여 정량적으로 평가한 선호도를 가지고

사용자 사이의 유사성 또는 아이템 사이의 유사성을 분석한다. 추천 대상 사용자와 취향이 유사한 사용자가 선호했던 아이템의 선호도를 예측하거나[17], 추천 대상 사용자가 선호했던 아이템을 선호하는 다른 사용자가 선호한 다른 아이템에 대한 선호도를 예측하는 방법이다[18].

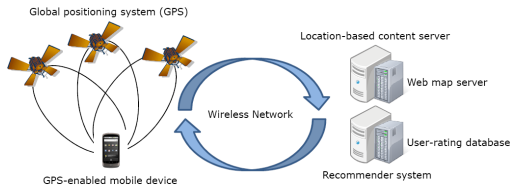
선호도 예측 방법에 따라서 이웃 기반(Neighbor-based), 및 모델 기반(Model-based) 방법으로 구분되고 있다[13]. 메모리 기반 방법이라고 일컬어지기도 하는 이웃 기반 방법은 추천 대상 사용자와 유사한  $n$ 명의 사용자를 찾거나, 추천 대상 사용자가 선호한 아이템과 유사한 평가를 받은  $n$ 개의 아이템을 찾아서 가중 평균 등의 예측 알고리즘을 이용해 사용자가 경험하지 않은 아이템에 대한 선호도를 예측한다. 예측 속도가 빠르고 실시간으로 쌓이는 선호도 데이터를 즉시 반영할 수 있는 장점이 있다. 그러나 사용자와 아이템의 수가 많아지면 예측 시간이 증가하는 확장성(Scalability) 및 선호도 데이터가 적은 경우 성능이 크게 하락하는 희소성(Sparsity)에 관한 문제가 있다[12][19]. 모델 기반 방법은 차원 축소나 확률 모델 또는 군집화를 사용하는 것으로써, 확장성과 희소성에 강인하고 예측 속도 또한 빠르나 학습 시간이 별도로 필요하여 실시간으로 쌓이는 선호도 데이터를 즉시 반영할 수 없는 단점이 있어서 예측 정확도는 이웃 기반 방법보다 다소 나쁘다고 알려져 있지만 대용량의 데이터를 축소시켜서 사용할 수 있는 장점이 있다[13][20].

본 논문에서는 CF 기반의 추천 시스템을 개인용 LBS의 개인화를 위한 요소로 사용한다. 사용자 위치 부근의 위치기반 콘텐츠 중에서 사용자가 방문해 보지 못한 곳에 대한 선호도를 예측하여 추천하는 것이다. 본 연구에서는 온라인 마켓에서 상품 추천을 위해 제한적으로 사용되어오고 있는 CF의 적용 범위를 LBS로 확장함으로써 LBS의 개인화를 실현하고자 한다. 4장에서 이웃 기반 방법을 이용하여 시스템을 구축하고 선호도 예측 정확도에 관한 성능 그래프를 분석하여 LBS와

CF의 통합의 유효성에 관해 논한다.

### 3. 제안하는 LBS의 개인화 방법

제안하는 LBS의 개인화 방법은 기존의 연구들에 의해 제안된 바 있는 사용자의 위치에 대한 위치기반 콘텐츠 검색 시스템에 기반한다. 사용자가 흥미를 보일 것이라고 예상되는 위치기반 콘텐츠의 추천 기능을 기존의 개인용 LBS에 적용함으로써 CF와 LBS의 융합을 통해 지능형 · 개인형 LBS의 구현을 목표로 한다. 그림 1은 제안하는 개인화 방법을 적용한 LBS의 구조를 나타낸다. 제안 시스템은 다음의 세 단계를 통해서 관심 콘텐츠를 필터링하고 추천한다.



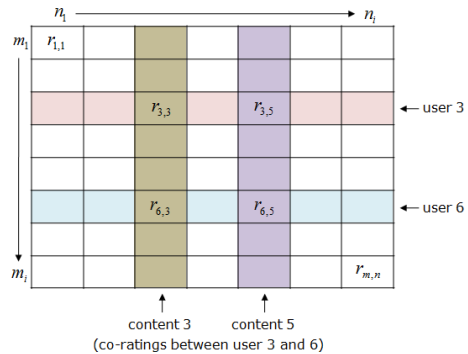
(그림 1) 제안하는 시스템의 아키텍처

단계 1) GPS 기능이 탑재된 모바일 단말기를 소지한 목표 사용자가 추천 소프트웨어를 통해서 관심 지역(a radius of interest)에 대한 콘텐츠를 검색을 요청하면 목표 사용자의 위도 및 경도 좌표와 관심 지역에 대한 반경 거리 정보가 서버로 전달된다. 목표 사용자의 검색 요구를 수신한 서버는 사용자의 위치에 대한 위도 및 경도 좌표의 웹 지도 매핑을 통해서 사용자의 현재 위치를 파악한 후, 파악된 위치에서 목표 사용자가 지정한 반경 거리 이내의 지역에 관한 콘텐츠를 데이터베이스에 질의하여 검색한다. 위도는 지구의 적도선으로부터 남쪽 또는 북쪽으로 어느 정도 떨어졌는지 각 거리를 측정하여 도 단위로 표현한 것이고, 경도는 그리니치 천문대로부터 동쪽 또는 서쪽으로 어느 정도 떨어졌는지 각 거리를 측정하여 도 단위로 표현한 것이다. 즉, 지구상의 특정 위치는 위

도와 경도로 표현될 수 있으며 1도당 km거리를 알 수 있다면 두 위도와 경도 쌍을 이용하여 직선 거리를 산출할 수 있다. 적도선에서 위도 1도에 해당하는 지상거리는 110.569km 이고 양극부근에서는 111.700km 이며 경도 1도로 나타낸 지상거리는 적도부근에서는 111.322km이지만 남극과 북극에 가까울수록 감소되어 양극에서는 0km가 된다. 대한민국에서의 경도 1도 차이는 114km, 위도 1도 차이는 92km에 해당하므로 식 (1)을 적용한다.

$$dist(A, B) = \sqrt{114 \times (|A_{lati} - B_{lati}|) + 92 \times (|A_{longi} - B_{longi}|)} \quad (1)$$

단계 2) 콘텐츠 데이터베이스에 질의하여 얻은 결과인 목표 사용자의 관심 지역 콘텐츠 집합 중에서 사용자가 과거에 선호도를 평가하지 않은 콘텐츠에 관한 사용자의 선호도를 예측한다. 빠른 필터링 시간과 최신 데이터의 즉각적인 적용을 위해서 이웃 기반 방법을 사용한다. 그림 2에서, m은 사용자, n은 아이템,  $r_{m,n}$ 은 m이 n에 평가한 선호도를 나타낸다.



(그림 2) 사용자-선호도 매트릭스

사용자 사이의 유사도는 공통 선호도를 이용하여 측정한다. 공통 선호도란 두 사용자에 의해 공통적으로 평가된 콘텐츠의 선호도를 의미한다. 유사도 측정의 대상이 되는 두 사용자의 공통 선호

도 목록은 선형적 관계에 있는 두 변수 X 및 Y로 나타낼 수 있다. 두 사용자가 공통적으로 평가한 콘텐츠의 개수가 n개일 때, X와 Y는 각각 n개의 값을 갖게 된다. 이러한 선형적 관계의 두 변수 유사도를 측정하기 위해 사용되는 유사성 척도는 통계기반 상관분석 알고리즘인 식 (2)에 해당하는 피어슨 곱적률 상관계수(Pearson Dot-product Correlation Coefficient; PCC), 식 (3)에 해당하는 스피어만 순위(Spearman Rank) 상관계수가 빈번하게 사용되고 있다. 두 상관계수 알고리즘은 완전히 반대의 상관관계를 의미하는 -1부터 완전히 동일한 상관관계를 의미하는 +1까지의 실수형 범위 값을 가진다[12][13].

$$PCC(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

$$SRCC(X, Y) = \frac{6 \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (3)$$

또한, 정보 검색 분야에서 문서 사이의 유사도 측정을 위해 널리 사용되는 식 (4)의 코사인 유사도(Cosine Similarity: COS) 또한 CF 분야에서 널리 사용되고 있다. 두 벡터 사이의 사이 각을 측정하며, 0부터 1까지의 실수형 범위 값으로 표현되고 유사할수록 높은 값을 가진다[17].

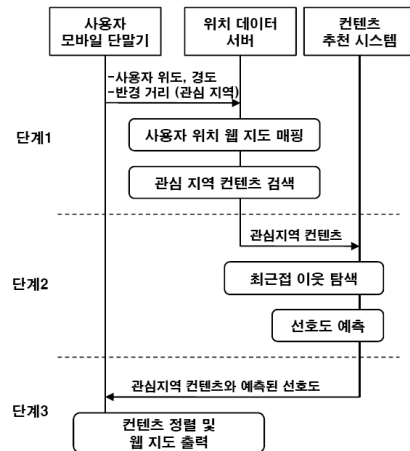
$$COS(X, Y) = \frac{x_1y_1 + x_2y_2 + \dots + x_ny_n}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2} \sqrt{x_2^2 + y_2^2} \dots \sqrt{x_n^2 + y_n^2}} \quad (4)$$

목표 사용자와 다른 사용자 사이의 유사도 측정이 완료된 후, 선호도 예측 대상 콘텐츠에 선호도 평가 기록이 있는 유사도 상위 n명의 사용자를 선택하여 최근접 이웃(nearest neighbor)을 만들고 식 (5)를 적용하여 목표 사용자가 선호도 평가를

하지 않은 콘텐츠에 대한 선호도를 예측한다. 식 (5)는 유사도를 가중치로 이용하는 편차의 가중 평균을 산출하는 방법으로써 CF 분야에서 널리 사용되고 있다. p(u, i)는 사용자 u의 콘텐츠 i에 대한 예측 결과이며, ru는 사용자 u가 평가한 모든 선호도의 평균, wu,j는 사용자 u와 최근접 이웃 j의 유사도를 의미한다[19].

$$p(u, i) = \bar{r}_u + \frac{\sum_{j=1}^n w_{u,j}(r_{j,i} - \bar{r}_j)}{\sum_{j=1}^n w_{u,j}} \quad (5)$$

단계 3) 예측된 결과를 내림차순으로 정렬하여 모바일 단말기에 전송한다. 정보를 수신한 모바일 단말기는 사용자가 선호도를 평가하지 않은 콘텐츠의 목록과 예측된 선호도, 현재 사용자의 위치에서 떨어진 거리를 출력하고 사용자의 선택에 의해 웹 지도를 통해서 출력된다. 단계 1부터 단계 3까지의 시스템 수행 절차와 절차 사이에 전달되는 정보를 요약하여 그림 3에 나타내었다. 사용자 모바일 단말기부터 시작되어 단계 3의 콘텐츠 정렬 및 웹 지도 출력 기능을 수행하면 제안하는 시스템의 검색 프로세스가 종료된다.



(그림 3) 제안하는 시스템의 프로세스

## 4. 실험 및 결과

본 실험의 성능 평가 항목은 두 가지로 나눌 수 있다. 가장 중요한 첫 번째 성능 평가 항목은 최근접 이웃의 숫자를 변경하면서 선호도 예측 성능을 관찰했을 때의 성능 곡선 모양을 확인하는 것이다. 성능 곡선의 모양을 관찰함으로써 CF 기술을 LBS에 적용하여 개인화하고자 하는 본 연구의 내용이 성공적인지 평가할 수 있다. 둘째는, CF의 가장 중요한 성능 평가 지표인 예측 정확도의 측정이다. 예측 정확도를 평가하기 위한 척도는 식 (6)과 같이 실제 선호도 평가 수치  $p$ 와 예측된 수치  $q$  사이의 오차 절대값에 대한 평균(Mean Absolute Error; MAE)을 이용한다[12][19].  $i$ 는 예측 시도 횟수이다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |p - q|}{n} \quad (6)$$

### 4.1 데이터베이스

제안하는 시스템의 성능을 평가하기 위해서 성균관대학교 자연과학캠퍼스(경기도 수원시 장안구 천천동) 인근 400곳의 마트, 공원, 상점 등을 알아볼 수 있게 촬영한 영상 콘텐츠와 각각의 콘텐츠에 대한 위도, 경도 좌표를 확보하였다. 그 후, 성균관대학교에 재학 중인 대학생 24명을 대상으로, 400곳의 위치기반 콘텐츠에 대해 1부터 5까지의 정수형 주관적 선호도를 수집하여 SKL(SungKyunKwan Location) 데이터세트를 구축하였다. 즉,  $400 \times 24$  크기의 행렬에서 빈 공간이 존재 가능한 데이터이다. 각 피험자는 400개의 위치기반 콘텐츠에 대하여 최소 20개의 콘텐츠에 선호도 평가를 수행하였다.

SKL 데이터세트를 이용한 실험 결과의 분석을 위해서 기존에 CF 연구에서 널리 사용되고 있는 MovieLens (ML) 100K 데이터세트를 이용하여 예

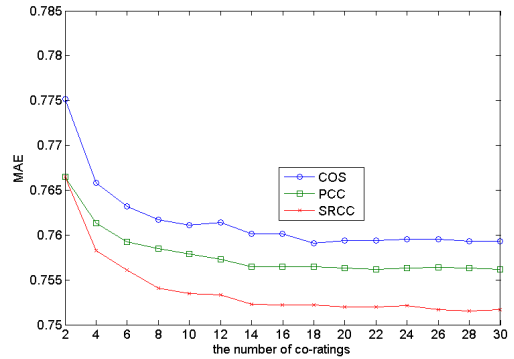
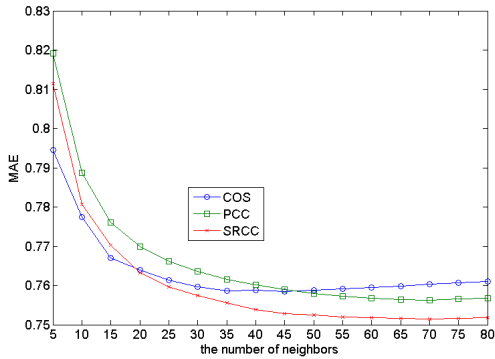
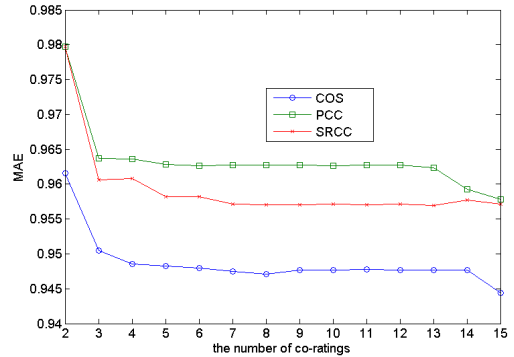
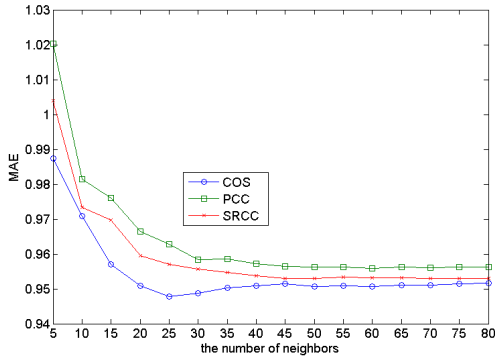
측 정확도 측정 실험을 병행하였다[21]. 두 데이터 세트의 특징들은 표 1과 같다. 희소도(Sparsity level)는 전체 데이터베이스 공간에서 선호도 평가가 되지 않은 공간이 차지하는 비율을 나타낸다.

(표 1) Dataset Specification

dataset name	user counts	item counts	rating counts	sparsity level	rating count per user	rating scale
SKL	24	400	2,790	70.9%	at least 20	{1,2,3,4,5}
ML 100K	943	1,682	100,000	93.6%	at least 20	{1,2,3,4,5}

### 4.2 최근접 이웃 개수 변경 실험(Full-rating experiment)

본 실험은 협업 필터링 기반 추천 시스템의 전반적인 성능 측정을 위한 실험이다. 각 데이터세트로부터 20%의 선호도 평가 데이터를 임의로 샘플링하여 실험용 데이터로 사용하고 나머지 80%의 데이터를 훈련 데이터로 사용하였다. 즉, SKL 데이터세트는 전체 2,790개의 선호도 평가 데이터 중에서 임의의 558개의 선호도 평가 데이터가 실험용 데이터로 사용되었으며, ML 100K 데이터세트는 20,000개의 선호도 평가 데이터가 실험용 데이터로 사용되었다. 실험 결과는 그림 4와 같다. 최근접 이웃 개수 변경 실험에서의 MAE 성능 곡선 모양은 이웃의 개수를 증가시킬수록 감소하다가 최고 성능을 보이는 최근접 이웃의 개수에서 증가하거나 유지되는 추세를 보인다[19]. 보는 바와 같이, 실험의 결과는 위치기반 콘텐츠에 대한 사용자의 선호도 평가로 구성된 SKL 데이터세트가 기존에 널리 알려진 ML 100K 데이터세트와 유사한 성능곡선을 보이고 있음을 알 수 있다. 이는 CF의 기본원리인 사용자 개인의 성향이 성공적으로 반영되었음을 나타내는 것이며, LBS와 CF의 통합 시스템이 유효함을 보여주는 중요한 근거가 된다.



(1) SKL dataset (2) ML 100K dataset  
(그림 4) Full-rating 실험 결과

(1) SKL dataset (2) ML 100K dataset  
(그림 5) Artificial cold-start 조건 실험 결과

### 4.3 Artificial cold-start 조건 실험

본 실험은 공통 선호도의 개수가 적을 때 사용자 사이의 유사 특성이 잘 나타나지 않아서 선호도 예측 정확도가 감소하거나 불안정해지는 경우의 성능을 측정하는 것에 그 목적을 둔다. 즉, 두 사용자 사이의 공통 선호도 개수가 제한 기준보다 많다면 제한 기준 만큼만 임의로 추출하여 유사도를 측정한다.

실험 결과는 그림 5와 같다. 본 실험에서의 성능 곡선은 공통 선호도의 개수가 증가할수록 MAE가 감소해야 CF가 올바르게 적용된 것임이 증명된다. 실험 결과, 그림 5에서 보는 것과 같이 공통 선호도 개수가 증가함에 따라서 MAE가 감소하고 있는 것을 확인할 수 있었다.

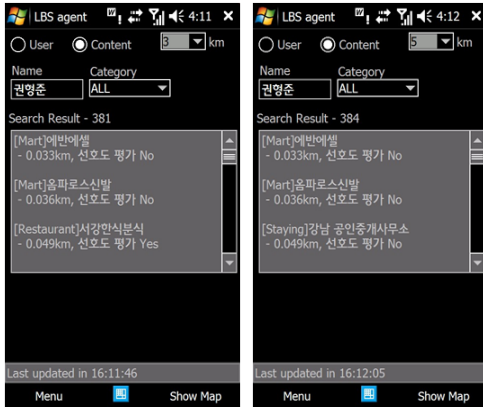
### 4.4 구현 결과 및 실지 시험

본 절에서는 제안하는 시스템을 실제로 구현한 결과를 사용자 모바일 단말기의 실제 구동 인터페이스를 통해 보이고자 한다. Windows Mobile 6.5 OS 기반의 삼성전자 옴니아II 스마트폰에 검색 소프트웨어를 탑재하였고, 서버 컴퓨터는 Windows 7 64bit OS, 데이터베이스는 MS-SQL 2003, 서버 및 클라이언트 구현 언어는 Windows C# 및 C++을 사용하였다. 웹 지도는 구글 맵스에서 제공하는 오픈 API를 사용하였고 모바일 웹 브라우저 Opera Mini에서 실지 시험을 수행하였다[21].

그림 6은 반경 3km, 5km를 관심 지역으로 지정하고 모든 분류의 위치기반 콘텐츠를 검색한 결과를 보인다. Name 드롭다운 박스에는 사용자 이

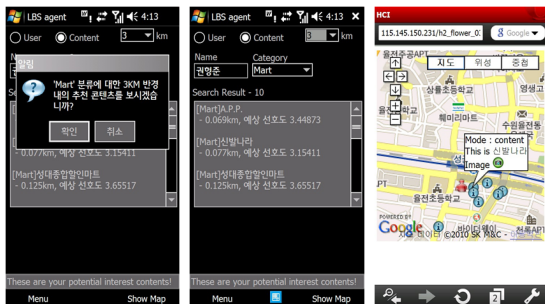


름, Category 드롭다운 박스에는 위치 분류를 설정한다. 사용자 이름과 위치 분류를 입력하고 검색을 요청하면 그림 6과 같이 검색된 위치의 분류와 위치 이름, 사용자의 현재 위치로부터 떨어진 거리 및 선호도 평가 여부를 출력한다.



(그림 6) 사용자 모바일 단말기 인터페이스

그림 7은 사용자의 현재 위치에서 'Mart' 분류에 대한 3km 반경의 추천 콘텐츠를 검색한 결과이다. 사용자의 현재 위치에서 3km 반경 내에 사용자의 선호도 평가 정보가 없는 데이터의 선호도를 예측하고 떨어진 거리 순서로 정렬하여 예상 선호도를 보여준다. 또한, 웹 지도를 통해서 사용자의 현재 위치와 추천된 콘텐츠의 위치를 한눈에 확인할 수 있도록 구현되었다.



(그림 7) 콘텐츠 추천 및 웹 지도 매핑 결과

## 5. 결론

본 논문에서는 CF 기반 추천 시스템을 LBS에 적용하여 개인용 LBS의 개인화 방안을 제안하였고, 실지 구현과 최근접 이웃 개수 변경 실험 및 cold-start 조건 실험 등의 다양한 실험을 통해 MAE 성능 곡선을 관찰하였다. 이로 인해 제안하는 시스템의 유효성을 입증하였고, 주로 온라인 마켓에서 상품 추천을 위해 사용되어 왔던 CF 기술을 LBS에 적용하여 응용 범위를 확장하였다.

위치추적이 가능한 스마트폰의 보급은 지금도 급격하게 증가하고 있다. 더불어 LBS의 중요성도 나날이 증가하고 있으며, 증강현실과 융합된 수많은 LBS 앱(App)들이 등장하고 있다. 본 논문의 연구내용과 같이, 검색의 지능화의 실현에 관한 연구와 함께 위치기반 콘텐츠의 실감형 재현을 위한 연구도 활발하게 진행되어야 할 것이다.

## 감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업 (NIPA-2010(C1090-1021-0008)) 및 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 20100000163).

## 참고문헌

- [1] Bharat Rao and Louis Minakakis, 'Evaluation of Mobile Location-based Services', Communications of the ACM 46(12), pp.61-65, 2003.
- [2] 이성호, 민경욱, 김재철, 김주완, 박중현, '위치기반서비스 기술 동향', ETRI 전자통신동향분석 20(3), pp.33-42, 2005.
- [3] P. Bellavista, A. Kupper and S. Helal, 'Location-based Services: Back to the Future', IEEE Pervasive Computing 7(2), pp.85-89, 2008.
- [4] Will Bamford, 'Space-Time Travel Blogging

- Using a Mobile Phone', Proceedings of ACE '07, pp.1-8, 2007.
- [5] M. L. Wilson, A. Russell, D. A. Smith, A. Owens and M. C. Schraefel, 'mSpace Mobile: A Mobile Application for the Semantic Web', Proceedings of ISWC2005, 2005
- [6] Shwu-Jing Chang, Gong-Ying Hsu and Shian-Jia Huang, 'Location-aware Mobile Transportation Information Service', Proceedings of Mobility 2005, 2005.
- [7] Hyo-Haeng Lee, In-Kwon Park and Kwang-Seok Hong, 'Design and Implementation of a Mobile Devices-based Real-time Location Tracking', Proceedings of UBIComm '08, pp.178-183, 2008.
- [8] Barbara Schmidt-Belz, 'Location-based Mobile Tourist Services - First User Experiences', Proceedings of ICIAR, 2004.
- [9] Hyo-Haeng Lee, Kil-Ram Ha and Kwang-Seok Hong, 'Location-Based Mixed-Map Application Development for Mobile Devices', LNCS 5618, pp.403-412, 2009.
- [10] Kil-Ram Ha, Jung-Hyun Kim, Jeh-Seon Youn and Kwang-Seok Hong, 'Speech Recognition-Based Mobile Geo-Mashup Application Technology', Proceedings of IITA2009, pp.588-591, 2009.
- [11] 권형준, 김정현, 홍광석, '협업 필터링을 이용한 위치기반 콘텐츠 추천 시스템', 한국인터넷정보학회 2010년도 하계 학술발표대회 논문집, pp.59-62, 2010.
- [12] G. Linden, B. Smith, J. York, 'Amazon.com Recommendations: Item-to-item Collaborative Filtering', IEEE Internet Computing 7 (1), pp.76-80, 2003.
- [13] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, '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), pp.734-749, 2005.
- [14] Baumann, S., and Hummel, O., 'Enhancing Music Recommendation Algorithms Using Cultural Metadata', Journal of New Music Research 34(2), pp.161 - 172, 2005.
- [15] Tao Wang, Dong-Ju Kim, Kwang-Seok Hong and Jeh-Seon Yoon, 'Music Information Retrieval System using Lyrics and Melody Information', Proceedings of APCIP2009, pp.601-604, 2009.
- [16] Venkat N. Gudivada, 'Content-based Image Retrieval Systems', Proceedings of the 1995 ACM 23rd Annual Conference on Computer Science, pp.274-276, 1995.
- [17] H. J. Ahn, 'A New Similarity Measure for Collaborative Filtering to Alleviate the New User Cold-starting Problem', Information Sciences 178 (1), pp.37-51, 2008.
- [18] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan and J. Riedl, 'Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithm', Proceeding of WWW10, pp.285-295, 2001.
- [19] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, Al Borchers and J. Riedl, 'An Algorithmic Framework for Performing Collaborative Filtering', Proceeding of SIGIR'99, pp.230-237, 1999.
- [20] Lyle H. Ungar and Dean P. Foster, 'Clustering Methods for Collaborative Filtering', AAAI Technical Report WS-98-08, 1998.
- [21] J. A. Konstan, J. Riedl, Al Borchers and J. L. Herlocker, 'Recommender Systems: A GroupLens Perspective', AAAI Technical Report WS-98-08, 1998.
- [22] 박한샘, 박문희, 조성배, '다기준 의사결정방법을 이용한 모바일 환경에서의 LBS 정보추천', 한국정보과학회 가을 학술발표논문집 Vol.34 No.2(A), pp.66-67, 2007.

- [23] 류종민, 홍창표, 강경보, 강동현, 양두영, 좌정우, '모바일 상황인식 추천맞집 서비스 개발', 한국콘텐츠학회논문지 Vol.7 No.5, pp.138-145, 2007.
- [24] Kenteris Michael, Gavalas Damianos, Mpitzopoulos Aristides, 'A mobile tourism recommender system', Proceeding of the 2010 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), pp.840-845, 2010.
- [25] Sungrim Kim and Joonhee Kwon, 'Effective Context-aware Recommendation on the Semantic Web', International Journal of Computer Science and Network Security Vol.7 No.8, pp.154-159, 2007.

## ◎ 저 자 소 개 ◎



### 권 형 준

2005년 서울보건대학 전산정보처리과(학사)  
2005년 (주)블루엠 소프트웨어개발팀  
2008년 성균관대학교대학원 전자전기컴퓨터공학과(석사)  
현재 성균관대학교대학원 전자전기컴퓨터공학과 박사과정  
관심분야 : 추천 시스템, 기계 학습, HCI  
E-mail : katsyuki@skku.edu



### 홍 광 석

1985년 성균관대학교 전자공학과(학사)  
1988년 성균관대학교대학원 전자공학과(석사)  
1992년 성균관대학교대학원 전자공학과(박사)  
1993년 서울보건대학 전산정보처리과 전임강사  
1995년 제주대학교 정보공학과 전임강사  
현재 성균관대학교 정보통신공학부 교수  
관심분야 : 오감인식, 융합 및 재현, HCI  
E-mail : kshong@yurim.skku.ac.kr