

P2P 모바일 에이전트의 컨텍스트 정보를 이용한 협력적 필터링 기법

Collaborative Filtering Method Using Context of P2P Mobile Agents

이세일* · 이상용**¹⁾

Se-Il Lee and Sang-Yong Lee

* 공주대학교 컴퓨터공학과, ** 공주대학교 컴퓨터공학부

요 약

유비쿼터스 컴퓨팅에서 사용자에게 필요한 서비스를 지능적으로 제공하기 위해서는 컨텍스트 정보의 효과적인 필터링이 필요하다. 그러나 아직까지 컨텍스트 정보의 필터링에 관한 연구는 거의 이루어지고 있지 않는 실정이다. 컨텍스트 정보의 필터링을 위해서는 전자상거래 등에서 많이 사용되고 있는 협력적 필터링을 사용할 수가 있다. 이와 같은 협력적 필터링을 유비쿼터스 컴퓨팅 환경의 필터링에 사용하기 위해서는 초기 평가 문제, 희소성 문제, 축적된 자료의 문제 등이 해결되어야 한다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 컨텍스트 정보의 타입을 이용한 협력적 필터링 기법을 제안하였다. 그리고 이 필터링 기법을 P2P 모바일 에이전트 시스템인 MAUCA에 적용해 본 결과, 서비스 지원 성능 평가 면에서 평균적으로 7.7% 정도 우수함을 보였다.

Abstract

In order to supply services necessary for users intelligently in the ubiquitous computing, effective filtering of context information is necessary. But studies of context information filtering have not been made much yet. In order for filtering of context information, we can use collaborative filtering being used much at electric commerce, etc. In order to use such collaborative filtering method in the filtering of ubiquitous computing environment, we must solve such problems as first rater problem, sparsity problem, stored data problem and etc.

In this study, in order to solve such problems, the researcher proposes the collaborative filtering method using types of context information. And as the result of applying this filtering method to MAUCA, the P2P mobile agent system, the researcher could confirm the average result of 7.7% in the aspect of service supporting function.

Key Words : Collaborative Filtering, Context Awareness, Naive Bayesian

1. 서 론

유비쿼터스 컴퓨팅 환경에서 양질의 서비스를 제공하기 위해 컨텍스트와 컨텍스트-인식 기술이 필요하다. 컨텍스트는 사용자에게 대한 정보값과 그 정보들의 변화를 말하며, 컨텍스트-인식(Context-Awareness)이란 컨텍스트 정보를 얻어내는 과정을 말한다[1].

이와 같은 과정을 통하여 얻어진 많은 정보들을 이용하여 효과적인 서비스를 제공하기 위해서는 정보 필터링 기술이 필요하다. 사용자가 원하는 정보를 예측하고 추천하기 위한 대표적인 기술로써 협력적 필터링 기법을 이용할 수 있다. 협력적 필터링에서는 2차원 행렬을 사용하는데 행은 사용자, 열은 항목을 나타내며, 행렬값은 선호도를 나타내는데 이 값은 사용자가 직접 입력하거나 항목 간의 상관관계를 이용하여 계산된다[2].

협력적 필터링에서는 다음과 같은 문제점들이 발생한다. 첫째, 사용자들의 평가 항목이 없을 경우 이 항목에 대한 평

가 방법이 없는 초기 평가 문제(First Rater Problem)가 있다. 둘째, 대부분의 사용자들이 모든 항목에 평가를 하지 않기 때문에 행렬값은 드문드문한 분포성을 가지게 되어 사용자들 사이에 유사도가 부정확할 뿐만 아니라 많은 수의 행과 열로 인하여 메모리 낭비가 발생하는 희소성 문제(Sparsity Problem)가 발생한다[3]. 인터넷 상의 추천 시스템에서는 이러한 문제점을 해결하고 예측성을 증가하기 위해 Naive Bayesian, Clustering, K-NN(Nearest Neighborhood) 알고리즘, 내용 기반 필터링(Content-Based Filtering)과의 혼합 방법[4] 등이 제안되어 문제점들의 개선과 좋은 예측성을 보이고 있다. 그러나 협력적 필터링은 축적된 자료가 없는 유비쿼터스 환경에서는 적용이 어려운 문제점이 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결한 유비쿼터스 환경에서 적절한 컨텍스트 정보의 타입을 이용한 협력적 필터링 기법을 제안한다. 그리고 P2P 모바일 에이전트 시스템인 MAUCA에 제안한 협력적 필터링 기법을 적용하였다. 제안한 기법은 컨텍스트 정보, 나이, 장르를 사용함으로써 축적된 여러 개의 항목이 필요 없고 실시간 정보를 사용하여 초기 평가 문제, 희소성 문제, 축적된 자료의 문제 등을 개선하였다. 그리고 Naive Bayesian 알고리즘을 이용하여 서비스에 대한 예측성을 높였다.

본 논문의 구성은 2장에서 관련연구, 3장에서는 컨텍스트

접수일자 : 2005년 5월 30일

완료일자 : 2005년 8월 12일

BK21사업단의 연구 지원을 받았음. ** : 교신저자

정보의 타입을 이용한 협력적 필터링 기법, 4장에서는 실험 및 평가한 내용을 기술하였다. 그리고 마지막으로 5장에서는 결론과 추후 과제를 기술하였다.

2. 관련 연구

2.1 컨텍스트-인식 기술

유비쿼터스 컴퓨팅이 사용자 중심의 서비스를 제공하기 위해서는 사용자 및 사용자 주변 환경에 대한 정보를 분석하여 사용자의 니즈(needs)를 파악하는 컨텍스트-인식 기술(Context-Awareness Technique)이 필요하다[5].

사용자가 처한 환경에서 사용자의 현재 위치, 행동 및 작업 등의 사용자에 대한 정보와 그 정보들의 지속적인 변화를 컨텍스트(Context)라고 표현하며, 사용자 환경으로부터 상황 정보를 얻어내는 과정을 컨텍스트-인식 기술이라 한다[1]. 컨텍스트는 활용분야에 따라 다양하며 사용자의 ID, 시간, 위치, 계절, 감정 상태 등이 있다.

현재 사용되고 있는 컨텍스트-인식 모형으로는 GATECH의 Context Toolkit[6]과 Couder와 Kermareel[7]의 상황 인식을 처리하는 일반적인 구조 및 상황 객체를 표현하는 모델(Context Object Model)이 있다. 그리고 컨텍스트의 효율적인 관리와 사용자에게 맞는 응용 서비스를 지능적으로 제공하는 ubi-UCAM 모델[5] 등이 있다.

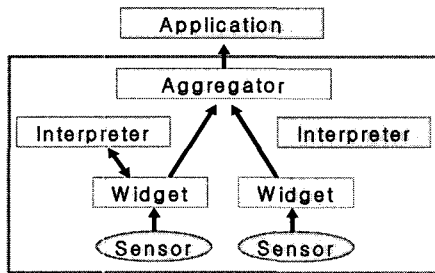


그림 1. Context Toolkit(GATECH)
Figure 1. Context Toolkit(GATECH)

GATECH의 Context Toolkit(그림 1)의 구조는 센서와 응용서비스 사이의 종속적 문제를 해결하기 위해 센서와 응용 서비스 사이에 컨텍스트를 관리하는 중간 매개체를 사용하고 있다.

2.2 협력적 필터링

협력적 필터링은 초기 평가 문제(First Rater Problem), 희박성 문제(Sparsity Problem) 및 확장성 문제(Scalability Problem) 등의 문제점을 가지고 있다. 그러나 유비쿼터스 환경이 아닌 전자상거래 분야 등에서는 문제점이 개선되어 성공적으로 사용되고 있다[8].

협력적 필터링의 일반적인 처리 과정은 사용자들의 상황을 분석하여 다른 사용자들의 상황 정보를 가지고 선호 벡터를 구성한 뒤, 이 선호 벡터와 비슷한 선호도를 가지는 값을 예측할 수 있다. 이 예측값을 구하는 방법으로는 피어슨 상관 계수(Pearson Correlation Coefficient), 보안 코사인 유사도(Adjust Cosine Similarity) 방법 등이 있으나 가장 많이 사용하는 방법은 피어슨 상관 계수이다[9]. 유사도를 구하는 식은 아래 식 (1)과 같다.

$$W_{x,y} = \frac{\sum_{a=1}^n (r_{x,a} - \bar{r}_x)(r_{y,a} - \bar{r}_y)}{\sqrt{\sum_{a=1}^n (r_{x,a} - \bar{r}_x)^2} \sqrt{\sum_{a=1}^n (r_{y,a} - \bar{r}_y)^2}} \quad (1)$$

a는 사용자 x와 사용자 y가 모두 평가한 항목이며 \bar{r}_x 는 사용자 x의 전체 항목에 대한 평가 평균값이다. $r_{x,a}$ 는 사용자 x가 항목 a에 대하여 평가한 값이고, n은 항목의 총 개수이다. 유사도 식과 이웃의 수를 사용하여 값을 예측하는데 그 예측값은 식 (2)와 같다.

$$P_{x,b} = \bar{r}_x + \frac{\sum_{y=1}^n w(x,y)(r_{y,b} - \bar{r}_y)}{\sum_{y=1}^n w(x,y)} \quad (2)$$

$P_{x,b}$ 는 사용자 x와 항목 b에 대한 선호도를 예측한 값이고, \bar{r}_x 는 사용자 x의 선호도 평균값이다. $w(x,y)$ 는 사용자 x와 사용자 y의 유사도 가중치이고, $r_{y,b}$ 는 사용자 y가 항목 b에 대하여 평가한 값이다. \bar{r}_y 는 사용자 y의 선호도 평균값이고, n은 결정된 이웃의 수이다.

2.3 P2P 모바일 에이전트 시스템

P2P 모바일 에이전트 시스템인 MAUCA(Mobile Agents for Users' Context-Awareness)는 모바일 에이전트에 협력적 필터링과 P2P 에이전트를 결합한 시스템이다[10].

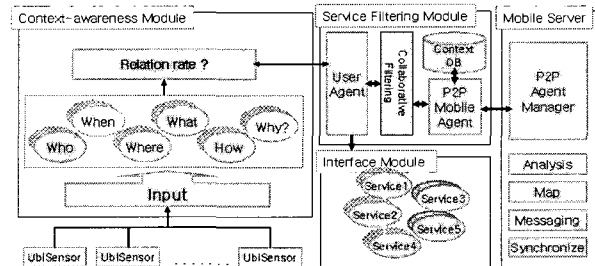


그림 2. MAUCA 프레임워크
Figure 2. MAUCA Framework

MAUCA는 그림 2와 같이 컨텍스트-인식 모듈(Context-awareness Module), 서비스 필터링 모듈(Service Filtering Module), 인터페이스 모듈(Interface Module), 모바일 서버(Mobile Server)로 구성된다.

MAUCA는 동일 지역 내에서 각 사용자의 컨텍스트 정보를 수집하고 분석하여 비슷한 선호도를 갖는 사용자들로 그룹핑한다. 그룹핑된 사용자 그룹은 P2P 모바일 에이전트를 이용하여 이전에 서비스된 정보를 공유한다. 또한 협력적 필터링에서는 공유된 사용자의 컨텍스트 정보에 맞게 서비스 정보를 분석하고 우선순위를 부여하여 제공하지만, 반드시 컨텍스트 정보를 추적해야만 서비스를 제공할 수 있고 초기 평가 문제 및 희소성 문제도 여전히 남아있다.

3. 컨텍스트 정보의 타입을 이용한 협력적 필터링 기법

3.1 컨텍스트의 타입

순수 협력적 필터링은 축적된 정보를 이용하여 필터링하

지만, 제안한 기법은 실시간 컨텍스트 정보를 이용하기 때문에 축적된 정보가 필요하지 않다. 본 기법에서 사용한 컨텍스트 정보들을 분류하면 표 1과 같이 5W1H로 정의된다.

표 1. 컨텍스트 라이브러리

Table 1. Context Library

컨텍스트 타입	정의
who	사용자 ID
when	변화된 시간
where	현재 위치(장소)
what	대상이 되는 사물
why	의도
how	행동

5W1H 컨텍스트 정보 중 분류하기가 용이한 where, when, why만을 이용하여 협력적 필터링한다. 그 중 where 컨텍스트 정보는 사용자가 어느 곳에 위치하는지를 파악할 수 있으며 표 2는 where 컨텍스트 정보를 분류한 예이다.

표 2. where 컨텍스트 정보 예

Table 2. Example of where context information

종 류	사용자
영화관	user1, user4, user19, ...
마트	user2, user3, user30, ...
음식점	user15, user28, user29, ...
서점	user6, user17, user27, ...
...	...

when 컨텍스트 정보는 사용자의 시간 정보를 나타내며 표 3은 영화관에서 표를 구매한 시간으로 분류한다.

표 3. 표를 구매한 시간 예

Table 3. Example of time when purchasing a ticket

종 류	시간
새벽	user6, user11, user15, ...
오전/오후	user5, user9, user12, ...
방과후	user3, user4, user7, ...
퇴근후	user1, user2, user14, ...
심야	user8, user13, user16, ...

why 컨텍스트 정보는 사용자의 의도를 나타내며 분류하면 표 4와 같다.

표 4. 영화를 보러 온 의도

Table 4. Intention of coming to see a movie

종 류	사용자
혼 자	user2, user12, user 17, ...
친 구	user1, user10, user16, ...
애 인	user4, user18, user19, ...
가 족	user5, user6, user9, ...
직 장	user7, user8, user11, ...
기 타	user13, user14, user15, ...

컨텍스트 정보는 아니지만 나이와 장르도 협력적 필터링에 필요하므로 분류하면 각각 표 5, 표 6과 같이 분류된다.

표 5. 나이별로 분류

Table 5. Classification per age

나이	사용자
10대 이하	user2, user8, user9, ...
20~29	user4, user10, user20, ...
30~39	user5, user11, user16, ...
40~49	user7, user6, user15, ...
50대 이상	user1, user3, user12, ...

표 6. 장르별로 분류

Table 6. Classification per genre

장르	사용자
Comedy	user5, user7, user9, ...
Action	user1, user3, user16, ...
Drama	user10, user15, user24, ...
Family	user2, user23, user30, ...
Horror	user9, user18, user33, ...
Romance	user4, user6, user21, ...
Thriller	user8, user11, user14, ...
Animation	user6, user17, user19, ...
Art/Foreign	user25, user26, user34, ...
Classic	user20, user40, user42, ...

3.2 협력적 필터링 기법

협력적 필터링 실험을 위하여 영화관에서 모바일 서비스를 사용한다고 가정하고 영화별 장르를 클래스로 구분하여 훈련 집합을 만들도록 하였다. 형성된 클래스는 Naive Bayesian 학습 알고리즘을 적용하여 훈련시켰다.

Naive Bayesian은 기계학습 방법 중에서 확률적 이론을 근거로 한 분류 방법이다. 이것은 임의의 항목이 특정 클래스에 속할 확률을 계산하여, 그 중 가장 높은 확률을 보이는 클래스를 선택하여 분류된다. 항목이 {genre1, genre2, genre3, ..., genreN}라고 하였을 때 식 (3)을 이용하여 클래스 {class1, class2, class3, ..., classN} 중 하나로 분류된다.

$$P(class_i | Genre_j) = \frac{P(Genre_j | class_i) P(class_i)}{P(Genre_j)} \quad (3)$$

$P(class_i | Genre_j)$ 은 분류 class_i에 속하는 항목집합에서 임의로 추출한 Genre_j가 class_i가 될 확률이다[11]. Naive Bayesian은 자료의 양이 많을 경우 학습법의 정확도가 다른 학습 방법보다 높기 때문에 협력적 필터링에 많이 사용된다.

컨텍스트 정보는 인식한 서비스 정보의 장르[12]와 나이별로 다르게 추정치를 적용하도록 하였다. 컨텍스트 정보는 학습 집단에 추정치를 부여하고 클래스별 컨텍스트 정보인 $P(Genre_i | Class_j)$ 와 $B_{x,z}$ 를 곱하여 식 (4)과 같이 구한다. $B_{x,z}$ 는 컨텍스트 정보 x와 서비스 컨텍스트 정보 z를 평가한 선호도 값이다. aWeight는 선택된 서비스 컨텍스트 정보에 대한 사용자의 연령차를 계산한 값으로 유사도 계산의 가중치를 위해 사용된다. 예를 들어, 내가 20대라고 가정하고 40대

의 정보가 들어오게 되면 40대들 모두 그 영화를 좋아하는 것이 아니다. 그러므로 40대가 선택한 정보에 가중치를 부여하기 위하여 $1 - (40-20) * 0.01$ 과 같이 식을 세울 수 있다.

$$R_{x,z} = aWeight * P(Genre_i | Class_j) * B_{x,z} \quad (4)$$

위 식을 피어슨 상관관계수에 적용하면 유사도 가중치가 식 (5)과 같이 정의 된다.

$$W_{x,y} = \frac{\sum_{z=1}^n (R_{x,z} - \overline{R_x})(R_{y,z} - \overline{R_y})}{\sqrt{\sum_{z=1}^n (R_{x,z} - \overline{R_x})^2} \sqrt{\sum_{z=1}^n (R_{y,z} - \overline{R_y})^2}} \quad (5)$$

$W_{x,y}$ 는 컨텍스트 정보 x와 컨텍스트 정보 y의 유사도 가중치이다. $R_{x,z}$ 는 컨텍스트 정보 x와 서비스 컨텍스트 정보 y에 대하여 가중치가 부여된 선호도이며, $\overline{R_x}$ 는 x의 평균값이다. z는 x와 y가 모두 선택한 서비스 컨텍스트 정보가 된다.

새로운 컨텍스트 정보는 Naive Bayesian 분류자[13]를 이용하여 식 (6)과 같이 장르별로 분류한다.

$$Class_i = \arg \max_{class_j} P(Class_j | R_{x,z}) P(R_{x,z} \geq n_{re} | Class_j) \quad (6)$$

$Genre_i$ 는 새로운 컨텍스트 정보가 선호도를 표시한 서비스 정보들이며 $Class_i$ 에 분류된다. $P(Genre_i | Class_i)$ 는 컨텍스트 정보가 선호도를 평가한 서비스 컨텍스트 정보들이 클래스에 포함될 확률이다.

새로운 컨텍스트 정보가 구해지면 선호도를 예측하기 위해서 Naive Bayesian 알고리즘과 나이별 가중치를 이용한 사용자 유사도를 구한다. 유사도는 사용자의 선호도뿐만 아니라 가중치를 부여했기 때문에 예측의 정확도가 좀 더 향상된다. 특정 컨텍스트 정보가 다른 컨텍스트 정보와 비교하여 유사도가 0이 아닌 경우 이웃으로 선정한다. 특정 사용자에게 서비스 정보를 추천하기 위한 선호도는 식 (7)과 같다.

$$P_{x,z} = \overline{R_x} + \frac{\sum_{i=1}^n W_{x,i} (R_{i,z} - \overline{R_i})}{\sum_{i=1}^n R_{x,i}} \quad (7)$$

$P_{x,z}$ 는 컨텍스트 정보 x가 추천 서비스 컨텍스트 정보 z에 대한 추정치가 부여된 선호도를 예측한 값이다. $\overline{R_x}$ 는 컨텍스트 정보 x의 가중치가 부여된 선호도 평균값이며, n은 이웃의 수이다. $W_{x,z}$ 는 식 (5)의 유사도 가중치이다.

3.3 MAUCA에 적용

P2P 모바일 에이전트를 포함한 컨텍스트 인식 및 서비스 지원 시스템인 MAUCA는 기본적인 협력적 필터링 기법을 사용하고 있다. 이는 사용자가 위치한 셀(Cell)안에서 다른 사용자의 성향과 서비스를 실시간으로 수집/ 분석하여, 상황과 서비스 항목이 유사한 것을 선택하여 제공하는 구조이다. 하지만 특정 사용자와의 유사성 분석에서 초기화 문제, 희소성 문제, 축적된 자료의 부족 문제가 발생하여 사용자의 성향 분석에 오류를 범할 수 있는 문제점을 가지고 있었다.

그림 3은 초기 MAUCA의 문제점에서 축적된 자료의 문제, 초기화 문제 그리고 희소성 문제를 극복하기 위해 개선된 구조이다. 개선된 구조에서 축적된 자료 문제는 실시간으로 해당 지역에 대한 정보를 수집하고, 사용자가 지역 이동이 있을 경우 새로운 정보의 수집을 위해 실시간 임시 저장

공간을 설정하였다. 그리고 초기화 문제를 해결하기 위해 정적, 동적 프로파일을 구성하여 사용자의 성향 분석을 위한 정보를 구분하도록 설정하였다.

또한 이러한 개선된 시스템은 희소성 문제의 해결도 가능하였다. 희소성 문제의 해결은 P2P 모바일 에이전트에 의해 지역 내의 사용자들 간에 컨텍스트 정보와 서비스 정보를 공유시킴으로써, 실시간으로 컨텍스트 정보와 서비스 정보를 확인할 수 있다. 그리고 특정 사용자에 대한 서비스 항목을 쉽게 접근할 수 있으므로 유사성이 높은 서비스 항목만을 선택할 수 있어, 유사성 비교를 위한 많은 항목이 필요하지 않다.

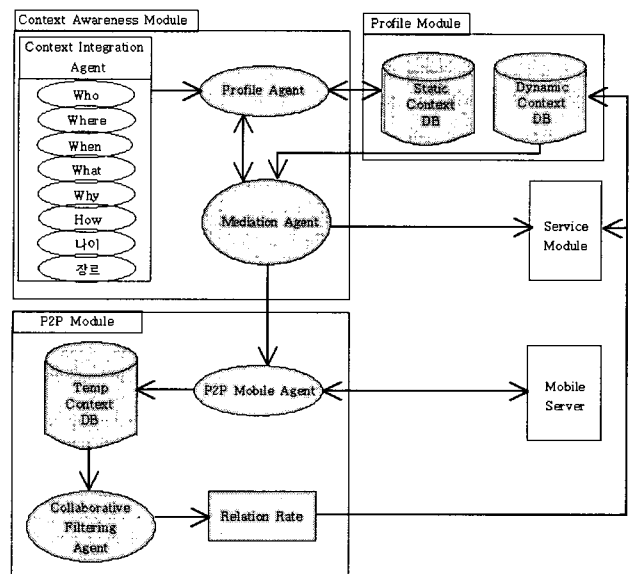


그림 3. 컨텍스트 정보에 기반을 둔 협력적 필터링
Figure 3. Collaborative filtering based on context information

4. 평가

본 논문에서 제안한 협력적 필터링 기법은 C#과 J2ME, WIPI를 이용하여 펜티엄 IV, 2.8Ghz, 512MB의 환경에서 설계하고 실험하였다.

사용자의 컨텍스트 정보 필터링을 위한 시나리오는 다음과 같다.

홍길동 씨는 일요일에 영화를 보기 위하여 멀티영화관에 갔다. 홍길동 씨는 영화에 대한 정보가 없기 때문에 나이와 취향이 비슷한 사람에게 추천 받기를 원한다. 그러나 자신과 비슷한 취향을 가진 사람을 찾아내기가 힘이 들어 주머니에서 휴대폰을 꺼내어 지금 영화관에서 영화를 보고 있는 사람들의 컨텍스트 정보를 이용하여 추천 서비스를 받고자 한다.

홍길동 씨는 P2P 모바일 에이전트를 이용하여 사용자들의 사생활 보호에 영향이 없는 정보만 추천 받는다.

예를 들어 “-\\t200505251200\movie\t-\\solo\t-23\Action”라는 5WIH의 컨텍스트 정보의 타입과 나이 그리고 장르가 생성되면, “200505251200”는 날짜와 시간을 나타내고 “movie”

는 서비스 장소를 나타낸다. "solo"는 영화를 보러온 의도를 나타내며, "23"은 나이 그리고 "Action"은 장르를 나타낸다. 표 7은 컨텍스트 정보의 예를 보여 주고 있다.

표 7. 컨텍스트 정보의 예
Table 7. Example of context information

컨텍스트 정보	
1	jjh\t200505251200\tmovie\t-\tsolo\t-\23>Action
2	lsh\t200505251130\tmovie\t-\tlover\t-\22\Romance
3	kks\t200505251130\tmovie\t-\tlover\t-\21\Romance
4	kns\t200505251100\tmovie\t-\tsolo\t-\35>Action
5	jss\t200505251230\tmovie\t-\tfamily\t-\47\Comedy
6	shh\t200505251230\tmovie\t-\tfamily\t-\19\Comedy
7	bsk\t200505251200\tmovie\t-\tsolo\t-\30\Thriller
8	kjy\t200505251130\tmovie\t-\tsolo\t-\25>Action
9	pch\t200505251100\tmovie\t-\tfriend\t-\21\Drama
10	kyh\t200505251130\tmovie\t-\tfriend\t-\21\Drama
...	...

컨텍스트 정보의 타입을 가지고 실험하기 위해 MovieLens[14]에서 수집된 데이터 중, 400명의 사용자를 선택하여 장르별로 분류하면 그림 4와 같다.

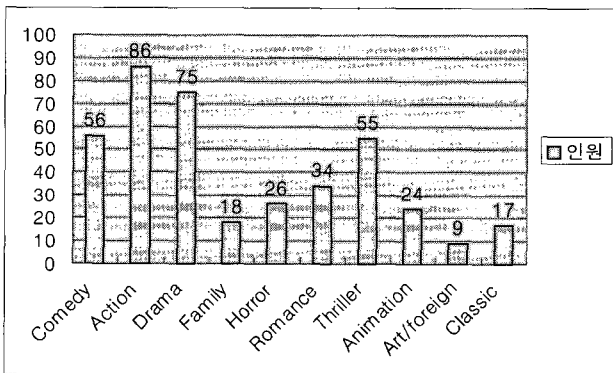


그림 4. 장르별로 분류된 사용자 그룹
Figure 4. User group classified by genre

그림 5는 장르별로 분류된 사용자 중 가장 인원이 많은 Action 장르를 나이별로 분류해보니 10대와 20대 편중된 것으로 보였다.

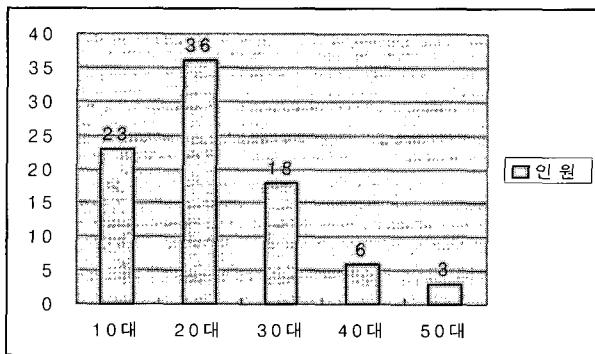


그림 5. Action 장르에 대한 나이별 분류
Figure 5. Classification of action genre per age

평가 척도를 위하여 MAE(Mean absolute Error)를 사용하였으며 MAE는 실제 사용자 평가에 대한 예측성을 비교함으로써 정확도를 나타내는데 가장 많이 사용하고 있다. 식 (8)의 e_i 는 실제 선호도와 예측 선호도의 오차이며, N은 총 예측 회수이다.

$$|E| = \frac{\sum |e_i|}{N} \quad (8)$$

그림 6은 MAUCA의 순수 협력적 필터링 결과와 컨텍스트 정보 타입을 이용한 협력적 필터링 기법에 Naive Bayesian 알고리즘을 결합하여 결과를 비교한 그래프이다.

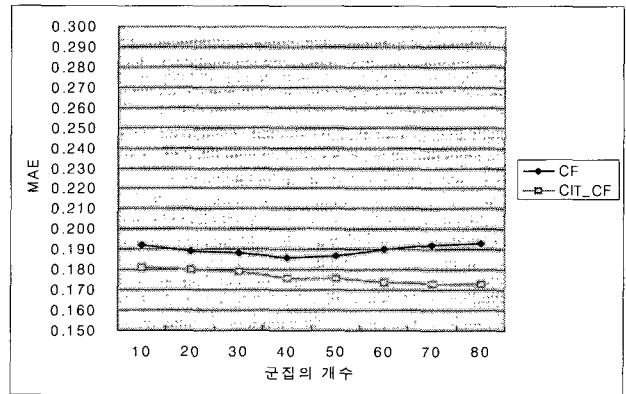


그림 6. 군집의 개수에 따른 MAE
Figure 6. MAE According to Number of Groups

실험 결과 컨텍스트 정보의 타입을 이용한 협력적 필터링(CIT_CF)과 순수 협력적 필터링(CF)을 비교해보면, 40여개의 군집에서는 평균적으로 0.009정도 CIT_CF의 예측성이 좋았고, 50여개부터는 더욱 예측성이 좋아져 80여개 이후로는 40여개 이전보다 2배로 예측성이 좋아졌다. 그리고 컨텍스트 정보의 타입을 이용한 협력적 필터링(CIT_CF)은 순수 협력적 필터링(CF) 보다 평균적으로 7.7% 정도 우수함을 보였다.

그림 7은 사용자의 컨텍스트 정보에 따라 추천된 서비스 항목을 화면에 나타낸 것이다.

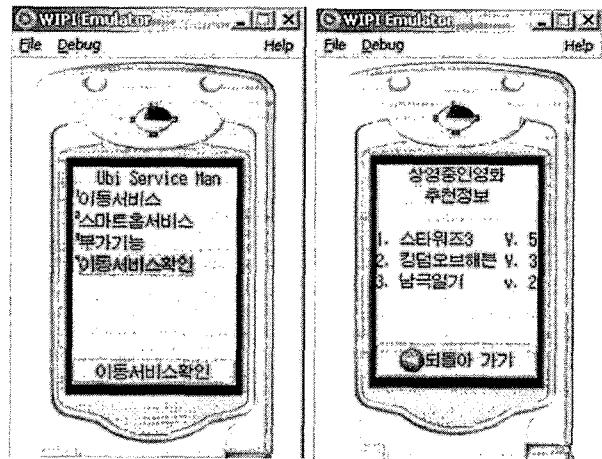


그림 7. 서비스 실행 화면
Figure 7. Service Executing Screen

5. 결 론

본 논문에서는 협력적 필터링 기법을 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에 적용하기 위해서, 초기 평가 문제, 희소성 문제, 축적된 자료 문제 등을 해결한 컨텍스트 정보의 타입을 이용한 협력적 필터링을 제안하였다. 그리고 5W1H를 기반으로 하는 P2P 모바일 에이전트 시스템 중 하나인 MAUCA에 제안한 협력적 필터링 기법을 적용하였다. 제안한 협력적 필터링 기법은 컨텍스트 정보와 나이, 장르를 사용함으로써 축적된 여러 개의 항목이 필요 없고, 실시간 정보를 사용하여 초기 평가 문제, 희소성 문제, 축적된 자료의 문제를 개선하였다. 또한 Naive Bayesian 알고리즘을 이용하여 예측성을 향상시켰다.

추후 컨텍스트 정보 타입 중, 사용자의 목적과 행위 등을 구체적으로 표현할 수 있는 what 정보와 how 정보 등을 이용한 서비스에 대한 연구가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

[1] A.K.Dey, "Context-Aware Computing: The CyberDesk Project.", Proc. of the AAAI 1998 Spring Symposium on Intelligent Environments(AAAI Technical Report SS-98-02), pp.51-54, Mar 1998.

[2] B. M. Sarwar, J. A. Konstan, Al Borches, J. Herlocker, B. Miller, and J. Rie. Using Filtering Agents to Improve Prediction Quality in the GroupLens Research Collaborative Filtering System, Proceedings of the 1998 Conference on Computer Supported Cooperative Work, 1998

[3] M. J. Pazzani, A framework for collaborative, content-based and demographic filtering, Artificial Intelligence Review, pp. 393-408, 1999.

[4] 한국정보과학회논문지:소프트웨어및응용*Journal of KISS:Software and Applications 2004,3 v.031, n.003, pp.332-342 1229-6848

[5] S.Jang, W.Woo, "ubi-UCAM: A Unified Context-Aware Application Model.", LNAI(Context03), pp.178-189, 2003

[6] D. Salber, A.D.Dey and G.D.Abowd, "The Context Toolkit: Aiding the Development of Context-Aware Applications", In the Workshop on Software Engineering for Wearable and Pervasive Computing(Limerick Ireland), Jun 2000

[7] P.Couder, A.M.kermarrec, "Improving Level of Service of Mobile User Using Context-Awareness", 18th IEEE Symposium on Reliable Distributed System, pp.24-33, 1999

[8] Sarwar, B. et al., "Using Filtering Agents to Improve Prediction Quality in the GroupLens Research Collaborative Filtering System", Proc. ACM CSCW 98, pp.345-345, 1998

[9] N.Good, B. Schafer, J.Konstan, A. Borchers, B.Sarwar, J. Riedl, "Combining Collaborative filtering with personal Agents for Better Recommendation", AAAI/IAAI, pp.439-446, 1999

[10] 윤호근, 이상용, "협력적 필터링 기법을 이용한 P2P 모바일 에이전트 기반 사용자 컨텍스트 인식 및 서비스 처리구조", 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, Vol.15, No.1, pp. 104-109, 2005

[11] 행렬 전치를 이용한 효율적인 NaiveBayes 알고리즘, 정보처리학회논문지, B 제11-B권 제1호, 2004.2

[12] 선호도 재계산을 위한 연관 사용자 군집 분석과 Representative Attribute -Neighborhood를 이용한 협력적 필터링 시스템의 성능향상, 정보처리학회논문지, v.10B, n.003, pp.287-296, 2003.6

[13] <http://www.free-definition.com/Naive-Bayesian-classification.html>

[14] <http://www.cs.umn.edu/research/GroupLens/>

저 자 소 개



이세일(Lee se il)

1993년 : 대전공대 전자계산학과 졸업 (공학사)

2001년 : 청운대학교 전산전자정보공학과 (공학석사)

2004~현재 : 공주대학교 컴퓨터공학과 (박사과정)

관심분야 : 유비쿼터스 컴퓨팅, 상황 인식, 협력적 필터링, 게임 알고리즘

Phone : 011-431-9755

E-mail : lsilhr@hanmail.net



이상용(Sang-Yong Lee)

1984년 : 중앙대학교 전자계산학과(공학사)

1988년 : 일본동경대학대학원 종합이공학 연구과(공학석사)

1988년~1989년 : 일본 NEC 중앙연구소 연구원

1993년 : 중앙대학교 일반대학원 전자계산학과(공학박사)

1996년~1997년 : University of Central Florida 방문교수

1993년~현재 : 공주대학교 컴퓨터공학부 교수

관심분야 : 인공지능, 에이전트 시스템, 컴퓨터게임, 유비쿼터스 컴퓨팅

e-mail : sylee@kongju.ac.kr