

유비쿼트스 환경에서의 문맥 인식 기반 지능적 추천 시스템

A Context-Aware Intelligent Recommendation System in Ubiquitous Environment

유정민, 전문구

(광주 과학기술원 정보통신공학과, 석사 과정)

(광주 과학기술원 정보통신공학과, 교수)

Key Words : 문맥인식 기반 추천 시스템, 문맥 인식 어플리케이션, 사용자 선호도 학습

목 차

1. 서론
2. 제안된 맥락인식 기반 지능적 추천 시스템
3. 세부 시스템
 - 1) 서비스 추론 및 학습 시스템
 - 2) 미디어 콘텐츠 추천 시스템
4. 실험 결과
5. 결론 및 향후 연구 계획

I. 서론

유비쿼트스 스마트 공간(USS: Ubiquitous Smart Space) 컴퓨팅 환경에는 다양한 분산된 서비스나 콘텐츠들과 함께 다양한 종류의 문맥(context) 정보가 산재해 있다. 산재해 있는 문맥정보는 주변 환경, 사용자, 컴퓨터 자원 문맥 정보 등으로 분류할 수 있고, 이러한 문맥 정보를 인지하는 문맥 인식(context-aware) 시스템이 수년간 지속적으로 연구되어왔다[1]. 또한, 문맥 정보들 가운데 사용자 중심의 문맥 정보를 수집하고 통합하여 사용자에게 개인화된 서비스를 제공하려는 연구가 진행되고 있다[2,3,4]. 사용자에게 개인화된 서비스를 제공하기 위해서는 사용자의 선호도를 바탕으로 많은 서비스 및 미디어 콘텐츠 가운데 사용자가 원할 만한 것을 추천하는 시스템이 필수적이다. 특히, 사용자의 프로필 정보와 제공할 콘텐츠 데이터 뿐 아니라 통합된 사용자 중심의 문맥 정보를 고려한 문맥인식 기반 추천시스템의 필요성이 대두되고 있다.

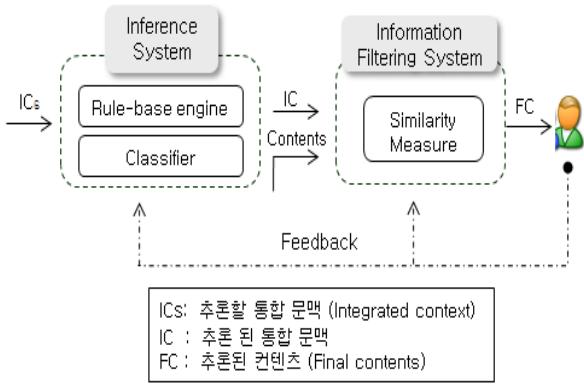
기존 추천 시스템 연구는 사용자의 선호도를 담은 프로필 정보와 콘텐츠 데이터를 사용한 추천에 초점을 두었다. 또한 정해진 특정 서비스(미디어 기기)에서 사용자가 원하는 미디어 콘텐츠를 추천하는 것에 중점을 두고 진행되어 왔다. 제안된 문맥인식 기반 지능적 추천 시스템에서는 사용자의 선호도가 담긴 프로필과 사용자 중심의 문맥 정보를 기반으로 서비스를 추천하고, 추천된 서비스에서 사용자가 원할만한 미디어

콘텐츠 리스트를 제공한다. 또한 제안된 시스템은 사용자의 서비스와 콘텐츠에 대한 사용성 평가를 반영하여 선호도를 담은 사용자 프로파일을 학습한다. 사용자 프로파일을 학습함으로써 사용자의 선호도를 잘 반영하는 지능적 추천 시스템이 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안된 맥락인식 기반 지능적 추천 시스템에 대한 개요를 기술한다. 3장에서는 제안된 시스템의 세부 모듈로서 서비스 추론 및 학습 시스템과 사용자가 선호할 만한 콘텐츠 추천 시스템에 대하여 설명한다. 4장에서는 구현한 문맥인식 기반 지능적 추천 시스템의 성능을 평가하고, 마지막 장에서는 제안된 시스템의 향후 연구 방향에 대해 언급함으로 결론을 맺는다.

II. 맥락인식 기반 지능적 추천 시스템

제안된 문맥인식 기반 지능적 추천 시스템은 크게 두 가지 모듈로 구성되어있다. 그것은 사용자가 원할만한 서비스 추천 및 학습하는 모듈과 사용자가 원할만한 미디어 콘텐츠를 제공하는 모듈이다. 그림 1. 은 제안된 문맥인식 기반 지능적 추천 시스템의 전체 개략도이다.



<그림 1> 제안된 문맥인식기반 지능적 추천 시스템

추천할 통합 문맥(ICs)은 5W1H 문맥 정보의 필드 중 사용자의 상황 정보, 즉 4W1H(Who, Where, When, Why, How) 정보를 포함하고 있고, 사용자가 그 상황에서 제공받고자 하는 서비스(what) 내용은 포함 되어 있지 않다. 서비스 추천 시스템을 통하여 사용자가 원할 만한 서비스(what)을 추천한다. 그리고 미디어 콘텐츠 추천 시스템은 추천된 서비스에서 사용자의 선호도와 문맥 정확을 고려하여 사용자가 원할 만한 콘텐츠 아이템 리스트를 추천한다.

III. 세부 시스템

1. 서비스 추천 및 학습 시스템

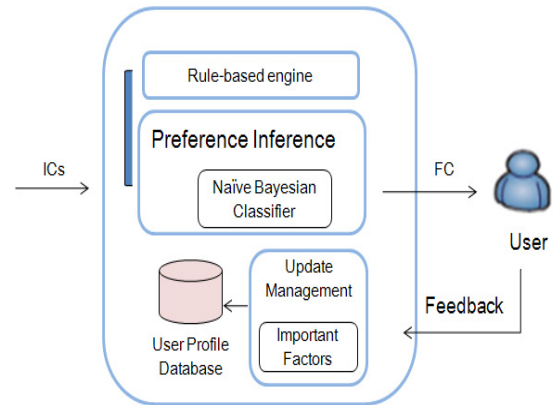
유비쿼투스 스마트 공간(USS)의 주변에 산재해 있는 다양한 맥락(Context: 시간, 장소, 온도, 사용자의 신체신호 등)들 가운데 사용자 중심의 맥락정보는 문맥 통합기(Context Integrator)를 통해 취합된다. 취합된 사용자 중심의 맥락정보는 사용자 프로필 내의 5W1H(누가(Who), 언제(When), 어디서(Where), 왜(Why), 무엇을(What), 어떻게(How)) 형태로 표현된다. 표. 1은 제안된 서비스 추천 및 학습 시스템의 데이터 타입과 값에 대하여 기술하였다.

표1. 데이터 타입과 값

Who(Identity)	Name
When(Time)	Morning, Daytime, Evening, Night
Where(Location)	Sofa, Window, ARtable, Kitchen
What	Services
	Functions
How(Behavior)	Standup, Sitdown, Moving, In, Out
Why(Stress)	No, Little, Much

본 논문에서 제안된 문맥인식 기반 서비스 추천 및 학습 시스템은 사용자 프로필 내의 5W1H와 추천할 통합 문맥(ICs)를 입력 정보로 사용한다. 그림 2. 는 제안된 문맥 인식 문맥인식

기반 서비스 추천 및 학습 시스템의 전체 과정(Process)를 보여 준다.



<그림 2> 제안된 서비스 추천 및 학습 시스템

제안된 문맥인식 기반 서비스 추천 시스템은 서비스 추천 부분과 프로필 학습 부분으로 나뉜다. 먼저, 서비스 추천 모듈을 룰 기반 엔진(Rule-based engine)과 나이브 베이저안 분류기(Naive Bayesian Classifier)로 구성되어 있다. 룰 기반 엔진은 나이브 베이저안 분류기로부터 생성된 룰을 저장, 업데이트, 관리하는 역할과 저장된 룰을 사용하여 서비스를 추천하는 역할을 한다. 기존의 생성된 룰을 기반으로 서비스를 추천할 경우 분류기를 거치지 않기 때문에 추천 시간을 단축할 수 있다. 그리고 나이브 베이저안 분류기는 서비스를 추천하고 룰을 생성한다. 많은 기계 학습 분류기 중 나이브 베이저안 분류기를 적용한 이유는 사용되는 5W1H 필드 값이 서로 독립적인 속성을 가지고 있기 때문이다. 나이브 베이저안 분류기는 베이저안 네트워크(Bayesian network)의 간단한 형태로서 입력 데이터 속성 값이 독립적(independent)이라는 가정하에 실행된다[5]. 실제 본 논문에서 사용되는 5W1H 속성은 서로 독립적이다. 예를 들면, 어머니가 아침에 소파에서 ubiTV 를 시청한다고 하자. 어머니(Who), 아침(When), 소파(Where), ubiTV(What) 속성간의 실제적인 상관관계가 없는 것을 확인할 수 있다. 또한 나이브 베이저안 분류기는 짧은 시간 내에 정확한 추천이 가능하고 사용자의 피드백에 빠르게 반영하여 프로필을 학습할 수 있다. 나이브 베이저안 분류기 식(1)은 다음과 같다.

Naive Beyes classifier :

$$v_{NB} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P(v_j) \prod_i P(a_i | v_j) \quad (1)$$

a_i 는 속성 값을 의미하고, v_j 는 target 값을 의미한다.

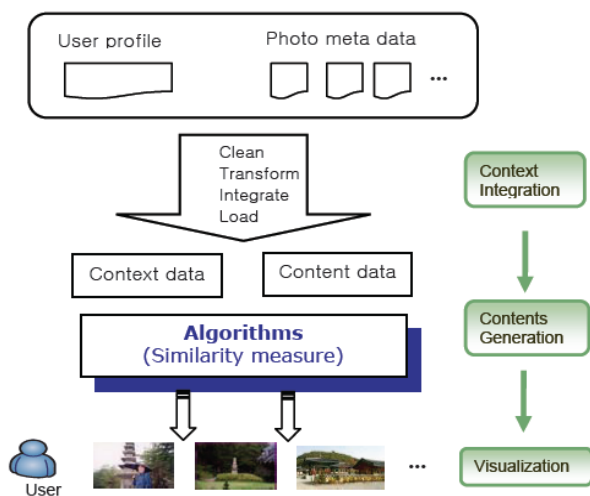
다음으로 사용자의 서비스 추천에 대한 사용자 피드백을 반영하는 프로필 학습 부분이 있다. 사용자의 피드백에 대한 중요도 부과하는 모듈은 5W1H 필드 중에서 사용자의 서비스 패턴에 영향을 많이 주는 필드에 대하여 가중치를 주는 역할을 한다. 가령, 사용자가 스트레스를 완화하기 위한 서비스를 받고 싶어하는 경향이 있다면 왜(Why: 스트레스 정도) 필드에 중요도 가중치를 두어 선호도를 갱신한다.

2. 미디어 콘텐츠 추천 시스템

본 논문에서는 제안된 미디어 콘텐츠 추천 시스템의 미디어 콘텐츠로 사진 콘텐츠를 사용하였다. 제안된 미디어 콘텐츠 추천 시스템에서 사용되는 입력 값으로는 사용자의 선호도가 담긴 프로파일과 사진 콘텐츠 메타데이터(Metadata) 정보가 있다. 사용자 선호도가 담긴 프로파일은 사용자의 사회적 관계(Social Relationship)와 키워드(Keyword)로 나눈다. 두 부분으로 구분하는 것은 사회적 관계에 가중치를 두어 중요도를 표현하기 위함이다. 사용자 프로파일은 <특징(Features), 가중치(Weights)> 벡터로 표현한다. 다음은 사용자 프로파일의 선호도를 표현한 예이다. 사용자 선호도 = {(smith, 0.5), (honeymoon, 0.9) ...}.

사진 메타데이터에는 문맥 정보와 미디어 콘텐츠 데이터가 포함되어 있다. 문맥 정보로는 사진이 찍힌 시간, 장소 등의 내용이 포함 되어있다. 이러한 문맥 정보를 이용하여 일조량(light status), 계절 등의 정보를 추론하여 사용한다. 사진 메타데이터는 사용자 프로파일과 동일하게 상대적으로 중요한 요소들에 대한 가중치를 부과하여 중요도를 표현한다. 본 연구에서는 사진 내용에 따라 장소 (0.9), 인물 (1), 시간 (0.5), 날씨 (0.7), 이벤트(0.9)의 가중치 값을 부여하였다.

많은 량의 사진들 가운데 사용자가 선호할 만한 사진을 추천하는 위한 기존의 정보 필터링 시스템은 사용자가 과거에 사용한 콘텐츠 속성을 파악하여 그와 유사한 콘텐츠를 제공하는 내용 기반 (Content-based) 접근법을 주로 사용하였다[6]. 하지만 유비쿼르스 환경에서의 맥락인식 기술과 개인화 기술 발전으로 개별 사용자들 중심의 맥락 정보를 사용할 수 있게 되었다. 제안된 미디어 콘텐츠 시스템은 사용자의 선호도가 담긴 프로파일 정보와 사진 콘텐츠의 문맥, 내용 정보를 기반으로 혼합(hybrid)된 형태의 정보 필터링 접근법을 사용하여 사용자가 선호하는 사진을 추천한다. 그림 3. 사진 추천 시스템의 과정(Process)을 보여준다.



<그림 3> 제안된 미디어 콘텐츠 추천 시스템 프로세스

사용자 프로파일의 특징들(features)은 벡터 $U = (u_1, \dots, u_n)$ 로, 사진 메타데이터(metadata) 특징들은 벡터 $P = (p_1, \dots, p_n)$

로 가중치(weight)를 두어 선호도를 표현하였다. 가중치의 값은 -1 에서 1 사이의 값을 갖는다. 가중치 값 -1 은 가장 덜 선호하는 것을 의미하고, 값 1 은 사용자가 가장 선호하는 것을 의미한다.

제안된 미디어 콘텐츠 추천 시스템에서는 사용자의 콘텐츠에 대한 선호도를 담은 프로파일과 사진 메타데이터들의 연관성을 계산하기 위하여 코사인 유사성 측정(Cosine Similarity Measure) 기법을 적용하였다. 코사인 유사성 측정 기법의 식(2)은 다음과 같다.

$$\text{Similarity} (U, P) = \frac{U \cdot P}{\|U\| \times \|P\|} \quad (2)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n u_i w_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2 \sum_{i=1}^n w_i^2}}$$

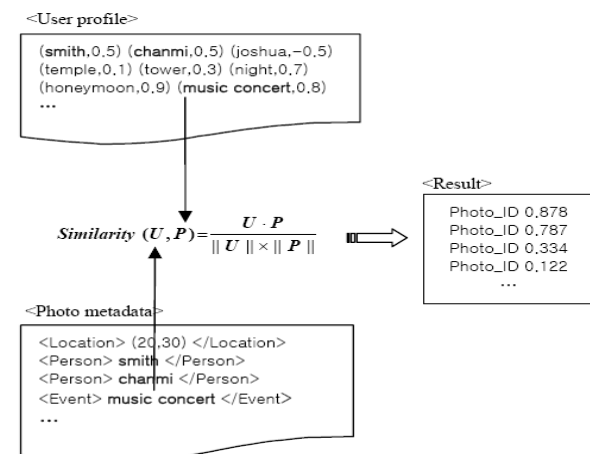
IV. 실험 결과

제안된 맥락인식 기반 지능적 추천시스템의 한 모듈인 서비스 추천 및 학습 시스템의 성능을 평가하기 위하여 ten-fold cross validation 방법을 사용하였다. 이 방법은 전체 데이터 셋을 열 등분 하여 한 등분은 시험데이터 셋(test data set)으로, 나머지 등분은 훈련데이터 셋(training data set)으로 사용하고, 데이터를 서로 교환하여 열 번 실행하여 평균값을 취한다. 다음 표 2. 는 제안된 시스템의 예상 정확성(predictive accuracy) 실험 결과를 보여준다.

표 2. 예상 정확성

Data set	Predictive Accuracy (%)
	Naive Bayesian Classifier
5WH(통합 문맥)	85.9 ± 2.62

다음은 제안된 맥락인식 기반 지능적 추천시스템의 또 다른 모듈인 미디어 콘텐츠 추천 시스템의 코사인 유사성 측정 기법을 사용한 사용자가 원할만한 사진 리스트를 추천하는 일련의 과정과 결과를 보여준다.



<그림 4> 코사인 유사측정법 과정

결과와 형태는 사용자 원할만한 사진 리스트의 결과 값을 오름차순으로 정렬하여 보여준다. 결과 값이 가장 큰 사진은 사용자가 가장 선호하는 사진이라는 것을 의미한다. 계산된 결과는 Result = (Photo_ID, 0.878) 같이 표현된다.

V. 결론 및 향후 계획

본 논문에서는 유비쿼투스 스마트 공간(USS)에 산재해 있는 다양한 문맥 데이터를 기반으로 사용자가 원할 만한 서비스와 미디어 콘텐츠를 제공하는 문맥 인식 기반 지능적 추천시스템을 제안하였다. 제안된 문맥 인식 기반 지능적 추천 시스템은 크게 두 부분으로 구성되어있다. 그것은 통합된 사용자 중심의 맥락 데이터인 5W1H를 기반으로 사용자가 원할 만한 서비스를 제공하는 서비스 추천 및 학습 시스템과 사용자의 선호도가 담겨있는 프로파일과 미디어 메타데이터를 이용하여 사용자가 원할 만한 미디어 콘텐츠를 제공하는 미디어 콘텐츠 시스템이다.

추후에 진행하고자 하는 연구는 다음과 같다. 첫째, 서비스 추천 시스템 모듈에서 다양한 통계적 기계 학습 기법(예, tree-augmented naive Bayesia(TAN)[7], 결정트리[8] 등)을 이용한 분류기를 구현하고 기존 분류기와의 성능 평가 후 적용할 계획이다. 또한, 제안된 미디어 콘텐츠 추천 시스템 모듈의 사용성 평가를 통해 시스템의 유용성을 평가할 계획이다.

감사의 글

본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 일환으로 추진되고 있는 지식경제부의 유비쿼투스컴퓨팅및네트워크원천기반기술개발사업의 08B3-O1-20S 과제 및 GIST의 CDSN(Center for Distributed Sensor Network) 지원으로 수행되었습니다.

참고 문헌

1. Anind K. Dey and Gregory D. Abowd, "Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness.", Proceedings of the CHI 2000 Workshop on "The What, Who, Where, When, and How of Context-Awareness.", The Hague, Netherlands, April 1-6, 2000.
2. B.N. Schilit, N.L. Adams, R.Want, "Context-aware computing applications," In IEEE Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, 1994.
3. A. K. Dey, D. Salber, G. D. Abowd, "A Conceptual Framework and a Toolkit for Supporting the Rapid Prototyping of Context-Aware Computing," Human-Computer Interaction (HCI) Journal, Vol. 16, pp.97-166, 2001.
4. Daisuke Morikawa, Masaru Honjo, Akira Yamaguchi, Masayoshi Ohashi, KDDI Corporation, "A Proposal of User Profile Management Framework for Context-Aware Service," In SAINT-W'05, January 31 - February 04.
5. Nurmi, Petteri, "Bayesian classifiers for context-aware

computing," Research Themes in Context-Aware Computing - seminar, Department of Computer Science, University of Helsinki, Finland, January 2004.

6. Balabanovic, M. & Shoham, Y. (1997). Fab: Content-based, Collaborative Recommendation Communications of the ACM 40(3), March 97

7. Friedman, Geiger, Goldszmidt.: Bayesian Network Classifier, Machine Learning 29, 131-163 (1997)

8. Quinlan, J. R. (1986). Induction of Decision Trees. Machine Learning 1: 81 - 106.