

상황 인식을 이용한 사례기반 음악추천시스템*

이재식
아주대학교 e-비즈니스학부
(leejsk@ajou.ac.kr)

이진천
아주대학교 경영학과 박사과정
(giny777@empal.com)

.....

상황 인식은 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에서 중요한 핵심 기술 중 하나이다. 본 연구에서는 상황 인식 기술을 사례기반 음악추천시스템에 접목시켰다. 본 연구에서 제안하는 시스템은 음악청취의향 인식모듈과 음악추천 모듈로 구성된다. 음악청취의향 인식모듈은 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는지 아닌지를 외부상황정보를 이용하여 추론한다. 사용자가 음악을 청취할 의향이 있다고 판단되면, 음악추천 모듈은 사용자와 유사한 성향을 보이는 다른 사용자들이 유사한 상황에서 주로 들었던 노래들을 사용자에게 추천한다. 제안 시스템과 전통적인 방식의 사례기반 음악추천시스템의 성능을 비교한 결과, 제안 시스템이 추천의 정확도에서 약 9% 포인트 높게 나타났다.

.....

논문접수일 : 2006년 6월 게재확정일 : 2006년 9월 교신저자 : 이재식

1. 서론

유비쿼터스 컴퓨팅이란 물리적 환경 전반에 걸쳐 존재하는 컴퓨터들을 사용자에게는 보이지 않게 효과적으로 감추면서, 항상 사용 가능하도록 함으로써 컴퓨터의 활용을 증진시키는 방법을 말한다(Weiser, 1993). 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에서는 사용자가 컴퓨터에게 직접 자신이 원하는 작업에 대한 명령을 하지 않아도, 컴퓨터가 알아서 조용히(Calm) 사용자가 원하는 작업을 해주어야 한다. 이것이 가능하기 위해서 컴퓨터는 사용자가 어떤 상황에 있는지를 인식할 필요가 있는데, 이러한 유비쿼터스 컴퓨팅의 특성을 상황 인식(Context-Awareness)이라고 한다.

추천(Recommendation)이란 ‘대상 고객과 유사한 집단의 의견을 활용하여, 그 고객이 대량의 선택가능 집합으로부터 관심 있는 내용을 효과적으로 파악할 수 있도록 도와주는 과정’이라고 정의된다(Resnick and Varian, 1997). 만일 고객이 웹을 통하여 온라인 서점에 접속한다면, 그가 살펴보는 서적들의 정보를 이용하여 적절한 서적의 추천이 가능할 것이다. 하지만, 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에서는 고객이 적극적으로 자신이 어떠한 정보를 원한다고 내비치기 전에, 컴퓨터가 먼저 고객의 의중을 파악하여 그에게 적절한 상품이나 서비스를 추천하여야 할 것이다.

본 연구에서는 상황 인식의 개념을 음악추천시스템에 접목시키고자 한다. 음악추천시스템이란

* 본 연구는 21세기 프론티어 연구개발 사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스컴퓨팅및네트워크원천기반기술개발사업의 지원에 의한 것임.

사용자가 들을 수 있는 수많은 노래들 중에서 사용자가 선호할 것으로 기대되는 노래들만을 효과적·효율적으로 선별하여 제공하는 시스템을 말한다. 본 연구에서는 이러한 음악추천시스템의 구축에 있어서 추천의 효과성을 높이기 위한 방법으로 추천시점의 사용자 상황을 고려한 음악추천시스템을 제안한다. 사용자의 상황을 파악하여 그 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는지 아닌지를 파악한 후에, 만일 음악을 듣고 싶어 한다면 그 사용자와 유사한 사용자들이 유사한 상황 하에서 많이 듣는 음악을 추천하는 것이다.

본 연구는 다음과 같이 구성되어 있다. 제 2절에서는 관련 연구 분야인 상황 인식과 사례기반추론(CBR : Case-Based Reasoning)의 기존 연구들에 대해 기술한다. 제 3절에서는 본 연구에서 제안하는 시스템과 성능비교를 할 전통적인 방법의 사례기반 음악추천시스템을 구축한다. 제 4절에서는 본 연구에서 제안하는 시스템인 상황 인식 사례기반 음악추천시스템의 전체적인 구조를 보여주고, 이 시스템의 두 구성 요소인 음악칭취의향 인식모듈과 음악추천 모듈의 구축과정을 제 5절과 제 6절에서 기술한다. 제 6절 후반부에 제안 시스템의 성능 평가를 한 후에 제 7절에서 향후 연구 방향과 함께 결론을 내린다.

2. 관련 연구

2.1 상황 인식(Context-Awareness)

상황 인식이란 응용 프로그램이 작동되고 있는 환경에 대한 정보를 활용하여 그와 관련된 정보와 서비스를 사용자에게 제공하고자 하는 것이다(Cuddy, 2005). 상황 인식이라는 용어는 Schilit and

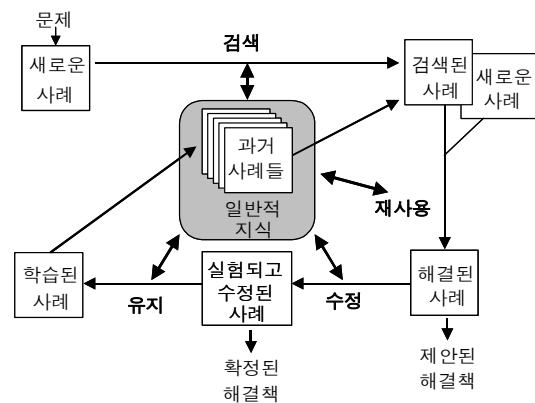
Theimer(1994)에 의해서 처음 소개되었다. 그들은 상황이 발생한 장소, 주위의 사람들과 객체들 그리고 그 객체들에 일어난 변화들에 대한 여러 종류의 예를 제시함으로써 상황을 정의하였다.

상황은 여러 학자들에 의해 다양하게 정의되었다. Schmidt 등(1999)은 상황을 물리적 환경, 인간적 요소 그리고 시간 등의 세 개의 차원을 사용하여 정의하였다. Benerecetti 등(2000)은 상황을 물리적 상황과 문화적 상황으로 분류하였다. 물리적 상황이란 환경을 구성하는 속성들을 말하는 것이고, 문화적 상황이란 사용자에 대한 정보, 사회적 환경과 믿음과 같은 추상적인 개념을 말한다. Dey and Abowd(2000)는 상황을 ‘어떤 객체가 처한 정황(Situation)의 특징을 표현하는 정보들’이라고 정의하였다. 여기서 객체란 사람, 장소, 물리적 요소 또는 사용자와 응용 프로그램간의 상호작용과 관련되어 있다고 생각되는 컴퓨팅 요소를 말한다. 물론 사용자와 응용 프로그램 자체도 포함된다. Dey(2001)는 상황을 ‘장소’, ‘주체’, ‘시간’ 그리고 ‘행동’ 등의 네 가지로 판정하는 분류 시스템을 제시하였다. 하지만, 상황을 이렇게 사례를 이용하여 정의하는 방법은 현실 문제에 적용하기가 어렵다. 정의에 포함되어 있지 않은 어떤 정보가 접수되면 그것을 이용하여 특정 상황이 발생했는지 아닌지를 판정할 수가 없기 때문이다.

상황 인식이 가능한 응용 프로그램들은, 상황에 대한 정보를 감지함으로써, 사용자에게 상황에 대한 정보를 제공할 수 있고, 환경의 변화에 따라 프로그램 작동의 제어를 수정할 수도 있게 된다(Salber et al., 1999). 상황 인식에 대한 초기 연구로는 Olivetti Research Lab에서 수행한 Active Badge System을 들 수 있다(Harper et al., 1992; Want et al., 1992; Ward et al., 1997). 이 시스템은 사용자가 부착한 Badge를 통하여 그가 있는 곳을

인식하여 그 장소에 알맞게 응용 소프트웨어를 적절하게 조정하여 제공한다. 제록스의 Palo Alto Research Center에서도 유비쿼터스 컴퓨팅 실험과 더불어 상황 인식 모바일 컴퓨팅에 관한 초기의 연구가 수행되었다(Schilit et al., 1994). Kofod-Petersen and Aamodt(2003)는 사용자가 처한 정황에 대한 정보를 CBR 기법의 사례로 포착하여 상황 인식 모바일 시스템에 적용하였다. Kumar 등(2005)은 다중 CBR 접근방법을 제안하였다. 그들은 사용자에 대한 상황을 인식하는 User Context CBR과 제품에 대한 상황을 인식하는 Product Context 사례를 활용하여 전자 상거래 상에서 적합한 제품 추천을 지원하는 시스템을 개발하였다.

조정하는 단계이며, 마지막 단계인 유지는 새롭게 해결된 문제와 해법을 향후 문제해결을 위해 사례베이스에 저장하는 것이다.



[그림 1] CBR 시스템의 문제해결 과정

2.2 사례기반추론(CBR: Case-Based Reasoning)

사례기반추론(CBR)이란 새로운 문제를 해결함에 있어서 과거에 해결된 유사 문제의 해법(Solution)을 재사용하는 추론 기법이다. CBR의 기본 사상은 유사한 문제는 유사한 해법을 가진다는 것과, 한번 발생한 문제는 자주 발생할 수 있다는 것이다. 따라서 현재의 문제와 유사한 문제가 과거에 존재하였고 그것이 어떻게 해결되었는지를 안다면, 과거의 그 결과를 바탕으로 현재 문제의 해결책을 추론하는 것이 가능하다는 것이다.

CBR 시스템의 문제해결 과정은 [그림 1]에서와 같이 검색(Retrieve), 재사용(Reuse), 수정(Revise), 유지(Retain)의 4단계를 거친다(Aamodt and Plaza, 1994). 검색은 주어진 문제와 가장 유사한 과거 사례를 사례베이스로부터 찾는 단계이고, 재사용은 주어진 문제의 해결을 위해 찾아진 유사 사례들의 해법을 재사용하는 단계이다. 수정은 필요에 따라 유사 사례의 해법을 주어진 문제에 적합한 형태로

CBR은 축적된 과거 사례만 존재한다면 어떠한 문제라도 해결책을 제시할 수 있기 때문에 복잡하거나 비구조화된 문제에도 효과적으로 적용할 수 있다. 또한 사례베이스에 단지 새로운 사례를 추가하는 것만으로도 다른 기계학습 기법과는 달리 별도의 재학습 없이도 새로운 문제 해결을 위한 적응력이 향상된다는 장점이 있다. 이러한 이유로 인해 CBR은 고객세분화(Chiu, 2002), 도산예측(Elhadi, 2000; Min et al., 2006), 판매예측(Lia and Chang, 2005), 의료진단(Althoff et al., 1998; Koton, 1998; Marling, 2001), 설비이상진단(Liao et al., 2000; Tsai et al., 2005; Varma and Roddy, 1999; Wang and Wang, 2005), 헬프데스크 운영(Goker and Roth-Berghofer, 1999; Kriegsman and Barletta, 1993), 전자상거래(Vollrath et al., 1998), 상품추천(Roh et al., 2003; Fabiana and Francesco, 2005)과 같은 다양한 영역에서 성공적으로 적용되고 있다. 본 연구에서는 상황 인식 음악추천시스템의 구축을

위한 사용자 상황 추론(Context Reasoning) 및 추천 음악 결정을 위한 모델 생성에 CBR을 적용하였다.

자(사용자 A라 하자) 데이터를 최종 선정된 모델을 평가하기 위한 평가데이터 집합(Test Data Set)으로 사용하였다.

3. 전통적인 사례기반 음악추천시스템 : C_MRS

본 연구에서는 두 개의 음악추천시스템을 개발하였는데, 하나는 전통적인 CBR 모델로 음악을 추천하는 C_MRS(Case-based Music Recommendation System)이고, 다른 하나는 상황 인식을 기반으로 한 CBR 모델로 음악을 추천하는 C²_MRS(Context-Aware Case-based Music Recommendation System)이다. C²_MRS에 대해서는 다음 절에 기술한다.

3.1 사용 데이터

본 연구에서 사용한 데이터는 인터넷 상에서 스트리밍 음악 서비스(Streaming Music Service)를 제공하는 한 국내 회사로부터 2005년 1월부터 7월까지 약 6개월 동안 음악서비스를 이용한 660명의 사용자 데이터와, 이 기간 동안의 일기 데이터이다. 일기 데이터는 기상청으로부터 수집 되었으며, 일자별로 날씨, 최저기온, 최고기온, 평균기온에 대한 데이터로 구성된다. 사용자 이력데이터는 일자별로 사용자가 들었던 노래, 음악장르, 청취횟수에 대한 데이터와 인구통계 데이터로 구성되며, 총 6,622,300건이 수집되었다. 본 연구에서는 C_MRS와 C²_MRS의 구축을 위해 660명의 사용자 데이터 중 500명의 데이터를 훈련데이터 집합(Training Data Set)으로 사용하였으며, 159명의 데이터를 최적 모델 선정을 위한 검증데이터 집합(Validation Data Set)으로 사용하고, 나머지 한명의 사용

3.2 모델 설계

C_MRS 모델 구축을 위해 사용한 입력속성은 <표 1>과 같다.

<표 1> C_MRS의 구축에 사용된 입력속성

입력 속성	설 명	속성 유형
X1	성별(M : 남자, F : 여자)	범주형
X2	연령	수치형
X3	거주지역	범주형
X4	최근 한 달 음악청취 일 수	수치형
X5	최근 한 달 노래 청취 횟수	수치형
X6	최근 한 달 청취한 노래의 곡 수	수치형
X7	최근 한 달 일평균 노래 청취 횟수(=X5/X4)	수치형
X8	최근 한 달 일평균 청취 노래의 곡 수(=X6/X4)	수치형
X9	최근 한 달 발라드곡 청취 비율	수치형
X10	최근 한 달 댄스곡 청취 비율	수치형
...
...

CBR을 이용한 음악추천시스템을 구축하기 위해서는 사용자와 유사한 성향의 다른 사용자를 찾는 데 사용되는 유사도 함수(Similarity Function)의 정의가 선행되어야 한다. 식 (1)은 CBR 모델에서 두 사례간의 유사도를 측정함에 있어서 대표적으로 사용되는 유사도 측정 함수이다. 본 연구에서도 이 함수를 사용하여 두 사례 사이의 유사도를 측정하였다.

$$\text{Similarity}(N, C) = \frac{\sum_{i=1}^n f(N_i, C_i) \times W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (1)$$

식 (1)에서 N_i 는 새로운 사례의 i 번째 속성값; C_i 는 과거사례의 i 번째 속성값; n 은 속성의 개수; $f(N_i, C_i)$ 는 두 속성값 N_i 와 C_i 사이의 거리함수; W_i 는 i 번째 속성에 대한 가중치를 나타낸다. 거리함수 $f(\cdot)$ 는 두 사례의 속성간 유사도를 측정하기 위한 것으로 본 연구에서는 비교 대상 속성이 수치형일 경우 식 (2)를 사용하였다. 식 (2)에서 Max 는 사례베이스에 있는 모든 사례의 i 번째 속성값 중 최대값을 의미하며, Min 은 최소값을 의미한다.

$$f(N_i, C_i) = \begin{cases} 1-d & \text{if } 0 \leq d \leq 1 \\ 0 & \text{if } d > 1 \end{cases} \quad (2)$$

where

$$d = \frac{|N_i - C_i|}{Max - Min}$$

비교 대상 속성이 범주형인 경우에는 속성값이 같으면 1을, 다르면 0을 부여하였다.

CBR 모델의 예측성능은 해(Solution)를 생성하기 위해 참조되는 최근접 이웃의 수 k 와 유사도 산출에 사용되는 속성들의 가중치로부터 많은 영향을 받게 된다. 최적의 C_MRS 구축을 위해 무작위방식으로 100개의 가중치(0과 1 사이의 실수값) 벡터를 생성한 후, 각 가중치 벡터에 대해서 k 를 10부터 100까지 5씩 증가시키면서 실험을 수행하였다.

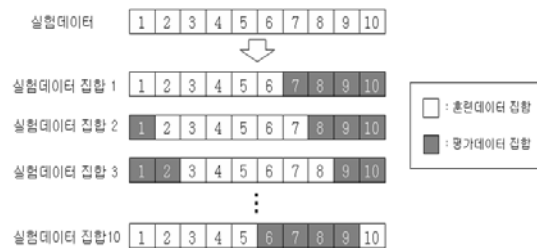
추천시스템이 얼마나 효과적인지를 평가하기 위해서는 적절한 평가 척도가 필요하다. 효과적인 성능평가를 위해 다양한 방법들이 연구되어 왔다(Herlocker, 2004). 그 중 Precision과 Recall은 가장 대표적으로 사용되고 있는 평가 척도로서 각각의 산출방식은 식 (3)과 식 (4)와 같다.

$$Precision = \frac{R^c}{R} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{R^c}{N} \quad (4)$$

식 (3)과 식 (4)에서 R^c 는 추천된 노래 중 사용자가 실제로 들은 노래의 수를 나타내며, R 은 추천시스템에 의해 추천된 노래의 수를 나타낸다. N 은 사용자가 실제로 들은 노래의 수를 나타낸다. 따라서 Precision은 추천시스템에 의해 추천된 노래들 중 사용자가 실제로 들은 노래의 비율이다. 즉, 추천의 정확도를 의미한다. 반면 Recall은 사용자가 실제로 들은 노래들 중 추천시스템에 의해 정확히 추천된 노래의 비율이다. 일반적으로 이 두 척도는 Tradeoff를 가지기 때문에 이 둘을 함께 고려한 F1 척도를 사용하기도 한다. 그러나 본 연구에서는 추천되는 노래의 수가 고정되어 있고 연구의 초점이 추천시스템의 추천 정확도 개선에 있기 때문에 Chen and Chen(2005)의 논문에서와 같이 Precision만을 고려하였다.

본 연구에서는 모델의 예측성능 평가에 있어서 학습 데이터로부터의 영향을 최소화하고 신뢰성을 확보하기 위해 10-Fold 교차검증(Cross Validation)을 수행하였다. 10-Fold 교차검증을 위한 실험 데이터의 구성은 [그림 2]와 같다. 각각의 실험데이터 집합은 훈련데이터 집합과 평가데이터 집합으로 나누었으며, 그 비율은 6 : 4로 하였다. 속성의 가중치 및 k 값을 선정하기 위한 용도로 사용할 검증데이터 집합은 별도로 마련하지는 않고, 훈련데이터 집합으로 사례베이스를 만든 후에 Leave-One-Out의 방식으로 시스템을 최적화하였다.



[그림 2] 10-Fold 실험데이터 구성방법

k 값의 변화에 따른 C_MRS의 Precision의 변화를 측정한 결과, k 가 50이 될 때 까지는 Precision이 조금씩 증가하다가 그 이후부터는 점차 떨어지는 현상이 나타났다. 따라서 우리는 k 를 50으로 설정한 모델을 최종모델로 선정하였다. C_MRS의 최종 성능은 제 6절에서 C²_MRS와 비교하여 제시한다. 본 연구에서 모든 CBR 모델은 Microsoft사의 Visual Basic 6.0을 사용하여 개발하였다.

4. 상황 인식 사례기반 음악추천시스템 : C²_MRS

4.1 C²_MRS의 개요

본 연구에서 제안된 C²_MRS의 전체적인 구조는 [그림 3]과 같다. C²_MRS는 인터페이스 층(Interface Layer), 응용프로그램 층(Application Layer), 리파지토리 층(Repository Layer)으로 구성된다.

4.1.1 Interface Layer

Interface Layer는 외부로부터 상황정보를 수집한 후 이것을 응용프로그램 층과 리파지토리 층에 전달하는 기능과 응용프로그램 층에서 처리된 결과를 최종적으로 사용자에게 제공하는 기능을 담당한다.

4.1.2 Application Layer

Application Layer는 사용자 A에게 제공할 추천음악을 구성하는 기능을 담당하며, 음악취취의향 인식모듈(Intention Module)과 음악추천모듈(Recommendation Module)로 구성된다.

• 음악취취의향 인식모듈(Intention Module)

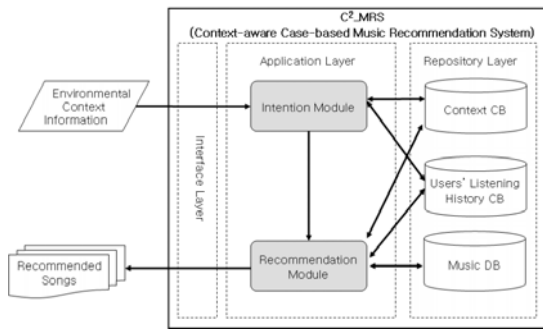
Intention Module은 사용자 A가 처한 외부상황(Environmental Context) 정보로부터 그가 현재 음악을 듣고 싶어 하는 상황인지 아닌지를 추론하는 모듈이다. 상황 추론을 위하여 사용자 A가 과거 어떤 외부상황 하에서 노래를 들었고 어떤 외부상황 하에서 노래를 듣지 않았는지에 대한 사용자 청취이력 사례를 사용하였다. 외부상황 정보로는 계절, 월, 요일, 날씨, 기온 등이 사용되었다.

• 음악추천 모듈(Recommendation Module)

Recommendation Module은 사용자 상황을 고려하여 추천음악을 구성하는 모듈이다. 현재의 외부상황 정보와 유사한 상황을 가지는 과거의 일자(日字)들을 추출하고, 그 일자들에 음악을 청취한 사용자들을 추출하여, 그들 중 사용자 A와 유사한 사용자들이 청취한 노래들로부터 음악을 추천한다.

4.1.3 Repository Layer

Repository Layer는 음악추천을 위해 사용되는 사례 및 데이터의 저장 및 관리를 담당하며, 상황 사례베이스(Context Case Base), 사용자 청취이력 사례베이스(Users' Listening History Case Base), 음악 데이터베이스(Music Data Base)로 구성된다. 상황 사례베이스에는 인터페이스 모듈로부터 수집된 외부상황정보가 저장되며, 사용자 청취이력 사례베이스에는 사용자가 과거에 들었던 음악에 대한 이력데이터와 사용자의 인구통계 데이터가 저장 관리된다. 그리고 음악 데이터베이스에는 사용자가 들었던 음악 컨텍스트(Contexts)가 저장 관리된다.



[그림 3] C²_MRS의 구조

4.2 C²_MRS의 음악추천 과정

C²_MRS에 의한 사용자 상황 인식 음악추천 과정은 다음과 같다.

- 제 1단계 : 사용자 인식 및 데이터 수집

Interface Module은 외부상황정보를 수집하여 이를 Intention Module로 전달한다. 수집되는 외부 상황정보로는 날씨, 기온, 계절, 요일과 같은 다양한 환경 정보들이 사용된다.

- 제 2단계 : 사용자 상황 추론

Intention Module은 사용자 A가 현재 음악을 듣고 싶어 하는 상황인지 아닌지를 추론한다. 만약 추론결과가 사용자 A가 음악을 듣고 싶어 하는 상황이면 제 3단계로 외부상황정보를 전달하면서 음악추천 단계로 진행되고, 사용자 A가 음악을 듣고 싶어 하지 않는 상황이면 음악추천 프로세스는 종료된다.

- 제 3단계 : 유사한 상황에 음악을 청취한 사용자 추출

현재의 외부 상황 정보와 유사한 상황을 가지는 과거의 일자(日字)들을 Context CB로부터 추출한

후, 그 일자들에 음악을 청취한 사용자들을 추출하여 사례베이스 'Customer_at_D'를 만든다.

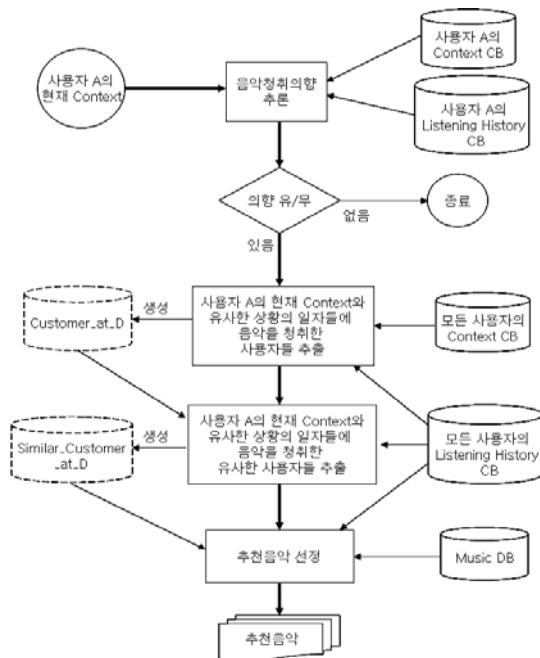
- 제 4단계 : 유사한 상황에 음악을 청취한 유사한 사용자 추출

<표 1>과 같은 사용자의 인구통계 속성 및 청취이력을 사용하여 유사한 고객들을 Customer_at_D 사례베이스로부터 추출한다. 이 고객들을 'Similar_Customer_at_D'라고 하자.

- 제 5단계 : 추천 음악 선정

Similar_Customer_at_D가 청취한 노래들 중에서 가장 많이 들은 상위 15곡을 선정하여 추천한다.

이 음악추천 과정을 흐름도(Flow Chart)로 도식화 하면 [그림 4]와 같다



[그림 4] C²_MRS의 흐름도

5. 음악청취의향 인식모듈의 구축

Intention Module은 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는 상황인지 아닌지를 추론하는 상황 추론 모듈이다. Intention Module의 구축에 있어서 CBR 모델의 유용성을 확인하기 위해서 본 연구에서는 분류 문제에 대표적으로 많이 사용되어온 기법인 의사결정나무와 SVM을 적용한 모델을 각각 구축한 후 그 성능을 비교 평가하였다.

5.1 목표속성의 정의 및 데이터 전처리

외부상황 정보를 이용하여 Intention Module을 구축하기 위해서는 사용자 A가 어떤 외부상황조건 하에서 음악을 들었고, 어떤 외부상황조건 하에서 음악을 듣지 않았는지에 대한 분류가 선행되어야 한다. 수집된 사용자 청취이력 사례베이스로부터 사용자 A가 노래를 들었던 날을 'Yes', 노래를 듣지 않은 날을 'No'로 하는 목표속성 'Music_Listened'를 생성하였다. 그 결과, <표 2>와 같이 총 193일 중 144일은 노래를 들은 날로 Music_Listened의 값이 'Yes'로 분류되었으며, 49일은 노래를 듣지 않은 날로 Music_Listened의 값이 'No'로 분류되었다.

<표 2> Music_Listened 목표속성값 분포

Music_Listened	사례수	비율
Yes	144	74.6%
No	49	25.4%

전처리 과정을 거친 후, Intention Module 구축에 사용될 실험데이터를 구성하였다. 실험데이터는 7개의 입력속성과 1개의 목표속성으로 구성되었다. <표 3>은 Intention Module 구축에 사용된 입력속성들이다.

<표 3> Intention Module 구축을 위해 사용된 입력속성

입력속성 명	속성 설명	속성 타입
계절	봄, 여름, 가을, 겨울	범주형
월	1월~12월	범주형
요일구분	월, 화, 수, 목, 금, 토, 일	범주형
날씨	맑음, 구름조금, 구름많음, 흐림, 비, 눈	범주형
평균기온	해당 일의 평균기온(단위 : °C)	수치형
...
...

5.2 모델 설계

본 절에서는 세 가지 기법 즉, 의사결정나무(Decision Tree), SVM 그리고 사례기반추론을 사용하여 Intention Module을 구축한 후, 그들의 성능을 비교하고자 한다.

Decision Tree는 학습에 사용된 데이터 집합을 몇 개의 소집단으로 분류한 후, 그 분류 규칙에 따라 예측을 수행하는 대표적인 데이터마이닝 기법이다. Decision Tree는 규칙 생성을 위한 가지의 분리 방법에 따라 여러 종류의 알고리즘으로 나뉜다. 이 중 본 연구에서는 가지의 분리 방법으로 이득률(Gain Ratio)을 사용하는 Quinlan의 C5.0 알고리즘(Quinlan, 1998)을 사용하였다. Decision Tree 모델의 경우, 모델의 과잉적합을 방지하기 위해서는 적절한 가지치기와 최종노드(Leaf Node)에 포함되어야 할 최소사례의 수에 대한 적절한 설정이 필요하다. 본 연구에서는 최적의 의사결정나무 모델을 구축하기 위해 가지치기에 사용되는 엄격도 값을 45%에서 70% 사이로 조정해 가면서 실험을 수행하였다. 가지치기 엄격도의 경우, 값을 크게 설정할수록 모델은 단순하게 되고, 값이 작을수록 복잡한 형태를 가지게 된다. 최종노드에 포함되어야 할 최소 사례의 수는 훈련데이터의 크기를 고려하여 3개로 설정 하였다. C5.0 Decision Tree 모델은

SPSS사의 Clementine8.1을 사용하여 구축하였다.

SVM은 통계적 학습 이론(Statistical Learning Theory)을 기반으로 하며, 학습 데이터에 대해 분류오류를 구조적으로 최소화하는 분리경계면(Separating Hyperplane)을 찾아 예측을 수행한다. 두 개의 집단 $y_i \in \{-1, +1\}$ 로 분리된 입력값 $x_i \in R^n, i = 1, \dots, N$ 이 있다고 하자. Vapnik이 제안한 공식에 따르면 SVM은 식 (5)를 만족한다.

$$\begin{cases} w \cdot x_i + b \geq +1, & \text{if } y_i = +1 \\ w \cdot x_i + b \leq -1, & \text{if } y_i = -1 \end{cases} \quad (5)$$

식 (5)는 분리경계면 $w \cdot x + b = 0$ 을 사이에 두고 양쪽에 두 개의 평행한 경계면(Bounding Hyperplane)을 만들게 되는데, 그 폭은 $\frac{2}{\|w\|^2}$ 가 된다. 여기서 w 는 가중치 벡터를 나타내고 b 는 편차를 나타낸다. 학습데이터 중에서 이 두 경계면 상에 존재하는 점들을 Support Vector라고 부른다. 이 Support Vector들로 이루어진 경계면들이 입력값들을 최대margin(Maximal Margin)으로 분류한다. 이 문제는 최적화 문제로 변형되어 풀게 되는데, 최종적으로 식 (6)을 얻게 된다.

$$sgn\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (6)$$

식 (6)에서 $K(\cdot)$ 는 커널함수로 학습에 사용된 데이터를 고차원 공간으로 이동시켜 특징 공간 내에 선형으로 분리 가능한 데이터 집합을 만들어 주는 역할을 수행한다. 대표적인 커널함수로는 다항식 커널(Polynomial Kernel) 함수와 RBF 커널(Radial Basis Function Kernel) 함수가 있다. 본 연구에서는 RBF 커널 함수를 사용하여 SVM 모델을 구축하였다. RBF 커널 함수를 사용한 SVM 모델의 구축을 위해서는 파라미터 C 와 γ 의 설정이 필요하다. 본 연구에서는 최적의 SVM 모델을 찾기 위해 C 를 1, 5, 10, 25, 50, 100, 1000으로 설정한 후, 각각의 C 값에 대해 γ 를 0.5, 1, 2, 5, 10, 50으로 변경해 가며 실험을 수행하였다. SVM 모델은 LIBSVM2.82를 사용하여 구축하였다.

CBR 시스템을 구축하기 위한 유사도 함수는 식 (1)과 동일하게 사용하였다. 거리함수 $f(\cdot)$ 는 비교 대상 속성이 수치형일 경우 식 (2)와 동일하게 사용하였고, 비교 대상 속성이 범주형인 경우에는 <표 4>에 제시된 기준에 따라 유사도 점수를 부여하였다.

<표 4> 범주형 속성의 유사도점수 부여 기준

속성 명	유사도 점수 부여 기준				
	신규사례 과거사례	봄	여름	가을	겨울
계절	봄	1	0.2	0.5	0.2
	여름	0.2	1	0.2	0
	가을	0.5	0.2	1	0.2
	겨울	0.2	0	0.2	1
월	유사도	조건			
	1	$N_i = C_i$			
	0.5	N_i 와 C_i 와의 차이가 1개월인 경우			
	0.2	N_i 와 C_i 와의 차이가 2개월인 경우			
0	N_i 와 C_i 와의 차이가 3개월 이상인 경우				
...	...				
...	...				

최적의 CBR 모델을 구축하기 위해서 k 값을 1, 3, 5, 7로 조정해 가면서 실험을 수행하였고, 가중치는 제 3.2절의 C_MRS 구축 과정에서 사용한 가중치 설정방법을 동일하게 사용하여 설정하였다.

5.3 Intention Module의 선정

제 3절에서 언급한 바와 같이, 훈련데이터 집합과 평가데이터 집합을 6 : 4로 하여 10-Fold Cross Validation을 수행하였다. 훈련데이터 집합은 Decision Tree와 SVM의 경우에는 모델의 구축에, CBR의 경우에는 사례베이스로 사용되었으며, 평가데이터 집합은 최종 선정된 최적모델의 일반화 성능을 평가하기 위한 목적으로 사용되었다.

<표 5>는 실험을 통해 얻은 최적의 Decision Tree 모델, SVM 모델 그리고 CBR 모델의 평가데이터 적중률이다.

<표 5> Intention Module 후보들의 평가데이터 적중률 (단위 : %)

Fold 번호	Decision Tree	SVM	CBR
Fold 01	85.5	81.6	81.6
Fold 02	78.9	7.9	79.0
Fold 03	79.2	80.5	85.7
Fold 04	78.2	82.1	84.6
Fold 05	78.5	79.7	83.5
Fold 06	78.8	83.8	85.0
Fold 07	80.8	80.8	85.9
Fold 08	83.1	83.1	87.0
Fold 09	85.5	82.9	85.5
Fold 10	88.0	80.0	82.7
평균	81.7	81.3	84.1

<표 5>에서 보듯이, Decision Tree, SVM, CBR 모델의 평균 적중률은 각각 81.7%, 81.3%, 84.1%로서 CBR 모델이 가장 높은 성능을 보였다. 각 기법들간의 예측성능이 통계적으로 차이가 있는지

를 검증하기 위해 Paired Sample t-Test를 수행하였다. 그 결과 <표 6>과 같이 CBR 모델과 SVM 모델간의 t-value는 4.617로 유의수준 5%에서의 t-value인 1.833 보다 크게 나타났으며, CBR모델과 Decision Tree 모델간의 t-value는 1.728로 유의수준 10%에서의 t-value인 1.383보다 크게 나타났다. 이것은 CBR 모델이 유의수준 5%에서 SVM 모델보다, 그리고 유의수준 10%에서 Decision Tree 모델보다 예측성능이 더 우수함을 의미한다. 한편, Decision Tree 모델과 SVM 모델간의 예측성능은 통계적으로 차이가 없다고 나타났다.

<표 6> Paired Sample t-Test 분석 결과

분석 모델	t-value
CBR-SVM	4.617*
CBR-Decision Tree	1.728**
Decision Tree-SVM	0.260

*: 유의수준 5%, **: 유의수준 10%.

<표 7>은 CBR 모델의 10-Fold 평균 Confusion Matrix이다.

<표 7> CBR 모델의 Confusion Matrix (단위 : 일)

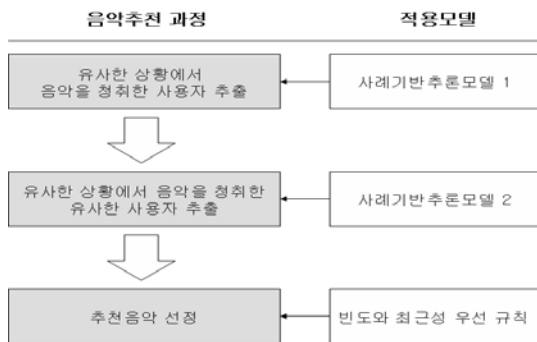
실제 \ 예측	Yes	No
	Yes	53.3
No	8	11.6

<표 7>을 보면, Yes를 Yes로 예측한 적중률인 민감도(Sensitivity)는 92.5%이고, No를 No로 예측한 적중률인 특이도(Specificity)는 59.2%이다. 이것은 추론 모델이 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는 날의 92.5%를 정확히 예측한다는 것이고, 마찬가지로 사용자가 음악을 듣고 싶어 하지 않는 날의 59.2%를 정확히 예측한다는 것을 의미한다. <표 2>에서 목표속성이 Yes인 날의 비율이 74.6%

이므로, 예측모델의 구축 없이 항상 Yes라고만 할 때의 적중률은 74.6%이고, 항상 No라고만 할 때의 적중률은 25.4%이다. 그러나 예측 모델을 사용함으로써 각각에 대한 예측 적중률이 17.9% 포인트, 27.5% 포인트 향상되었다.

6. 음악추천 모듈의 구축

Recommendation Module은 사용자에게 제공해야 할 추천음악을 구성하는 모듈로서 Intention Module의 추론 결과에 따라 그 작동 여부가 결정된다. 일단 Recommendation Module이 작동되면 음악추천 과정은 [그림 5]와 같이 3단계로 이루어진다.



[그림 5] 음악추천 모듈의 음악추천 과정

6.1 유사한 상황에서 음악을 청취한 사용자 추출

이 과정은 유사 상황 탐색과 유사 상황에서 음악을 들은 사용자 추출로 구성된다. 유사 상황 탐색은 전체 Context CB로부터 사용자 A가 현재 처한 상황과 유사한 과거 상황을 찾는 작업이다. 본 연구에서는 유사 상황 탐색을 위한 방법으로 CBR 모델을 사용하였으며, Intention Module의 구축에

사용된 CBR 모델과 동일한 입력속성과 구조로 모델을 구현하였다. 이 두 모델의 차이는 Intention Module에 사용된 CBR 모델은 사용자 A 자신만의 과거 Context만을 사례베이스로 사용한다는 것이고, 유사 상황 탐색을 위한 CBR 모델의 경우에는 다른 사용자들의 모든 과거 Context가 사례베이스로 사용된다는 것이다. 또한 유사 상황에 대한 최근접 이웃(Nearest Neighbors)을 설정하는 방식에 있어서도 Intention Module에 사용된 CBR 모델의 경우 k -NN 방법을 사용하는 반면, 유사 상황 탐색을 위한 CBR 모델의 경우에는 유사도 임계값(Threshold)을 사용한다. 이 유사도 임계값은 Intention Module의 추론결과로부터 결정된다. 예를 들면, Intention Module의 k 값이 3으로 설정되었고, 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는지 아닌지를 추론하기 위해 현재의 사용자 상황과 유사한 과거 상황 3개가 검색되었다고 하자. 검색된 3개의 과거 상황이 가지는 유사도는 각각 0.95, 0.91, 0.86이고, majority voting 방식에 의해 사용자가 음악을 듣고 싶어 한다는 결과가 나왔다면, 유사 상황 탐색을 위한 CBR 모델은 전체 Context CB로부터 유사도 값이 0.86 이상이 되는 모든 상황을 검색하여 유사 상황으로 구성한다. 그런 후, 이 상황들이 해당하는 날에 음악을 들은 사용자들을 추출하여 사례베이스 'Customer_at_D'를 구성한다.

6.2 유사한 상황에서 음악을 청취한 유사한 사용자 추출

이 과정은 사례베이스 'Customer_at_D'로부터 사용자 A와 유사한 성향을 가지는 사용자들을 찾는 작업이다. 이것은 사용자 A와 유사한 음악적 취향을 가지는 사용자들이 선호했던 노래를 추천함으로써 추천의 정확도를 높이기 위한 것이다. 본 연구

에서는 이러한 유사 사용자의 탐색에 있어서도 CBR 모델을 사용하였다. 유사 사용자 탐색을 위한 CBR 모델의 구축에서는 제 3절에서 언급한 C_MRS 구축에 사용한 입력속성과 사례베이스를 동일하게 사용하였다. 그리고 k 값도 동일하게 50으로 설정하였다. 즉, 사례베이스 'Customer_at_D'로부터 사용자 A와 유사한 사용자 50명을 추출하여 사례베이스 'Similar_Customer_at_D'를 구성한다.

6.3 추천음악 선정

이 과정에서는 Similar_Customer_at_D에 속한 사용자들이 들었던 노래들을 Users' Listening History CB로부터 추출하여 추천음악 후보 집단을 구성한다. 추천음악의 결정에 있어서 고려해야 할 사항으로는 추천음악의 선정 방법과 추천음악의 수가 있다. 본 연구에서는 추천음악을 결정함에 있어서 청취빈도와 최근성 우선 법칙을 적용하였다. 즉, 추천음악 후보 집단에 포함된 노래들 중 유사 사용자들이 더 많이 들었던 노래일수록 그리고 더 최근에 들었던 노래일수록 우선적으로 추천음악에 선정되도록 하였다. 이를 위해 추천음악 후보 집단에 포함된 노래들을 유사 사용자들이 들은 청취 횟수와 해당 노래를 마지막으로 들은 일자 순으로 정렬한 후 추천음악을 선정하였다. 그리고 추천음악의 수는 음악앨범 CD 한 장에 포함되는 노래의 수가 일반적으로 15곡임을 감안하여 15곡으로 설정하였다. 따라서 추천음악 구성 단계를 거침으로써 사용자 A는 그가 처한 상황과 유사한 상황에서 그와 유사한 성향을 가지는 다른 사용자들이 선호했던 노래 15곡을 추천받게 된다.

6.4 C²_MRS의 성능 평가

<표 8>은 C_MRS와 C²_MRS의 평가데이터에

대한 각 Fold별 Precision 및 평균 Precision을 보여준다. <표 8>에서 보듯이 평균 Precision이 C_MRS가 0.461, C²_MRS가 0.553으로서 C²_MRS가 C_MRS보다 추천 정확도면에서 평균적으로 0.092만큼 높다. C²_MRS는 15곡 추천에서 적게는 7.6곡, 많게는 9.2곡이 적중하여 평균 8.3곡의 추천 정확도를 보여주고 있다.

<표 8> C_MRS와 C²_MRS의 평가데이터에 대한 Precision

Fold 번호	C_MRS	C ² _MRS
Fold 01	0.464	0.541
Fold 02	0.493	0.536
Fold 03	0.481	0.615
Fold 04	0.470	0.586
Fold 05	0.420	0.505
Fold 06	0.410	0.514
Fold 07	0.480	0.553
Fold 08	0.467	0.552
Fold 09	0.457	0.575
Fold 10	0.465	0.557
평균	0.461	0.553

본 연구에서는 두 추천시스템의 이러한 성능 차이가 통계적인 유의성을 가지는지를 확인하기 위해 Paired Sample t-Test 분석을 수행하였다. 그 결과 <표 9>에서와 같이 C²_MRS와 C_MRS의 추천 성능 차이가 99%의 신뢰수준 하에서 유의한 것으로 나타났으며, 이때의 t-value는 11.133으로 나타났다.

<표 9> C²_MRS와 C_MRS의 Paired Sample t-Test 분석결과

	t-value	p-value
C ² _MRS-C_MRS	11.133**	0.000**

** : 99% 신뢰수준.

7. 결론

본 연구에서는 음악추천시스템을 개발함에 있어서 추천의 효과성을 높이기 위한 방법으로 사용자의 상황을 고려하는 상황인식 음악추천시스템의 설계에 관한 연구를 수행하였다. 본 연구에서 개발된 상황인식 음악추천시스템 C²_MRS는 계절, 날씨, 기온, 요일과 같은 외부환경조건의 변화에 따라 사용자에게 적합한 음악을 추천한다. C²_MRS는 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는 상황인지를 인식하는 Intention Module과 추천음악을 선정하는 Recommendation Module로 구성된다. 이 두 모듈은 CBR 기법을 이용하여 구축되었다.

본 연구에서 개발된 C²_MRS의 특징은 사용자가 음악을 듣고 싶어 하는지 아닌지에 대한 사용자 상황을 사용자의 직접적인 개입 없이 사용자가 처한 외부환경정보만을 이용하여 추론을 통해 인식한다는 점이다. 본 연구에서는 C²_MRS의 유용성을 평가하기 위해 사용자 상황을 고려하지 않고 음악을 추천하는 전통적인 사례기반 음악추천시스템 C_MRS를 개발한 후, 그 성능을 비교 평가하였다. 그 결과, C²_MRS의 10-Fold 평균 Precision은 0.553으로 C_MRS의 평균 Precision인 0.461보다 0.092만큼 향상되었다. 이것은 음악을 추천함에 있어서 사용자 상황을 고려한 결과라고 볼 수 있다.

본 연구에서 제안된 상황 인식 음악추천시스템은 다음과 같은 추가적인 연구를 필요로 한다. 첫째, 본 연구에서는 제안된 시스템의 유용성을 평가함에 있어서 단지 한 명의 사용자만을 고려하였다. 하지만 평가의 타당성을 높이기 위해서는 다양한 사용자에 대해 추천시스템을 구축한 후 그 유용성을 재확인 하는 연구가 필요하다. 둘째, 사용자 상황 추론 모델의 설계에 있어서 다양하게 속성의 종류를 보강한 후에 적절한 선정 작업을 거쳐서

속성을 선정하는 추가적인 연구가 필요하다. 마지막으로, 상황 추론 및 음악추천에 있어서 추천의 정확도뿐만 아니라 효율성도 측정하여 이를 높이기 위한 방법 및 기술에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] Aamodt, A. and E. Plaza, "Case-based Reasoning : Fundamental Issues, Methodological Variations, and System Approaches", *Artificial Intelligence Communication*, Vol.7, No.1(1994), 39-59.
- [2] Althoff, K. D., R. Bergmann, S. Wess, M. Manago, E. Auriol, O. I. Larichev, A. Bolotov, Y. I. Zhuravlev, and S. I. Gurov, "Case-based Reasoning for Medical Decision Support Tasks : The INRECA Approach", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol.12(1998), 25-41.
- [3] Benerecetti, M., P. Bouquet, and M. Bonifacio, "Distributed Context-Aware System", *Human-Computer Interaction*, Vol.16, No.2(2000), 213-228.
- [4] Chen, H. C. and A. L. P. Chen, "A Music Recommendation System Based on Music and User Grouping", *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol.24(2005), 113-132.
- [5] Chiu, C., "A Case-based Customer Classification Approach for Direct Marketing", *Expert Systems with Applications*, Vol. 22(2002), 163-168.
- [6] Cuddy, S., M. Katchabaw, and H. Lutfiyya, "Context-aware Service Selection based on Dynamic and Static Service Attributes", *Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, IEEE International Conference, 2005.

- [7] Dey, A. K., "Understanding and Using Context," *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.5, No.1(2001), 4-7.
- [8] Dey, A. K. and G. D. Abowd, "Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness", Proceedings of CHI 2000 Workshop on the What, Who, Where, When, Why, and How of Context-Awareness, The Hague, Netherlands, (2000), 1-6.
- [9] Elhadi, M. T., "Bankruptcy Support System : Taking Advantage of Information Retrieval and Case-Based Reasoning", *Expert Systems with Applications*, Vol.18(2000), 215-219.
- [10] Fabiana, L. and R. Francesco, "Case-based Recommender Systems : A Unifying View", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.3169(2005), 89-113.
- [11] Goker, M. H. and T. Roth-Berghofer, "The Development and Utilization of the Case-Based Help-Desk Support System HOMER", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.12(1999), 664-680.
- [12] Harper, R., M. G. Lamming, and W. M. Newman, "Locating Systems at Work : Implications for the Development of Active Badge Applications", *Interacting with Computers*, Vol.4(1992), 343-363.
- [13] Herlocker, J., J. Konstan, L. G. Tervin, and J. Riedl, "Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems", *ACM Transactions on Information Systems*, Vol.22, No. 1(2004), 5-53.
- [14] Kofod-Petersen, A. and A. Aamodt, "Case-Based Situation Assessment in a Mobile Context-Aware Systems", Workshop on Artificial Intelligence for Mobile Systems (AIMS2003), Seattle, October, 2003.
- [15] Koton, P., "Reasoning about Evidence in Causal Explanations", *Case-Based Reasoning*, (1988), 260-270.
- [16] Kriegsman, M. and R. Barletta, "Building a Case-Based Help Desk Application", *IEEE Expert*, Vol.8(1993), 18-26.
- [17] Kumar, P., S. Gopalan, and V. Sridhar, "Context Enabled Multi-CBR Based Recommendation Engine for E-Commerce", Proceedings of IEEE International Conference on e-Business Engineering (ICEBE '05), (2005) 237-244.
- [18] Lia, C. Y. and P. C. Chang, "A Hybrid System Combining Self-Organizing Maps with Case-Based Reasoning in Wholesaler's New-Release Book Forecasting", *Expert Systems with Applications*, Vol. 29(2005), 183-192.
- [19] Liao, T. W., Z. M. Zhang, and C. R. Mount, "A Case-Based Reasoning System for Identifying Failure Mechanisms", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.13(2000), 199-213.
- [20] Marling, C. and P. Whitehouse, "Case-Based Reasoning in the Care of Alzheimer's Disease Patients", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2080(2001), 702-715.
- [21] Min, S. H., J. Lee, and I. Han, "Hybrid Genetic Algorithms and Support Vector Machines for Bankruptcy Prediction", *Expert Systems with Applications*, Vol.31 (2006), 652-660.
- [22] Quinlan, R., C5.0 : An Information Tutorial, RuleQuest, <http://www.rulequest.com/see5-unix.html>, 1998.
- [23] Resnick, P. and H. R. Varian, "Recommender Systems", *Communications of the ACM*, Vol.40(1997), 56-58.
- [24] Roh, T. H., K. J. Oh, and I. Han, "The

- Collaborative Filtering Recommendation Based on SOM Cluster-Indexing CBR”, *Expert Systems with Applications*, Vol.25, No.3 (2003), 413-423.
- [25] Salber, D., A. K. Dey, R. J. Orr, and G. D. Abowd, “Designing For Ubiquitous Computing : A Case Study in Context Sensing”, GVU Technical Report GIT-GVU, (1999), 99-129.
- [26] Schilit, B. N. and M. Theimer, “Disseminating Active Map Information to Mobile Hosts”, *IEEE Network*, Vol.8, No.5(1994), 22-32.
- [27] Schilit, B. N., N. L. Adams, and R. Want, “Context-Aware Computing Applications,” Proceedings of the Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, Santa Cruz, CA, December, 1994.
- [28] Schmidt, A., M. Beigl, and H. W. Gellersen, “There is More to Context than Location”, *Computers and Graphics*, Vol.23, No.6 (1999), 893-901.
- [29] Tsai, C. Y., C. C. Chiu, and J. S. Chen, “A Case-based Reasoning System for PCB Defect Prediction”, *Expert Systems with Applications*, Vol.28(2005), 813-822.
- [30] Vapnik, V., *The Nature of Statistical Learning Theory*, Chapter 5, Springer-Verlag, New York, 1995.
- [31] Varma, A. and N. Roddy, “ICARUS : Design and Development of a Case-Based Reasoning System for Locomotive Diagnostics”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.12(1999), 681-690.
- [32] Vollrath, I., W. Wilke, and R. Bergmann, “Case-Based Reasoning Support for Online Catalog Sales”, *IEEE Internet Computing online*, Vol.2(1998), 47-54.
- [33] Wang, H. C. and H. S. Wang, “A Hybrid Expert System for Equipment Failure Analysis”, *Expert Systems with Applications*, Vol.28(2005), 615-622.
- [34] Want, R., A. Hopper, V. Falcao, and J. Gibbons, “The Active Badge Location System”, *ACM Transactions on Information Systems*, Vol.10, No.1(1992), 91-102.
- [35] Ward, A., A. Jones, and A. Hopper, “A New Location Technique for the Active Office”, *IEEE Personal Communications*, Vol.4, No.5(1997), 42-47.
- [36] Weiser, M., “Hot Topics : Ubiquitous Computing”, *IEEE Computer*, October 1993.

Abstract

A Case Based Music Recommendation System using Context-Awareness

Jae Sik Lee^{*} · Jin Chun Lee^{**}

The context-awareness is one of the core technologies in ubiquitous computing environment. In this research, we incorporated the capability of context-awareness in a case-based music recommendation system. Our proposed system consists of Intention Module and Recommendation Module. The Intention Module infers whether a user wants to listen to the music or not from the environmental context information. Then, the Recommendation Module selects songs from the songs that are listened by similar users in similar context, and recommends them to the user. The results showed that our proposed system outperformed the traditional case-based music recommendation system in accuracy by about 9% point.

Key words : Context-Awareness, Context Reasoning, Recommendation, Case-Based Reasoning

* School of Business, Ajou University

** Graduate School of Ajou University