

---

# 다기준 의사결정 방법을 고려한 베이지안 네트워크 기반 음악 추천 시스템

김남국\*, 이상용\*\*

## Bayesian network based Music Recommendation System considering Multi-Criteria Decision Making

Nam-Kuk Kim\*, Sang-Yong Lee\*\*

**요 약** 최근 스마트 기기 사용자의 증가에 따라 모바일 음악에 대한 수요와 생산이 꾸준히 증가하고 있다. 이에 따라 대중화된 음악의 폭이 넓어지면서 사용자가 선호하는 음악에 대한 선택의 기준 또한 매우 다양해지고 복잡해지는 추세이다. 이러한 이유로 모바일 환경에서 사용자 개인이 선호하는 음악을 정교하게 추천하기 위한 지능적 음악 추천 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 기존의 음악 추천시스템은 청취로그를 이용한 단순 추천 방법을 사용하고 있어 사용자의 선호도를 제대로 고려하지 못하고 있다. 본 논문에서는 사용자의 선호도를 반영한 개인화된 적용형 음악 추천 시스템을 제안한다. 본 시스템에서는 계층적 의사결정 도구인 AHP를 이용하여 사용자의 개인의 음악적 선호도를 반영한 음악 추천이 가능토록 하였으며, 베이지안 네트워크 기반의 사용자 피드백 통해 지속적인 사용자의 음악적 선호도를 반영하도록 하였다. 본 시스템의 성능을 평가하기 위해 12명의 실험자를 각각 3명씩 4그룹으로 나누어 실험하였으며 그 결과 87.5%의 추천 만족도를 얻었다.

**주제어** : 베이지안 네트워크, AHP, 음악추천, 개인화 서비스, 추천시스템

**Abstract** The demand and production for mobile music increases as the number of smart phone users increase. Thus, the standard of selection of a user's preferred music has gotten more diverse and complicated as the range of popular music has gotten wider. Research to find intelligent techniques to ingeniously recommend music on user preferences under mobile environment is actively being conducted. However, existing music recommendation systems do not consider and reflect users' preferences due to recommendations simply employing users' listening log. This paper suggests a personalized music-recommending system that well reflects users' preferences. Using AHP, it is possible to identify the musical preferences of every user. The user feedback based on the Bayesian network was applied to reflect continuous user's preference. The experiment was carried out among 12 participants (four groups with three persons for each group), resulting in a 87.5% satisfaction level.

**Key Words** : Bayesian network, AHP, Music Recommendation, Personalized service, Recommendation System

---

### 1. 서론

최근 모바일 음악 시장의 급격한 발달로 인하여 음악의 생산과 더불어 수요 또한 급격히 증가하는 추세이다. 특히 대부분의 스마트폰 사용자는 언제 어디서든 쉽고

빠르게 원하는 음악을 골라 들을 수 있는 환경이 갖추어져 있다. 그러나 수요의 증가와 더불어 음원을 제공하는 시장 역시 부분별하게 팽창하고 있으며, 이러한 환경은 사용자 자신이 원하는 적합한 음악을 찾거나 골라 듣기

---

\*이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2012042625)

\*공주대학교 컴퓨터공학과 컴퓨터소프트웨어 전공 학사

\*\*공주대학교 컴퓨터공학부 교수(교신저자)

논문접수: 2013년 1월 30일, 1차 수정을 거쳐, 심사완료: 2013년 3월 11일, 확정일: 2013년 3월 20일

어렵게 만들고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 사용자에게 적합한 음악을 추천해 주는 추천 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며 대표적인 방법으로 협업필터링, N-gram 기법 등이 있다. 협업필터링은 개인의 취향을 고려한 개인화된 추천 방법으로 성능이 우수하여 음악 추천을 위하여 일반적으로 많이 이용되고 있다. 그러나 사용자의 장소나 시간 등과 같은 상황을 고려하지 않고 사용자의 초기 데이터가 부족하면 추천이 불가능하다[2]. N-gram은 적은 아이템에서는 좋은 성능을 보이나 아이템이 많아지면 급격하게 성능이 떨어진다[3]. 따라서 본 논문에서는 계층 분석적 의사결정모델인 AHP(Analytic Hierarchy Process)를 이용하여 개인의 선호도를 반영하고, 사용자의 초기데이터가 부족하여도 적합한 음악을 추천할 수 있는 시스템을 구축하였다. 또한 사용자의 음악적 선호도를 지속적으로 반영할 수 있도록 베이저안 네트워크(Bayesian Network)를 이용하여 사용자 피드백을 처리하였다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 AHP

AHP기법은 Saaty에 의해 개발된 다기준 의사결정모델(multi-criteria decision making model)로, 의사결정 프로세스를 체계적으로 분석하고, 여러 평가항목의 중요도를 쌍대비교(pairwise comparison)를 통해 단계적으로 도출함으로써 대안들에 대한 합리적 평가를 지원한다. AHP기법은 복잡한 의사결정 문제의 계층적 구조화를 통해 부분적이며 순차적인 접근 과정을 거쳐 최종적으로 의사결정을 하도록 지원한다. 즉, AHP는 계층(hierarchy)의 개념을 통해 의사결정에 필요한 여러 요소들을 계층화시켜 각 요소별, 요소간의 관계를 보다 상세히 논리적으로 보여준다[7]. AHP의 특징으로는 정성적인 문제를 정량적인 방법으로 해석함으로써 의사결정을 체계적으로 수행하도록 지원하며, 복잡하고 불명확한 문제를 여러 계층으로 정리하고 부분적인 관계는 일대일 비교를 통해 각자의 중요성이나 성취도를 표 1과 같이 9점 척도로 평가함으로써 의사결정자는 좀 더 정확한 의사 결정을 할 수 있다. 그리고 다수 관계자들의 의견과 관계자들의 비중을 반영함으로써 보다 객관적인 평가를 할 수 있다[8].

〈표 1〉 쌍대비교 척도

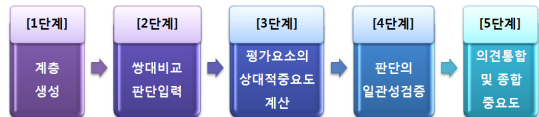
중요도	정의	설명
1	비슷함	어떤 기준에 대하여 두 활동이 비슷한 공현도로 판단
3	약간 중요함	경험과 판단에 의하여 한 활동이 다른 활동보다 약간 선호됨
5	중요함	경험과 판단에 의하여 한 활동이 다른 활동보다 강하게 선호됨
7	매우 중요함	경험과 판단에 의하여 한 활동이 다른 활동보다 매우 강하게 선호됨
9	극히 중요함	경험과 판단에 의하여 한 활동이 다른 활동보다 극히 선호됨
2,4,6,8	중간값	경험과 판단에 의하여 비교값이 위 값들의 중간 값에 해당한다고 판단할 경우 사용함

표 2는 장르와 연도를 쌍대비교 한 예이다. 쌍대비교를 통해 장르의 연도보다 매우 중요함(7점)이라는 상대적 중요도를 가짐을 알 수 있다.

〈표 2〉 쌍대비교 예

(질문) '음악추천'에 대해서 '장르'와 '연도'중에서 어느 기준이 얼마나 더 중요하다고 하십니까?

기준	중요 <-----> 중요																		기준
장르	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	연도	



[그림 1] AHP 분석 단계

그림 1은 총 5단계로 이루어진 AHP 분석 단계이다[9]. 그림 1의 AHP 분석 단계의 쌍대비교 과정에서는 중요도 평가의 일관성 유지가 어렵다. 그러나 AHP기법은 일관성비율(Consistency Ratio, CR)을 기준으로 설문응답의 신뢰도를 측정할 수 있는 특성을 갖고 있기 때문에, 의사결정자의 논리적 일관성 유지 여부를 확인할 수 있으며 논리적이고 합리적인 의사결정 과정에 대한 신뢰성을 높일 수 있다[7].

본 논문에서는 음악 추천에 사용되는 객관적인 기준인 장르, 인원수, 출시연도를 사용하였으며 객관적인 기준을 바탕으로 AHP를 사용하여 사용자 개개인의 음악적 선호도를 반영한 음악 추천을 수행하였다.

## 2.2 베이지안 네트워크

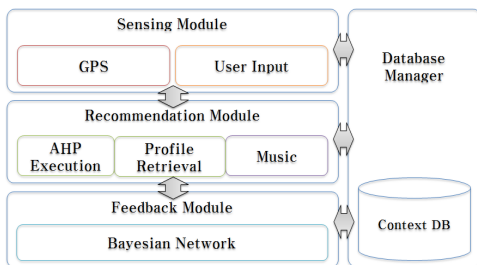
베이지안 네트워크는 변수들 간의 원인과 결과 관계를 확률적으로 모델링하기 위한 도구로서 불확실한 환경에서 좀 더 신뢰성 있는 결과를 추천하기 위해 쓰이는 대표적인 방법이다[5]. 베이지안 네트워크 확률 추론은 불충분한 정보를 가진 환경을 표현하고 추론하는 대표적인 기법들 중의 하나이다. 어떤 사실이 관측 되었을 경우 환경을 적절히 표현하는 가설이 어떤 것인지 추론하여 환경을 표현하는데 사용되고, 노드는 랜덤변수를 표현하며, 아크는 변수들 간의 의존성을 표현한다. 아크는 직접적인 인과관계를 나타내는 것으로 생각할 수 있으므로 때로는 인과네트워크 (Causal Network) 라고 부르기도 한다[6].

본 논문에서는 베이지안 네트워크를 이용하여 사용자의 명시적 피드백을 지원하였다. 이때 “가수”, “음악” 등의 선호도를 노드로 구성하였으며, 추천 장소 변경 및 추천 빈도수 조정, 추천된 가수나 곡의 조정 등에 사용자 피드백을 적용하였다.

## 3. MURECA

### 3.1 시스템 구성

본 논문에서 제안하는 MURECA(Music Recommendation using AHP)는 AHP를 고려한 베이지안 네트워크 기반의 음악 추천시스템으로 그림 2와 같이 센싱모듈, 추천모듈, 피드백모듈, 데이터베이스 매니저로 구성된다.



[그림 2] 시스템 구조도

센싱모듈(Sensing Module)에서는 GPS를 이용한 사용자의 위치 정보와 사용자 입력 값, 사용자 정보 값을 검색한다. 특히 사용자의 위치와 정보에 의해 추천된 음악을 재사용하는 것이 가능하다.

추천모듈(Recommendation Module)에서는 먼저 사용자 프로파일 검색을 수행하고, 음악의 객관적인 기준인 장르, 연도 등을 고려하여 AHP를 적용함으로써 사용자에게 적합한 개인화된 음악을 추천한다.

피드백모듈(Feedback Module)에서는 사용자의 지속적인 선호도를 반영하기 위해 피드백을 적용한다. 피드백은 명시적 피드백과 명시적 피드백으로 나뉘며, 먼저 베이지안 네트워크의 확률적 추론을 통한 명시적 피드백을 제공한 후, 사용자가 만족하지 않을 경우 사용자의 질의를 통한 명시적 피드백을 적용한다.

데이터베이스 매니저(Database Manager)에서는 추천된 음악과 피드백의 결과, 사용자의 프로파일 등을 저장하여 사용자에게 필요한 정보를 저장 및 검색이 가능하게 한다.

### 3.2 음악 추천 과정

3.1에서 설명한 시스템의 구성 요소 중 가장 핵심적인 추천 모듈 과정인 사용자 프로파일 검색, AHP 적용, 음악 추천 등 대하여 설명한다.

#### 3.2.1 사용자 프로파일 검색

사용자 프로파일 검색 단계는 사용자의 위치, AHP 결과와 같은 정보를 획득하는 단계이다. 사용자 프로파일 검색 과정을 통해 표 3과 같이 사용자 위치와 AHP의 수행 여부, 음악 추천 결과를 확인한다. 또한 사용자의 위치 정보를 기반으로 동일 위치에 기 구축된 추천 음악 정보에 대한 사용 여부를 사용자에게 질의 한다.

<표 3> Context DB

위치	AHP요소	AHP결과	피드백
학교	발라드 솔로/그룹 2000년대	브라운 아이즈 소울-점점	만족
		엠씨더맥스-사랑의시	만족
		브라운아이즈-별써일년	만족
		god-거짓말	기타
		김건모-미안해요	비선호가수

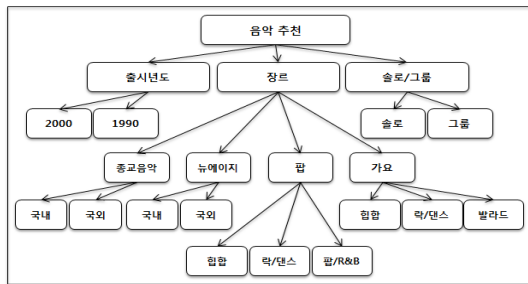
표 3은 Context DB의 내용으로 위치, AHP요소, AHP 결과, 피드백 항목이 저장된다. 특히 AHP결과 항목에서는 가수와 노래명, 피드백 항목에서는 만족과 불만족(사유)가 저장된다.

3.2.2 AHP 적용

가. 계층구성

계층구성 단계는 AHP의 적용에서 가장 중요한 단계로 최상위층에는 가장 포괄적인 의사결정의 목적이다. 그 다음의 계층들은 의사결정의 목적에 영향을 미치는 다양한 요소들로 구성된다[4].

본 논문에서의 AHP의 계층구성 요소는 음악을 표현하는 객관적 기준인 장르, 솔로/그룹, 출시연도를 기준 요소로 삼았으며 보다 정확한 추천을 위해 각각의 기준별 세부 요소를 그림 3과 같이 나누어 적용하였다.



[그림 3] AHP 계층도

나. 쌍대비교

쌍대비교 단계는 상위계층에 있는 요소들의 목표를 달성하는데 공헌하는 직계 하위계층에 있는 요소들을 쌍대 비교하여 행렬을 작성한다. 쌍대비교를 통하여 상위 요소에 기여하는 정도를 9점 척도로 중요도를 부여한다. n개의 요소로 구성되어 있다면 모두 n(n-1)/2회의 비교를 필요로 한다[4].

사용자에게 설문을 실시하여 세분화된 요소에 중요도를 부여한다. 예를 들어 실험자에게 설문을 실시한다. 모든 세분화된 요소에 중요도를 표 4와 같이 부여하면 대각을 중심으로 역수의 형태인 쌍대비교 행렬을 작성한다. 따라서 표 4에서 장르의 출시연도, 솔로/그룹보다 6만큼 상대적 중요도로 매우 중요함과 극히 중요함 사이의 중간값을 가지며 반대로 출시연도, 솔로/그룹은 장르보다 상대적 1/6만큼 낮은 중요도를 갖게 된다.

[표 4] 상대적 중요도

음악추천	장르	출시연도	솔로/그룹
장르	1	6	6
출시연도	1/6	1	1
솔로/그룹	1/6	1	1

다. 중요도 산출 및 일관성 측정

중요도 산출 및 일관성 측정 단계는 사용자가 선호하는 요소에 대해 중요도를 산출하며, 사용자가 부여한 중요도가 일관성이 있는지를 측정하는 단계이다.

한 계층 내에서 비교 대상이 되는 n개 요소의 상대적인 중요도를  $w_i$ 라고 하면, 쌍대비교행렬의  $a_{ij}$ 는  $w_i/w_j$ 로 추정할 수 있다. 즉,  $a_{ij}$ 와  $w_i$ 사이에는 다음식이 성립한다.

$$a_{ij} = w_i/w_j \quad (i, j = 1, \dots, n)$$

따라서  $a_{ij}$ 로 구성되는 행렬 A는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$A = \begin{bmatrix} w_1/w_1 & \dots & w_1/w_n \\ \vdots & \dots & \vdots \\ w_n/w_1 & \dots & w_n/w_n \end{bmatrix}$$

또한 행렬 A에 가중치 벡터  $w = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$ 을 적용하면  $A \cdot W = n \cdot W$ 라고 나타낼 수 있다. n은 행렬 A의 고유값이고, W는 A의 고유벡터이다.

쌍대비교 행렬에서 응답자가 각 평가항목의 상대적 중요도에 일관된 응답을 하지 못할 경우 쌍대비교 행렬의 정확성이 낮아지게 된다. 따라서 일관성지수(Consistency Index, CI)와 일관성 비율(Consistency Ratio, CR)을 이용하여 쌍대비교에 의한 중요도가 일관성을 갖는지 검증해야 한다. 일관성 지수와 일관성 비율은 다음의 식에 의하여 구할 수 있다.

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad CR = \frac{CI}{RI}$$

여기서  $\lambda_{\max}$ 는 최대 고유값이며, RI(Random Index, RI)는 무작위지수이다. CI는 응답자의 응답이 일관될수록 작은 값을 갖으며, 비율이 0.1 이하이면 일관성이 있는 것으로 판정한다[1].

[표 5] 중요도 및 일관성 비율

AHP요소	중요도	CI
장르	0.785	0.08
출시연도	0.149	
솔로/그룹	0.66	

표 5에 의하면 실험자의 장르, 출시연도, 솔로/그룹의 중요도 값을 확인할 수 있고, 3가지 요소 중 장르, 출시연도, 솔로/그룹 순으로 사용자가 음악선택 시 중요하게 생

각하는 것을 알 수 있다. 또한 CI 값이 0.08로 실험자가 각각의 요소에 대해 중요도를 부여한 것이 일관성이 있음을 확인할 수 있다

**라. 종합 중요도 산출**

종합 중요도 산출 단계는 종합 중요도를 구하고, 사용자가 선호는 요소가 무엇인지 알 수 있는 단계이다. 종합 중요도 산출은 AHP의 계층 별 요소에 대한 상대적 중요도를 기반으로 구해진다. 예를 들어 표 6과 같이 장르가 발라드이고 솔로 그룹이면서 출시년도가 2000년대인 곡의 종합 중요도는 다음과 같이 구해진다.

$$\text{종합중요도} = (\text{장르} \times \text{발라드}) + (\text{솔로} \times \text{그룹} \times \text{솔로}) + (\text{출시년도} \times \text{2000년대})$$

표 6은 실험자가 부여한 중요도를 가요라는 요소만 적용한 결과를 나타낸 것이다. 각 요소에 중요도를 부여하여 확인한 결과, 사용자가 선호하는 음악은 장르는 발라드, 솔로/그룹은 동일한 활동, 연도는 2000년대 음악인 것을 확인할 수 있다.

〈표 6〉 종합 중요도

장르	솔로/그룹	출시년도	종합 중요도
발라드	솔로	1990	0.123
		2000	<b>0.149</b>
	그룹	1990	0.123
		2000	<b>0.149</b>
락/댄스	솔로	1990	0.044
		2000	0.044
	그룹	1990	0.070
		2000	0.070
힙합	솔로	1990	0.044
		2000	0.044
	그룹	1990	0.070
		2000	0.070

**3.3 음악추천 및 만족도 평가**

음악추천 및 만족도 평가 단계는 사용자가 선호할 것으로 판단되는 곡을 추천하고, 그 음악들에 대한 만족도를 평가하는 단계이다.

추천으로 제공되는 음악은 추천 1회당 5곡이며, 추천된 음악에 대해 사용자는 만족도 평가를 수행할 수 있다

며 이때 사용자는 음악에 대한 만족/불만족을 선택 할 수 있다. 표 7은 임의의 실험자에게 제공된 추천곡과 피드백 결과를 보여주며 그 결과에서 실험자의 만족도 평가 결과를 통해 발라드, 솔로/그룹, 2000년대에 속하는 곡을 선호하고 총 추천 곡 중 3개의 곡에 만족하고 있음을 알 수 있다.

〈표 7〉 음악추천 및 피드백

AHP요소	AHP결과	만족도
발라드 솔로/그룹 2000년	브라운아이즈소울 - 점점	만족
	엠씨더맥스 - 사랑의시	만족
	브라운아이즈 - 벌써일년	만족
	god - 거짓말	불만족
	김건모 - 미안해요	불만족

**3.4 사용자 피드백**

사용자 피드백 단계는 사용자에게 추천된 음악 중 불만족한 평가결과를 얻은 곡에 대한 사용자 피드백을 처리하는 단계이다. 이때 사용되는 피드백 방법은 명시적 피드백과 명시적 피드백으로 나뉜다. 명시적 피드백의 불만족 사유 결과를, 사용자가 만족하지 않을 경우 불만족 사유에 대한 질의를 생성하고 명시적 피드백을 요청한다.



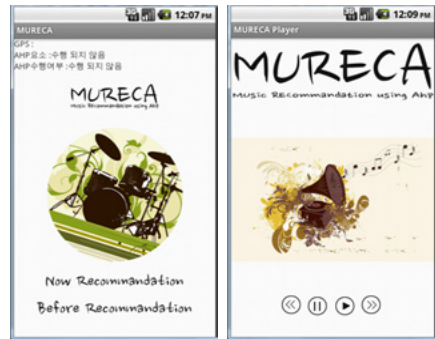
〔그림 4〕 베이지안 네트워크 구조도

목시적 피드백은 Context DB에 저장된 값을 기반으로 베이지안 네트워크를 이용한 확률적 추론을 통해 이루어지며, 이는 사용자 성향을 목시적으로 학습하고 음악 추천 시 지속적으로 반영하고자 함이다. 베이지안 네트워크로 사용되는 노드는 그림 4와 같이 “가수”, “음악” 등의 선호도에 대한 내용으로 구성하였으며 추론된 값은 비선호 음악, 비선호 가수, 어울리지 않는 장소, 기타 등과 같은 항목에 대해 사용자 피드백을 적용하였다.

표 8은 사용자 피드백 결과이며 해당 값을 통해 베이지안 네트워크를 이용한 확률적 추론을 사용하여 실험자에게 목시적 피드백을 적용한다.

〈표 8〉 사용자 피드백

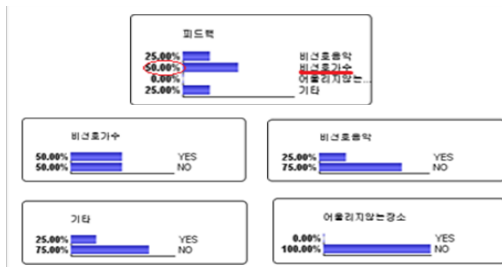
음악	피드백	비선호 음악	비선호 가수	어울리지 않는 장소	기타
거짓말	기타				○
미안 해요	비 선호 가수		○		
제자리 걸음	비 선호 가수		○		
사랑이 될테	비 선호 음악	○			



[그림 6] 첫화면(좌) 및 추천곡 재생화면(우)

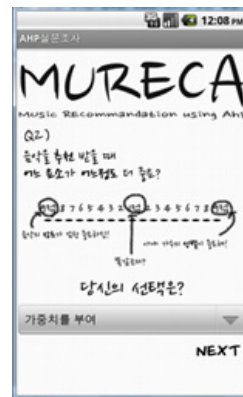
그림 5는 피드백 데이터에 확률적 추론 값을 적용한 결과로, 실험자는 대체적으로 추천된 음악을 만족하지 못하는 이유가 “비선호가수” 때문인 것을 알 수 있다.

명시적 피드백은 묵시적 피드백을 만족하지 않을 경우 사용자에게 명시적 피드백을 요청하여 피드백 결과를 적용한 후 사용자의 위치와 함께 Context DB에 저장한다.



[그림 5] 확률적 추론 값

그림 7은 AHP 수행 중 사용자에게 음악을 추천하기 위해서 사용자가 선호하는 음악 선택 요소에 대한 가중치를 부여하는 과정이다. 이 과정을 통해 사용자의 성향을 파악할 수 있으며 사용자에게 적절한 음악을 추천할 수 있다. 그림 7에서 사용자가 선호하는 음악 추천요소 간 상대적 가중치는 Satty의 9점 척도를 기반으로 하며 마우스 입력을 통해 직접적으로 부여할 수 있다[4].



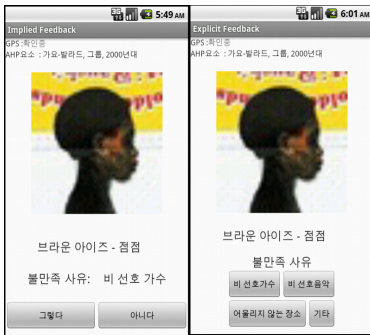
[그림 7] 음악 추천요소의 가중치 부여

#### 4. 구현 및 실험

다음 그림 6의 좌측 그림과 같이 프로그램의 첫 화면에서 사용자의 GPS값과 AHP 수행 요소, AHP 수행 여부를 확인할 수 있다. 특히 AHP 수행 여부에 따라 AHP를 수행하거나 및 기존 AHP 추천 결과를 바탕으로 추천할 수 있다. 따라서 사용자의 기구측된 AHP 수행 결과가 있을 경우 이전에 추천된 음악추천 결과를 반영하여 음악을 추천받을 수 있다.

그림 6의 우측 그림과 같이 음악 추천 화면에서 사용자가 수행한 AHP 요소 값을 확인할 수 있고, 사용자는 추천된 곡을 탐색하며 만족하는 곡을 선택하여 재생할 수 있으며 이때 재생한 음악은 사용자가 만족하는 추천곡으로 선택된다.

그림 8은 사용자가 추천된 음악에 대해 만족하지 않을 경우 적용된 사용자 피드백 화면이다. 사용자 피드백은 먼저 묵시적 피드백을 적용하며 피드백 값인 “비선호가수”를 만족할 경우 “그렇다” 버튼으로 피드백 값을 적용하고, 만족하지 않을 경우 “아니다” 버튼을 통해 다음 피드백인 명시적 피드백으로 넘어간다. 명시적 피드백은 그림 8의 오른쪽 그림과 같이 “비선호가수” 등 4개의 버튼으로 구성되며 사용자의 선택에 의해 명시적으로 피드백 값을 제공받는다.

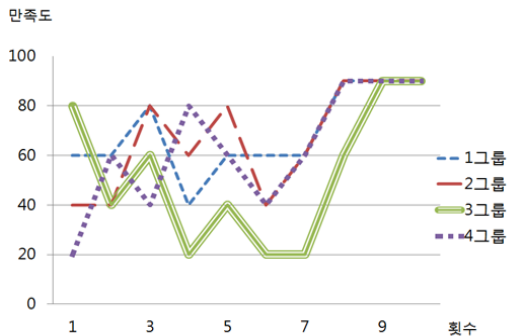


[그림 8] 사용자 피드백 (좌 : 묵시적, 우: 명시적)

#### 4.2 실험

본 논문에서는 MURECA를 이용하여 약 200 곡을 대상으로 4그룹(각 그룹 3명, 전체 12명)으로 나누어 실험하였으며 실험의 만족도는 각 그룹별 누적 평균을 이용하여 종합하였다.

그림 9에서와 같이 실험 초기에는 각 그룹의 추천곡에 대한 만족도가 낮게 나타난다. 그 이유로는 초기 추천곡이 사용자 기호에 적합한 기준의 음악일지라도 생소한 음악이 추천되었을 경우, 그 만족도가 낮게 평가되기 때문이다. 그러나 실험횟수가 증가될수록 사용자에게 익숙하면서도 선호도에 적합한 음악이 추천되어, 각 그룹의 평균 만족도가 87.5% 정도로 급속히 향상되는 것을 확인할 수 있었다.



[그림 9] 실험 만족도

### 5. 결론

기존의 음악 추천 시스템은 사용자 청취로그 등과 같은 방법으로 사용자의 선호도를 제대로 반영하지 못하였

고, 단순한 피드백을 통해 사용자의 선호도를 지속적으로 반영하지 못하였다.

본 논문에서는 AHP기법과 베이지안 네트워크를 통해 사용자의 음악적 선호도를 지속적으로 반영한 음악 추천 시스템을 제안하였다. 실험 초기에는 추천곡에 대한 만족도가 낮게 평가 되었으나, 지속적인 실험을 통해 사용자의 선호도가 반영되어 추천곡에 대한 만족도가 87.5% 이상으로 나타났으며 이를 통해 사용자 적응형 음악추천이 가능함을 확인하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] 김영숙 (2012). AHP를 이용한 한식당 종사자 의식의 상대적 중요도 평가. 산업경제연구, 25(2).
- [2] 박성은 외 (2010). 유사한 취향 사용자의 시간 상황에 따른 선호 아이템에 가중치를 둔 음악 추천. 한국 컴퓨터종합학술대회 논문집, 37.
- [3] 박성은·이동주·이상근·이상우 (2011). 사용자 청취로그의 음악 청취 순서를 이용한 다음 음악 추천. 한국컴퓨터종합학술대회 논문집, 38(1).
- [4] 조근태 외 2명 (2003). 계층분석적 의사결정. 동원출판사.
- [5] Lee, B. G., & Lim, S. S., & Cho, S. B. (2009). Learning Predictive Models of Memory Landmarks based on Attributed Bayesian Networks Using Mobile Context Log, Korean Journal of Cognitive Science, 20(4), 35-554.
- [6] Jensen, F. V. (2001). Bayesian Networks and Decision Graphs, Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York.
- [7] Sung, K. H., & Kong, H. K., & Kim, T. H. (2010). A Study on Threat factors of Information Security in Social Network Service by Analytic Hierarchy Process. Institute of Information Security and Cryptology, 20(6).
- [8] Choi, S. H., & Kim, J. W., & Han, K. H. (2011). Development of Various Input Supporting AHP System and Its Application to Strategic Decision Making, IE Interfaces, 24(3).
- [9] www.expertchoice.com

### 김 남 국



- 2006년 3월 : 공주대학교 컴퓨터공학부(입학)
- 2013년 2월 : 공주대학교 컴퓨터소프트웨어 공학과(학사)
- 관심분야 : 인공지능, 음악추천
- E-mail : knk1034@kongju.ac.kr

### 이 상 용



- 1984년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과 졸업
- 1988년 2월 : 일본동경대학교대학원 총합이공학연구과 공학석사
- 1988년 3월~1989년 2월 : 일본 NEC 중앙연구소 연구원
- 1993년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 전자계산학과 공학박사
- 1996년 9월 ~ 1997년 8월 : University of Central Florida 방문교수
- 1993년 8월 ~ 현재 : 공주대학교 컴퓨터공학부 교수
- 관심분야 : 인공지능, 컨텍스트 예측, 컴퓨터게임 등
- E-Mail: sylee@kongju.ac.kr