

# 음악추천시스템의 다차원 최적화 모형

박 경 수<sup>†</sup> · 문 남 미<sup>††</sup>

## 요 약

일반적으로 추천시스템의 구성변수가 많아질수록 평가함수  $R$ 을 극대화하는 것은 유리하나 계산의 복잡성으로 예측성능과 추천유효성을 저해할 수 있어 구성변수의 증가와 추천 성능을 동시에 해결하는 것이 필요하다. 본 연구는 이러한 과제를 해결하기 위해 음악추천시스템을 대상으로 음악추천 시 평가함수  $R$ 을 극대화하기 위한 다차원 구성요소와 이들의 상대적 중요도에 대해 연구하였다. 이를 위해 관련 선행연구를 바탕으로 도출된 수식과 차원들을 이용하여 다차원 최적화 모형을 수립하고 다차원 최적관계를 도출하기 위한 실제 고객의 사용자로그 자료를 활용하여 다중회귀분석을 하였다. 그 결과 음악선호평가에 있어 상품차원, 사회관계차원, 사용자차원, 상황차원 순으로 상관관계가 높은 것으로 나타났다. 특히 사회관계차원의 구성변수인 인기곡과 상품차원의 구성변수인 음악장르, 최신곡 및 선호아티스트가 음악선호평가와 상관관계가 높은 것으로 나타났다. 한편 도출된 다차원 추천모형은 사용자·상품의 2차원 추천시스템 및 사용자·상품·상황 또는 사용자·상품·사회관계의 3차원 추천시스템과 성능을 비교 평가한 결과 종속변수인 평가함수  $R$ 에 대한 투입된 독립변수들인 각 차원들의 설명력이 가장 높고 또한 평가함수  $R$ 과 사용자차원, 상품차원, 상황차원 및 사회관계차원의 개별 상관관계도 더 높은 것으로 나타났다.

키워드 : 추천시스템, 협업필터링, 다차원모형, 최적관계

## Multidimensional Optimization Model of Music Recommender Systems

Kyong-Su Park<sup>†</sup> · Namme Moon<sup>††</sup>

### ABSTRACT

This study aims to identify the multidimensional variables and sub-variables and study their relative weight in music recommender systems when maximizing the rating function  $R$ . To undertake the task, a optimization formula and variables for a research model were derived from the review of prior works on recommender systems, which were then used to establish the research model for an empirical test. With the research model and the actual log data of real customers obtained from an on line music provider in Korea, multiple regression analysis was conducted to induce the optimal correlation of variables in the multidimensional model. The results showed that the correlation value against the rating function  $R$  for Items was highest, followed by Social Relations, Users and Contexts. Among sub-variables, popular music from Social Relations, genre, latest music and favourite artist from Items were high in the correlation with the rating function  $R$ . Meantime, the derived multidimensional recommender systems revealed that in a comparative analysis, it outperformed two dimensions(Users, Items) and three dimensions(Users, Items and Contexts, or Users, items and Social Relations) based recommender systems in terms of adjusted  $R^2$  and the correlation of all variables against the values of the rating function  $R$ .

Keywords : Recommender Systems, Collaborative Filtering, Multidimensional Model, Optimization

### 1. 서 론

추천시스템은 정보기술(information technology)의 발달에 따른 정보의 홍수 속에서 사용자의 요구 사항과 선호를 바탕으로 사용자와 공급자 양측의 이익을 위해 사용자가 합당

한 제품을 선택하기 위한 의사결정 지원을 위한 수단이라 할 수 있다[1]. 기업의 입장에서는 치열해진 시장경쟁에서 고객들에게 차별화된 서비스를 제공하는 것이 생존의 필수 조건이 되었고 고객의 입장에서도 다양한 상품이나 서비스를 편리하고 빠르게 구입할 수 있는 유리한 상황이 되었지만 정보의 과부하로 어떠한 것을 선택할 것인가의 또 다른 문제에 직면하게 되었다.

추천시스템은 보통 모든 사용자와 상품에 대한 벡터에서 가장 높은 평가를 받은 상품을 대상사용자에게 추천하는 것이라 할 수 있다. 그러나 실질적으로는 알지 못하는 평가에 대해 모든 사용자와 상품의 조합에 대해 추정을 하지 않는

※ 이 논문은 2011년도 호서대학교의 재원으로 학술연구비 지원을 받아 수행된 연구임(2011-0061).

† 경 회 원 : 대구대학교 산학협력단 조교수

†† 종신회원 : 호서대학교 벤처전문대학원 IT응용기술학과 부교수(교신저자)

논문접수 : 2011년 11월 9일

수정일 : 1차 2012년 1월 5일, 2차 2012년 1월 30일

심사완료 : 2012년 1월 31일

데 이러한 추정상의 비용을 절약할 수 있는 방법들이 바로 추천시스템의 추정알고리즘이며 이에 는 내용기반 추천시스템(content based recommender systems)과 협업필터링 추천시스템(collaborative filtering recommender systems)이 있고 이를 결합한 결합추천시스템(hybrid recommender systems)이 있다[2][3]. 협력필터링 추천이 일반적으로 많이 사용되는 추천방식이지만 상황적 요소를 고려하지 않아 모든 상황에서 동일한 추천 결과를 제시하는 문제점을 개선하기 위하여 상황을 고려한 추천시스템이 등장하였다[4][5]. 또한 최근에는 사회관계망(social network)의 영향을 받아 사회관계망까지도 포함하는 추천시스템으로 다양화되고 있다[6][7][5][8].

한편 Adomavicius[4]는 상황을 고려한 추천시스템을 좀 더 일반화 시켜 다차원 추천시스템(multidimensional recommender systems) 개념을 도입하였는데 추천시스템의 결정변수가 사용자, 상품의 2차원뿐 아니라 다른 여러 차원들, 예를 들어 시간, 장소, 계절, 사회관계 등의 차원에 의해서도 결정된다는 개념이다. 즉 추천공간을 [사용자프로파일 집합×상품프로파일집합×시간프로파일집합×장소프로파일 집합]으로 나타낼 수 있고 평가함수  $R$ 은 모든 가능한 평가 값의 Vector라고 할 수 있다. 따라서 추천의 핵심 문제는 추천공간과 평가함수  $R$ 이 주어졌을 때 첫째, 어떤 다차원을 선택하고 둘째, 선택된 차원을 대상으로 어떤 구성요소를 결정하여 평가함수  $R$ 을 극대화시키는 추천을 할 것인가의 문제이다[4][9].

다차원 기반 추천이 2차원이나 3차원 추천대비 차원이 많으므로 평가함수  $R$ 을 극대화하는 데 유리할 수 있다. 그러나 차원이 많아질수록 차원 간 및 개별 차원의 구성변수 간의 상대적 중요도가 명시적으로 주어지지 않으면 차원의 추가는 오히려 계산의 복잡성으로 예측성능과 추천유효성을 저해할 수 있다. 따라서 차원의 증가와 추천 성능의 개선을 동시에 해결하고자 하는 것이 본 연구의 배경이라 할 수 있다.

이를 위해 실제 음악사용 데이터를 이용하여 평가함수  $R$ 과 다차원 간 상관관계를 분석하고 이를 통해 다차원 최적화 모형을 도출하며 이 결과를 바탕으로 기존 상품·사용자의 2차원 및 상품·사용자·상황 또는 상품·사용자·사회관계의 3차원 추천시스템 대비 다차원 최적화 추천시스템이 평가함수  $R$ 을 극대화하는 데 더 유용한지를 검증하는 것이 본 연구의 핵심이라고 할 수 있다.

본 논문의 구성은 제 2장에서는 관련 선행연구를 하였고 제3장에서는 다차원 최적관계식을 수립하고 개별 차원 및 구성변수를 정의하였으며 제4장에서는 최적관계를 실증적으로 도출하고 그 결과를 해석하였으며 제5장은 도출된 모형의 성과평가에 대해 기술하였고 제6장은 연구의 요약과 향후 과제에 대해 제시하였다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 상황을 고려한 추천시스템

추천과정에 있어 추천의 정확성을 제고하기 위해서 사용

자와 상품에 대한 정보만으로 불충분하고 사용자의 의사결정 시나리오에 영향을 미치는 상황정보를 포함시키는 것이 중요하다고 보았다. 즉 사용자에게 “언제”, “어떤” 내용의 추천을 할 것 인가가 중요하다[4][7][5].

상황의 정의에 대해 Schmidt[10]는 상황을 물리적 환경, 인간적 요소 그리고 시간 등의 세 가지 차원을 사용하였고 Benerecetti[11]는 상황을 물리적 상황과 문화적 상황으로 분류하였으며 Dey[12]는 상황을 장소, 주제, 시간, 행동의 4가지로 분류하였다. 한편 Woerndl[7]은 상황정보를 물리적 환경정보(physical context)인 사용자의 현재의 위치, 시간, 환경상황 등과 사회적 환경정보(social context)인 사용자의 사회관계, 버디리스트, 과거 연관관계 등으로 분류하였다.

따라서 상황은 상황 프로파일이라는 상황 속성으로 나타낼 수 있고 이러한 상황 프로파일의 집합을  $C$ 라고 하고 다음과 같이 표현할 수 있다[4][7][5].

$$R : U \times I \times C \rightarrow Ratings \tag{1}$$

단,  $R$  : 평가함수

$U$  : 사용자 프로파일 집합

$I$  : 상품 프로파일 집합

$C$  : 상황 프로파일 집합

$Ratings$  : 평가치 공간(space)

상황을 고려한 추천시스템은 기본적으로 협업필터링 추천에 상황을 반영하는 것으로 이에 는 두 가지 방법이 있다. 첫째방법은 상황에 상관없이 전체적으로 유사한 성향을 보이는 사용자를 먼저 구한 뒤 이 사용자가 추천하는 시점과 유사한 상황에서 선호한 상품을 추천하는 방식이고 둘째 방법은 추천시점의 상황에서 유사한 사용자를 찾아서 그 사용자가 같은 상황에서 선호한 상품을 추천하는 방식이다. 이 두 가지 방법 중 각 상황에 맞는 유사한 사용자를 매번 구하여 추천하는 것이 더 높은 추천 성능을 보이는 것으로 나타났다[13].

### 2.2 사회관계를 고려한 추천시스템

상황차원 이외에 사회관계차원도 우리의 행위나 정보욕구에 대한 중요한 핵심결정요인이다. 특히 음악, 영화, 의류 등의 추천시스템은 감성적 사업영역 (taste-related business domains)으로써 컴퓨터, 기술시스템, 건강관련 등의 이성적 사업영역 (rational domains)과는 개인의 수용성 등에 미치는 차원의 영향이 상당히 다를 것이다. 즉 감성 관련 사업영역에 있어 타 그룹 구성원들의 추천요구나 추천평가 과정에 있어 친목그룹, 그룹 구성원, 오피니언 리더들의 의견 등에 많은 영향을 받고 있다[7].

최근에는 사람 또는 사물간의 관계를 네트워크관점에서 분석하는 사회관계망분석(Social Network Analysis)이 많이 연구되고 있다. 이는 원래 유전, 교통, 조직 등의 네트워크 구조 분석을 위해 널리 사용되어 왔고 최근에는 추천시스템 분야에서도 이를 활용하여 기존연구의 문제점을 해결하고자

하는 중인데, 핵심은 사회관계모형을 추천시스템에 어떻게 이용할 것인가의 문제다. 따라서 사회관계망분석은 관계 및 구조적 특징을 분석을 위해 쓰이는 기법들(예를 들어 중심성분석 기법 등)을 원용하여 전통적 협업필터링에서의 사용자 이웃의 형성에 대비하여 사회적 이웃의 형성이 추천에 얼마나 더 효율적인지에 대한 연구라고 할 수 있다[14][8].

### 2.3 다차원 추천시스템

Adomavicius[4]는 상황을 고려한 추천시스템에서 상황을 시간과 공간 등으로 각각 분리해서  $n$ 개의 다차원으로 일반화한 다차원 추천시스템(multidimensional recommender systems) 개념을 도입하였다. 이는 추천시스템의 결정차원이 사용자-상품의 2차원뿐 아니라 다른 여러 차원들, 예를 들어 시간, 장소, 계절, 사회관계 등의 차원에 의해서도 결정된다는 개념으로 Kimbal[15]과 Chaudhuri & Dayal[16]이 제시한 데이터 warehousing 이나 OLAP (online analytical processing) application을 위한 다차원 데이터 모형을 원용하였다.

다차원 추천의 특징은 첫째, 전통적인 2차원(사용자, 상품)의 확장이라 할 수 있고 둘째, 평가예측에 있어 협업필터링기법은 동질한 상황인식을 가정하고 추천을 하기 위해 수집된 모든 데이터를 이용하는데 비해 다차원 기반에서는 사용자의 특별한 기준에 맞는 적합한 상황과 관련된 데이터만을 이용하는 reduction based method를 이용하며 셋째, 다중전략기법 (multi-strategy)과 기계학습방법 (local machine learning method)을 이용한다.

다차원을  $D_1, D_2, \dots, D_l, \dots, D_n$ 이라고 할 때 개별차원  $D_i$ 를 구성하는 구성요소  $d_{ij}$  (단,  $j=1, \dots, n$ )는  $D_i \subseteq d_{i1} \times d_{i2} \times \dots \times d_{in}$ 로 나타낼 수 있다[4]. 따라서 추천의 문제는 추천 공간  $S = D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n$ 과 평가함수  $R: D_1 \times \dots \times D_n \rightarrow Ratings$ 가 주어졌을 때;

- 1) 어떤 다차원  $D_{j_1}, \dots, D_{j_k}$  ( $k < n$ )을 선택하고
- 2) 선택된 차원  $D_{j_1}, \dots, D_{j_l}$  ( $l < n$ )을 대상으로,

어떤 구성요소  $(d_{j_1}, \dots, d_{j_l}) \in D_{j_1} \times \dots \times D_{j_l}$ 를 결정하여 평가함수  $R(d_1, \dots, d_n)$ 을 극대화시키는 추천을 할 것인가의 문제라고 할 수 있다

다차원 추천시스템은 2차원이나 3차원 추천시스템 대비 차원이 많으므로 평가함수  $R$ 을 극대화하는 데 유리할 수 있다. 그러나 차원이 많아질수록 차원 간 및 개별차원의 구성요소 간 상대적 크기가 명시적으로 주어지지 않으면 차원의 추가가 오히려 계산의 복잡성과 예측성능 및 추천유효성을 저해할 수 있다는 한계점이 있다. 이러한 복잡성을 완화하기 위해서 Adomavicius[4]는 통합분류나 차원감축 방법을 제시하였다. 따라서 본 연구는 이러한 Adomavicius의 다차원 추천의 한계점을 극복하기 위해 차원 간 최적관계를 도출하고 도출된 상대적 가중치를 추천 절차에 반영함으로써

여타 추천시스템 대비 추천 성능의 개선을 가져올 수 있는데 이것이 Adomavicius의 연구 및 타 추천연구와 차별되는 점이라 할 수 있다.

### 2.4 다차원 변수관련 연구

다차원의 개별차원을 구성하는 요소에 어떤 변수를 포함시킬 것인가 하는 문제는 기계학습(Koller와 Sahami, 1996[17])과 데이터마이닝 (Liu와 Motoda, 1998[18]) 그리고 통계추정(Chatterjee 등, 2000[19]) 등에서 제기되어온 문제이다.  $D_1$ (상품),  $D_2$ (사용자),  $D_3$ (상황),  $D_4$ (사회관계)의 개별 차원을 구성하고 있는 구성 변수들을 채택하고 정의함에 있어 사용자의 음악청취 기록은 Source정보를 기반으로 하는데 대체적으로 사용자정보, 청취음악정보, 상황정보, 관계정보로 이루어진다고 할 수 있다. 사용자정보는 연령, 성별, 학력, 결혼여부, 직업 등의 인구통계학적 특성과 요금제, 개인의 이용패턴, 개인의 성격, 취미, 소비패턴, 개인의 감성 등이 있고, 청취음악정보로는 선호장르, 선호무드, 선호아티스트, 선호음악 등이 있으며, 상황정보로는 날씨, 시간, 월, 계절, 요일, 기온, 장소 등이 있고 관계정보로는 그룹 및 커뮤니티정보, 영향력지수, 관계지수, 오픈이더티정보 등이 있다[13][4][7][20][14].

## 3. 다차원 최적화 모형의 수립

### 3.1 최적관계식 도출

추천시스템의 핵심은 Rating에 있고 Rating의 품질제고를 위해 상황 및 사회관계 차원도 포함하는 다차원 추천시스템을 가정한다면 평가함수  $R$ 은 아래의 수식으로 표현할 수 있다.

$$R: D_1 \times D_2 \times D_3 \times D_4 \rightarrow Ratings \quad (2)$$

이때  $D_1$ 은 상품을  $D_2$ 는 사용자를  $D_3$ 는 상황을  $D_4$ 는 사회관계라고 할 수 있다.

평가함수  $R$ 을 극대화하기 위해 각 다차원 간 상대적 중요도 또는 가중치(weight)에 대한 최적화가 필요하며 이는 다음의 수식으로 나타낼 수 있다[21].

$$R: W_1D_1 \times W_2D_2 \times W_3D_3 \times W_4D_4 \rightarrow Ratings \quad (3)$$

$$Rating Value Max_{k=1 \dots 4} (R_k) \quad (4)$$

$$\text{단, } R_i = W_1D_1 + W_2D_2 + W_3D_3 + W_4D_4$$

$$R_i = \sum_{k=1}^4 D_k$$

$$W_i = \frac{1}{N} \times \sum_{k=1}^4 \frac{D_i}{R_k}$$

$$W_i : i \text{ 번째의 가중치 (weight), } \sum_{k=1}^n W_k = 1$$

$N$  : 모든 차원의 합

식(4)에서 보는 보와 같이 차원 간 최적관계성을 도출하기 위해서는 Rating Value  $R_i$ 가 최대가 되는  $W_1, W_2, W_3, W_4$ 에 대한 값 (weight)을 구해야 하며 이를 위해서는 개별 차원 내에서의 구성요소 간의 최적관계 도출이 필요하다. 즉 식(5)의  $r_{ijk}$ 가 최대가 되는  $w_{ij}$ 에 대한 값 (weight)을 구해야 한다.

$$r_{ijk} = w_{ij}d_{1k} + w_{ij}d_{2k} + w_{ij}d_{3k} + w_{ij}d_{4k} \quad (5)$$

단,  $i = 1, \dots, 4, j = 1, \dots, m, k = 1, \dots, n$

### 3.2 다차원 변수의 정의

#### 3.2.1 상품차원과 잠재 구성변수

$D_1$ 을 구성하는 요소들은 주로 상품의 프로파일을 나타내는 것으로  $d_{11} \times d_{12} \times \dots \times d_{1n}$ 으로 표현하기로 하며  $D_1$ 을 구성하는 주요 요소로는 곡명, 장르, 아티스트, 요금제 등이 있는데 음악추천시스템 연구 등 [38][39][40][41][42]에서 제시된 상품차원 프로파일과 Technology Acceptance Model (TAM) [37]에 기초한 시스템차원 독립변수 연구 [22][23][24]를 바탕으로 참신성과 새로움, 오락성을 감안하여 청취 음악의 곡명, 장르, 아티스트, 최신곡 등을 상품차원의 잠재 구성변수로 정의하였다.

#### 3.2.2 사용자차원과 잠재 구성변수

$D_2$ 의 구성요소는 주로 사용자의 프로파일을 나타내는 것으로  $d_{21} \times d_{22} \times \dots \times d_{2n}$ 으로 표현하기로 하며  $D_2$ 를 구성하는 주요 요소는 연령, 성별, 직업, 결혼여부, 주소 등의 인구통계학적 요소와 월간 청취곡 수, 다운로드채널 등이 있다. 이들 중 Uittenbogerd [25]의 음악추천시스템 연구에서 음악선호에 영향을 미치는 것으로 나타난 인구통계학적 요소인 연령, 성별, 직업을 구성변수로 정의하였다. 이외에 TAM에 기초한 사용자차원 독립변수 연구 [22][23][24]를 바탕으로 내적흥미와 즐거움 등을 감안하여 사용자가 선호하는 음악적 요소(예, 선호 곡, 선호 장르, 선호 아티스트 등)를 잠재 구성변수로 정의할 수 있으나 동 요소들은 상품 차원과 중복되어 본 연구에서는 상품차원에서 정의하였다.

#### 3.2.3 상황차원과 잠재 구성변수

$D_3$ 의 구성요소는 주로 상황의 프로파일을 나타내는 것으로  $d_{31} \times d_{32} \times \dots \times d_{3n}$ 으로 표현하기로 하며  $D_3$ 를 구성하는 주요 요소는 시간, 일자, 날씨, 계절, 장소 등이 있으나 음악추천시스템 연구 등 [13][43][7]에서 제시된 상황차원 프

로파일과 TAM에 기초한 상황차원 독립변수 연구 [26][27][28][35][24]를 감안하여 장소는 제외하고 시간, 일자, 날씨, 계절 등을 잠재 구성변수로 정의하였다.

#### 3.2.4 사회관계차원과 잠재 구성변수

$D_4$ 의 구성요소는 주로 사회관계의 프로파일을 나타내는 것으로  $d_{41} \times d_{42} \times \dots \times d_{4n}$ 으로 표현하기로 하고  $D_4$ 를 구성하는 주요 요소는 그룹 및 커뮤니티정보, 영향력지수, 관계지수, 오픈이더 정보 등이 있으나 추천시스템 연구 [7][44][45][46]에서 사회관계차원 프로파일로 제시되고 TAM에 기초한 사회관계차원 독립변수 연구 [29][30][36][24]를 고려하여 사회적 영향 및 타인의 이용도를 잠재 구성변수로 정의하였다.

## 4. 실험 및 분석

### 4.1 실험자료

본 연구에서 사용한 데이터는 유무선망을 기반으로 온라인음악을 제공하는 국내 음악전문사이트 M사로부터 2010년 11월 1일부터 2011년 1월 31일까지 3개월 동안 계속하여 가입상태에 있으면서 음악서비스를 다운로드받은 20대 가입자 1,492명이 청취한 252,757건의 다운로드 이력을 수집하였으며 총 40,809곡의 음악이 수집되었다. 이 사용자 자료에는 개인별로 3개월 기간 동안 다운로드 받았던 곡명, 아티스트, 음악장르, 그리고 다운로드 받은 시간과 개인의 기본적인 인구통계학적 자료로 구성되어있다.

<표 1> 원자료와 수정자료의 통계비교

자료	원 자료	수정 자료
다운로드 건수	252,757	85,202
청취 곡 수	40,809	9,810
사용자	1,492	602
사용자당 평균 다운건수	169.4	141.5
사용자당 평균 청취 곡 수	27.4	16.3
곡당 평균 다운로드 건수	6.2	8.7

한편 다운로드 곡 중 사용자수가 너무 적은 곡은 추천 성능이 매우 낮은 것으로 연구되어 본 연구에서는 실제로 사용자들이 최소다운로드 25회 이상 받은 곡을 기준으로 자료를 재분류한 결과 곡수는 9,810곡이고 사용자는 602명이었으며 다운로드 건수는 85,202건이었다[13]. 원 자료와 수정 자료의 차이점은 곡당 평균 다운로드 건수이며 따라서 수정 자료는 원 자료 대비 이웃사용자를 더 잘 찾을 수 있을 것이다. 원 자료와 수정 자료에 대한 간단한 통계내용은 <표 1>과 같고 이의 인구통계적 특성은 <표 2>와 같다.

〈표 2〉 수정자료의 인구통계학적 특성

특성	구분	값	분포
성별	남	277	46.0%
	여	325	54.0%
직업	학생	197	32.7%
	전문직	42	7.0%
	공무원	15	2.5%
	회사원	54	9.0%
	기타	294	48.8%
	나이		
	20	48	8.0%
	21	58	9.6%
	22	69	11.5%
	23	67	11.1%
	24	59	9.8%
	25	73	12.1%
	26	63	10.5%
	27	53	8.8%
	28	60	10.0%
	29	52	8.6%
요금제	무제한 다운로드+무제한듣기	110	18.3%
	150곡 다운로드+무제한듣기	114	18.9%
	150곡 다운로드	127	21.1%
	40곡 다운로드+무제한듣기	115	19.1%
	40곡 다운로드	136	22.6%
	합계	602	100.0%

4.2 음악선호에 대한 평가치 부여

실험자료인 다운로드받은 고객의 청취자료에는 고객이 평가한 선호도 점수가 없고 구매 데이터만 있는데 이 경우에는 고객의 구매데이터를 상품선호도에 대한 이진(binary) 평가점수로 변환 후 이웃집단을 형성하고 상품의 선호도를 예측할 수 있다[31]. 그러나 이 경우에도 개별 사용자의 평가점수는 존재하지 않지만 사용자 집단의 평가점수는 존재한다고 가정하였기 때문에 본 연구에서는 602명의 사용자 집단의 평가점수를 구하기 위하여 그들이 다운로드받은 곡 9,810곡을 대상으로 국내 음악전문사이트 M사와 B사의 2010년 4월부터 2011년 3월까지 12개월 기간 동안의 월간 Top 100에 나타난 장르별 순위 곡을 기준으로 <표 3>과 같이 10점 평가 척도의 점수를 부여하였다.

평가점수를 장르별 월간 Top 100을 기준으로 한 이유는 월간 Top 100이 가장 많이 청취한 곡을 기준으로 순위를 정하기 때문인데 M사의 경우는 월간 단위로 장르별 다운로드 받은 곡 60% 비율과 스트리밍 받은 곡 40% 비율로 순위를 정하고 B사는 다운로드 받은 곡과 스트리밍 받은 곡을 각각 50% 비율로 하여 순위를 정한다.

〈표 3〉 평가점수 부여 표

Top 순위	2010년								2011년				
	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	
1-10	9.0	9.0	9.0	9.0	9.5	9.5	9.5	10	10	10	9.5	9.5	
11-20	8.0	8.0	8.0	8.0	8.5	8.5	8.5	9.0	9.0	9.0	8.5	8.5	
21-30	7.0	7.0	7.0	7.0	7.5	7.5	7.5	8.0	8.0	8.0	7.5	7.5	
31-50	6.0	6.0	6.0	6.0	6.5	6.5	6.5	7.0	7.0	7.0	6.5	6.5	
51-70	5.0	5.0	5.0	5.0	5.5	5.5	5.5	6.0	6.0	6.0	5.5	5.5	
71-100	4.0	4.0	4.0	4.0	4.5	4.5	4.5	5.0	5.0	5.0	4.5	4.5	

결과적으로 평가 점수를 받은 곡수는 1,224곡이었고 Top 순위에 들어있지 않아 평가 점수를 받지 못한 곡 8,586곡은 평점 3점을 부여하였다.

4.3 최적화 모형 측정변수의 정의

Rating Value  $r_{ijk}$ 가 최대가 되는  $w_{ij}$ 에 대한 값을 구하기 위해 602명의 사용자가 다운로드받은 개별 음악에 대한 평가치를 종속변수로 하고 개별차원의 구성요소를 독립변수로 하여 상관관계를 구하여야 하나 개인의 평가치 대신에 앞서 서술한 장르별 월간 Top 100의 순위에 의한 평점을 부여하여 개인별 다운로드받은 음악의 평균평점을 종속변수로 의제하였다. 이는 개인별 다운로드받은 음악의 평균평점에는 개인의 음악적 특성이 반영되어 있다고 볼 수 있기 때문이다.

4.3.1 상품차원의 측정변수

잠재 구성변수인 장르, 아티스트, 최신곡 등을 측정 대상으로 하되 이들을 측정하기 위하여 아래의 변수를 상품차원의 측정변수로 설정하였다. 다만 장르는 세분화하여 제1 선호장르, 제2 선호장르, 제3 선호 장르의 3가지로 구분하여 각각 측정변수로 선정하였다. 그 이유는 현재 우리나라의 온라인 음악시장은 10대와 20대가 주도하고 있고 이들의 특성은 발라드장르와 댄스장르 위주(다운로드받은 곡의 약 80%에 해당)로 음악을 청취하기 때문에 선호장르를 세부적으로 구분함으로써 발라드장르와 댄스장르 이외의 다른 장르 선호도 반영하고자 했다.

- $d_{11}$  : 선호장르 1 음악의 평균 평점  
(다운로드받은 곡 중 제일 비중 큰 장르 평균평점)
  - $d_{12}$  : 선호장르 2 음악의 평균 평점  
(다운로드받은 곡 중 두 번째 큰 장르 평균평점)
  - $d_{13}$  : 선호장르 3 음악의 평균 평점  
(다운로드받은 곡 중 세 번째로 큰 장르 평균평점)
  - $d_{14}$  : 선호아티스트 음악의 평균 평점  
(다운로드받은 제일 비중 큰 아티스트 평균평점)
  - $d_{15}$  : 최신곡의 평균 평점  
(발매일 5일 이내에 다운로드 받은 곡 평균평점)
- 이때,  $3 \leq d_{11}, d_{12}, d_{13}, d_{14}, d_{15} \leq 10$

4.3.2 사용자차원의 측정변수

잠재 구성변수인 연령, 성별, 직업을 대상으로 하되 이들을 각기 측정하기 위하여 다음의 변수를 사용자차원의 측정변수로 설정하였다.

- $d_{21}$  : 연령별 음악 평균 평점  
(20세부터 29세까지의 다운로드받은 곡의 평균 평점)
- $d_{22}$  : 성별 음악 평균 평점  
(남자와 여자가 다운로드받은 곡 각각의 평균 평점)
- $d_{23}$  : 직업별 음악 평균 평점  
(직업별로 다운로드받은 곡의 평균평점)  
이때,  $3 \leq d_{21}, d_{22}, d_{23} \leq 10$

4.3.3 상황차원의 측정변수

본 연구에서는 계절, 월, 요일, 일자, 날씨를 고정시키고 다운로드시간(하루 중 때)차원만을 대상으로 하여 시간대별 다운로드받은 음악의 평균 평점을 상황차원의 측정변수로 설정하였다.

- $d_{31}$  : 시간대별 다운로드 음악의 평균 평점  
(0시-24시까지 시간대별 다운로드받은 곡 평균평점)  
이때,  $3 \leq d_{31} \leq 10$

4.3.4 사회관계차원의 측정변수

잠재 구성변수인 사회적 영향 및 타인의 이용도를 대상으로 하되 이들을 각기 측정하기 위하여 다음의 변수를 사회관계차원의 측정변수로 설정하였다.

- $d_{41}$  : 인기곡의 평균 평점  
(장르별로 월간 Top 100에 포함된 곡의 평균평점)
- $d_{42}$  : 추천곡의 평균 평점  
(M사에서 사내 외 음악전문가의 의견을 받아 매일 고객에게 공개적으로 제안하는 곡의 평균평점)  
이때,  $3 \leq d_{41}, d_{42} \leq 10$

4.4 상관관계 도출을 위한 다중회귀분석

4.4.1 다중회귀분석의 적용

602명의 사용자 집단의 다운로드받은 음악자료를 기반으로 다중회귀분석을 통해 이 weight값을 구하였다. 이때 다중회귀분석을 적용한 이유는 앞서 도출한 식(5)에서 보는 바와 같이  $r_{ijk}$ 가 최대가 되는  $w_{ij}$ 에 대한 값 (weight)을 구함으로써 최적관계를 도출할 수 있는데 이는 하나의 종속변수  $r_{ijk}$ 에 대해 수개의 독립변수들  $d_{nk}$ 의 관계를 분석하는 것으로 독립변수들과 종속변수들이 평가 평점을 기반으로 선형관계를 가정할 수 있기 때문이다[32]. 한편 다중회귀분석 시에는 단계선택방식을 채택하였는데 이는 어느 정도

이상의 설명력이 있는 변수들로부터 구성된 회귀식을 발견하는데 유용하다[32]. 종속변수  $r_{ijk}$ 는 개인별 청취 음악의 평균평점으로 하고 독립변수는  $D_1$ (상품)차원에서는  $d_{11}, d_{12}, d_{13}, d_{14}, d_{15}$ ,  $D_2$ (사용자)차원에서는  $d_{21}, d_{22}, d_{23}$ ,  $D_3$ (상황)차원에서는  $d_{31}$ ,  $D_4$ (사회적 관계)차원에서는  $d_{41}, d_{42}$ 를 설정하였다.

4.4.2 회귀분석 결과 요약

SPSS 19.0을 이용하여 단계선택방식의 다중회귀분석 결과 투입된 11개 독립변수 모두가 11단계에서 회귀모형식에 진입되었고 제거된 변수는 없다. 한편 다중회귀분석의 결정계수인  $R^2$ 은 종속변수의 분산 중 독립변수들에 의해 설명되는 비율을 나타내는 데 <표 4>에서 보는 바와 같이 .476로 나타났으며 이는 투입된 11개의 독립변수들이 종속변수인 개인별 청취음악의 평균평점으로 정의된 Rating Value를 47.6% 설명하고 있음을 알 수 있다.

<표 4> 다차원 모형의 회귀분석 요약

모형	R	R <sup>2</sup>	수정된 R <sup>2</sup>	추정값 표준오차	통계량 변화량				
					△R <sup>2</sup>	△F	df1	df2	p△F
11	.690	.476	.466	.41758	.004	4.985	1	590	.026

한편 다차원 모형의 다중회귀식은 비표준화계수(B)에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$Y = -66.842 + .202d_{11} + .156d_{12} + .086d_{13} + .074d_{14} - .28d_{15} + .554d_{21} + .869d_{22} + .829d_{23} + .55d_{31} + .1127d_{41} + .169d_{42} \quad (6)$$

그러나 독립변수의 영향력의 상대적 크기는 독립변수들의 단위가 다르기 때문에 표준화된 회귀계수로써 비교해야 한다[40]. 따라서 <표 5>에 나타난 표준화계수(베타)의 절대값을 비교하여야 한다.

$d_{41}$ (인기곡)의 값이 .607로 가장 크고 이어서  $d_{15}$ 최신곡(-.259),  $d_{14}$ 선호아티스트(.219),  $d_{42}$ 추천곡(.188),  $d_{11}$ 선호장르1(.182),  $d_{12}$ 선호장르2(.161),  $d_{13}$ 선호장르(.108), 등의 순이며  $d_{21}$ 연령(.084),  $d_{22}$ 성별(.067),  $d_{23}$ 직업(.095) 및  $d_{31}$ 다운로드시간대(.087)등은 대체로 낮게 나타나고 있다. 한편 독립변수  $d_{22}$ 는 유의수준  $p < 0.05$ 에서 나머지 모든 변수는 유의수준  $p < 0.01$ 에서 통계적으로 유의적이었다.

끝으로 독립변수들 간의 상관관계를 나타내는 공선성 통계량을 알기위해 <표 6>을 보면 모든 변수가 다중공선성의 기준인 .80보다 작고 또한 공차한계와 분산팽창요인(VIF)도 각각 .309 ~ .984와 1.016 ~ 3.236으로서 공차한계 기준치인 .10 보다 훨씬 크고 분산팽창 기준치인 10보다 훨씬 작으므로 다중공선성 문제는 무시해도 좋다고 볼 수 있다[32].

〈표 5〉 다차원 모형의 회귀식 계수 값

모형	비표준화 계수		표준화 계수	t	유의확률
	B	표준 오차	베타		
(상수)	-66.842	23.073		-2.897	.004
d41	1.127	.069	.607	16.291	.000
d14	.074	.010	.219	7.064	.000
d23	.829	.263	.095	3.151	.002
d21	.554	.197	.084	2.810	.005
d12	.156	.033	.161	4.758	.000
d11	.202	.039	.182	5.196	.000
d15	-.280	.058	-.259	-4.825	.000
d42	.169	.048	.188	3.524	.000
d13	.086	.025	.108	3.421	.001
d31	.550	.190	.087	2.899	.004
d22	8.690	3.892	.067	2.233	.026

〈표 6〉 다차원 모형의 공선성 분석

분산비율											
상수	$d_{41}$	$d_{14}$	$d_{23}$	$d_{21}$	$d_{12}$	$d_{11}$	$d_{15}$	$d_{42}$	$d_{13}$	$d_{31}$	$d_{22}$
.00	.00	.00	.65	.12	.00	.00	.00	.00	.00	.19	.00

4.5 최적관계 도출 및 해석

4.5.1 최적관계 요약

〈표 7〉에 나타난 바와 같이 상품차원( $D_1$ )과 음악선호평가의 상관계수는 .929(절대값)로 사용자차원( $D_2$ ) 상관값 .246, 상황차원( $D_3$ ) 상관값 .087, 사회관계차원( $D_4$ ) 상관값 .795대비 가장 상관관계가 높다고 할 수 있다. 즉 상품차원이 음악평가에 가장 큰 영향을 미치고 뒤이어 사회관계차원과 사용자차원이라 할 수 있다. 상황차원은 구성변수가 하

〈표 7〉 다차원 모형의 최적관계

		$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$
구성 변수 간	$d_{m1}$	.182	.084	.087	.607
	$d_{n2}$	.161	.067		.188
	$d_{o3}$	.108	.095		
	$d_{p4}$	.219			
	$d_{q5}$	-.259			
다차원 간		.929	.246	.087	.795

단,  $m=1,2,3,4$ ,  $n=1,2,4$ ,  $o=1,2$ ,  $p=1$ ,  $q=1$

나로 되어 있어 다소 상관관계가 낮게 나타났을 수 있다. 결론적으로 투입된 11개의 모든 독립변수들이 회귀식에 진입하였고 통계적으로도 유의미하며 종속변수인 개인별 청취 음악의 평균평점으로 정의된 Rating Value를 47.6% 설명하고 있다.

4.5.2 상품차원의 최적관계 해석

상품차원의 구성변수 중  $d_{14}$  선호아트리스트는 음악선호평가와 비교적 높은 상관값(.219)을 보이고 있다. 비록 선호장르 1, 2, 3이 개별적으로 보면 최신곡이나 선호아트리스트 보다 상관관계가 낮지만 장르 전체로 보면 .451의 상관값을 가지게 되어  $d_{41}$  인기곡의 값 .607 다음으로 크다. 한편  $d_{15}$  최신곡은 부(-) 상관값(-.259)을 시현하고 있다.  $d_{15}$  최신곡의 값이 다차원 모형 내에서는 음악선호평가와 부의 상관관계를 시현하는 이유는 최신곡의 기준이 발매일로부터 5일 이내에 다운로드 받은 곡을 의미하므로 최신곡은 시간이 지나면서 점차 인기곡이 되어 평점이 높아지기 때문인 것으로 추정된다.

4.5.3 사용자차원의 최적관계 해석

사용자차원의 구성변수는 대체로 음악선호평가와 낮은 상관관계를 보이는데 이는 실험집단이 20대로 국한되어 그들의 인구통계학적 특성이 반영되었다고 볼 수 있다. 따라서 연령대를 보다 다양하게 하면 음악의 선호와 연령과 직업의 상관관계가 달라질 수도 있다고 생각된다.

4.5.4 상황차원의 최적관계 해석

음악 다운로드 시간대와 음악선호평가의 상관관계가 그리 크지 않는 것으로 나타났는데 이는 온라인 음악의 특성상 한꺼번에 음악을 다운로드받아 사용자가 듣고 싶은 시간에 적합한 음악재생기를 사용해서 듣기 때문인 것으로 해석된다. 그러나 만일 상황차원의 구성변수가 좀 더 다양하게 주어진다면 예를 들어 계절, 일기, 기후 등이 포함된다면 상황차원의 구성변수와 음악선호평가가 좀 더 높은 상관관계를 시현할 가능성이 있다[20].

4.5.5 사회관계차원의 최적관계 해석

사회관계차원의 구성변수 중 인기곡이 음악선호평가와 가장 높은 상관관계를 보이고 있는데 이는 현재 우리나라의 온라인 음악시장을 10대와 20대가 주도하고 있고 이들의 특성은 발라드장르와 댄스장르 그리고 인기곡 위주로 음악을 청취하는 것으로 나타나고 있다. 또한 이들은 N세대답게 유행과 사회관계망에 익숙하여 집단적 동질성을 많이 보이고 있으며 추천곡에도 비교적 반응도가 높다.

5. 최적화 모형의 성과평가

5.1 성과평가의 방법론

도출된 다차원 최적화 모형이 사용자·상품차원의 2차원

추천시스템 및 사용자·상품·상황 또는 사용자·상품·사회관계의 3차원 추천시스템 대비 평가함수  $R$ 을 극대화하는데 더 유용한지를 검증하기 위해 다차원 최적화 모형의 도출에서 사용한 다중회귀분석을 통해 2차원 및 3차원의 최적화 모형을 도출하고 이들과 다차원 최적화 모형과 평가함수의 설명력 및 차원 간 및 개별 차원의 구성변수 간 상관관계 등을 비교하였다.

5.2 도출모형의 성과비교

<표 8> 회귀분석에 의한 성과비교

모형 \ 계수	2차원	3차원_C	3차원_S	다차원
$R^2$	.191	.193	.469	.476
수정된 $R^2$	.181	.184	.460	.466
사용자 차원(D1) 상관계수	.784	.782	.915	.929
상품 차원(D2) 상관계수	.289	.218	.245	.246
상황 차원(D3) 상관계수		.087		.087
사회관계차원(D4) 상관계수			.787	.795

다차원 모형은 <표-8>에서 보는 바와 같이 도출된 2차원 모형 및 3차원\_C(상황)와 3차원\_S(사회관계) 대비  $R^2$  및 수정된  $R^2$ 에서 우위에 있다.  $R^2$ 은 일반적으로 회귀식에 독립변수가 많아질수록 커질 수 있으나 수정된  $R^2$ 은  $R^2$ 의 이러한 단점을 고려하여  $R^2$ 을 독립변수의 수와 표본의 크기로써 조정된 것이며  $R^2$ 보다 작다. 새로이 추가되는 독립변수의 설명력이 작은 경우  $R^2$ 은 증가하나 수정된  $R^2$ 은 오히려 감소한다[33]. 따라서 수정된  $R^2$ 이 크다고 하는 것은 전체적으로 종속변수의 분산에 대한 독립변수들의 설명력이 높을 뿐 아니라 개별 독립변수의 설명력도 상대적으로 높다는 것을 의미한다[34]. 한편 사용자차원, 상품차원, 상황차원 및 사회관계차원과 종속변수와의 상관관계에 있어서도 2차원 모형의 사용자 차원과의 상관관계를 제외하고 종속변수인 평가함수  $R$ 과의 상관관계가 크다고 할 수 있다. 결론적으로 다차원 최적화모형은 2차원 및 3차원 추천시스템 대비 평가함수  $R$ 을 극대화하는데 유용하다고 할 수 있다

6. 결 론

본 연구는 음악추천시스템의 평가함수  $R$ 과 다차원 간 상관관계를 분석하여 다차원 최적화에 대한 개념적 모형을 제시하는 것이다. 이를 위해 선행연구를 기반으로 다차원 최적관계식을 수립하고 이 수식에 적용할 차원과 잠재 변수들은 도출하였으며 도출된 수식과 변수들을 기반으로 다차원

최적화 모형을 수립하였다. 또한 다차원 최적관계를 도출하기 위하여 수립된 모형에 실제 고객의 사용로그 자료를 이용하여 다중회귀분석을 하였다.

분석 결과 상품차원( $D_1$ )와 음악선호평가와의 상관계수는 .929로 사용자차원( $D_2$ ) 상관값 .246, 상황차원( $D_3$ ) 상관값 .087, 사회관계차원( $D_4$ ) 상관값 .795대비 가장 상관관계가 높게 나타났다. 또한 다중회귀분석의 결정계수인  $R^2$ 은 .476로 나타나 종속변수인 평가함수  $R$ 은 독립변수들인 상품차원( $D_1$ ), 사용자차원( $D_2$ ), 상황차원( $D_3$ ) 및 사회관계차원( $D_4$ )에 의해 47.6% 설명되는 것으로 나타나고 있다. 한편 도출된 다차원 최적화 모형은 2차원 및 3차원 모형 대비 평가함수  $R$ 을 극대화하는데 더 유용한 가를 검증하기 위해 다중회귀분석을 통해 2차원과 3차원 최적화 모형을 도출하여 이를 비교 평가하였다. 그 결과 다차원 모형은 도출된 2차원 모형 및 3차원모형 대비  $R^2$  및 수정된  $R^2$ 에서 우위에 있고 사용자차원, 상품차원, 상황차원 및 사회관계차원과 종속변수와의 상관관계에 있어서도 종속변수인 평가함수  $R$ 과의 상관관계가 더 큰 것으로 나타났다.

한편 연구대상 및 실험대상의 제약, 개인 평가치 대신 장르별 월간 Top 100 순위에 근거한 평점부여, 상황변수 반영이 충분하지 못한 점 등의 제약으로 인해 평가함수  $R$ 을 설명하는  $R^2$ 값이 .476에 머무르고 있는데 이러한 제약점이 극복되면  $R^2$ 이 개선되고 이는 평가함수  $R$ 의 극대화에 더욱 유용할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] H.Y. Lee, H. Ahn, and I. Han, "VCR : Virtual Community recommender using the technology acceptance model and the user's needs type," Expert Systems with App.33, pp.984-995, 2007.
- [2] K. Goldberg, T. Roeder, D. Gupta, and C. Perkins, "Eigentaste: A Constant time collaborative filtering algorithm," Information Retrieval Journal, Vol.4, No.2, pp.133-151, 2001.
- [3] B. Sanwar, G. Karypis, J. Konstan, and J.Riedel, "Item based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms," In Proc. of 10th Int'l WWW Conf. pp.285-295, 2001.
- [4] G. Adomavicius, R. Sanharanarayanan, S. Sen and A. Tuzhilin, "Incorporating Contextual Information in Recommender Systems Using a Multidimensional Approach," ACM Transactions on Information Systems, Vo1.23, No.1, pp.103-145, 2005.
- [5] G. Adomavicius, and A. Tuzhilin, "Context-aware recommender systems," Recommender Systems Handbook, Part 1, pp.217-253, 2011.
- [6] C. Desrosiers, and G. Karypis, "A comprehensive Survey of Neighborhood based Recommendation Methods," Recommender Systems Handbook, Part 1, pp.107-144, 2011.



- [7] W. Woerndl, and G. Groh, "Utilizing Physical and Social Context to Improve Recommender Systems," *Web Intelligence and Intelligent Agent Technology Workshops, IEEE/WIC/ACM Int'l Conf.*, pp.123-128, 2007.
- [8] P. Bonacich, "Power and Centrality : A Family of Measures," *American Journal of Sociology* Vol.92, pp.1170-1182, 1987.
- [9] G. Adomavicius, and A. Tuzhlin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions," *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on* Vol.17, Iss.6, pp.734-774, 2005.
- [10] A. Schmidt, M. Beigl, and H.W. Gellersen, "There is More to Context than Location," *Computers and Graphics*, Vol.23, No.6, pp.893-901, 1999.
- [11] M. Benerecetti, P. Bouquet, and M. Bonifacio, "Distributed Context Aware System," *Human-Computer Interaction*, Vol.16, No.2, pp.213-228, 2000.
- [12] A.K. Dey, 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*, pp.1-6, 2000.
- [13] 이동주, 이상근, 이상구, "시간 상황정보를 고려한 협업필터링을 이용한 음악추천," *한국컴퓨터종합학술대회 논문집* Vol.36, No.1, pp.123-128, 2009.
- [14] 박종학, 조윤희, 김재경, "사회연결망 신규고객 추천문제의 새로운 접근," *지능정보연구*, 제 15권 제 1호, pp.123-140, 2009.
- [15] R. Kimbal, 'The Data Warehouse Toolkit' John Wiley & Sons, Inc., 1996.
- [16] S. Chaudhuri, and U. Dayal, "An overview of data warehousing and OLAP technology," *ACM SIGMOD Record*, Vol.26, No.1, pp.65-74, 1997.
- [17] D. Koller, and M. Sahami, "Toward optimal feature selection," *In Proc. of 13th Int'l Conf. on Machine Learning*, Morgan Kaufman, pp.284-292, 1996.
- [18] H. Liu, and H. Motoda, *Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining* Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [19] S. Chatterjee, 'A.S. Hadi, and B. Price, *Regression Analysis by Example*', John Wiley and Sons, Inc., 2000.
- [20] 이재식, 이진천, "상황 인식을 이용한 사례기반 음악추천시스템," *지능정보*, 제 12권 제 3호, pp.111-126, 2006년.
- [21] M.H. Park, H.S. Park, and S.B. Cho, "Restaurant recommendation for group of people in mobile environments using probabilistic multi-criteria decision making," *Computer-Human Interaction, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.5068, pp.114-122, 2008.
- [22] Y. Lee, K. Koazr, and K. Larsen, "The Technology Acceptance Model: Past, Present, and Future," *Communications of the Assoc. for Information Systems*, Vol.12, pp.752-780, 2003.
- [23] 유계현, 박철, "기술수용모델 (Technology Acceptance Model) 연구에 대한 종합적 고찰," *Entrue Journal of Information Technology*, Vol.9, No.2, pp.31-50, 2010.
- [24] 박경수, 문남미, "음악추천시스템의 수용성에 개인 감정과 상황이 미치는 영향에 관한 연구," *한국콘텐츠학회* Vol.23, No.15, pp.116-123, 2011.
- [25] A. Uitdenbogerd and R. van Schyndel, "A Review of Factors Affecting Music Recommender Success," *Proc. 3rd Int'l Conf. Music Information Retrieval*, pp.204-208, 2002.
- [26] P.Y.K. Chau, and P.J.H. Hu, "Examining a Model of Information Technology Acceptance by Individual Professionals: A Exploratory Study," *Journal of Management Information Systems*, Vol.18, No.4, pp.191-229, 2002.
- [27] N. Mallata, M. Rossia, V.K. Tuunainen, and A. Öörnia, "The impact of use context on mobile services acceptance: The case of mobile ticketing," *Information & Management*, Vol.46, Iss.3, pp.190-195, 2009.
- [28] V. Venkatesh, M.G Morris, G.B. Davis, and F.D. Davis, "User acceptance of information technology: Toward a unified view," *MIS Quarterly*, Vol.27, No.3, pp.425-478, 2003.
- [29] Y. Malhotra, and D.F. Galletta, "Extending the Technology Acceptance Model to Account for Social Influence: Theoretical Bases and Empirical Validation," *Proceedings of the 32nd Hawaii Int'l Conf. on System Science*, 1999.
- [30] D. McFarland, and D. Hamilton, "Factors affecting student performance and satisfaction : Online versus traditional course delivery," *Journal of Computer Information Systems*, pp.25-32, 2006.
- [31] J. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," *Proc. of 4th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp.43-52, 1998.
- [32] 이학식, 임지훈, SPSS 18.0 매뉴얼, 집현재 pp.304-335, 2011
- [33] A. Popescul, L.H. Ungar, D.M. Pennock, and S. Lawrence, "Probabilistic Models for Unified Collaborative and Content Based Recommendation in Sparse-Data Environments," *Proc. 17th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp.437-444, 2001.
- [34] J.M. Lebreton, M.B. Hargis, B. Griepentrog, F. Oswald, and R.E. Ployhart, "A Multidimensional Approach for Evaluating Variables in Organizational Research and Practice," *Personal Psychology*, Vol.60, pp.475-498, 2007.
- [35] P. Pu, and L. Chen, "A user-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems," *Proceedings of the ACM RecSys 2010 Workshop*, pp.366-369, 2010.
- [36] V. Venkatesch, "Determinants of Perceived Ease of Use: Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology Acceptance Model," *Information Systems Research*, Vol.11, No.4, pp.342-365, 2000.
- [37] F. Davis, "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology," *MIS Quarterly*, pp.319-340, 1989.

[38] Z. Cataltepe and B. Altinel, Music Recommendation by Modeling User's Preferred Perspectives of Content, Singer/Genre and Popularity, Chapter X, Collaborative and Social Information Retrieval and Access : Techniques for Improved User Modeling, IGI Global, pp.203-221, 2009.

[39] C.H. Park and M.S. Kahng, "Temporal Dynamics in Music Listening Behavior: A Case Study of Online Music Service," 9th IEEE/ACIS Int'l Conf. on Computer and Information Science, pp.573-578, 2010.

[40] B. Hu, M. Guo, and H. Zhang, "A Hybrid Music Recommendation System by M-LSA," 2009 International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing, pp.129-132, 2009.

[41] F. Wu and B. A. Huberman, "Popularity, Novelty and Attention," Proceedings of the 9th ACM Conference on Electronic Commerce, ACM, pp.240-245, 2008.

[42] D.M. Pennok, E. Horvitz, S. Lawrence and C. L. Giles, "Collaborative Filtering by Personality Diagnosis: A Hybrid Memory and Model-Based Approach," In Proc. of 16th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp.478-480, 2000.

[43] H.S. Park, J.O. Yoo, and S.B. Cho, "A Context-Aware Music Recommendation System Using Fuzzy Bayesian Networks with Utility Theory," Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Lecture Notes in Computer Science, Vol.4223, pp.970-979, 2006.

[44] I. Konstas, V. Stathopoulos, and J.M. Jose, "On social networks and collaborative recommendation," In Proc. the 32nd ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2009.

[45] H. Ma, I. King, and M.R. Lyu, "Learning to recommend with social trust ensemble," In Proc. the 32nd ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2009.

[46] H.J. Ahn, "Utilizing Popularity Characteristics for Product Recommendation," International Journal of Electronic Commerce, Vol.11, No.2, pp.59 - 80, 2006.



**박 경 수**

e-mail : michael-park@daegu.ac.kr

1982년 성균관대학교 경영학과(경영학사)

1986년 서울대학교 경영학과(경영학석사)

2010년 호서대학교 IT응용기술학과  
(공학박사)

1995년~2011년 SK텔레콤 본부장 등 역임

2012년~현 재 대구대학교 산학협력단 조교수

관심분야 : 추천시스템, u-서비스, HCI, 스마트공간, 스마트인프라



**문 남 미**

e-mail : mnm@hoseo.edu

1985년 이화여자대학교컴퓨터학과(이학사)

1987년 이화여자대학교 컴퓨터학과  
(이학석사)

1998년 이화여자대학교 컴퓨터학과  
(이학박사)

2000년~2002년 이화여자대학교 조교수

2003년~2008년 서울벤처정보대학원대학교 디지털미디어학과  
교수

2008년~현 재 호서대학교 벤처전문대학원 IT응용기술학과  
부교수

관심분야 : 양방향 추천, 메타데이터, HCI, u-커머스, 스마트러닝