

# 소셜네트워크 기반 음악 추천시스템☆

## Social Network Based Music Recommendation System

박 태 수<sup>1</sup>                      정 옥 란<sup>1\*</sup>  
Taesoo Park                      Ok-Ran Jeong

### 요 약

소셜 네트워크를 비롯해 다양한 소셜 미디어 서비스들에서 대량의 멀티미디어 콘텐츠들이 공유되고 있다. 소셜 네트워크에는 사용자의 현재 상황과 관심사가 드러나기 때문에 이러한 특징들을 추천시스템에 적용한다면 만족도가 높은 개인화된 추천이 가능할 것이다. 또한 음악을 감정에 따라 분류하고 사용자의 소셜 네트워크를 분석해 사용자가 최근 느끼고 있는 감정이나 현재 상황에 대해 분석한 정보를 이용한다면 사용자의 음악을 추천할 때에 유용할 것이다. 본 논문에서는 음악을 분류하기 위한 감정 모델을 만들고, 감정모델에 따라 음악을 분류하여 소셜 네트워크에 나타나는 사용자의 현재 감정 상태를 추출하여 음악추천을 하는 방법을 제안하고 실험을 통해 제안한 방법의 유효성을 검증한다.

☞ 주제어 : 감정모델, 개인화, 멀티미디어 콘텐츠, 소셜네트워크, 음악추천

### ABSTRACT

Mass multimedia contents are shared through various social media services including social network service. As social network reveals user's current situation and interest, highly satisfactory personalized recommendation can be made when such features are applied to the recommendation system. In addition, classifying the music by emotion and using analyzed information about user's recent emotion or current situation by analyzing user's social network, it will be useful upon recommending music to the user. In this paper, we propose a music recommendation method that makes an emotion model to classify the music, classifies the music according to the emotion model, and extracts user's current emotional state represented on the social network to recommend music, and evaluates the validity of our method through experiments.

☞ keyword : Emotion Model, Personalization, Multimedia Contents, Social Network, Music Recommendation

## 1. 서 론

Facebook, Twitter 등의 소셜 네트워크 서비스를 비롯해 last.fm, flicker 등 멀티미디어 콘텐츠를 공유하는 소셜 미디어 서비스들을 통해 다양한 콘텐츠들이 공유되고 있다. 이런 콘텐츠들은 사용자의 관심사와 감정을 반영하게 된다[1]. 사용자가 듣는 음악은 사용자의 현재 상황과 감정상태에 따라 크게 달라질 수 있기 때문에 소셜 네트워크에 드러나는 사용자의 감정을 분석하여 추천 시스템

에 이용한다면 큰 효과를 볼 수 있을 것이며 이에 대해 많은 연구가 이루어지고 있다[2].

감정의 변화를 주기 위해, 또는 느끼고 있는 감정을 더 심화시키기 위해 사람들은 음악을 듣기도 한다. 항상 똑같은 음악을 듣는 것 보다는 주변사람이나 추천을 통하여 새로운 음악을 찾아 듣기도 한다. 하지만 국내에서 대부분의 사용자들이 이용하고 있는 스트리밍 서비스들은 대중성을 강조하기 때문에 사용자들이 듣기를 원하는 음악을 만족스럽게 추천하는 것은 어렵다. 대중적으로 추천되는 음악보다 사용자에게 맞는 음악을 찾기 위해서는 검색을 하거나, 주변사람을 통해 음악을 추천 받아야 한다. 우리는 사용자들의 추천에 대한 만족도를 높이기 위해 음악이 어떤 감정을 내포하고 있는지 분석하고 사용자들의 현재 감정 상태를 분석하여 음악 추천 시스템에 적용하고자 한다.

본 연구에서는 음악 추천 시스템에 적용하기 위해

<sup>1</sup> Dept. of Software, Gachon Univ., Seongnam, 461-701, Korea

\* Corresponding author (orjeong@gachon.ac.kr)

☆ 이 논문은 2015년도 가천대학교 교내연구비 지원에 의한 결과이며, 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행한 것임.

(NRF-2013R1A1A3A040008339)

[Received 24 September 2015, Reviewed 30 September 2015, Accepted 22 October 2015]

악을 감정별로 분류하려 감정 모델을 만들었다. 감정 모델은 총 15가지의 감정을 가지고 있으며 음악과 사용자의 감정이 15가지 감정중 하나로 분류 된다.그 다음 음악의 가사와 last.fm의 태그 정보에서 각 단어가 가지는 감정 수치를 이용하여 음악을 분류 할 것이다. 음악을 분류하고 사용자의 감정에 맞는 음악을 추천하기 위해 사용자의 감정 상태를 알아야 한다. 사용자의 감정 상태를 알아내기 위해 사용자의 소셜 네트워크에 사용자가 업로드 한글글들을 분석하여 사용자의 현재 감정 상태를 분석하고 그에 맞는 음악을 추천 할 것이다. 제안하는 추천방법은 대중적인 음악추천을 받기보다 사용자의 현재 상태에 맞추어 개인화된 추천을 받을 때 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

2장에서는 우리가 제안하는 방법과 연관된 관련 연구들에 대해 설명한다. 3장에서는 우리가 제안하는 방법의 전체적인 부분과 각 부분에 대해 설명한다. 4장에서는 음악을 분석하고 소셜 네트워크를 분석하여 실험한 결과를 보여주고 5장에서는 결론 및 추후 계획을 설명한다.

## 2. 관련 연구

사용자가 만족스러움을 느끼도록 음악 추천을 하기 위해서 음악을 감정에 따라 분류하고, 사용자의 현재 감정 상태를 분석하여 추천 시스템에 적용하기 위해서는 감정의 분류체계를 세워야 한다. 또한 감정에 따라 분류하기 위해 음악을 분석해야 하며 소셜 네트워크에 드러나는 사용자의 현재 감정 상태를 분석하기 위해 소셜 네트워크 서비스에 사용자들이 포스팅하는 글들을 텍스트 마이닝을 통해 분석하여야 한다.

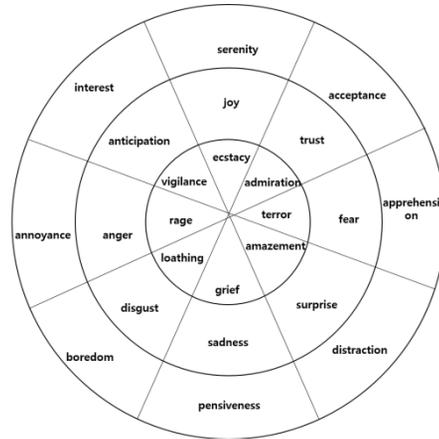
### 2.1 감정 모델

사람의 감정을 표현하기 위해 감정 모델을 이용한다. 대표적인 모델로는 그림 1과 같이 Thayer가 제안한 Arousal-Valence 모델이 있다. Thayer가 제안한 Arousal-Valence 모델은 2차원 공간에 감정의 세기를 표현하는 Arousal, 긍정과 부정의 정도를 나타내는 Valence로 calm, excited, happy, pleased, relaxed, peaceful, sleepy, sad, bored, nervous, 그리고 angry, 총 11개의 감정을 표현하고 있다. Valence와 Arousal값이 모두 높은, 긍정적이며 그 강도가 센 감정은 happy이며, Valence값이 높지만 Arousal값이 낮은, 부정적이며 강도가 센 감정은 Angry이다.

또한 Plutchik은 8개의 감정을 기준으로 감정의 세기가 줄어들거나 커지는 감정을 나타내어 감정 모델을 만들었다. 그림 2는 Plutchik의 감정 모델을 나타내고 있으며 8가지의 기본 감정인 joy, trust, fear, surprise, sadness, anticipation, anger, 그리고 disgust를 기준으로 강도가 적거나 센 감정들을 나타내고 있다.



(그림 1) Thayer의 감정모델  
(Figure 1) Thayer's Emotion Model



(그림 2) Plutchik의 감정모델  
(Figure 2) Plutchik's Emotion Model

### 2.2 감정 분석

감정 분석은 사람이 어떤 생각을 하는지, 특정 물건, 사람에 대해 어떤 감정을 느끼는지를 알고자 한다. 사용자의 리뷰, 댓글 등을 통해 마케팅에 이용하거나 더 나은

서비스, 추천 시스템에 이용되고 있다[3, 4]. 또한 트위터 를 비롯한 마이크로 블로그들의 엄청난 데이터들은 집단 지성을 파악하는데 이용될 수 있을 것이다[5, 6, 7, 8]. 이외에도 감정 분석은 연구가 활발히 진행되고 있고 이용되고 있다. 또한 사람이 음악을 들을 때 느끼는 감정을 분석하고 사용자의 최근 관심사나 상황, 기분에 대해 분석하여 추천에 이용한다면 효과가 좋을 것이다. 이 논문에서는 음악과 사람의 감정을 분석하여 추천 시스템에 이용하고자 한다.

### 2.3 음악 분석

음악을 검색하거나 추천하기 위해서 음악을 정해진 기준에 따라 분류를 한다. 음악을 장르, 아티스트, 제목 등으로 분류를 하여 사용자들로 하여금 편리하게 검색을 할 수 있도록 하고 있다. 또한 장르, 아티스트 등에 대한 정보를 가지고 있지 않아도 음악의 특정부분의 음을 알고 있을 때 검색을 할 수도 있다. 최근에는 음악을 감정, 무드에 따라 검색을 할 수 있도록 음악을 감정에 따라 분류하는 연구가 이루어지고 있다. 음악을 감정에 따라 분류하기 위해 음악이 어떤 감정을 내포하는지 분석해야 한다. 음악자체에 포함된 데이터들을 직접 분석하거나 사용자들이 음악에 대해 평가하거나 리뷰를 남긴 정보를 이용하여 음악을 분석한다. 음악을 감정에 따라 분류하기 위해 [9]은 음악의 리듬, 멜로디, 음색등 음악에 직접 드러나는 성질을 분석하여 음악을 분류한다. 또한 [10]은 음악의 특징벡터를 추출하여 음악을 분류한다. [11]은 음악에 달린 태그정보를 이용하여 음악을 분류한다.

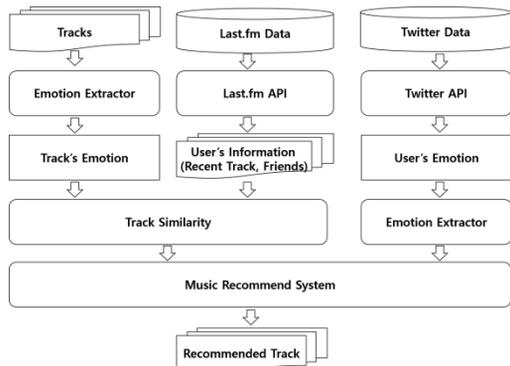
### 2.4 소셜 네트워크 기반 추천

Facebook, 트위터 등 소셜 네트워크 서비스가 이슈가 되면서 엄청나게 많은 사람들이 이용하고 있다. 또한 이 사람들이 셀 수 없이 많은 양의 정보를 만들어내고 있으며 태깅, 친구, 그룹 관계 등 여러 가지 관계가 존재한다. Facebook은 사용자가 자신의 관심사나 감정을 글, 사진, 동영상등의 콘텐츠로 표현을 할 수 있다. 또한 다른 사용자나 페이지의 글, 사진, 동영상들을 좋아요라는 관계를 통해 흥미가 있다는 표현을 할 수 있다. 사용자가 좋아하는 콘텐츠들을 가져와 추천시스템에 활용한다면 정확도가 높아질 것이다. Last.fm은 사용자와 가수, 앨범, 그룹, 음악 간의 여러 가지 관계가 존재한다. 사용자는 가수, 앨

범, 음악에 태그를 활용해 자신의 의사를 표현 할 수 있으며 가수와 음악, 앨범과 음악 간의 포함관계, 사용자간의 친구관계를 비롯해 그룹에 속해있는 관계 등 활용할 수 있는 관계들이 여러 가지 존재한다. 우리는 사용자가 음악에 태그를 활용해 표현한 정보를 활용하여 추천시스템에 적용하고자한다.

### 3. 음악 추천 시스템

음악의 감정을 분석하고 사용자의 소셜 네트워크를 분석하여 추천하기 위해 시스템을 설계하였다. 총3가지 모듈로 나뉘며 첫 번째 모듈은 음악의 감정을 추출하는 모듈이다. Emotion Extractor를 통해 음악의 가사와 태그를 이용하여 음악의 감정을 추출해낸다. 두 번째 모듈은 last.fm API를 이용하여 사용자의 최근 재생목록, 음악에 태깅된 정보 등을 포함한 정보들을 불러오는 모듈이다. 세 번째 모듈은 트위터 API를 통해 사용자의 트위터에 게시된 글들을 불러와 Emotion Extractor를 통해 사용자의 현재 감정 상태를 추출하는 모듈이다. 제안하는 시스템은 음악의 감정을 분류하고 사용자의 소셜 네트워크를 정보를 활용하여 추천하는데 이용되며 Music Recommend System는 사용자의 소셜 네트워크정보를 이용하여 음악을 추천 해 줄 때 추천 해 줄 음악의 순위를 결정한다. 그림3은 시스템의 구조도이다.



(그림 3) 전체시스템구조

(Figure 3) Overall structure of our system

### 3.1 감정 모델

우리는 사람의 감정을 수치로 계산하여 저장하기 위

해 R. E. Thayer가 제안한 모델인 arousal-valence 감정모델과 Plutchik의 감정 모델을 이용하여 감정 모델을 만들었다[12]. 그림4는 Thayer의 감정 모델과 Plutchik의 감정 모델을 병합하여 만든 감정 모델이다. Plutchik의 감정 모델 중 Thayer가 제안한 감정 모델의 감정과 중복되는 감정들을 제거하고 Anticipation, Joy, Distress, Surprise 총 4가지의 감정을 Thayer의 감정 모델에 추가하였다. Arousal은 감정의 세기를 나타내는 것으로 큰 값을 가질수록 활기찬 기분을 말하며 낮을수록 조용한 기분을 나타낸다. Valence는 긍정성, 부정성의 정도를 나타내며 클수록 긍정적, 낮을수록 부정적인 감정을 나타낸다. 중앙에 위치한 Calm 감정으로부터 오른쪽으로 떨어질수록 Valence값이 증가하며 Calm감정에서 위쪽에 위치할수록 Arousal 값이 높음을 의미한다.

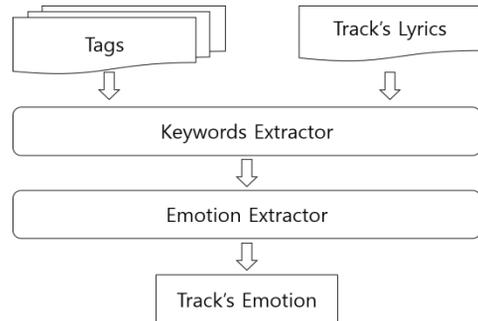


(그림4) Thayer-Plutchik 감정 모델  
(Figure 4) Thayer-Plutchik Emotion Model

### 3.2 감정 추출

사람들이 음악을 들을 때 느끼는 감정을 추출하기 위해 음악의 가사와 last.fm의 태그 정보를 수집하여 분석하였다. 또한 음악의 가사로부터 감정을 추출하기 위해 음악의 가사로부터 키워드를 추출하여 감정단어사전과 각 단어의 중요도를 계산하여 적용하였다. 각 가사는 불용어가 처리되고 어근을 찾아주는 작업을 거쳐 키워드가 추출된다. 감정단어 사전은 Affective Norms for English Words(ANEW)[13]를 WordNet[14]의 동의어를 이용하여 확장시켜 만들었고, 각 단어의 중요도를 계산하기 위해 수집한 가사들을 TF-IDF방법을 이용하여 가중치를 주었다. 가중치를 주는 방법에 대해서는 3.3에서 자세하게 설명한다. 감정을 수치로 나타내기 위해 Thayer가 제안한

감정 모델인 Arousal-Valence 모델과 Plutchik의 감정 모델을 병합하여 만든 Thayer-Plutchik 감정 모델을 이용하였다. 총 15개의 감정을 2차원선상에 수치화하여 나타내었고 가사에서 추출된 감정은 이 모델의 15개 감정 중 하나로 판별된다. 그림5는 last.fm의 태그정보를 이용하여 음악의 감정을 추출하는 방법을 나타낸다.



(그림5) Last.fm의 태그 정보를 이용하여 감정을 추출하는 방법  
(Figure 5) Extracting Emotion using Last.fm Tag Information

음악의 가사로부터 추출된 감정을 이용하여 보다 더 정확하게 음악의 감정을 판별하기 위해 음악 소셜 커뮤니티인 last.fm의 태그정보들을 이용 하였다. Last.fm에는 사용자들을 중심으로 음악, 앨범, 가수, 그룹 등에 여러 가지 관계를 맺을 수 있다. 또한 Last.fm에서는 사용자들이 각 음악을 비롯해 가수, 앨범 등에 태그를 작성할 수 있다. 우리는 이 태그를 이용해 사용자들이 각 음악에 대해 어떤 생각을 가지고 있는지, 어떤 감정을 느끼고 있는지 알아내고자한다.

사용자가 느끼는 감정을 알아내기 위해 last.fm에서 제공하고 있는 API를 이용하여 음악에 태깅된 태그와 태깅된 횟수를 가져와 감정 단어 사전에 감정 수치가 기록되어 있지 않은 단어들을 제거하고 마찬가지로 불용어 처리와 어근을 찾아주는 작업을 거쳐 키워드들을 남기게 된다. 이후에 last.fm에서 가져온 태그 정보의 중요도를 올려서 사용하기 위해 앞서 가사를 이용하여 추출한 감정을 빈도수가 제일 높은 태그와 같은 가중치를 가지게 하여 최종적으로 음악을 분류하였다.

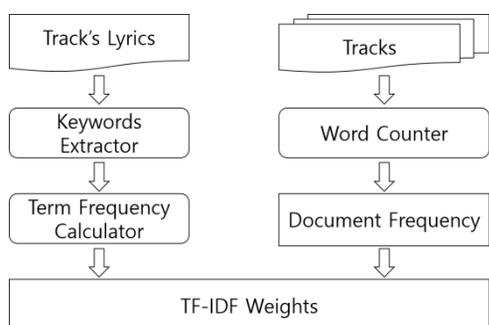
### 3.3 가중치 계산

음악의 가사들을 수집 해 가중치를 계산하는 방법은

위에서와 마찬가지로 각 가사로부터 키워드를 추출하여 각 단어의 빈도수를 계산한다. 전체 수집한 가사의 Document Frequency를 계산해 놓은 뒤 각 가사의 TF-IDF를 이용하여 계산한다.

다음 식1 과 같이 계산한 Term Frequency값과 Document Frequency값으로 각 단어의 가중치를 계산한다. Term Frequency에 1을 더해 로그를 씌워 Document Frequency의 역수인 Inverse Document Frequency에 로그를 씌운 값과 곱하여 가중치를 구한다.

$$\text{Weight} = \log(1 + TF) \times \log(1/DF) \quad (1)$$



(그림 6) 가사로부터 단어의 가중치를 계산하는 방법 (Figure 6) Calculating Word's Weight from Lyrics

### 3.4 음악 유사도

사용자가 최근 감상한 음악 목록을 분석하여 감상한 음악들의 감정 범주와 비슷한 음악들을 추천하기 위해 음악의 유사도를 측정하였다. 음악의 감정 범주를 추출하기 위해 우리는 사용자들이 직접 태깅한 태그들과 가사를 이용하여 3.2와 같이 음악의 감정을 추출하였다. 추출된 음악의 감정은 감정 범주로 나타낼 수 있지만 또한 2차원 감정 모델상의 좌표(x,y)로 나타낼 수 있다. 우리는 2차원 감정 모델상의 좌표값을 Euclidean distance를 이용하여 유사도를 측정하였다. 추출 된 두 음악의 감정 좌표를 각각  $T_1 = (x_1, y_1)$ ,  $T_2 = (x_2, y_2)$ 라 할 때, 두 음악의 유사도를 식2 와 같이 나타낸다.

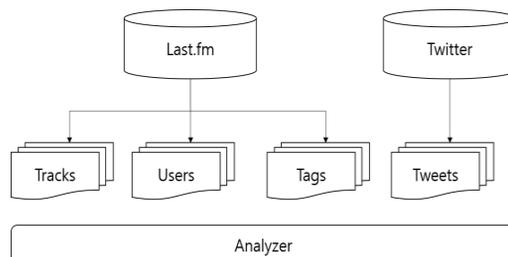
$$S = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (2)$$

또한 사용자가 최근 감상한 음악 목록들의 감정 범주가 일정하지 않기 때문에 최근 감상한 음악 목록의 기준을 감정의 범주가 변하지 않는 음악들의 목록으로 정의

하였다. 감정 범주가 같은 사용자가 최근 감상한 음악 목록을 이용하여 음악을 추천할 때 유사한 음악들을 추천하도록 고려하였다.

### 3.5 소셜 네트워크 분석

사용자의 소셜 네트워크를 분석하여 음악을 추천하는데 이용하기 위해 last.fm과 twitter를 분석하였다. Last.fm 사용자의 프로필을 통해 last.fm과 twitter를 같이 이용하고 있는 사용자들로부터 last.fm의 음악 정보와 twitter의 정보를 얻어왔다. Last.fm의 음악 정보는 사용자가 어떤 음악을 듣는지에 대한 정보를 얻어왔고, twitter를 분석하여 사용자의 감정 상태를 분석하였다. 그림5의 Keywords Extractor와 Emotion Extractor를 이용하여 사용자가 업로드한 트윗들을 분석하여 사용자의 현재 감정 상태를 알아내었다. 추출한 사용자의 현재 감정 상태와 last.fm에서 추출한 사용자의 음악 정보를 통하여 사용자의 감정에 맞는 음악을 추천하는데 이용하였다.

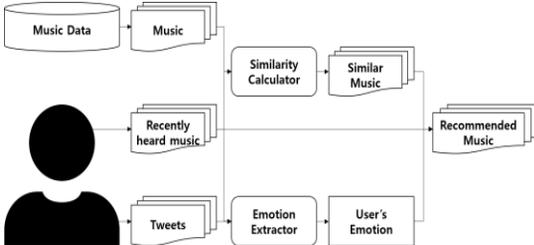


(그림 7) 가사로부터 단어의 가중치를 계산하는 방법 (Figure 7) Calculating Word's Weight from Lyrics

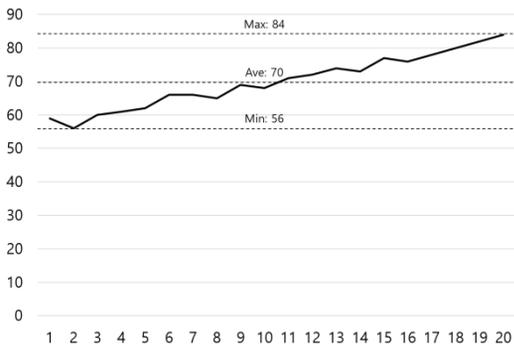
## 4. 실험

Last.fm의 API를 이용하여 twitter를 같이 이용하는 200여명의 사용자들에 대한 정보를 얻어왔고, 사용자들이 들었던 음악들을 중심으로 2700여개의 음악들의 정보를 얻어왔다. 그리고 사용자들의 last.fm 이용내역과 twitter 타임라인을 분석하여 사용자들의 감정 상태를 분석하였다. Twitter의 타임 라인을 분석하여 제일 많이 추출된 감정에 해당하는 음악이 얼마나 추천 되는지를 실험하였고 200여명의 사용자들에 대한 추천 결과 평균 70%의 적중률을 보였다. 그림8은 사용자들의 데이터를 얻어 와 그에 맞는 음악을 추천하는 과정이다. 추천된 음악들의 감정과 사용자의 데이터로부터 분석된 사용자의

감정이 일치하는 비율을 적중률로 계산하였다. 그림 9는 각 사용자들에게 음악을 추천한 적중률과 적중률의 최소값과 최대값을 나타낸 그래프이다.



(그림 8) 사용자의 감정에 맞추어 음악을 추천하는 과정 (Figure 8) Music recommending process based on user's emotion



(그림 9) 음악추천적중률 (Figure 9) Hit Ratio of Music Recommendation

그림10은 twitter와 last.fm의 음악 정보를 이용하여 음악을 추천한 결과의 예시이다. User 1의 twitter 타임 라인을 분석한 결과 Happy와 Calm 감정에 해당하며 last.fm의 음악 정보를 분석한 결과 Happy, Pleased 그리고 Calm 감정에 해당하는 음악들을 많이 듣는다. 추천 알고리즘을 적용하여 음악을 100개 추천한 결과로 Happy 감정에 해당하는 음악을 100개 중 63개, Calm 감정에 해당하는 음악을 100개 중 26개 추천이 되었다.

사용자	트위터 감정 추출 결과	최근 들은 곡 감정 추출 결과	추천 결과
User 1	Happy, Calm	Happy, Pleased, Calm	Happy(63%), Calm(26%)
User 2	Happy, Calm	Calm, Happy	Happy(61%), Calm(15%)
User 3	Angry, Calm	Calm, Happy	Angry(54%), Calm(23%)
User 4	Sad, Bored	Calm, Excited	Sad(74%), Calm(12%)
User 5	Relaxed, Happy	Sad, Calm	Relaxed(36%), Happy(31%)
User 6	Peaceful, Sleepy	Happy, Pleased	Peaceful(43%), Calm(32%)
User 7	Happy, Pleased	Happy, Relaxed	Happy(72%), Pleased(18%)
User 8	Calm, Happy	Calm, Excited, Relaxed	Calm(73%), Happy(15%)
User 9	Excited, Angry	Calm, Angry, Happy	Excited(56%), Angry(31%)
User 10	Sad, Calm	Sad, Bored, Calm	Sad(67%), Calm(14%)
User 11	Sad	Calm, Happy	Sad(59%), Calm(22%)
User 12	Calm	Happy, Excited, Calm	Calm(68%), Happy(11%)

(그림10) 음악 추천 결과 (Figure 10) Result of Music Recommendation

그림 10은 특정 사용자가 최근 감상한 음악들과 최근 게시한 트윗들의 목록이다. 최근 감상한 음악들과 최근 게시한 트윗들의 오른쪽 하단에는 시스템에서 추출한 음악들의 감정과 트윗들의 감정이다. 이 사용자는 최근 Calm, Pleased 감정 범주에 속한 음악들을 감상 하였으며, Happy, Calm 감정 범주에 속한 트윗들을 게시하였다. 그림에 나타난 사용자가 최근 감상한 음악들은 Calm, Pleased 감정 범주에 속해 있지만 그림에 나타나지 않은 최근 감상한 음악들을 고려했을 때 이 사용자는 최근 Happy, Pleased, Calm 감정 범주에 속하는 음악들을 감상 하였다. 트윗을 통해 표출된 사용자의 감정 상태가 음악을 추천하는데 가중치가 높게 반영되므로 이 사용자에게 추천된 음악들의 대부분은 Happy 감정 범주에 속하는 곡들이었으며, Calm, Joy, Pleased 감정에 속하는 곡들도 같이 추천되었다.

(그림11) 특정 사용자의 최근 재생한 음악 목록과 게시한 트윗 목록 (Figure 11) List of user's recently played music and uploaded tweets

제안하는 음악 추천시스템에서 사용자의 소셜 네트워크 정보와 재생한 음악 정보 그리고 곡의 가사와 태그정보를 이용하는 것과 [15]에서 다양한 특징들을 이용하여 실험을 한 점에서 [15]의 실험과 비교를 하였다. 표1은 [15]의 실험 결과이고 표2는 [15]의 실험에 사용된 특징들이다. 여러 개의 특징들을 통해 추천을 한 결과를 나타낸 표이다. U는 사용자의 ID, S는 곡의 ID, BY는 사용자의 생년, BYS는 Birth Year Similarity로 두 사용자의 생년이 같으면 유사하다는 것이다. A는 곡의 아티스트, AS는 두곡이 같은 아티스트의 노래이면 유사하다는 것이다. LR은 거주지, LRS는 거주지의 유사함이며 Au는 곡의 정보, AuS는 곡의 정보의 유사도이다. 사용자의 ID와 곡의 ID, 그리고 곡의 정보와 감정을 추출하여 음악을 추천하는 우리의 연구와 비교하기 위해 위 표2의 마지막에 있는 U+S+Au+AuS 특징들을 이용하여 추천 한 결과와 비교하였다.

(표1) 비교실험  
(Table 1) Comparison Experiment

Features	Precision(MAP@10)	Recall
U+S+BY	0.4301	0.3575
Y+S+BY+BYS	0.4348	0.5830
U+S+A	0.5025	0.6538
U+S+A+AS	0.5125	0.6640
U+S+LR	0.4283	0.5723
U+S+LR+LRS	0.4382	0.5834
U+S+Au	0.4254	0.5809
U+S+Au+AuS	0.4576	0.6114

(표2) 실험에사용된특징들  
(Table 2) Features used in the experiments

Abbr.	Feature
U	User ID
S	Song ID
BY	Birth Year (of users)
BYS	Birth Year Similarity
A	Artist (of songs)
AS	Artist Similarity
LR	Live Region
LRS	Live Region Similarity
Au	Audio Information
AuS	Audio Similarity

실험 결과를 비교하기 위해 Mean Average Precisoin과 Recall을 이용하여 표 3과 같이 나타내었다. MAP는 비교 실험보다 조금 높지만 전체 곡에서 알맞은 음악을 추천

해주는 비율은 낮게 나왔다. F-score를 계산한 결과 비교 실험에 비해 조금 좋은 결과를 보였다. 비교 실험에서는 음악 자체에 포함된 정보들을 이용하였지만 사용자와 음악에 내포된 감정에 대한 특성을 이용하지 않았다. 우리가 제안하는 방법에서는 비교 실험과는 다르게 음악 자체에 포함된 정보들을 이용하지 않고 사용자의 감정과 음악에 내포된 감정을 분석하여 사용자에게 감정 상태에 맞는 음악을 추천 해주었다. 표 3의 결과를 봤을 때 우리가 제안하는 방법이 비교실험보다 Recall은 낮지만 Precision은 높은 결과를 보이고 있다. 이 결과는 사용자에게 추천되는 음악들이 사용자를 만족스럽게 할 확률이 높다는 것을 나타낸다. 실험 결과를 보았을 때, 우리가 제안하는 방법이 사용자의 감정 변화에 따라 개인화된 음악 추천을 할 때 유용하다고 볼 수 있다.

(표3) 실험결과비교  
(Table 3) Comparison of Experimental Result

Features	Precision (MAP@10)	Recall	F-score
U+S+Au+AuS	0.4576	0.6114	0.5234
Proposed Method	0.6335	0.5220	0.5724

## 5. 결 론

우리는 음악을 감정에 따라 분류하고 사용자의 소셜 네트워크 정보를 이용하여 감정 상태를 알아내기 위해 Thayer의 감정모델과 Plutchik의 감정 모델을 병합하여 총 15개의 감정으로 이루어진 감정 모델을 통해 음악의 감정을 분류하였다. 음악을 분류하기 위해 ANEW 감정 사전과 WordNet을 이용하여 감정사전을 확장하였고, Last.fm의 태그정보와 음악의 가사를 이용하여 음악을 감정에 따라 분류하였다. 사용자의 소셜 네트워크 정보에서 사용자의 감정 상태를 추출하기 위해 Last.fm 이용 내역과 twitter의 타임라인을 분석하여 사용자의 감정 상태를 추출하였다. 추출한 감정 상태에 따라 음악을 추천한 결과 평균 63%의 적중률을 보였다.

음악의 음색, 비트 등과 같은 멀티미디어적인 특성을 이용하지 않고 가사와 사용자들이 음악에 직접 태깅한 태그들을 이용하여 음악의 감정을 분류하였지만 사용자의 현재 감정상태를 분석하여 음악 추천 시스템에 적용하여 좋은 결과를 보였다. 그러므로 제안하는 방법이 대

중적인 음악 추천을 받기보다 사용자의 현재 상태에 맞추어 개인화된 추천을 받을 때 유용한 방법이 될 것이다. 음악의 멀티미디어적인 특성을 비롯하여 다양한 특징들을 적용하여 음악의 감정 분류 및 사용자의 감정 상태를 추출하는 것의 정확도를 더 높인다면 더 유용한 방법이 될 것이다.

## 참 고 문 헌 (Reference)

- [1] Young-Sung Shin, Young-Man Oh, Byeong-Seok Oh, Hyeong-il Kim, and Jae-woo Chang, "An Expert Recommendation Technique using Hybrid Collaborative Filtering in SNS", Database Society, p3, KIISE, 2012. [http://www.dbsociety.or.kr/06/db\\_articles/201208/201208-01.pdf?PHPSESSID=7bad29fddf3a89b22f45325a8376f926](http://www.dbsociety.or.kr/06/db_articles/201208/201208-01.pdf?PHPSESSID=7bad29fddf3a89b22f45325a8376f926)
- [2] Hong-gu Choi and Eenjun Hwang, "Emotion-based Music Recommendation System based on Twitter Document Analysis", Journal of KIISE: Computing Practices and Letters 18(11), 2012.11, 762-767. <http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE02033302>
- [3] N. A. Diakopoulos and D. A. Shamma, "Characterizing debate performance via aggregated twitter sentiment", In CHI'10, pages 1195-1198. ACM, 2010. <http://doi.acm.org/10.1145/1753326.1753504>.
- [4] A. Tumasjan, T.O. Sprenger, P. G. Sandner, and I. M. Welpe, "Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment", In ICWSM'10, pages 178-185, 2010. <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM10/paper/download/1441/1852>
- [5] A. Bifet and E. Frank, "Sentiment knowledge discovery in twitter streaming data", In DS'10, ages 1-15, Berlin, Heidelberg, 2010. Springer-Verlag. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1927301>
- [6] J. Bollen, H. Mao, and A. Pepe, "Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena", In ICWSM'11, 2011. <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM11/paper/view/2826>
- [7] B. I' Connor, R. Balasubramanyan, B. R. Routledge, and N. A. Smith, "From Tweets to Polls: Linking Text Sentiment to Public Opinion Time Series", In ICWSM'10, 2010. <http://aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM10/paper/view/1536>
- [8] M. Thelwall, K. Buckley, and G. Paltoglou, "Sentiment in twitter events", Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2011. <http://dx.doi.org/10.1002/asi.21462>
- [9] Yi-Hsuan Yang and Homer H., Chen, "Machine Recognition of Music Emotion: A Review", TIST, May. <http://dx.doi.org/10.1145/2168752.2168754>
- [10] Karam Byun and Moo Young Kim, "Music Genre/Mood Classification for Music Recommendation", THE INSTITUTE OF ELECTRONICS ENGINEERS OF KOREA. 2013.7. <http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE02242900>
- [11] Yu-Ching Lin, Yi-Hsuan Yang and Homer H. Chen, "Exploiting Online Music Tags for Music Emotion Classification", TOMM, October 2011. <http://dx.doi.org/10.1145/2037676.2037683>
- [12] R. E. Thayer, "The Biopsychology of Mood and Arousal," New York: Oxford University Press, 1989.
- [13] Bradley, M. M., & Lang, P. J., "Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings," (Tech. Rep. No. C-1)
- [14] WordNet, <http://wordnet.princeton.edu/>
- [15] Chih-Ming Chen, Ming-Feng Tsai et-al., "Music Recommendation Based on Multiple Contextual Similarity Information", IEEE/WIC/ACM. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=6689995>

## ◎ 저 자 소 개 ◎



### 박 태 수 (Taesoo Park)

2015년 가천대학교 소프트웨어 설계·경영학과 졸업(학사)

2015~현재 가천대학교 일반대학원 소프트웨어 설계·경영학과 (석사과정)

관심분야 : 데이터 마이닝, 소셜 네트워크.

E-mail : adsfwer@gc.gachon.ac.kr



### 정 옥 란 (Ok-Ran Jeong)

2005년 이화여자대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)

2005년~2006년 서울대학교 컴퓨터공학부 (박사후 연구원)

2007년 Univ. of Illinois of Urbana Champaign (visiting scholar)

2008년~2009년 성균관대학교 정보통신공학부 (연구교수)

2009년~2015년 가천대학교 소프트웨어설계·경영학과 (조교수)

2015년~현재 가천대학교 소프트웨어학과 (부교수)

관심분야 : 웹 마이닝, 정보검색, 추천 시스템, 소셜 컴퓨팅

E-mail : orjeong@gachon.ac.kr