

## 소비자 감성 분석 기반의 음악 추천 알고리즘 개발\*

이승준

닐슨 코리아  
CPS Input Operation  
(SeungJun.Lee@nielsen.com)

서봉군

국민대학교  
비즈니스 IT 전문대학원  
(bgseo@kookmin.ac.kr)

박도형

국민대학교 경영정보학부/  
비즈니스 IT 전문대학원  
(dohyungpark@kookmin.ac.kr)

음악은 인간의 감성을 소리로 표현하는 창조적 예술 행위이다. 음악은 사람들의 기분을 우울하게 혹은 기쁘게 변화시킬 수 있다. 따라서 음악을 감상하는 데 있어 감성은 소비자에게 적합한 음악을 찾고 들려주는 데 매우 중요한 요소인데, 다양한 음원 서비스에서 제공하는 추천 알고리즘은 사용자의 기본적인 정보(성별, 나이, 감상 횟수 등)와 사용자의 플레이 기록에 기반한 음악 추천 방식을 주로 사용하고 있다. 본 연구에서는 음악을 감상하는 개인의 감성을 고려하여 각 음원이 가지는 고유의 감성을 기본으로 한 음악 추천 알고리즘을 제안해 보고자 한다. 구체적으로, 사용자들이 자주 듣는 음악과 그렇지 않은 음악을 기준으로 ‘감정 패턴’을 추출 후 상관관계를 확인하고자 하며, 앞선 결과를 기반으로 사용자들이 원하는 노래에 대한 검색과 사용자 감성 기반 추천 방법을 도출해내보고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 사례기반추론 기법을 이용하여 사람들이 주로 듣는 음악과 비슷한 ‘감정 패턴’을 갖는 특정한 곡을 추천해주는 알고리즘을 개발하였다. 먼저, 분석에 필요한 감정 형용사를 정리하여 변수화 시키고, 의미 있는 것끼리 묶어 음악 감성지수를 개발하였고, 분석의 대상이 될 음원에 대해 고유의 감성지수 점수를 측정하였다. 마지막으로 도출된 점수의 결과를 통해 유사한 감정 패턴이 나오는 곡들을 유사 곡 리스트로 분류하고 사용자들에게 추천하는 과정을 거친다. 앞선 일련의 과정을 거쳐 도출된 결과는 음원 추천 시스템뿐만 아니라, 인기 있는 곡과 아닌 곡에 영향을 미치는 변수 도출 및 음원 출시 전, 해당 곡의 스트리밍 수 예측 모형 구축 등 다양한 용도로 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

**주제어** : 음악 추천 알고리즘, 감성분석, 소비자 감성, 오디오 핑거프린트, 추천 알고리즘, 폭소노미

논문접수일 : 2018년 12월 18일 논문수정일 : 2018년 12월 24일 게재확정일 : 2018년 12월 24일

원고유형 : 일반논문(급행) 교신저자 : 박도형

### 1. Introduction

음악은 인간의 감성을 소리로 표현하는 창조적 예술 행위이다. 때문에 음악은 인간의 회로에 락과 함께 해왔다. 사람들은 지금까지도 거리를 걸을 때, TV를 볼 때, 카페에 있을 때 등 대부분의 상황에서 음악을 접하게 된다. 이는 음악이

우리 삶과 밀접한 관련이 있음을 충분히 보여준다. 하지만 새로운 곡들이 쏟아지고 있는 현재에는 수많은 플레이리스트의 음악들 중 매번 마음에 듣는 음악을 찾는 것은 힘든 일이다. 잔잔하고 애절한 노래를 들으며 감상에 빠져있다가 다음 곡이 시끄러운 일렉트로닉 곡이 나온다거나, 혹은 상쾌하며 따뜻한 봄날 같은 노래를 듣고 있

\* 이 논문은 2017년 대한민국 정부(교육부)와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2017R1C1B5016712).

이 논문은 2018년 지능정보시스템학회 추계학술대회에서 우수 논문으로 선정되어 Fast-track추천을 받은 연구임.

다가 다음 곡이 우울한 노래가 나오면 가지고 있던 감정이 깨진 경험이 누구나 있을 것이다. 이는 사용자에게 부정적인 기분을 자아낸다. 때문에 감성을 기반으로 한 음악 추천 시스템의 필요성이 대두된다. 음악을 들으며 사람들은 자신들의 감정을 극대화하기도 하고, 혹은 음악에 의해 감성에 영향을 받기도 한다. 때문에 음악을 감상하는데 있어 ‘감성’은 중요한 요소이다. 사람들이 선호하는 음악은 가수나 장르의 영향을 어느 정도 받겠지만, 그보다 음악을 선택할 때 가지고 있는 감성이 더욱 중요한 부분을 차지하고 있을 것이기 때문이다.

여기서 감성이란, 외부의 물리적 자극에 의한 감각 혹은 지각으로부터 인간 내부에 야기되는 고도의 심리적인 체험으로 쾌적감, 고급감, 불쾌감 등의 복합적인 감정을 일컫는다. 때문에 이를 고려하여 일정한 ‘감성 패턴’을 발견하여 음악에 적용함으로써 사람들에게 더 나은 사용자 가치(User Value), 또는 사용자 경험(User Experience)을 제공할 수 있을 것이다. 현재 멜론, 벅스 등과 같은 음원 사이트에서 제공하는 음원 검색 시스템은 대개 곡 이름, 가수, 앨범 명 등 적절한 검색어 입력을 통해 결과를 보여준다. 추천 시스템의 경우에도 마찬가지이다. 멜론의 경우, ‘멜론 라디오 맞춤형채널’에서 최근 3일 내의 최근 들은 곡과 유사한 곡을 재생해주는 ‘나를 아는 맞춤형채널’을 운영하고 있으며, 스타 DJ를 기반으로 채널을 제공 중이다. 벅스의 경우, ‘벅스 라디오’를 운영하고 있다. 장르를 고르거나 노래 제목을 입력하면 비슷한 분위기, 시대, 가수의 곡을 보여준 후 ‘좋아요’, ‘싫어요’ 단추를 통해 사용자 음악 취향을 파악한다. 이와 같이 기존의 음악 추천 알고리즘은 사용자가 들던 음악의 데이터베이스를 참고하여 만드는 것이 일반적이었다.

본 연구는 소비자 감성을 중심으로 기존의 추천알고리즘과 차별화된 알고리즘을 제안하고자 한다. 즉, 사용자들이 특정 음원에 대하여 느끼는 ‘감성 패턴’을 추출하여 인기가 많은 음원과 적은 음원에 대하여 사람들이 느끼는 ‘감성 패턴’의 유의미한 결과를 도출하려고 한다. 또한 이를 통해 ‘감성’을 기반으로 특정 노래를 검색할 수 있게 도와주거나, 관련 노래를 추천하는 알고리즘을 개발하고자 한다. 구체적으로 본 연구는 사례 기반 추론(Case Based Reasoning) 기법을 이용하여 사람들이 주로 듣는 음악과 비슷한 ‘감성 패턴’을 갖는 특정한 곡을 추천해주는 알고리즘을 구축하는 것을 목표로 한다. 사례 기반 추론 기법의 경우 본 연구에서는 다음과 같이 이용된다. 먼저, 분석에 필요한 감정 형용사를 정리하여 변수화 하고, 분석의 대상이 될 음원을 수집한다. 이후, 각 음원에 대해 감정 형용사별로 점수를 매겨 평가한다. 마지막으로 이러한 데이터를 통해 유사한 감성 패턴이 나오는 곡들을 비슷한 곡으로 묶는다. 위의 일련의 과정으로 도출된 결과는 음원 추천 시스템뿐만 아니라, 인기 있는 곡과 아닌 곡에 영향을 미치는 변수 도출 및 음원 출시 전, 해당 곡의 스트리밍 수 예측 모형 구축 등 다양한 용도로 사용되는 것을 목표로 하고 있다.

## 2. Literature Review Related to Music Recommendation System

### 2.1 Folksonomy

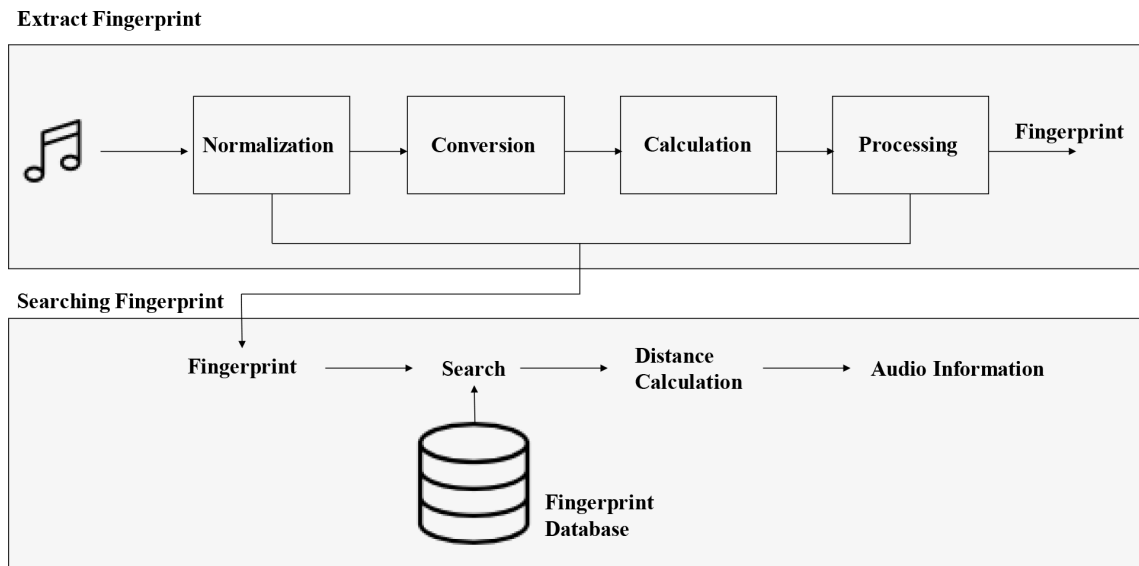
음악을 분류하는 방식에는 크게 Taxonomy와 Folksonomy 두 가지 방법이 존재한다. 첫 번째

방식은 전문가들이 제공하는 음악의 장르, 가수, 앨범 등의 디렉토리를 기반으로 하는 방식이며, 두 번째 방식은 사용자들이 직접 작성하는 태그를 기반으로 음악 콘텐츠를 분류하는 방식이다. 사용자들은 자유롭게 태그를 추가하거나 등록할 수 있으며, 태그를 통해 같은 태그를 공유하고 있는 다른 콘텐츠를 검색할 수 있다(Sinclair and Cardew-Hall, 2008; Kiu and Tsui, 2011). 즉, Folksonomy는 사용자가 생성한 메타 데이터에서 나타날 수 있는 태그의 집합적 혹은 협업적인 형태로 볼 수 있으며, 기존 Taxonomy 방식의 대안으로 사용되고 있다(Laniado et al., 2007). Folksonomy의 태그 방식은 디렉토리의 한계가 없기 때문에 Taxonomy보다 훨씬 확장성이 크다. 하지만 사용자들에 의해 태그가 작성되기 때문에 ‘크다’, ‘커다랗다’, ‘큼직하다’ 등 동일한 의미의 단어들이 통일되지 못하고 많은 카테고리를 생성시킨다. 이 때 한 검색어(‘크다’)로 검색

시 같은 의미를 담고 있는 다른 검색어(‘커다랗다’, ‘큼직하다’)에 대한 결과는 보여주지 못하는 것이 현재 Folksonomy의 한계로 지적되고 있다. 그럼에도 불구하고 Folksonomy는 현재 소셜미디어 등에서 다양하게 사용되고 있다. 과거 전문가에 의하여 구축되던 분류 체계의 Taxonomy와 달리 제한이 없고 자유로운 태그 선택이 가능하며, 실시간으로 이용자의 관심사가 반영된다는 장점이 있다(Ha and Hwang, 2016). 본 연구에서는 Folksonomy 기법을 활용하여 사용자들이 느낄 수 있는 다양한 감정을 수집 및 추천 알고리즘을 개발하고자 한다.

## 2.2 Audio Fingerprint

음악 인식 기법 중 하나인 Audio Fingerprint는 음악 분석을 통해 일련의 고유한 특성을 찾아내고, 이를 통계적 샘플로 변환해 Fingerprint로서 데이터 베이스에 저장하여 이후 시스템에 들어



〈Figure 1〉 Basic structure of fingerprinting system

오는 음악과 대조, 동일한 Fingerprint를 가진 곡의 정보를 추출해주는 기술이다(Haitsma and Kalker, 2003; Jang and Lee, 2012). 현재 Gracenote에서는 Fingerprint를 메타데이터와 결합해 앨범 아트, 유튜브 영상, 뉴스 등의 정보를 검색하거나 메타데이터를 정리해주는 서비스를 iTunes에 제공하고 있으며 그 외에도 음악 검색 어플리케이션, 음악 모니터링 등 다양한 분야에서 이용되고 있다. Fingerprint 생성과 대조를 위해서는 먼저, 입력되는 음악의 정규화 과정을 거친다. 미리 지정한 주파수 신호로 다운샘플링을 하고 스테레오 신호를 모노 신호로 바꿔주고 곡을 프레임 별로 나누는 등의 과정이다. 정규화 이후로는 변환, 계산, 가공 단계를 거쳐 Fingerprint가 추출된다. 해당 Fingerprint가 데이터 베이스에 저장될 때에는 곡명, 가수, 앨범 등의 정보가 함께 저장된다. 생성이 아닌 대조를 원하는 경우, 추출된 Fingerprint와 비슷한 후보들을 데이터베이스로부터 추려내고 입력한 곡의 Fingerprint와 추려진 각 후보들의 거리를 모두 계산한다. 후보들 중 가장 작은 거리 값이 나온 Fingerprint에 대한 곡 정보가 결과값으로 제공된다.

앞서 언급했듯이, Fingerprint는 데이터 베이스의 크기가 비대해지는 문제를 막기 위해 미디어 파일이 아닌 음악의 고유한 특성을 나타내는 패턴들의 집합을 간단히 변환한 통계적 샘플 형태로 저장된다. 그렇기 때문에 Fingerprint는 사람의 지문처럼 해당 곡의 식별만 수행해줄 뿐, 어떤 음이나 멜로디를 가지고 있는지는 알 수 없다.

### 2.3 Consumer Sentiment Analysis

빅데이터 기술의 발전과 함께, 최근 온라인상

의 여러 정보들(e.g. 소셜 네트워크 서비스 데이터, 웹검색 트래픽 데이터, 제품 리뷰 데이터, 광고나 사용 로그 데이터 등)을 활용하여 소비자의 감성을 기반으로 수행되는 연구들이 활발하게 진행되고 있다(Bae and Park, 2018; Choi and Park, 2017; Park, 2017a; Lee et al., 2014). 소비자 감성은 대표적으로 슬픔, 즐거움, 놀람, 분노 등 문화간 차이가 존재하지만, 공통적인 정서가 존재한다(Jack et al., 2012; Kim, 2012). 일반적인 데이터 분석에서 사용자의 행동에 영향을 줄 수 있는 요인은 개인의 심리적인 요인보다는 상대적으로 쉽게 파악할 수 있는 정량적인 수치에 초점이 맞춰져 있다. 하지만, 정적인 데이터 기반의 분석만으로는 실제 소비자의 잠재적 욕구를 충족시키기 쉽지 않다. Yoo et al(2018)연구에서는 온라인상의 소비자들의 태도, 의견, 성향 등을 정량적으로 수치화하여 상권의 매출액에 대한 관계를 확인하고 있다. 해당 연구에서는 SNS(Social Network Service)를 통해서 서울시 25개 지역구에 해당하는 연관 감성 어휘를 수집하였고, 소셜 네트워크분석을 통해 상권과 감성 어휘를 이들간의 관계를 제시하고 있다. Kim and Park(2017; 2018)의 연구에서는 소비자에게 제품 디자인(Product Design)과 이모티콘(Emoticon)을 추천함에 있어서 소비자 감성을 기반한 추천 시스템을 제시하였다. 비정형 데이터인 이모티콘을 구조화시키기 위해 소비자 감성을 기반으로 이모티콘에 대해 메타데이터화 작업을 수행하고, 객관적 지표를 추출하는 작업을 수행하였다. 결과적으로, 이모티콘 간의 유클리디안 거리를 통해 사용자에게 적절한 이모티콘을 추천하는 시스템을 제시하였다. 이러한 감성 기반의 연구들은 소비자 감성을 지능형 시스템에 도입함으로써 소비자의 편의성 및 만족도 뿐만 아니라 관

런 기업에서 전략적으로 활용 가능한 지적 자산으로 이용할 수 있다는 시사점을 보여주고 있다. Kang et al. (2018) 과 Kang and Park (2016)의 연구에서는 수집한 텍스트에서 의미있는 지표를 도출하여 각 지표들이 실제 성과에 어떤 영향을 미치는지 확인하고 있다. Kim and Park (2013)에서는 소비자의 감성 네트워크가 어떻게 조직화될 수 있는지의 방법을 제시하고 있다. 본 연구에서는 선행연구에서 제시한 SNS를 통한 소비자 감성 수집 방법을 참조하고, 더불어 실제 소비자의 감성을 확인하기 위해 정성적 인터뷰를 추가하여 타당성 있는 소비자 감성 데이터를 구조화 해보고자 한다.

### 3. Research Design and Methodology

#### 3.1 Research Procedure

본 연구에서는 사람들이 음악을 들을 때 일반적으로 느낄 수 있는 감정 형용사들을 바탕으로 유사한 음악을 추천하는 알고리즘 개발을 수행한다. 감성 기반의 음원 분류 모형과 감성을 바탕으로 한 새로운 음원 추천 시스템을 구축하는 일련의 과정은 다음과 같다. 먼저, 선행 연구, 소셜 데이터, 정성적 인터뷰를 통해 음악과 관련하여 사람들이 느끼는 보편적인 감정 형용사들을 선정한다. 감정 형용사는 노래가 가진 감성을 평가하는 하나의 항목으로써 전문가 패널이 음악을 듣고 각 선정된 감정 형용사들을 기반으로 노래를 평가한다. 앞선 과정을 통해 평가된 음악은 대중적으로 인기 있는 노래와 인기 없는 노래로 나누어 분석을 진행하며, 음악의 인기도와 가장 관련이 높은 변수를 도출한다. 도출된 변수는 요

인 분석을 통해 재 분류 하고, 요인에 속하는 형용사들에 일정한 가중치를 부여하는 작업을 수행한다. 도출된 요인들은 음악이 나타내는 감성을 평가하는 새로운 지표로 선정하고, 각 음악에 대하여 요인이 주는 감성 수치와 유사한 곡을 추천하는 알고리즘을 유클리디안 거리를 기반으로 도출할 것이다.

#### 3.2 Quantification of Consumers Emotion for a Song

##### 3.2.1 Emotional Adjectives from Previous Research

Choi et al(2010)의 연구에서는 63개의 형용사를 MPEG-7 Part의 AffectiveCS와 관련 연구들을 바탕으로 형용사들을 재정립하여 제시하고 있다. 본 연구에서는 앞선 연구에서 소리 정보를 쉽게 검색할 수 있게 수립된 표준인 MPEG-7와 감정 형용사 분류에 관한 연구들을 기반으로 형용사를 수집하였기 때문에 신뢰성이 높다고 판단하고, 제시된 형용사들을 참조하고, 추가하여 분석 자료로 선정하였다(Table 1).

##### 3.2.2 Emotional Adjectives from Previous Research from Social Network Services

일반적으로 사람들이 음악을 들을 때 느끼는 감정을 주로 어떤 형용사로 표현하는지 파악하기 위해 SNS의 키워드 기반으로 감정 형용사들을 수집하였다. 약 일주일(2016년 3월 21일 ~ 3월 27일)동안 블로그, 트위터를 중심으로 데이터를 수집하였으며, 멜론차트 주간 Top100의 상위 20위 노래 제목들의 연관어들 중 사용자 심리 속성과 관련된 48개의 감정 형용사들을 도출하였다(Table 2).

〈Table 1〉 Selection of emotional adjectives through previous research

Aggressive	Passionate	Cheerful	Sensitive	Sad
Calm	Ethereal	Humorous	Defiant	Rousing
Sweet	Literate	Bitter	Mellow	Exotic
Quirky	Anxious	Enthusiastic	Happy	Bittersweet
Down	Simple	Futuristic	Whimsical	Forceful
Rowdy	Playful	Yearning	Negative	Soothing
Hypnotic	Sarcastic	Wild	Excited	Lovely
Autumnal	Tragic	Stoned	Spiritual	Angry
Celebratory	Amiable	Brooding	Somber	Elegant
Dreamy	Menacing	Uplifting	Hopeful	Sentimental
Dark	Ambient	Mechanical	Rebellious	Upbeat
Tender	Sensual	Tense	Bold	Soulful
Romantic	Sexual	Egotistical	Determined	Dramatic
Funky	Thoughtful			

〈Table 2〉 Melon weekly chart Top 20 (March 21, 2016 - March 27, 2016)

Rank	Title	Artist	Rank	Title	Artist
1	이 사랑	다비치	11	한숨	이하이
2	You Are My Everything	거미	12	어디에도	엠씨더맥스
3	다시 너를	매드클라운, 김나영	13	벚꽃 엔딩	버스커 버스커
4	말해! 뭐해?	케이윌	14	너는 나 나는 너	지코
5	ALWAYS	윤미래	15	같은 곳에서	소녀온탑
6	Everytime	첸, 펀치	16	봄인가 봐	에릭남, 웬디
7	넌 is 뭔들	마마무	17	PICK ME	PRODUCE 101
8	사랑에 빠졌죠	장범준	18	야 하고 싶어	지민(AOA)
9	그녀가 곁에 없다면	장범준	19	빗속으로	장범준
10	시간을 달려서	여자친구	20	Rain	태연

검색 시 보편적인 단어(ex. ‘ALWAYS’, ‘한숨’, ‘Rain’ 등)는 아티스트명과 함께 검색했다. 또한 ‘말해! 뭐해?’의 경우에는 특수문자를 제외

하고 검색하는 등 더 나은 검색결과를 도출하기 위해 일부 변동을 주어 검색하였다. 예를 들어, 버스커 버스커의 벚꽃 엔딩을 탐색어 맵에 검색

〈Table 3〉 Selection of emotional adjectives through social traffic

Exciting	Regrettable	Flutter	Warm
Happy	Awkward	Sentimental	Bracing
Funny	Scary	Fresh	Sexy
Hopeful	Sorrow	Comfortable	Somber
Bright	Missing	Elegant	Pure
Enthusiastic	Calm	Dreamy	Sad
Blissful	Agony	Sweet	Wobbly
Strong	Lonely	Soft	Lovely
Passionate	Depressed	Exotic	Romantic
Aggressive			

하면 ‘사랑하다’, ‘놀랍다’, ‘떠오르다’, ‘정확하다’, ‘어울리다’, ‘떨리다’, ‘좋다’, ‘좋은 노래’, ‘크다’, ‘사랑’ 이라는 10가지 단어가 추출된다. 이들 중 사람이 느끼는 ‘감정’과 관련된 단어들을 형용사로 표현하여 ‘사랑하는’, ‘놀라운’, ‘떠오르는’, ‘정확한’, ‘떨리는’ 이라는 5개의 감정 형용사를 추출했다. ‘좋다’는 감정의 범위와 ‘어울리는’과 같은 너무 큰 범위의 단어, ‘크다’는 감정 형용사와 거리가 먼 단어의 이유로 제외하였다. 즉, (1) 너무 큰 범주를 포함하는 단어, (2) 감정 형용사가 아닌 일반적인 형용사들은 배제하고 관련 형용사들을 도출하였다. 결과적으로, 선행 연구를 통해 선정했던 형용사와 소셜 트래픽을 통해 수집한 형용사의 중복된 단어를 배제하고 37가지의 감정 형용사를 도출하였다(Table 3).

### 3.2.3 Emotional Adjectives from Qualitative Interviews

소셜 네트워크에서의 감정 형용사 수집은 포

괄적이며 거시적인 관점에서만 이루어졌다는 점에서 한계가 있다. 따라서 보다 다양한 감정 형용사의 수집을 위해 총 9가지의 장르음악(발라드, 댄스, 랩/힙합, R&B/Soul, 록, 일렉트로니카, 트로트, 포크, 인디음악)에 대한 정성조사를 실시하였다. 이와 같이 음악의 장르를 나누는 기준은 멜론 카테고리를 참조하였다. 조사 방법은 다음과 같다. 4명의 연구자들이 각각 일반인 4명에게 멜론차트의 각 장르음악의 1~4위곡의 1절을 들려준 후, 한 곡당 떠오르는 감정 형용사를 5개씩 수집하였다. 한 설문자 당 두 곡의 음원을 들려주고 떠오르는 5가지 형용사를 각각 기입하게 하는 방식을 취했다(Table 4).

정성적 조사 결과 선정된 형용사 중 선행 연구와 소셜 네트워크에서 중복으로 나타난 형용사를 제외하고 총 23개의 단어를 최종 선정하였다 (Table 5).

<Table 4> List of music charts by genre (Rank: 1~4)

Genre	Title	Artist	Genre	Title	Artist
Ballad	어디에도	MC The MAX	Electronic	PICK ME	PRODUCE 101
Ballad	봄인가봐	에릭남	Electronic	4 walls	F(x)
Ballad	Rain	태연	Electronic	Come Back Home	2NE1
Ballad	봄 사랑 벚꽃 말고	HIGH4, 아이유	Electronic	멘붕	CL
Dance	넌 is 뭔들	마마무	K-Folk	업지 척	홍진영
Dance	시간을 달려서	여자친구	K-Folk	산다는건	홍진영
Dance	같은 곳에서	소녀온탑	K-Folk	초흔	장윤정
Dance	얌얌	7 go up	K-Folk	사랑의 배터리	홍진영
Hiphop	Boys and girls	지코	Folk	스토커	10cm
Hiphop	유레카	지코	Folk	봄봄봄	로이킴
Hiphop	1cm의 자존심	마마무	Folk	그대와 나, 설레임	어쿠스틱 콜라보
Hiphop	8만원	블랙넛	Folk	Mama don't worry	샘 김
R&B	몇 년 후에	블락비	Indie	무지개	스텐딩에그
R&B	한숨	이하이	Indie	스토커	10cm
R&B	너는 나 나는 너	지코	Indie	위잉위잉	혁오
R&B	잊어버리지마	크러쉬	Indie	감아	로꼬
Rock	사랑에 빠졌죠	장범준	Rock	벚꽃 엔딩	버스커 버스커
Rock	그녀가 곁에 없다면	장범준	Rock	빗속으로	장범준

<Table 5> Selection of emotional adjectives through qualitative interview

Obvious	Mysterious	Sensual	Artificial
Miserable	Groovy	Manic	Tragic
Harmonious	Lethargic	Magnificent	Hypnotize
Sophisticated	Old Fashioned	Plain	Addictive
Rhythmical	Reversal	Stimulating	Cheesy
Noisy	Meditate	Oriental	

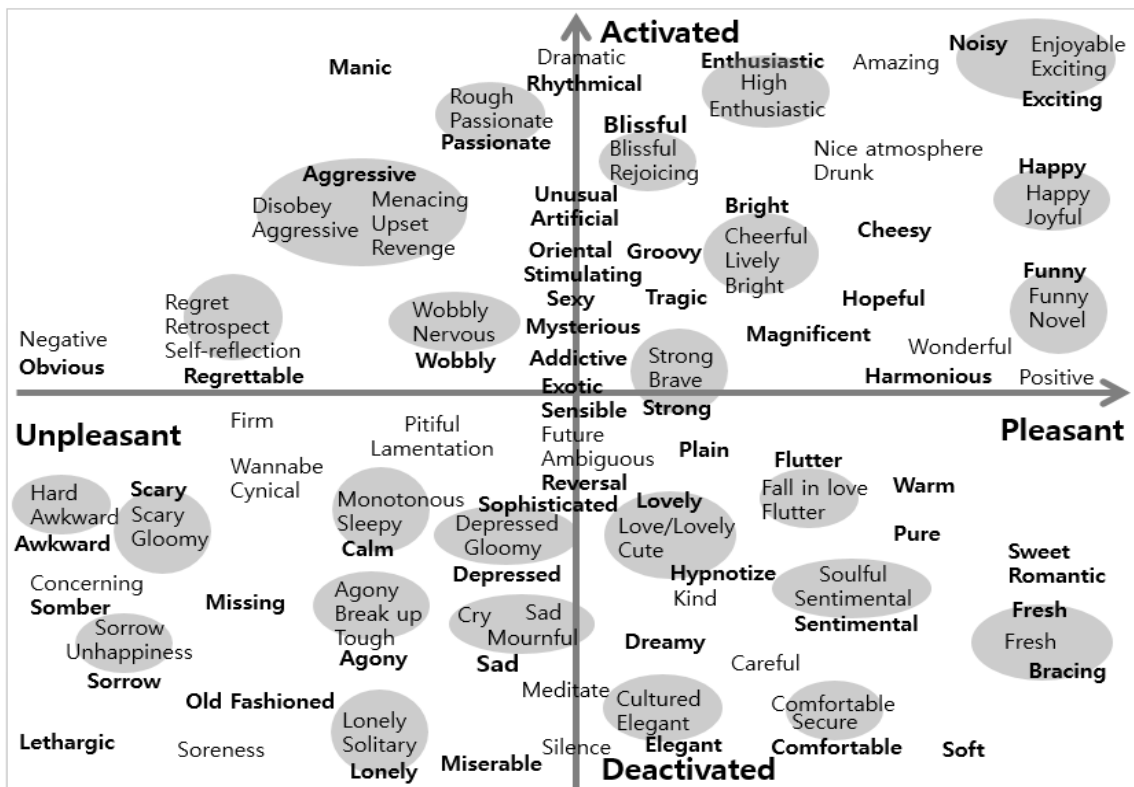


### 3.3 Aggregation and Mapping of Emotional Adjectives

기존 논문, 소셜 네트워크, 정성적 인터뷰를 통해 수집된 총 134개의 감정 형용사 중 비슷한 느낌의 어휘들은 대표적인 하나의 어휘로 묶었다. 예를 들면, ‘우울한’, ‘음울한’, ‘울적함’, ‘호린’은 모두 <우울한>이라는 하나의 어휘로 생각하였다. 이러한 작업을 통해 비슷한 뜻을 가진 어휘 74개가 버려졌다. 이렇게 묶여진 어휘들은 감정 중 즐거움의 정도와 관련된 X축(‘Pleasant’)과 감정의 동적인 정도와 관련이 있는 Y축(‘Activated’)를 기준으로 하여 감정 형용사들을

범주화 시키는 작업을 거쳤다(Cohen et al., 2007). 제 1사분면에는 즐거움의 정도가 높고 동적인 형용사들, 제 2사분면에는 즐거움의 정도가 낮지만 동적인 형용사들, 제 3사분면에는 즐거움의 정도가 낮으며 정적인 형용사들, 제 4사분면에는 즐거움의 정도는 높지만 동적인 형용사들을 배치하였다. 한편, 어떤 범주에도 속하지 않는 형용사들은 축 중간에 배치하였다 (Figure 2).

결과적으로 결과 도출된 총 60가지의 감정 형용사는 다음과 같다. 본 연구는 위의 절차를 거쳐 선정된 60개의 감정 형용사를 바탕으로 진행했다(Table 6).



〈Figure 2〉 Categorization of collected emotional adjectives

〈Table 6〉 List of categorized final emotional adjectives

	Unpleasant	Pleasant
Activated	Passionate, Aggressive, Wobbly, Regrettable, Obvious, Manic	Exciting, Happy, Funny, Hopeful, Bright, Enthusiastic, Blissful, Strong, Harmonious, Groovy, Magnificent, Tragic, Cheesy, Noisy
Deactivated	Scary, Sorrow, Missing, Calm, Agony, Lonely, Depressed, Sad, Somber, Miserable, Lethargic, Old Fashioned, Awkward	Lovely, Flutter, Sentimental, Bracing, Comfortable, Elegant, Dreamy, Sweet, Soft, Romantic, Pure, Warm, Fresh, Plain, Hypnotize
Etc.	Exotic, Sexy, Mysterious, Sensible, Artificial, Sophisticated, Rhythmical, Reversal, Stimulating, Oriental, Addictive, Unusual	

### 3.4 Quantification of Consumers Emotion for a Song

감성 평가를 위해 여러가지 음원에 대한 정보가 필요하였고, 본 연구에서는 대한민국 대중음악에 대한 공인 차트 정보를 제공해주는 ‘가온 차트’ 서비스를 활용하였다. 주요 디지털음원 서비스업체(Melon, Mnet, Bugs, Olleh Music, genie, 다음카카오뮤직 등)와 대표적인 음반사들(KT뮤직, LOEN, CJ E&M, SONYMUSIC, UNIVERSAL 등)이 차트 정보 제공에 참여하고 있으며, 음원에 대한 기본적인 정보 및 음원 판매량을 조사하기 용이하기 때문에 ‘가온 차트’에서 음원 데이터를 수집하는 것이 타당할 것이라 판단하였다.

수집된 데이터는 2015년도 1주차 Streaming Chart부터 52주차 Streaming Chart까지를 기준으로 총 806곡의 데이터를 수집하였다. 데이터수집은 분석프로그래밍 툴인 R Studio를 이용하여 수집하였으며, 806곡의 데이터는 엑셀에 따로 스트리밍 수, 다운로드 수와 함께 정리하였다. 수집된 806곡의 데이터 중 Streaming 수가 1000만건 이상인 곡은 인기 있는 음원, 70만건 미만인 음

원은 인기 없는 음원으로 분류하였다. 그 결과 인기 있는 음원은 218곡, 인기 없는 음원은 100곡으로 조사되었다. 인기 있는 곡 중 영상매체에 영향을 받을 수 있는 곡은 분석에서 우선 제외하기로 하였다. 최근 인기리에 방송중인 복면가왕 등 음악 경연 프로그램 또는 드라마 OST의 경우 곡 자체뿐만 아니라 인기 있는 영상매체의 영향을 받기 때문에 Streaming 수에 영향을 줄 수 있다고 판단하여 제외하였다. 인기 있는 곡은 218곡중에 무작위로 60곡을 선정하였고, 인기 없는 곡은 꼴지 순위부터 40곡을 선정하여 총 100곡의 음원을 선정하였다.

음원 평가는 4명의 전문가 패널이 곡을 듣고 감성형용사 60가지에 대하여 곡을 평가하는 방식으로 진행되었다. 총 100곡의 음원을 평가하였으며, 평가 방식은 특정 곡을 듣고 느껴지는 감성 60가지에 대하여 1~7까지 리커트 척도로 점수 감성 평가를 하였다. 4명의 전문가 패널이 점수를 매기고, 평균하여 점수화를 하였다. 평가 완료된 데이터는 분석을 위해 따로 엑셀로 정리하였다.

## 4. Research Results

### 4.1 The Relationship between Emotional Adjectives and Music Sales

수집된 데이터 셋을 분석에 맞게 전처리 한 후 파악하고자 하는 변수(Streaming수 ~ 음원 기본 정보) 사이에 유의미한 결과를 보이는지 파악해보았다. 먼저 유의미한 변수를 파악하기 위해 Streaming 수가 1000만건이 넘는 데이터는 popularity(인기여부)를 1로, 70만건 미만 데이터에 대해서는 popularity를 0으로 변환하여 이산형 변수로 만들었다. 이 후 popularity 변수를 종속변수로 하고 이와 관련 있는 유의미한 변수를 파악하기 위해 카이제곱 검정, 독립표본 T검정 등을 통해 유의미한 변수를 도출하고자 하였다. 카이제곱 검정을 통해 popularity변수와 음원 기본 정보를 담고 있는 변수 간 유의성을 파악하고자 하였다. 기본 정보 변수 중 데이터 셋이 부족한 변수들(데이터 20건 미만)은 분석에서 제외하였다. 분석 결과 곡의 인기 여부와 음원 기본 정보들 사이 간에는 유의한 관계를 보이는 데이터가 없었다. 단축 검정으로 보았을 때 Ballad 정도가 곡의 인기 여부와 어느 정도 연관이 있다고 말할 수 있겠다. 하지만 이외의 데이터에서는 유의미한 결과값을 찾을 수 없었다. 100곡의 데이터에 위와 같은 기본 정보들의 데이터가 충분하지 않아서 모두 유의하지 않은 결과를 보여줬을 가능성이 있다. 하지만 어느 정도 규모가 있는 데이터 셋에 대해서 위와 같은 분석 결과가 나왔기 때문에 본 연구에서는 popularity와 음원 기본 정보에 대한 상관관계를 고려하지 않기로 하였다.

popularity와 감정형용사가 서로 유의미한지 알아보기 위해 독립표본 T검정을 이용하여 두

변수 간 상관관계를 파악해보았다. 종속변수는 popularity이며 총 60개의 감정형용사에 대하여 서로 유의미한 값을 띄는지 살펴보았다. 독립표본 T검정을 통해 파악된 유의미한 변수는 다음과 같다: Exciting, Passionate, Strong, Enthusiastic, Regrettable, Awkward, Sorrow, Missing, Agony, Lonely, Sad, Warm, Unusual, Flutter, Obvious, Sensible, Addictive, Reversal, Pure, Elegant, Miserable, Harmonious, Sophisticated, Rhythmical, Bright, Comfortable.

분석 결과 총 26가지 변수가 도출 되었다. 이는 전문가 패널이 평가한 60가지 변수 중에 나머지 34가지는 곡의 인기여부와는 무관하다고 판단할 수 있다. 따라서 분석 결과 도출된 26가지 변수에 대해서 연구를 진행하기로 하였다.

### 4.2 Music Emotional Index Development: S.W.E.M.S

앞선 분석 결과 도출된 26가지 형용사는 서로 밀접한 관계를 가지고 있을 가능성이 있다. 예를 들어, ‘신나는’과 ‘열광적인’ 형용사는 곡을 평가할 때 있어서 서로 영향을 주고 받는 변수라 볼 수 있다. 일반적으로 신나는 곡은 대체로 열광적인 성격을 가지고, 유사하게 열광적인 분위기의 곡은 신나는 기분이 들기 때문이다. 본 연구에서는 유의성 검정으로 도출된 26가지의 변수에 대해서 요인분석을 통해 서로 관련 있는 변수들을 요인분석을 통해 축소하고자 하였다. 먼저 추출된 변수들간 관련성을 파악하기 위해 KMO (Keiser-Meyer-Olkin)검정과 Bartlett의 구형성 검정을 수행하였다. KMO 검정을 수행한 결과 계수값이 1에 가까운 0.87을 나타내고 있으며, Bartlett구형성 검정결과 유의 확률이 0.01 이하

로 나타나 해당 변수들이 요인분석을 수행하기에 적합한 수준임을 확인되었다. 변수의 공통성을 확인한 결과 각 변수 사이의 공통성을 잘 설명하지 못하는 변수들은 분석에서 제외하였는데, 0.5를 기준으로 0.5미만의 수치를 가지는 변수(Elegant, Reversal, Obvious)은 분석에서 배제하였다. 최종적으로 23가지의 변수를 가지고 분석을 수행하였다. 주성분 분석을 이용하여 요인 추출을 하였으며, 베리맥스 방식을 적용하여 요인 회전을 수행하였다. 요인분석 수행 결과 총 5개의 요인이 도출되었으며, 각각의 요인들은 ‘Sorrow’, ‘Sweet’, ‘Modern’, ‘Enthusiastic’, ‘Warm’으로 명명하였다. 각 요인들은 <Table 7>와 같이 각 세개의 변수들이 하위 요인으로 구성되었다.

### 4.3 Song by Song Matrix Based on SWEMS

앞서 조사했던 100곡에 대한 형용사 평가를 기반으로 SWEMS 지수를 계산하였다. 계산된 점수는 곡 별 고유 점수가 될 수 있으며, 이는 곡 간의 거리를 구하는 매트릭스에 사용되었다. 또한, 가중치가 부여된 변수들의 유클리디언 거리를 계산하여 음원 간 거리를 확인하였다. 결과적으로 특정 곡과 가까이 있는 곡은 서로 성격이 유사하다는 것을 확인할 수 있었으며, 이를 음원 추천 알고리즘에 활용할 수 있을 것으로 판단하였다(Table 8, 9).

<Table 7> Result of factor analysis

Construct	Indicators	Factor Loadings				
		1	2	3	4	5
Sorrow	Sad	<b>0.936</b>	-0.087	0.048	-0.084	-0.132
	Lonely	<b>0.934</b>	0.006	0.103	-0.141	-0.176
	Missing	<b>0.898</b>	-0.085	0.172	-0.172	-0.094
Modern	Sensible	0.039	<b>0.908</b>	0.106	0.219	0.027
	Sophisticated	0.009	<b>0.903</b>	0.016	0.275	0.010
	Unusual	-0.260	<b>0.709</b>	-0.235	0.066	-0.218
Warm	Harmonious	0.119	0.074	<b>0.912</b>	0.056	0.014
	Comfortable	0.243	0.013	<b>0.753</b>	-0.346	0.382
	Warm	0.060	-0.263	<b>0.739</b>	-0.288	0.370
Enthusiastic	Addictive	0.017	0.392	0.025	<b>0.846</b>	0.095
	Enthusiastic	-0.416	0.145	-0.264	<b>0.749</b>	-0.187
	Rhythmical	-0.287	0.444	-0.309	<b>0.674</b>	-0.130
Sweet	Pure	-0.070	-0.118	0.242	-0.143	<b>0.851</b>
	Flutter	-0.411	-0.031	0.410	-0.057	<b>0.714</b>
	Bright	-0.390	0.056	-0.093	0.507	<b>0.684</b>

Note: KMO = 0.870, Bartlett's test of sphericity ( $\chi^2=2712.417$ ,  $df=325$ ,  $p=0.000$ )

〈Table 8〉 Matrix with principal component formula

No	Title	Sweet	Sorrow	Modern	Enthusiastic	Warm
1	이럴거면 그러지말지	2.76	3.93	2.71	2.72	2.64
2	위잉위잉	1.4	3.02	4.57	4.6	3.08
3	BAE BAE	1.85	2.18	4.72	4.85	2.11
4	LOSER	1.4	4.62	2.71	4.06	2.94
5	위아래	2.33	1.26	2.89	6.19	1.73
6	심쿵해	3.58	1.17	2.62	5.03	2
7	그냥	1.48	5.25	4.36	2.68	3.32
8	또 다시 사랑	1.16	5.66	2.08	2.5	2.69
9	와리가리	1.66	3.43	5.03	3.05	3.03
10	오늘부터 우리는	5.67	1.17	2.35	4.37	3.84

〈Table 9〉 Distance Matrix by Euclidian Value

Song Number	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0	3.139	3.564	2.049	4.493	3.74	2.563	2.453	2.666	4.517
2	3.139	0	1.383	2.514	3.336	3.646	2.96	4.219	1.686	5.219
3	3.564	1.383	0	3.388	2.526	2.91	3.978	5.039	2.398	4.948
4	2.049	2.514	3.388	0	4.266	4.296	2.273	2.007	2.804	5.587
5	4.493	3.336	2.526	4.266	0	1.75	5.801	5.995	4.612	4.387
6	3.74	3.646	2.91	4.296	1.75	0	5.593	5.758	4.422	2.875
7	2.563	2.96	3.978	2.273	5.801	5.593	0	2.432	2	6.431
8	2.453	4.219	5.039	2.007	5.995	5.758	2.432	0	3.788	6.744
9	2.666	1.686	2.398	2.804	4.612	4.422	2	3.788	0	5.55
10	4.517	5.219	4.948	5.587	4.387	2.875	6.431	6.744	5.55	0

#### 4.4 Validation of Recommendation Algorithm

추천 알고리즘을 평가할 때 주관적일 수 있는 부분을 보완하기 위하여 기존에 있던 60가지 형용사에 대한 곡의 거리 매트릭스와 비교를 하여 hit-ratio를 도출해보았다. 60가지 형용사에 대한 거리 매트릭스를 ‘정답’이라고 가정했을 때 추천

알고리즘을 통하여 얼마나 효율적으로 가까운 곡을 추천 할 수 있는지를 검증 방안으로 세웠다. 먼저 추천 알고리즘을 통해 찾은 가까운 곡 10가지와 기존에 있던 60가지 형용사에 대한 가까운 곡 10가지를 뽑아내었다. 그리고 이 두 가지 Dataset을 비교하여 두 가지 샘플이 얼마나 일치하는지 hit-ratio를 계산하였다(Table 10).

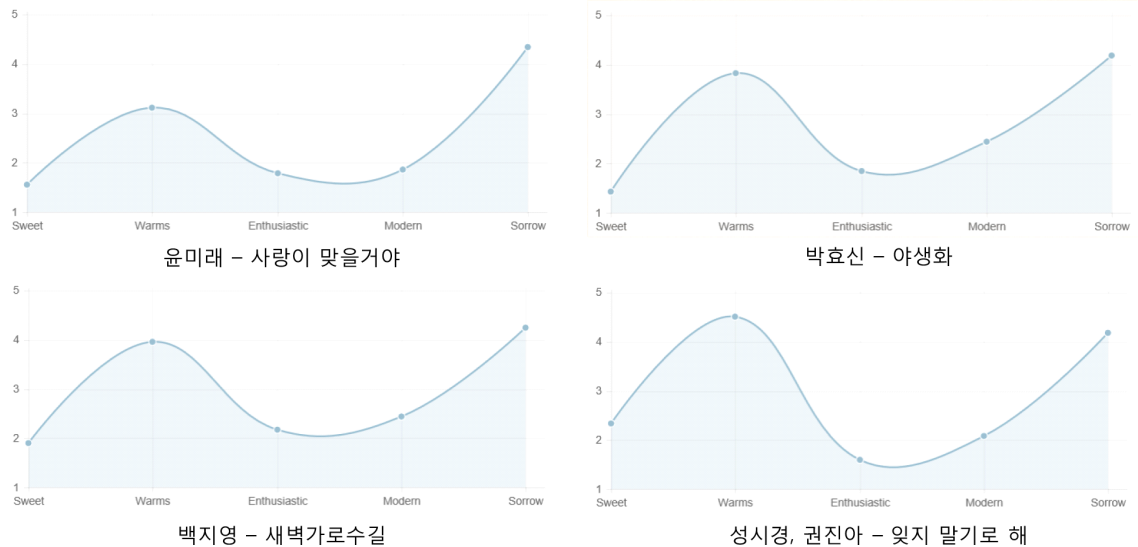
〈Table 10〉 Comparison hit-ratio nearby songs

Comparison nearby Songs	Hit-ratio	Comparison of Song	Hit-ratio
1	81.0%	6	71.6%
2	79.5%	7	68.5%
3	77.0%	8	67.5%
4	74.7%	9	64.7%
5	74.4%	10	63.3%

#### 4.5 SWEMS Pattern Depending on Music Genre

감성이 유사한 음원은 비슷한 고유 점수를 가지고 있으므로 장르별로 비슷한 SWEMS패턴을 가질 것을 기대할 수 있다. 조사된 100곡 내에서 SWEMS패턴은 대표적으로 세 가지로 정리된다.

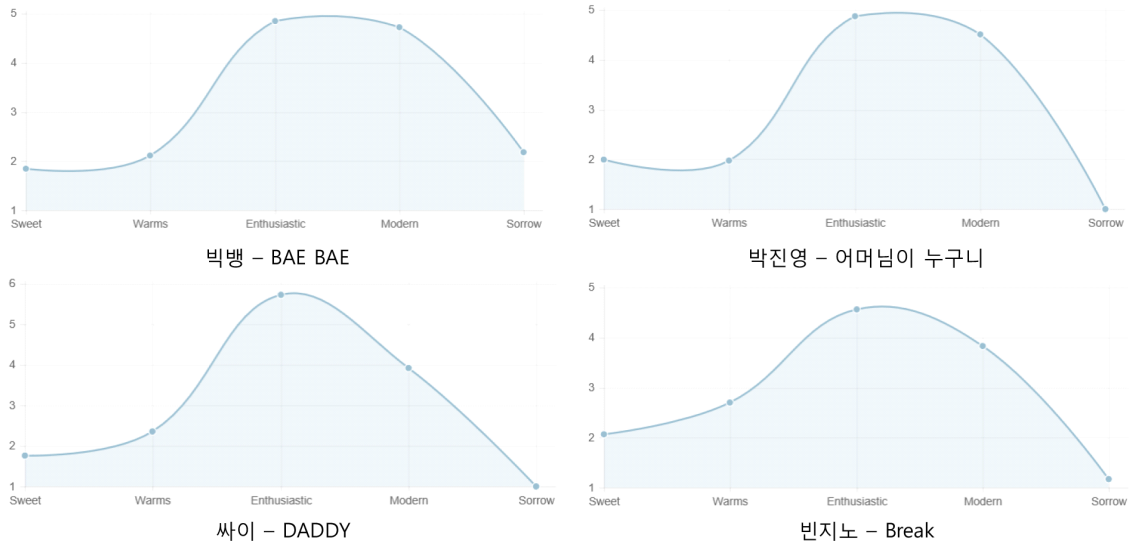
첫 번째로 Ballad장르가 있다. 발라드 장르의 네 곡을 대표적으로 선정하고 패턴을 확인한 결과 SWEMS 지수 중 Warm스지수와 Sorrow지수가 공통적으로 높게 나타나는 것으로 확인되었다. 즉, Ballad의 장르 특성상 조용하고 어느 정도 슬픔을 나타내고 있다는 것이 패턴에 드러났다 (Figure 3).



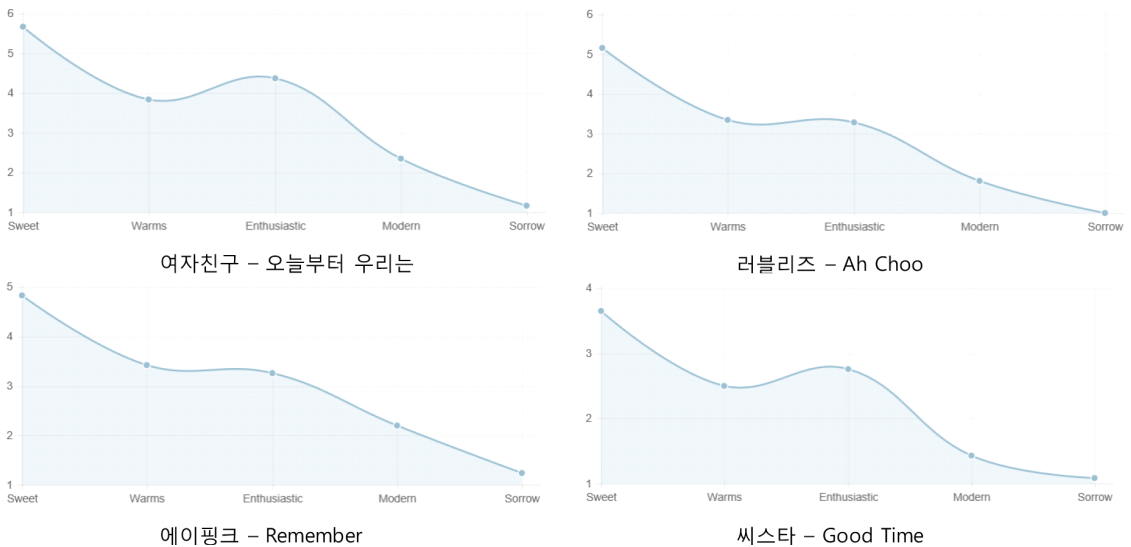
〈Figure 3〉 SWEMS Pattern by song genre - Dance

두번째로 Dance 장르는 SWEMS 지수 중 공통적으로 Enthusiastic과 Modern이 높은 수치를 보여주고 있다(Figure 4).

세번째 패턴으로는 Girl's POP이 있다. 이는 SWEMS 지수 중 Sweet, Warm, Enthusiastic이 높은 수치를 보여주고 있다(Figure 5).



〈Figure 4〉 SWEMS Pattern by song genre - Dance



〈Figure 5〉 SWEMS Pattern by song genre - Girl's POP

## 5. Conclusion

본 연구에서는 감성형용사를 기반으로 음악을 평가하고, 이를 기반으로 추천 알고리즘을 개발해보았다. 음악을 분석함에 있어서 감성형용사를 이용하는 것이 어느 정도 유의한 것을 확인하였고, 이를 토대로 음악을 감상하는데 느낄 수 있는 감성을 크게 5가지 지수로 도출하였다. 각각은 Sweet, Warm, Enthusiastic, Modern, Sorrow로 확인되었고, 이를 바탕으로 각 곡에 대한 고유 점수를 구할 수 있었다. 각 곡에 대한 점수는 곡 사이의 거리를 파악하는데 사용되었으며 이를 통해 도출된 곡 사이의 거리로 비슷한 패턴의 곡을 찾을 수 있었다.

본 연구가 시사하는 점은 다음과 같다. 첫 번째로 정성적인 데이터를 수치화하고 이를 토대로 검색이 가능하게 되었다. 기존 정성적 데이터는 주로 콘텐츠에 대한 수치보다는 해당 콘텐츠를 창작한 사람, 종류, 길이 또는 크기 등 물리적인 것을 통해 검색할 수 밖에 없었다. 해당 알고리즘을 통해 콘텐츠 내용 자체에 대해 수치화를 할 수 있게 됨으로써 사용자로 하여금 비슷한 감성을 주는 콘텐츠를 좀 더 빠르게 검색하는데 도움을 줄 수 있을 것이다. 두 번째로 다양한 분야에 적용할 수 있다. 사진, 폰트, 미술 작품 등 창작 분야는 음악과 마찬가지로 감성이 주 콘텐츠이다. 비슷한 방법론으로 다양한 분야에 확장할 수 있을 것이다. 마지막으로 창작 활동을 하는데 도움을 줄 수 있다. 작곡가, 미술가 등이 작품 활동에 어려움을 겪을 때, 해당 알고리즘 등을 통해 창작 활동에 방향성을 잡는데 도움이 될 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구에는 3가지 한계가 있다. 첫 번째 낮은 표본 개수다. 음악에 대한 형용사 하나하나를 수

작업으로 평가해야 하는 연구 방법 상 한정된 시간 안에 많은 표본을 다루기 어려웠고 때문에 폭넓은 추천시스템을 만들기에는 다소 적은 개수의 표본만으로 연구가 진행되었다. 두 번째는 장르의 편중이다. 음원이 발매되는 수 자체가 많지 않은 트로트 장르의 수가 적으며 가온 차트를 기반으로 표본 음악을 선정함에 따라 음원이 발매된 주라고 해도 차트 진입이 쉽지 않은 뉴에이지, 클래식 등의 장르는 포함 되어 있지 않다. 물론 현 단계의 데이터셋으로는 추천 또한 거의 불가능하다. 세 번째는 특정 분류의 음악에 대한 낮은 검증력이다. 신나는 아이돌 그룹의 음악이나 슬픈 발라드의 경우 높은 검증력을 보였지만 슬프지도 신나지도 않은 ‘Warm’ 요인에 가까운 음악의 경우 비교적 검증에 어려움을 보였다. 이는 해당 분류에 속하는 음악들이 강한 특징적인 요소들을 갖지 않고 있고, 다섯 요인의 각 가중치를 고려하지 않아 발생한 문제로 판단된다. 이는 추후 발전시켜 나가야 할 과제라고 할 수 있다. 마지막으로, 본 연구에서는 소비자들의 감정에 따른 음악 추천 알고리즘을 제시하고, 추천시스템의 성과를 측정함에 있어서 연구자의 주관적인 판단이 개입되는 한계점을 가지고 있다. 이러한 한계점을 보완하기 위해 본 연구가 소비자의 감성을 다루는 만큼 소비자의 심리적 성향이 고려된다면 조금 더 다양한 인사이트를 제공할 수 있을 것이다. 소비자의 심리적 거리, 조절초점 성향, 구매의사결정 단계, 심리적 소유감 등 소비자 경험 관련 요인이 고려된다면 한층 더 심도 깊은 연구로 발전할 수 있을 것이다(Park, 2017b; 2017c; Seo and Park, 2018).



## 참고문헌(References)

- Bae, S.D., and D.-H. Park, "The Effect of Mobile Advertising Platform through Big Data Analytics: Focusing on Advertising, and Media Characteristics," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.24, No.2(2018), 37~57.
- Choi, H., J., Lee, M.-U., Kim, J., Kim, H., Cho, H., Lee, and K., Yoon, "Music Recommendation System Based on User Emotion and Music Mood," *Conference of The Korean Institute of Broadcast and Media Engineers*, (2010), 142~145.
- Choi, Y., and D.-H. Park, "Development of Yóukè Mining System with Yóukè's Travel Demand and Insight Based on Web Search Traffic Information," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.23, No.3(2017), 55~175.
- Cohen, J. B., M. T., Pham, and E. B., Andrade, "The Nature and Role of Affect in Consumer Behavior," in *Handbook of Consumer Psychology*, C.P. Haugtvedt, P. Herr, and F. Kardes, eds. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2007.
- Ha, E., Y. Kim, and E. Hwang, "A Categorization Scheme Tag-based Folksonomy Images for Efficient Image Retrieval," *KIISE Transaction on Computing Practices*, Vol.22, No.6(2016), 290~295.
- Haitsma, J., and T., Kalker, "A highly robust audio fingerprinting system with an efficient search strategy," *Journal of New Music Research*, Vol.32, No.2(2003), 211~221.
- Jack, R. E., O. G. Garrod, H. Yu, R. Caldara, and P. G. Schyns, "Facial expressions of emotion are not culturally universal," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol.109, No.19(2012), 7241~7244.
- Jang D. and S.-P. Lee "Audio Fingerprint Based on Combining Binary Fingerprints," *Journal of broadcast engineering*, Vol.17, No.4 (2012), 659-669.
- Kang, T., and D.-H. Park, "The Effect of Expert Reviews on Consumer Product Evaluations: A Text Mining Approach," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.22, No.1(2016), 63~82.
- Kang, T., D.-H. Park, and I. Han, "Beyond the numbers: The effect of 10-K tone on firms' performance predictions using text analytics," *Telematics and Informatics*, Vol.35, No.2 (2018), 370~381.
- Kim, K.-W., and D.-H. Park, "Design Evaluation Model Based on Consumer Values : Three-step Approach from Product Attributes, Perceived Attributes, to Consumer Values," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.23, No.4(2017), 57~76.
- Kim, K.-W., and D.-H. Park, "Emoticon by Emotions: The Development of an Emoticon Recommendation System Based on Consumer Emotions," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.24, No.1(2018), 227~252.
- Kim, S., "A Study on the expression aspect in emoticon," *Korean Semantics*, Vol.38(2012), 1~25.
- Kim, Y., and D.-H. Park, "A Study on the Consumers' Knowledge Structure of Innovative Products through Product Category Concept Map: Focusing on 3D and Smart TV," *Entrue Journal of Information*

- Technology*, Vol.12, No.3(2013), 181~197.
- Kiu, C. C. and Tsui, E. "TaxoFolk: A hybrid taxonomy-folksonomy structure for knowledge classification and navigation," *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.5(2011), 6049~6058.
- Laniado, D., D. Eynard and M. Colombetti, "Using WordNet to turn a folksonomy into a hierarchy of concepts," *In Semantic Web application and perspectives - fourth italian semantic Web workshop*, (2007), 192~201.
- Lee, D., T. Kang, and D.-H. Park, "The Research on PC-based Versus Mobile Device-based Shopping Behavior Depending on Consumer Purchase Decision Process: Focusing on Task-Technology Fit Theory," *Entrue Journal of Information Technology*, Vol.13, No.3(2014), 107~122.
- Park, D.-H., "The Development of Travel Demand Nowcasting Model Based on Travelers' Attention: Focusing on Web Search Traffic Information," *The Journal of Information Systems*, Vol.26, No.3(2017a), 171~185.
- Park, D.-H., "Virtuality as a Psychological Distance: The Strategy for Advertisement Message Appeal Depending on Virtuality," *Journal of Information Technology Applications & Management*, Vol.24, No.2 (2017b), 39~54.
- Park, D.-H., "Virtuality as a Psychological Distance and Temporal Distance: Focusing on the Effect of Product Information Type on Product Attitude," *Knowledge Management Research*, Vol.18, No.3(2017c), 163~178.
- Seo, B.-G., and D.-H. Park, "The Effect of Message Framing Depending on Psychological Ownership: Focusing on Information Security Behavior in Online Service," *Knowledge Management Research*, Vol.19, No.1(2018), 1~18.
- Sinclair, J., and M., Cardew-Hall, "The folksonomy tag cloud: when is it useful?," *Journal of Information Science*, Vol.34, No.1(2008), 15~29.
- Yoo, I.-J., B.-G. Seo, and D.-H. Park, "Smart Store in Smart City: The Development of Smart Trade Area Analysis System Based on Consumer Sentiments," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.24, No.1(2018), 25~52.

## Abstract

# Development of Music Recommendation System based on Customer Sentiment Analysis

Seung Jun Lee\* · Bong-Goon Seo\*\* · Do-Hyung Park\*\*\*

Music is one of the most creative act that can express human sentiment with sound. Also, since music invoke people's sentiment to get empathized with it easily, it can either encourage or discourage people's sentiment with music what they are listening. Thus, sentiment is the primary factor when it comes to searching or recommending music to people. Regard to the music recommendation system, there are still lack of recommendation systems that are based on customer sentiment. An algorithm's that were used in previous music recommendation systems are mostly user based, for example, user's play history and playlists etc. Based on play history or playlists between multiple users, distance between music were calculated refer to basic information such as genre, singer, beat etc. It can filter out similar music to the users as a recommendation system. However those methodology have limitations like filter bubble. For example, if user listen to rock music only, it would be hard to get hip-hop or R&B music which have similar sentiment as a recommendation. In this study, we have focused on sentiment of music itself, and finally developed methodology of defining new index for music recommendation system. Concretely, we are proposing "SWEMS" index and using this index, we also extracted "Sentiment Pattern" for each music which was used for this research. Using this "SWEMS" index and "Sentiment Pattern", we expect that it can be used for a variety of purposes not only the music recommendation system but also as an algorithm which used for buildup predicting model etc.

In this study, we had to develop the music recommendation system based on emotional adjectives which people generally feel when they listening to music. For that reason, it was necessary to collect a large amount of emotional adjectives as we can. Emotional adjectives were collected via previous study which is related to them. Also more emotional adjectives has collected via social metrics and qualitative

---

\* CPS Input Operation, Nielsen Korea

\*\* Graduate School of Business IT, Kookmin University

\*\*\* Corresponding Author: Park, Do-Hyung

School of Management Information Systems, Kookmin University

Jeongneung-Ro 77, Seongbuk-Gu, Seoul, 02707, Korea

Tel: +82-2-910-5613, E-mail: dohyungpark@kookmin.ac.kr

interview. Finally, we could collect 134 individual adjectives. Through several steps, the collected adjectives were selected as the final 60 adjectives. Based on the final adjectives, music survey has taken as each item to evaluated the sentiment of a song. Surveys were taken by expert panels who like to listen to music. During the survey, all survey questions were based on emotional adjectives, no other information were collected. The music which evaluated from the previous step is divided into popular and unpopular songs, and the most relevant variables were derived from the popularity of music. The derived variables were reclassified through factor analysis and assigned a weight to the adjectives which belongs to the factor. We define the extracted factors as “SWEMS” index, which describes sentiment score of music in numeric value. In this study, we attempted to apply Case Based Reasoning method to implement an algorithm. Compare to other methodology, we used Case Based Reasoning because it shows similar problem solving method as what human do. Using “SWEMS” index of each music, an algorithm will be implemented based on the Euclidean distance to recommend a song similar to the emotion value which given by the factor for each music. Also, using “SWEMS” index, we can also draw “Sentiment Pattern” for each song. In this study, we found that the song which gives a similar emotion shows similar “Sentiment Pattern” each other. Through “Sentiment Pattern”, we could also suggest a new group of music, which is different from the previous format of genre. This research would help people to quantify qualitative data. Also the algorithms can be used to quantify the content itself, which would help users to search the similar content more quickly.

**Key Words** : Music Recommendation Algorithm, Recommendation System, Sentiment Analysis, Customer Sentiment, Audio Fingerprint, Recommendation algorithm, Folksonomy

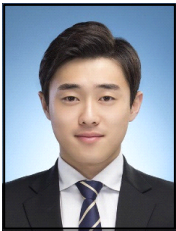
Received : December 18, 2018   Revised : December 24, 2018   Accepted : December 24, 2018  
Publication Type : Regular Paper(Fast-track)   Corresponding Author : Park, Do-Hyung

## 저자 소개



### 이승준

국민대학교 경영정보학부에서 학사 학위를 취득하였으며, 현재 닐슨코리아 Consumer Panel Service(CPS) 팀에 재직 중이다. 주요 관심 분야는 추천 시스템, 추천 알고리즘 개발 등이다.



### 서봉군

국민대학교 경영정보학부에서 학사 학위를 취득하였으며, 현재 국민대학교 비즈니스 IT 전문대학원에서 Customer Experience(CX), Business Analytics(BA) 트랙으로 박사과정에 재학 중이다. 주요 관심 분야는 Customer Experience, Customer Analytics, Experience Design 등이다.



### 박도형

KAIST 경영대학원에서 MIS 전공으로 석사/박사학위를 취득하였다. 현재 국민대학교 경영대학 경영정보학부/비즈니스 IT 전문대학원 부교수로 재직 중이며, 고객경험연구소(CXLab.)을 책임지고 있다([www.cxlab.co.kr](http://www.cxlab.co.kr)). 한국과학기술정보연구원(KISTI)에서 유망아이템 발굴, 기술가치 평가 및 로드맵 수립, 빅데이터 분석 등을 수행하였고, LG전자에서 통계, 시선/뇌파 분석, 데이터 마이닝을 활용한 소비자 평가 모형 개발을 담당했었고, 스마트폰, 스마트TV, 스마트Car 등에 대한 Technology, Business, Market Insight 기반 컨셉 도출 프로젝트를 다수 수행하였다. 현재 주요 관심분야는 사회심리학 기반의 사용자/소비자의 행동 이론(User/Customer Behavior), 통계 및 인공지능 기법 기반의 사용자/소비자 애널리틱스(User/Customer Analytics), 디자인사고(Design Thinking) 기반의 사용자/소비자 경험 디자인(Experience Design)이다.