

# 지능형 음악분수 시스템을 위한 환경 및 분위기에 최적화된 음악분류에 관한 연구

## Study of Music Classification Optimized Environment and Atmosphere for Intelligent Musical Fountain System

박준형 · 박승민 · 이영환 · 고광은 · 심귀보\*

Junheong Park, Seung-Min Park, Young-Hwan Lee, Kwang-Eun Ko and Kwee-Bo Sim\*

중앙대학교 전자전기공학부

### 요 약

최근 음악을 장르로 분류하는 다양한 연구가 진행되고 있다. 하지만 이러한 분류는 전문가들마다 분류하는 기준이 서로 상이하여 정확한 결과를 도출하기가 쉽지 않다. 또한 새로운 장르 출현 시, 새롭게 정의해야하는 번거로움이 발생한다. 따라서 음악을 장르로 구분하기 보다는 감정형용사들로 분류, 검색하여야 한다. 선행연구에서는 밝고 어두움을 기준으로 음악을 분류 하였다. 본 논문에서는 선행연구를 포함하여 사람이 느끼는 감정 중, 격렬함과 잔잔함, 그리고 웅장함과 가벼움 등, 3가지 분류 기준을 가지고 분위기에 알맞은 검색을 위한 감정 형용사 기반의 음악 분류 시스템을 제안한다. 분류 알고리즘으로는 Support Vector Machine을 개선한 알고리즘인 Variance Considered Machines을 이용하였으며, 총 525개의 곡을 분류 시도한 결과, 약 85%의 분류 정확도를 나타내었다.

**키워드** : Intelligent Musical Fountain, Support Vector Machine, Variance Considered Machines, Emotion, Music Analysis, Music Classification

### Abstract

Various research studies are underway to explore music classification by genre. Because sound professionals define the criterion of music to categorize differently each other, those classification is not easy to come up clear result. When a new genre is appeared, there is onerousness to renew the criterion of music to categorize. Therefore, music is classified by emotional adjectives, not genre. We classified music by light and shade in precedent study. In this paper, we propose the music classification system that is based on emotional adjectives to suitable search for atmosphere, and the classification criteria is three kinds; light and shade in precedent study, intense and placid, and grandeur and trivial. Variance Considered Machines that is an improved algorithm for Support Vector Machine was used as classification algorithm, and it represented 85% classification accuracy with the result that we tried to classify 525 songs.

**Key Words** : Intelligent Musical Fountain, Support Vector Machine, Variance Considered Machines, Emotion, Music Analysis, Music Classification

## 1. 서 론

분수는 공원과 기타 여러 설치 문화시설에서 필수 구성 요소로 인식되는 중요한 조형물이다. 또한 친환경적인 효과를 가지는 분수는 보고 있는 사람의 마음을 편안하게 해준다. 특히 음악에 맞추어서 분수의 모양이 변화하는 음악분수는 시각적인 효과 외에 청각적인 효과를 더함으로써 그

효과를 높이고 있다. 음악분수는 라스베가스의 벨라지오호텔이나 바르셀로나, 두바이의 호텔 뿐만 아니라, 국내 일산 호수공원의 '노래하는 분수', 예술의 전당의 '세계 음악분수' 등 큰 규모의 음악분수에서부터 건물이나 호텔 로비 등의 작은 분수까지 다양한 장소에서 사용되어지고 있다.

지능형 음악 분수 시스템은 분수 주변을 센서 탐지를 통해 상황을 인지하고 그에 따른 알맞은 음악을 실시간으로 검색하여 연결하여야 하기 때문에 정확하고 빠른 음악 정보 검색 시스템의 구축이 필수적이다. 음악 정보 검색(MIR; Music Information Retrieval) 분야는 음악분수 서비스 뿐만 아니라 다른 다양한 분야에 적용이 가능하다. 이 때문에 또 다른 수익 창출이 기대되어 앞으로 갈수록 시장성이 기대되는 연구 분야이다. 하지만 예전과 다르게 지금 이 순간에도 수많은 새로운 음악 콘텐츠들이 생성되고 퍼져 나가고 있는 현재 상황에서 적절한 음악을 찾는 것은 점점 어려워지고 있다. 또한 음악 정보 검색은 현재 MIREX처럼 규모가 큰 콘테스트가 진행이 되고 있지만, 실질적으로 상품화

접수일자 : 2011년 3월 19일

완료일자 : 2011년 4월 11일

본 논문은 본 학회 2011년도 춘계 학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

본 논문은 중소기업청·서울시의 2010년도 산학연공동 기술개발사업 연구비 지원을 받아 수행된 연구입니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

\* 교신 저자

하여 실생활에 적용 가능한 알고리즘 연구는 아직 미비한 실정이다[1].

음악을 분류 하는 방법에서 가장 많은 부분을 차지하는 것은 장르 분류이다. 대부분의 음악에 관한 연구들은 장르 분석을 통해 이루어지고 있다. 하지만 여기서 장르분류가 가지는 여러 문제점들이 있다. 장르는 음악 그 자체의 특징이 아닌 사람이 인위적으로 부여한 특징으로, 같은 장르라고 분류해도 완전히 다른 음악일 가능성이 높다. 또한 역사적으로 보았을 때, 시간이 흐르고 시대가 바뀌면서 새로운 장르 출현뿐만 아니라 하나의 장르가 세분화 되어 진화 되어 수많은 장르가 지금 이 순간에도 정의되고 있다. 시간의 흐름에 따라 장르가 나타나는 것뿐만 아니라 국악처럼 지역에 따라서도 전통 음악들이 존재하기 때문에 장르로 음악을 분류 하는 것은 상당한 오류를 범할 가능성이 크다. 또한 음악 전문가들조차도 하나의 음악을 전혀 다른 장르로 구분 하는 경우도 심심치 않게 접 할 수 있으며, 새로운 장르 출현 시 새로운 분류 기준 구축 및 과거 음악 재분류를 해야 하는 번거로움이 있다. 또한 같은 장르라고 해도 각각의 음악들은 서로 다른 감정을 내포하고 있기 때문에 상황에 따른 적절한 검색 결과를 나타내기가 쉽지 않다.

따라서 본 논문에서는 음악을 상황에 적절하고 빠르게 검색 가능하도록 하기 위해 음악을 장르에 따라 분류하는 방법이 아닌, 음악적 요소들을 태그(Tag)를 이용하여 음악이 내재 하고 있는 감정 형용사를 이용하여 인간이 느낄 수 있는 감정단어들의 집합으로 분류, 검색 시스템을 제안한다. 여러 종류의 감정단어 중에서 음악의 밝고 어두움에 관하여 선행연구를 통해 방법을 제시하였다[2]. 웅장함과 가벼움, 그리고 격렬함과 잔잔함에 대해 추가적으로 분류 방법을 여기서 제시한다. 위에서 언급한, 총 세 종류의 태그를 가지고 감정형용사에 기반을 둔 음악분류 시스템을 분류를 새롭게 제안한다.

본 논문의 구성은 2장에서 제안된 음악 분류 방법인 감정형용사에 기반을 둔 음악 분류 시스템을 소개하고 3장에서는 시스템에서 사용될 음악 특징 추출 기법에 대해 소개하고 4장에서 이진 분류 알고리즘 중에서 Support Vector Machine(SVM)의 하이퍼 플레이인을 수정하여 오류를 줄인 Variance Considered Machines(VCM)에 대해 소개할 것이며, 마지막 5, 6장에서 본 시스템의 시뮬레이션을 통해 논문의 결론을 맺는다.

## 2. 제안된 음악 분류 시스템

본 논문에서 제안하는 음악 분류 시스템은 음악을 서로 반대의 의미를 가지는 감정형용사들을 기준으로 이진 분류한 다음, 노래에 태그를 지정하는 방식으로, 여러 반의어들의 태그를 추가적으로 지정이 가능하다. 그림 1.에서처럼 각 노래에 3개의 태그를 지정하였다.

이 시스템의 장점은 시 공간을 초월하여, 보통 사람들이 느끼는 감정에 대해서 음악 분류를 시도하기 때문에 학습 데이터와 특징 추출 기법의 정확성이 높다면, 장르분류처럼 시대가 변함에 따라 분류 기법에 대해 재 정의를 알아도 현존하는 모든 음악뿐만 아니라 소리에 적용이 가능하다. 또한 위에서 예시를 든 3가지 감정 형용사뿐만 아니라 추가적으로 형용사의 정의를 통해 태그의 종류를 추가한다면 음악에 대해 좀 더 자세한 분류 및 검색이 가능하다. 게다가, 음악을 감정 형용사로 분류하였기 때문에, 지능형 음악분수

에서 주변의 상황 인지를 통한 분위기 검출 후, 장르 분류를 통한 음악분류 보다 상황의 분위기에 적합한 음악의 검색이 가능하다.

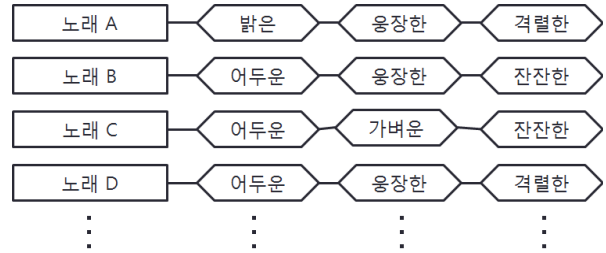


그림 1. 여러 음악들에 적용한 3가지 감정 형용사 태깅 시스템의 예시

Fig. 1. Examples of tagging systems emotional adjectives applied about some music.

본 시스템에서 사용한 태그는 ‘밝음과 어두움’, ‘웅장함과 가벼움’, ‘격렬함과 잔잔함’ 이다. 각각의 감정형용사의 의미는 대비되며, 각 감정 형용사의 음악적 특징의 정의는 표 1과 같다.

표 1. 음악에서 감정 형용사 정의

Table 1. Definition of emotional adjectives in music

감정 형용사	밝음	어두움
음악적 특징	박자가 빠르다 높은 음이 많다. 음색이 가늘다	박자가 느리다 낮은 음이 많다. 음색이 두껍다
감정 형용사	격렬함	잔잔함
음악적 특징	음의 변화가 많다 비트가 빠르다	음의 변화가 작다 비트가 느리다
감정 형용사	웅장함	가벼움
음악적 특징	음량의 큰 부분에서의 고음 혹은 저음의 강조가 많다	음량의 큰 부분에서의 고음 혹은 저음의 강조가 적다

사람은 다른 의미의 가사를 내포하고 있는 음악에 대해서는 같은 특성을 지닌다고 할지라도 반대되는 감정 형용사를 떠올리게 된다. 하지만 아직 음성인식 분야는 연구가 시작 되지 얼마 되지 않았고 발표된 연구 성과들도 주변 잡음 혹은 음악이 없는 상태에서도 인식 확률이 높지 않기 때문에 실제 본 실험에 적용하기에 부족했다. 따라서 음성인식을 통한 노래 가사의 의미를 제외하고 음악 자체의 특성으로 표현이 가능한 감정형용사들로 음악을 정의하였다.

다음 3장에서 본 시스템에서 사용한 태그들의 특징을 추출하는 기법들에 대해 소개하겠다.

## 3. 음악의 특징 추출 기법 제안

### 3.1 시스템에 적용된 특징 추출 방법

음악을 밝음과 어두움, 격렬함과 잔잔함, 웅장함과 가벼움

세 가지 태그로 분류하기 위해서 음, 음색, 음의 변화, 비트, 고음 혹은 저음의 강조 부분 등 총 5가지의 음악적 특징을 사용하였다. 그림 2에서, 각 특징들의 서로 연관성과 추출 순서 그리고 태그와 특징들의 관련성에 대해 간략하게 설명하였다. 음색 음의 변화 특징은 음 특징 추출을 통해 획득한 데이터를 재구성 및 재해석하여 특징 추출을 하였다. 비트 특징은 밝음과 어두움 태그 뿐만 아니라 격렬함과 잔잔함 태그에서도 사용된다. 각각의 특징 추출 기법에 대해서는 3.2 이절부터 3.6절을 통하여 자세하게 소개 할 것이다.

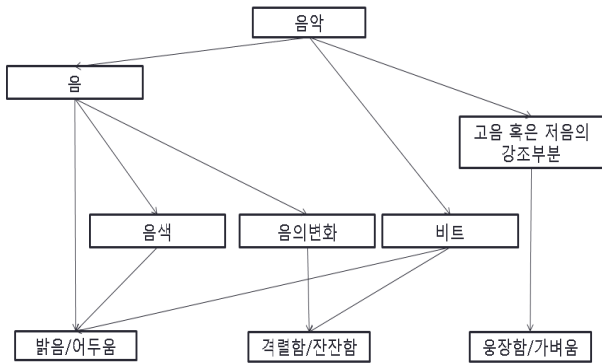


그림 2. 특징 추출 기법 다이어그램  
Fig. 2. Diagram of feature extraction method

### 3.2 음

음 특징 추출은 음악 파일을 일정한 간격마다 주파수 영역으로 변환한 다음 각 주파수 영역에서 가장 많이 누적된 주파수를 그 간격의 대표 주파수로 가정하고 그 주파수를 음으로 표현하였다. 간격은 메트로놈표에 의거한 알레그로 빠르기를 적용하여 1분에 120번 (4분 음표)를 연주하는 것을 기준으로 하여 정의 하였다. 주파수를 음으로 표현하는 방법은 Bruce Goldsteind이 주파수와 음의 관계에 대해서 설명한 방법으로 구현 하였다.

### 3.3 비트

D.P.W Ellis는 시간영역의 데이터에서 주파수 영역으로 변환 한 뒤, MEL 상수를 곱하여 청각적인 모델을 추출하고 미분을 통해 Onset Energy를 구하고 Autocorrelation을 취하여 가장 빈번한 온셋 간의 시간을 구한다. 이때 가중치를 적절한 곳에 두고 다이내믹 프로그래밍을 사용하여 최적화된 비트를 구하는 비트 트래킹 기술을 제안하였다[3].

본 논문에서는 D.P.W Ellis 가 제안한 비트 트래킹 기술을 개선한 알고리즘을 이용하였다[4]. 기존의 비트 트래킹 기술은 전체 주파수 영역을 대상으로 하여 비트를 추출했다. 하지만 이 방법은 클라이맥스나 다른 중요 부분에서 비트가 아닌데도 비트보다 음량이 커질 경우 비트가 묻히게 되어 비트 추출이 어려워지게 된다. 개선된 알고리즘은 대부분의 음악의 비트가 저 주파수 부분에 집중되어 있다는 가정 하에 LPF(Low Pass Filter)를 이용하여 저 주파수 부분에서 따로 비트를 추출하는 방법이다.

### 3.4 음색

음색추출은 음 추출과 비슷한 방법으로 진행하였다. 음악 파일이 주파수 영역으로 표현된 상태에서 대표 주파수의 양쪽의 분포 차이를 수치화 하였다. 대표 주파수는 음 특징 추출에서 정의된 주파수를 이용하였으며, 그림 3의 (A)와 같

이 대표 주파수를 중심으로 주파수영역을 양 쪽으로 분할하고 각각의 분포를 체크한 뒤 분포의 차이를 수치화 하였다. 만약 음색이 가늘면 기준 주파수보다 높은 영역의 분포가 낮은 영역의 분포보다 많기 때문에 차이는 높은 수치를 나타낼 것이며 음색이 굵으면 낮은 영역의 분포가 상대적으로 많기 때문에 낮은 수치를 나타낼 것이다.

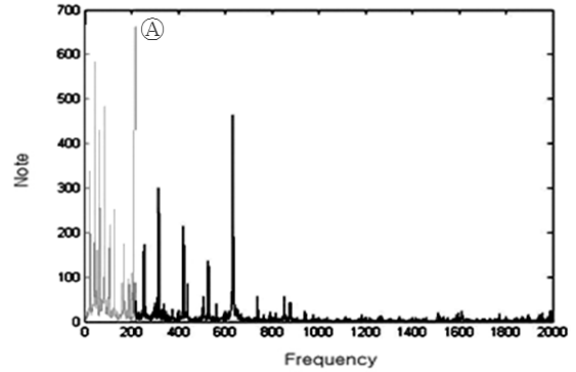


그림 3. 일부 영역의 주파수 영역 그래프  
(A): 영역의 대표주파수

Fig. 3. Area of the frequency domain graph  
(A): Representative frequency of area

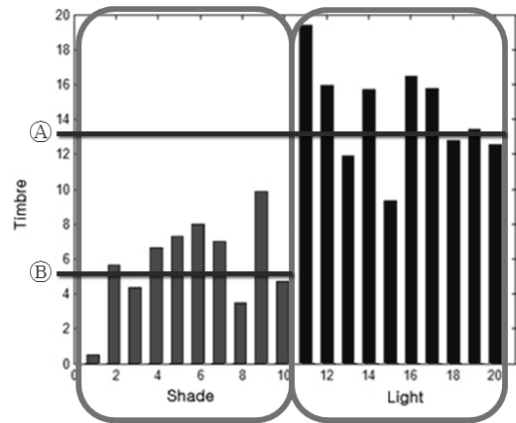


그림 4. 밝은 음악과 어두운 음악의 음색 분포  
(A): 밝은 음악의 수치화된 음색의 평균,  
(B): 어두운 음악의 수치화된 음색의 평균

Fig. 4. Timbre distribution of light music and shade music  
(A): Digitized timbre mean of light music,  
(B): Digitized timbre mean of shade music

밝음과 어둠 각각 10개의 음악의 음색 특징을 추출해 본 결과, 밝은 음악은 그림 4의 (A)에서와 같이 평균 약 13의 수치를 나타내며 어두운 음악은 (B)에서 같이 평균 약 5의 수치를 나타낸다. 이 수치적 차이는 VCM의 학습에 대한 충분한 조건이 된다.

### 3.5 음의 변화

음의 변화 특징추출은 음 특징 추출의 결과 값을 재해석 하는 방식으로 진행 하였다. 그림 5 에서 표현된 것처럼 간격마다의 음의 변화를 수치화 하여 음의 변화 특징을 계산 하였다. 식 (1)에서 나타낸 것처럼 음 특징 추출에서 정의된 간격마다 음을 계산한 다음 전체 간격의 합을 구한다. 여기

서  $n$ 은 간격의 대표주파수를 통해 정의된 음이고,  $k$ 는 음의 간격 개수를 뜻한다.

$$\sum_{i=2}^k (n_i - n_{i-1}) \quad (1)$$

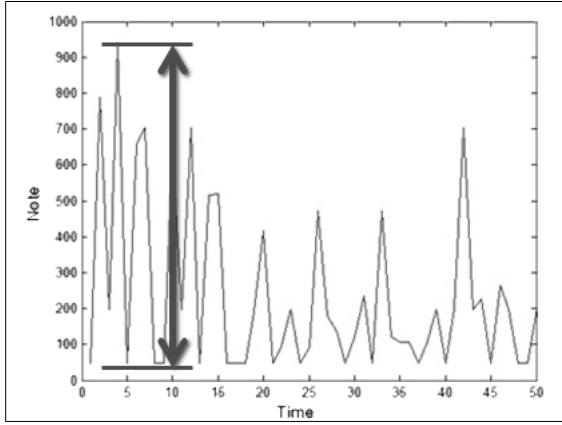


그림 5. 간격의 음의 변화  
Fig. 5. Note change of interval

그림 6와 그림 7을 보면 격렬한 음악과 잔잔한 음악의 음 변화의 확연한 차이를 볼 수 있다.

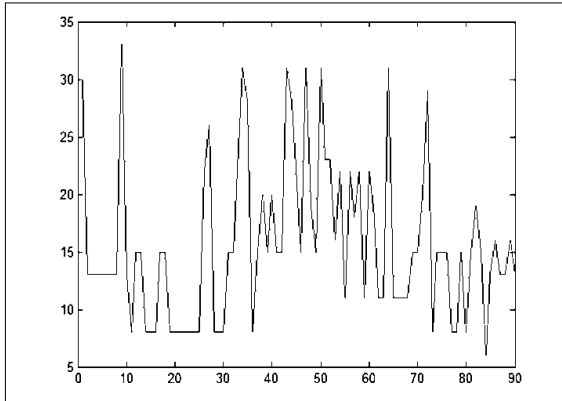


그림 6. 격렬한 음악의 음 변화 그래프  
Fig. 6. Node change graph of intense music

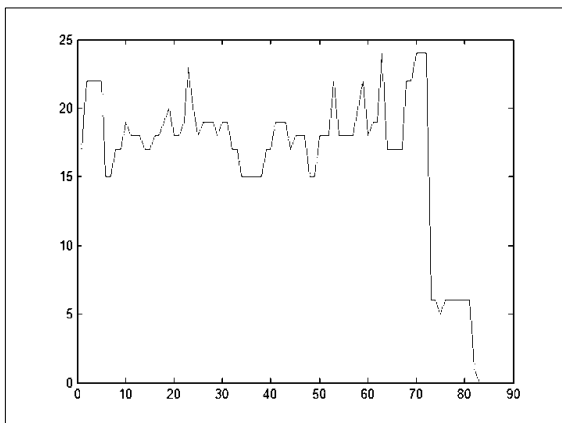


그림 7. 잔잔한 음악의 음 변화 그래프  
Fig. 7. Node change graph of placid music

### 3.6 고음 및 저음 강조

웅장한 음악들은 대부분 작은 음량에서 시작해서 큰 음량으로 진행하거나, 도입 부분부터 큰 음량으로 시작해서 작은 음량으로 진행한다. 이러한 방식은 클라이맥스 부분보다 상대적으로 작은 음량을 가지는 부분의 삽입을 통해 클라이맥스를 보다 강조하여 더욱더 웅장한 느낌을 가질 수 있도록 한다. 음량이 큰 부분이 많을수록 웅장한 분위기를 유도한다고 할 수 있다.

하지만, 음악에서 음량이 크다고 전부 웅장한 느낌을 주는 것은 아니다. 일반적인 성역의 부분이 강조된 음악에서는 웅장하다는 느낌 보다는 소리가 크다는 느낌만 주는 경우가 많다. 음량이 큰 부분에서 일반적인 음 주파수 대역보다는 저음이나 혹은, 고음 부분이 강조되는 부분이 웅장한 분위기를 주도한다.

특징을 추출하기 위해, 먼저 음악의 전체적인 음량 분포를 파악할 필요가 있다. 음악의 시간영역의 진동 그래프에서 envelope detector를 통해 포락선을 검출한다. 포락선에서 기울기가 증가하다가 감소하는 부분들을 한 영역으로 지정하고, 영역의 고음 혹은 저음 강조 여부를 파악한다. 강조 여부는 저음의 경우 남성 주파수 대역인 500Hz 이하의 부분의 영역을 파악하고, 고음의 경우에는 일반적인 여성의 주파수 대역인 1300Hz 이상의 부분에 대해 파악을 한다.

## 4. 분류 알고리즘

음악 분위기 분류를 위해, 이진 분류기중 현재 큰 주목을 받고 있는 SVM을 수정한 VCM을 사용하였다 [5][6]. SVM은 두 학습 데이터들 사이에 존재하는 마진을 최대화하여 분류 오류율을 최소화 하려는 것에 목적을 두고 있다. VCM은 여기서 한 발자국 더 나아가 학습데이터의 분포에 따라 하이퍼 플레인을 수정한다. 분산과 존재 확률을 고려해서 분포가 더 밀집되어 있는 부류 쪽으로 하이퍼 플레인을 옮겨 오류율을 SVM보다 개선 할 수 있다. 여기서는 주요한 내용들만 간단히 소개하겠다.

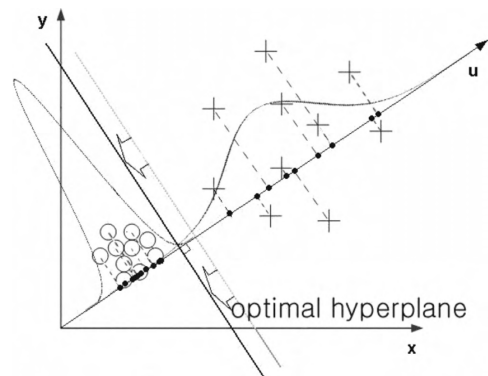


그림 8. 데이터의 분산과 존재확률을 고려하여 초평면을 이동시켜주어 최대 마진을 갖으면서도 에러가 발생할 확률이 줄어든 VCM에 의한 데이터 분류[5]  
Fig. 8. Data classification by the VCM with not only maximum margin but also low error probabilities because we shift the optimal hyperplane according to the variances and prior probabilities[5]

VCM은 두 데이터 부류의 존재 확률이 같아지는 지점으로 하이퍼 플레인을 이동시켜준다. 하이퍼 플레인을 조정할 때에 하이퍼 플레인과 평행하는 축에 대한 분산은 고려하지 않아도 되기 때문에 하이퍼 플레인과 직교하는 축에 대한 분산만 고려하면 된다.

$$P(u|c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{u-\mu_k}{\sigma_k}\right)^2\right] \quad (2)$$

$$g_k(u) = \ln P(u|c_k) + \ln P(c_k) \quad (3)$$

식 (2)를 이용해서 데이터의 확률 밀도함수를 구한 후 식 (3)을 이용하여  $g_k(u)$ 를 나타낼 수 있다.

$$g_1(u) = g_2(u) \quad (4)$$

식 (4)을 이용하여 그림 4. 처럼 확률이 같아지는 지점으로 하이퍼 플레인을 이동시키면, 분류 오류를 줄일 수 있다.

### 5. 실험 결과 및 분석

실험에서는 클래식, 댄스, 동요 등 다양한 장르에서 각각의 강한 특징을 가지는 음악 Bach - Cello Suite No 1 in G Major, Erik Satie - Trois Gymnopdies No1 Lent et Dououreux 외 585개를 선정하였다. 총 585개의 곡을 설문 조사를 통하여 각 태그에 알맞게 분류하였다. 설문 조사는 총 20명의 사람을 대상으로 진행 하였으며 남자 10명 여자 10명으로 구성하였다. 나이로는 10대 6명 20대 5명 30대 2명으로 성비는 모두 같도록 구성하였다. 설문 조사의 결과를 각 음악별로 '1' 과 '0' 으로 수치화한 다음 평균값을 구하고 반올림을 하는 방식으로 음악을 분류 하였다. 객관적이고 전문적인 설문 진행이 아니므로 '표본추출'이나 '표본오차'와 같은 수치는 없음을 밝힌다.

먼저 나누어진 음악들 중에서 각 태그의 강한 특성을 보이는 음악 10곡씩 총 20곡을 가지고 VCM을 학습시켰다. 이 만들어진 기준으로 나머지 525개의 곡을 적용 시켜 보았다. 525개의 곡을 적용 시킬 때 전체 구간을 대상으로 연산을 할 경우 연산 량이 많아져 MATLAB으로 연산이 쉽지 않아 각 음악의 1분 1초 부터 2분 58초 사이의 부분을 대상으로 실험을 진행하였다. 그 결과, VCM에 적용한 525곡 중 451개의 곡이 설문조사와 같은 결과를 나타내었지만, 74개의 곡은 예상과 다르게 분류되었다. 성공률은 약 85.9%로 기타 장르 분석 알고리즘보다 높은 성능을 보여주었다. 또한 표 2를 보면, VCM과 SVM과의 성능 비교를 위해 SVM으로도 실험을 진행하였다. 그 결과 VCM이 SVM보다 3.52% 높은 성공률을 보였다.

표 2. 분류 결과

Table 2. Result of Classification

	올바르게 분류된 백분율	올바르게 분류된 개수
VCM	85.90%	461
SVM	82.28%	432

### 6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 ‘밝음과 어두움’, ‘웅장함과 가벼움’, ‘격렬함과 잔잔함’의 총 3가지 태그를 가지고 음악을 감정형용사에 기반 하여 분류하는 시스템을 제안하고 총 525개의 곡의 분류를 시도해 보았다. 제안된 시스템을 통해 음악 분류의 정확도를 알 수 있었으며, 약 85%의 분류 정확도를 나타내어 다른 장르 분류 알고리즘보다 분류 성능이 높아, 음악을 분위기에 따라 분류하는 것이 음악 정보 검색에 적용 가능성을 다시 한 번 확인 할 수 있었다[7].

분류가 제대로 되지 않은 음악 74개의 곡 중 63개의 곡들을 조사한 결과, 분류 알고리즘이나 특정 부분에서 오류가 있었던 것이 아니라, 음악 자체가 중간적인 특징을 내포하고 있어서 분류해내기가 난해했던 것으로, 설문조사 대상자들도 서로 다른 의견을 제출했었던 음악들이었다. 이러한 음악들에 대해 분류 결과를 나타낼 때, 학습데이터의 평균과 분포를 가지고 마할라노비스 거리를 고려해서 입력 데이터의 신뢰도를 측정하여 결과에 반영하면 좀 더 분위기에 적합한 음악들 선별 할 수 있을 것으로 예상된다[8].

앞으로 연구에서는 지능형 음악분수에서 주변 분위기 검색 후, 적합한 음악을 검색 시, 신뢰도 개념을 추가하여 분위기와 연관성이 높은 음악을 추천할 수 있도록 해야 할 것이다. 또한, 본 논문에서 간략하게나마 제시한 3가지의 태그 뿐만 아니라 다른 추가적인 다양한 태그 및 음악 특징 추출 기법들을 제안하여 지능형 음악분수에 적용하여야 할 것으로 보인다.

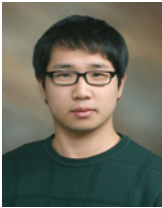
### 참 고 문 헌

- [1] The Music Information Retrieval Evaluation eXchange, "MIREX HOME", Available : <http://www.music-ir.org/mirex/wiki/>, 2010, [Accessed : September 3, 2010]
- [2] 박승민, 박준형, 이영환, 고광은, 심귀보, "VCM과 Beat Tracking을 이용한 음악의 명암 분류 기법 개발," 한국지능시스템학회 논문지, 제20권, 6호, pp. 884-889, 2010. 12.
- [3] D. Ellis, "Beat Tracking by Dynamic Programming," *Journal of New Music Research*, vol. 36, pp. 61-60, March 2007.
- [4] 박승민, 박준형, 이영환, 고광은, 심귀보, "음악적 표현 최적화를 위한 Beat Tracking 기반 음악 특징 검출 기법 개발," 한국지능시스템학회 2010년도 추계 학술대회, 제20권, 2호, pp. 63-66, 2010. 11.
- [5] H.-gi Yeom, I.-hun Jang, and K.-bo Sim, "Variance considered machines: Modification of optimal hyperplanes in support vector machines," *2009 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 1144-1147, July 2009.
- [6] C.J.C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data mining and knowledge discovery*, vol. 2, pp. 121 - 167, 1998.
- [7] 김대원, 조진혁, 이재성, 이재준, "특징 감싸기 기법을 활용한 국내 음악 장르 분류 성능의 향상," 한국정보과학회 학술발표논문집, 제36권, 2009.
- [8] R. De Maesschalck, "The Mahalanobis distance,"

*Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*,  
vol. 50, pp. 1-18. January 2000.

- [9] 박준형, 박승민, 이영환, 고광은, 심귀보. “지능형 음악분수 시스템을 위한 환경 및 분위기에 최적화된 음악분류에 관한 연구.” *한국지능시스템학회 논문지*, 제21권, 1호, pp. 25-28, 2011. 04.

**저 자 소 개**



**박준형(Junheong Park)**  
 2011년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사  
 2011년~현재 : 중앙대학교 대학원  
 전자전기공학부 석사과정

관심분야 : Intention Recognition, Soft Computing  
 Phone : 02-820-5319  
 Fax : 02-817-0553  
 E-mail : fullsamo@wm.cau.ac.kr



**박승민(Seung-Min Park)**  
 2010년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사  
 2010년~현재 : 중앙대학교 대학원  
 전자전기공학부  
 석박사통합과정

관심분야 : Brain-Computer Interface, Intention Recognition Soft Computing  
 Phone : 02-820-5319  
 Fax : 02-817-0553  
 E-mail : smpark@wm.cau.ac.kr



**이영환(Young-Hwan Lee)**  
 2009년~현재 : 중앙대학교 정보대학원  
 석사과정

관심분야 : Intelligent Musical Fountain, Intelligent System,  
 Phone : 02-820-5319  
 Fax : 02-817-0553  
 E-mail : topbeam@dreamwiz.com



**고광은(Kwang-Eun Ko)**  
 2007년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사  
 2007년~현재 : 중앙대학교 대학원  
 전자전기공학부  
 석박사통합과정

관심분야 : Multi-Agent Robotic Systems (MARS), Machine Learning, Context Awareness, Emotion Recognition Systems  
 Phone : 02-820-5319  
 Fax : 02-817-0553  
 E-mail : kke@wm.cau.ac.kr



**심귀보(Kwee-Bo Sim)**  
 1990년 : The University of Tokyo  
 전자공학과 공학박사

[제21권 제1호(2011년 2월호) 참조]

1991년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수  
 2006년~2007년 : 한국지능시스템학회 회장  
 E-mail : kbsim@cau.ac.kr  
 Homepage URL : http://alife.cau.ac.kr