

퍼지 유사관계를 이용한 다차원 특징들의 가중치 결정과 감성기반 음악검색

The Weight Decision of Multi-dimensional Features using Fuzzy Similarity Relations and Emotion-Based Music Retrieval

임지혜* · 이준환**

Jee-Hye Lim and Joon-Whoan Lee

* 전북대학교 컴퓨터공학과

** 전북대학교 컴퓨터공학과

요약

음원이 디지털화 되면서 쉽게 음악을 구매하고 들을 수 있게 되었다. 하지만 많은 음악 중에서 음악가, 장르, 제목, 앨범 타이틀 등 전통적인 음악 정보를 이용하여 사용자들이 자신의 취향에 맞는 음악을 찾는 데는 여전히 어려움이 있다. 이러한 어려움을 해소하기 위해 내용기반 음악검색과 감성기반 음악검색 방법 등이 제안되고 개발되고 있다. 본 논문에서는 이러한 어려움을 해소하기 위한 감성기반 음악 검색방법에서 다차원 벡터형태의 MPEG-7 저수준 오디오 서술자들의 감성기반 검색에서의 중요도를 결정하기 위한 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 상호간에 대립되는 감성을 대표되는 음악들의 유사성을 다차원 서술자 관점에서 측정하고 이 유사관계를 러프 근사화와 군집 내/군집 간의 유사성 비율을 이용하여 서술자의 중요성을 결정한다. 중요성을 바탕으로 결정된 가중치는 여러 개의 오디오 서술자들의 유사성을 총체화하는데 이용되며 이를 활용하여 감성기반 음악검색을 수행한다. 제안된 방법은 내용기반 음악 검색을 기반으로 한 감성기반 음악검색 구조에서 실험한 결과 평균 검색 개수측면에서 기존의 휴리스틱 방법보다 좋은 검색 결과를 나타내었다.

키워드 : 감성 기반 음악 검색, MPEG-7 오디오 서술자, 퍼지 유사관계, 러프집합 근사화, 군집 내/군집간 유사도 비율

Abstract

Being digitalized, the music can be easily purchased and delivered to the users. However, there is still some difficulty to find the music which fits to someone's taste using traditional music information search based on musician, genre, title, album title and so on. In order to reduce the difficulty, the contents-based or the emotion-based music retrieval has been proposed and developed. In this paper, we propose new method to determine the importance of MPEG-7 low-level audio descriptors which are multi-dimensional vectors for the emotion-based music retrieval. We measured the mutual similarities of musics which represent a pair of emotions expressed by opposite meaning in terms of each multi-dimensional descriptor. Then rough approximation, and inter- and intra similarity ratio from the similarity relation are used for determining the importance of a descriptor, respectively. The set of weights based on the importance decides the aggregated similarity measure, by which emotion-based music retrieval can be achieved. The proposed method shows better result than previous method in terms of the average number of satisfactory musics in the experiment emotion-based retrieval based on content-based search.

Key Words : Emotion-Based Music Retrieval, MPEG-7 audio descriptor, Fuzzy similarity relations, Rough approximation, Inter- and intra similarity ratio

1. 서론

음원이 디지털화 되면서 사람들은 mp3, 휴대전화, PC 등 다양한 단말기를 통해 음악을 즐길 수 있게 되었다. 또한 음악 재생과 감상에 대한 시공간 제약이 적고 편리한

디지털 음원의 장점으로 인해 디지털 음악시장은 계속 성장하고 있는 추세이다. 디지털 음악 시장의 확대는 음원 제공 서비스뿐만 아니라, 사용자의 취향에 맞는 음악을 추천해 주는 등 사용자의 편의를 위한 음악 관련 서비스 산업도 함께 성장하고 있다.

음악의 특성상 직접 들어보기 전에는 품질을 알 수 없기 때문에[1] 많은 소비자들이 음악 구매를 결정하기 앞서 음악가, 장르, 제목, 앨범 타이틀 등 전통적인 음악 정보를 이용하여 품질에 관련된 정보를 수집한다. 그러나 이런 전통적인 음악 정보를 이용한 검색 방법은 소비자 개개인의 성향이 다르기 때문에 원하는 음원을 얻는 데에

접수일자 : 2011년 7월 15일

완료일자 : 2011년 10월 15일

이 논문은 2010년 정부(중소기업청)로부터 지원받아 수행된 연구임

한계가 있다. 이러한 한계를 극복하기 위한 방법으로 질의 자체를 텍스트 기반의 질의가 아닌 음악 본연의 내용으로 구성하여 질의 음악과 유사한 음악들을 검색하는 내용기반 음악 검색 시스템이 활발히 연구되고 있다[2][3][4].

내용기반 음악 검색은 질의 음악의 속성을 추출하여 DB에 저장된 음악들과 속성의 유사성을 비교하여 가장 비슷한 음악을 제공해 주는 방법이다. 추출하는 속성은 사전에 미리 결정되며 후보 음악이 결정되면 사용자가 원하는 음악을 찾아낼 수 있다.

감성기반 음악검색은 내용기반 음악검색에서 진화된 음악검색 방법으로 소비자의 원하는 감성을 기반으로 음악을 검색해 주는 방법을 의미한다. 이런 감성기반 검색에서 소비자의 감성은 주관적이며 연령, 성별, 지역 등에 따라 다양하기 때문에 어떤 감성에 맞는 음악은 어떤 특정한 것들이라고 한정지을 수 없다. 따라서 내용기반 검색을 토대로 감성기반 검색을 수행하는 것이 바람직하다고 할 수 있다. 즉 음악의 장르별로 어떤 감성에 해당하는 음악을 미리 폭넓게 제시하고 이들 제시된 음악 중에서 자신의 감성기호에 맞는 음악과 유사한 음악을 내용기반 검색을 통해 탐색하게 하는 방법이 자연스럽다는 것이다.

현재까지 연구된 감성기반 음악 분류/검색 시스템으로 장르·음악요소(악기, 템포, 음색 등)·가사에 대한 감성 지수를 측정하여 11개의 감성으로 분류하는 방법[5], MDCT(Modified Discrete Cosine Transform Coefficients)를 이용해 음색, 템포를 나타내는 속성의 유클리디안 거리를 계산하여 초기 4가지 감성별로 선별된 곡과 비슷한 음악을 같은 분류로 나누는 방법[6], PsySound를 이용하여 4개의 감성으로 분류하는 분류기를 만드는 방법[7] 등이 있다.

일반적으로 감성기반 검색을 위해서는 감성을 표현하는 형용사 쌍으로 이루어진 공간과 음원의 감성에 영향을 주는 속성의 발굴이 필요하다. 본 논문에서는 통상 많이 사용하는 감성형용사를 흥분정도(Arousal) 과 균형정도(Valence) 두 축을 이용해 2차원 상의 좌표로 표현하는 Thayer의 감성 모델을 사용하였다. 또한 내용기반 멀티미디어 검색 분야에서 표준화된 MPEG-7 저수준 오디오 서술자(Low-Level Audio Descriptor)들을 속성으로 사용한다. 지금까지 감성기반 음악검색에서는 PsySound, MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficient)나 LPC (Linear Predictive Coding) 등의 음원 속성정보들을 이용하였다[7][8][9].

본 논문에서는 신송이 등이 제안한 내용기반 검색[10]을 기반으로 한 감성기반 검색시스템의 구조를 채택하였다. 이 시스템 구조는 크게 전처리와 음악 검색으로 나뉘는데 전처리 과정에서 감성형용사를 대표하는 음악을 선정하고 음악의 오디오 속성 값 추출 및 검색에 사용될 서술자를 선택한다. 음악 검색 과정은 사용자가 감성질의 형용사와 질의로 사용할 대표곡을 선택하면서 시작된다. 이 구조에서는 이런 방법으로 자신의 감성기호에 맞는 음악과 유사한 음악을 선택하고 이와 유사한 음악을 내용기반 검색을 통해 원하는 음악을 탐색함으로써 감성기반 검색을 완성해 간다.

본 논문에서 사용하는 MPEG-7 서술자들은 다차원 벡터이다. 이러한 다차원 벡터들 중에 어떠한 서술자가 어떤 감성의 관정에 얼마나 중요한가를 관정하는 문제는 대단히 중요한 문제이다. 만약 여러 개의 서술자를 연결하

여 이 연결된 다차원 벡터의 중요성을 가린다면 다차원 벡터의 성분마다의 중요성이며 서술자 각각의 중요성을 찾아낼 수는 없을 것이다.

신송이 등이 제안한 시스템에서는 특정 감성에 대한 MPEG-7 서술자의 가중치를 구하기 위해 군집화 알고리즘을 적용하여 포함정도를 이용한 가중치 결정방식을 사용했다. 이 방법은 어떤 서술자를 기준으로 군집화된 결과가 사람이 느끼는 감성을 가반으로 한 군집화와 얼마나 일치하는가를 휴리스틱하게 계량화하여 서술자의 가중치를 부여하였다. 즉 어떤 특징이 중요한 특징이라면 그 특징을 기초로 군집화 할 경우 사람이 군집화한 결과와 잘 일치되면 그렇지 않으면 일치하지 않을 것이라는 원리를 바탕으로 특징의 중요성을 부여 하였다.

본 논문에서는 퍼지 유사도를 기반으로 러프 근사화(rough approximation)와 군집 내/군집 간 유사성 비교를 이용한 두 가지 가중치 결정방법을 제안하였다. 제안된 방법은 신송이 등이 제안한 방법과의 동일한 구조에서 감성기반 검색결과 우수함을 실험적으로 입증하였다.

본 논문의 2절에서는 감성기반 검색에서 사용될 감성공간과 MPEG-7 오디오 서술자들을 설명하고 3절에서는 퍼지 유사관계를 이용하는 가중치 결정방법을 제안하며 4절에서는 제안된 가중치 결정방법을 감성기반 검색 실험을 통해 입증하며 결론을 맺는다.

2. 감성 공간 및 오디오 서술자

일반적으로 감성기반 검색을 위해서는 감성을 표현하는 형용사 쌍으로 이루어진 공간과 음원의 감성에 영향을 주는 속성의 발굴이 필요하다.

2.1 음악의 감성 공간

인간의 감성(Emotion)을 명시적으로 표현하기는 어려운 특성이 있다. 일반적으로 어휘는 가장 대표적인 감성의 표현수단이다. Eckman에 의하면 기쁨(Happiness), 놀람(Surprise), 슬픔(Sadness), 공포(Fear), 분노(Anger), 역겨움(Disgust)/경멸(Contempt) 등 6개 범주의 감성은 대부분의 학자들이 공통적으로 분별 가능한 것으로 지적하였다[11]. 대부분의 학자들이 감성분별이 가능하다고 하지만 실제 사람의 감성을 분별하며 감성의 형태를 어휘로 나타내는 작업은 무척 까다롭다. 때문에 많은 대학 및 학자들이 감성분류와 표현에 관한 연구를 하였으며, 감성이 표현되는 과정을 컴퓨터 프로세스로 감성을 표현할 수 있는 방법들을 제시하고 있다[11][12][13].

본 논문에서는 임의의 음악에 대하여 사람이 느끼는 감정을 추출하기 위하여 Thayer의 감성모델을 사용한다. 감성을 형용사로 표현하는 것은 매우 어렵고 모호하다. 하지만 Thayer 감성모델은 심리학적인 실험을 기초로 감성을 연구하는데 주로 채택되어 사용된다. Thayer 모델은 감성을 Arousal과 Valence 두 축을 사용하여 표현한다. Arousal은 감성의 강도를 의미하며 이 값이 커질수록 흥분한(Excited) 기분을, 작을수록 고요한(Calm) 기분을 의미한다. Value는 감성의 긍정적/부정적 정도를 나타내며 값이 클수록 긍정적 감성을 나타내며, 값이 작을수록 부정적 감성을 나타낸다. 또한 Arousal과 Valence는 각각 하나의 축으로써 감성을 2차원 상의 좌표로 나타내며 총

12개의 감성 형용사를 정의한다. 아래 그림 1은 Thayer의 감성모델을 그림으로 표현한 것이다[14].

12가지 형용사를 사용하며, 서로 대립을 이루는 6개의 쌍으로 정의하며 형용사는 “Annoying-Calm”, “Angry-Peaceful”, “Nervous-Relaxed”, “Excited-Sleepy”, “Happy-Bored”, “Pleased-Sad” 와 같다[15].

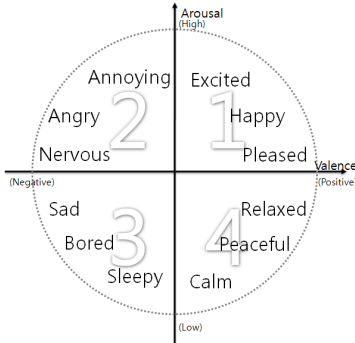


그림 1. Thayer의 감성 모델
Fig. 1. Thayer's Emotion Model

2.2 MPEG-7 오디오 서술자

MPEG-7은 차세대 내용기반 멀티미디어 검색기술로 1996년부터 표준화 작업이 시작되었다. 사용자가 원하는 음악의 일부를 쉽고 빠르게 찾고 가공할 수 있도록 데이터 내용을 효과적으로 표현할 수 있다.

본 논문에서는 다음과 같은 저수준 오디오 서술자들과 (비)유사성 측도를 활용한다.

가. 저수준 오디오 서술자

저수준 오디오 서술자는 “표준번호 ISO/IEC FDIS 15938-4”에 정의된 오디오세그먼트(AudioSegment : 오디오를 시간적으로 분할한 부분)에서 사용되도록 고안된 간단하고 낮은 복잡성을 가진 서술자의 집합으로 구성된다[16]. 저수준 오디오 서술자 중 실험에 사용된 서술자들을 간단히 설명하면 아래와 같다. (괄호안의 숫자는 서술자의 차원을 나타냄.)

- AudioFundamentalFrequency(300) : 오디오 신호의 기본 주파수를 서술.
- AudioSignature(288) : 오디오의 강력한 자동식별을 위해 필요한, 유일한 콘텐츠 식별자를 제공하기 위해 고안된 오디오 신호의 축약된 표현.
- AudioSpectrumBasis(580) : 스펙트럼 서술을 저차원 표현으로 사영(Projection)하기 위한 기본 함수를 포함. 스펙트럼이 차원을 줄이는 것은 오디오 세그먼트에 대한 특징의 통계 정보를 축약 적으로 표현하기 때문에 자동 분류 응용에서 중요함.
- AudioSpectrumCentroid(900) : 로그 주파수 전력 스펙트럼의 무게중심(center of gravity)을 서술.
- AudioSpectrumEnvelope(48600) : 로그 주파수 축을 가진 스펙트럼의 시간의 열로써 오디오파형의 단기 전력 스펙트럼을 서술.
- AudioSpectrumFlatness(4800) : 오디오 신호의 단기 전력 스펙트럼의 편평성을 서술. 잡음이나 충격

(impulse) 신호에 해당하는 편평한 모양, 음조가 있는 부분에서는 높은 변화.

- HarmonicSpectralSpread(1) : Harmonic Spectral Centroid로부터 얻은 하모닉 피크들의 진폭이 가중치로 부여된 편차.
- SpectralCentroidType(1) : 파워 스펙트럼(Power Spectrum) 상에서 주파수들의 에너지를 가중치로 부여한 평균.

나. 저수준 오디오 서술자의 유사성 측도

MPEG-7 오디오 서술자들은 다차원 벡터로 표현되어 유사성을 측정하기 위해서는 벡터 계산이 필요하다. 본 연구에서는 표준안의 권고대로 유클리디안 거리를 이용한 유사도 측정방법을 사용하였다.

유클리디안 거리는 두 점 사이의 거리를 구하는 일반적인 방법이다. 두 점 사이의 거리를 구하는 방법에서 N차원의 벡터간의 거리를 구하는 방법까지 확장 할 수 있다.

두 벡터 $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 와 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ 사이의 유클리디안 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}
 d(P, Q) &= d(Q, P) \\
 &= \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} \\
 &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2}
 \end{aligned} \tag{1}$$

유사도와 거리는 역수관계에 있다. 유사도를 구하는 가장 간단한 방법은 유클리디안 거리의 역수를 취하는 것이다. 하지만 벡터간의 스케일이 고려되지 않는다는 문제점이 있다.

$$\text{similarity} = \frac{1}{1 + \log(D+1)} \tag{2}$$

$$D = d(P, Q)$$

식 (2)는 log 함수를 이용해 벡터간의 스케일에 따른 거리 값 차이를 보정한 뒤 역수를 취하는 식이다. 본 연구에서는 식 (2)를 이용해 오디오 서술자간의 유사도를 구했다.

3. 퍼지 유사도 기반 가중치 결정 방법

3.1 퍼지 유사관계

만약 $I = (U, A \cup \{d\})$ 를 의사 결정표(decision table)이라 하자. 여기서 U 는 논의공간(universe of discourse)로 유한하고 공집합이 아니며, $A \cup \{d\}$ 를 각각 특징들의 집합과 결정 클래스(decision class)라 하자. 또한 결정 클래스의 개수를 $r(d)$ 라 하자. 그러면 결정 클래스 d 는 논의공간 U 를 $CLASS_A(d) = \{X_1, \dots, X_d\}$ 와 같이 분할(partition)한다. 여기서 $X_k = \{x \in U : d(x) = k\}$, $1 \leq k \leq r(d)$ 이다. 특징 집합 $B \subseteq A$ 에 대한 유사관계를 $R_B = \{(x, y) \in U \times U : \mu_{R_B}(x, y)\}$

라면 $R_B \in F(U \times U)$ 의 퍼지집합이며 (x, y) 의 퍼지 소속도 (degree of membership) $\mu_{R_B}(x, y) \in [0, 1]$ 이다. 이 경우 $\mu_{R_B}(x, y)$ 가 대칭(symmetric)이고 반사성(reflexive)이면 R_B 는 유사관계이다. 이러한 유사관계 R_B 가 주어지면 공집합이 아닌 유한한 논의공간 U 에 속하는 속하는 객체 x 에 대해, 주어진 문턱치 λ 에서 유사 클래스는 객체 x 와 $\mu_{R_B}(x, y) \geq \lambda$ 를 만족하는 유사한 객체 y 들의 집합으로

$$R_B^\lambda(x) = \{y \in U: \forall \mu_{R_B}(y, x) \geq \lambda, yR_B^\lambda x\} \quad (1)$$

로 정의된다. 각각의 특징들을 기반한 유사관계들을 조합한 관계를 구성하기 위해서는 다양한 퍼지집합의 총체화 연산자들을 사용할 수 있다. 본 연구에서는 가중치 결정과정에서 최소연산자 $\mu_{R_B}(x, y) = \min_{b \in B}(\mu_{R_b}(x, y))$ 를 사용한다.

본 연구의 가중치 결정 문제는 다음과 같다. 즉 $CLASS_A(d) = \{X_1, \dots, X_{r(d)}\}$ 를 결정 속성 d 에 의한 분할된 논의공간의 클래스라 하고, 모든 특징 $a \in A$ 에 대해 $R_a(x, y)$ 가 훈련 데이터로 주어졌다고 하자. 그렇다면 $CLASS_A(d) = \{X_1, \dots, X_{r(d)}\}$ 에 대해 각 특징 $a \in A$ 의 중요성을 반영하는 가중치는 얼마인가를 결정하는 문제이다.

3.2 퍼지 유사관계를 이용한 러프 근사화(rough approximation)

1982년 폴란드의 Pawlak이 처음 제창한 이래 고전적인 러프집합 이론[17]은 구별 불가능(indiscernibility)관계의 상위(upper) 및 하위(lower) 근사화 방법을 활용하였다. 비록 이러한 러프집합 근사화를 활용한 많은 인공지능 응용들이 발굴되었지만 고전적인 러프집합 이론은 한계가 있어 왔다. 하지만 이러한 한계는 유사성 관계를 기반한 근사화의 개념의 확장을 통해 극복되고 있다. 즉 상한과 하한 근사화의 개념은 퍼지유사성 기반 러프집합에 일반화 시킬 수 있다는 것이다. 논의집합 U 의 부분집합 X 에 대해 부분특징 $B \subset A$ 의 퍼지 유사성 관계 R_B 의 λ 레벨의 하한과 상한의 근사화는 다음과 같이 정의된다.

$$\underline{R_B^\lambda}(X) = \{x \in X: R_B^\lambda(x) \subseteq X\} \quad (2)$$

$$\overline{R_B^\lambda}(X) = \cup_{x \in X} R_B^\lambda(x) \quad (3)$$

하한 근사화의 개념을 이용하여 X 의 유사관계 $R_B^\lambda(x)$ 의 긍정영역(positive region)을 $POS_{R_B^\lambda}(X) = \underline{R_B^\lambda}(X)$ 로 정의할 수 있다. 만약 $X_i = \{x \in U: d(x) = i\}$ 라 하면 결정 속성에 의한 분할 $\{X_i: i = 1, 2, \dots, r(d)\}$ 의 R_B^λ -긍정영역은 다음과 같이 정의된다.

$$POS(R_B^\lambda, \{d\}) = \bigcup_{i=1}^{r(d)} \underline{R_B^\lambda}(X_i) \quad (4)$$

즉 긍정영역은 결정 클래스들의 하한 근사화의 합집합과 같으며 논의집합의 객체들 중에 모호함이 없이 결정 클래스에 속하는 객체들의 집합과 같다. 또한 유사성 기반 러프집합의 상대 리덕트(relative reduct)는 긍정영역을 보존하는 최소한의 특징집합으로 규정한다. 즉 최소한

의 특징집합 $T \subseteq A$ 에서 $POS(R_A^\lambda, \{d\}) = POS(R_T^\lambda, \{d\})$ 라면 집합 T 는 상대 리덕트라고 할 수 있다. Stepaniuk는 그의 논문에서 다음과 같이 퍼지 유사관계를 활용하여 각 특징의 가중치를 결정하는 두 가지 방법을 제안하고 있다.

$$SRC(R_A^\lambda, \{d\}, a) = \frac{|POS(R_A^\lambda, \{d\}, a) - |POS(R_{A-\{a\}}^\lambda, \{d\}, a)|}{|U|} \quad (5)$$

$$SGF(R_A^\lambda, \{d\}, a) = \frac{|POS(R_A^\lambda, \{d\}, a) - |POS(R_{A-\{a\}}^\lambda, \{d\}, a)|}{|POS(R_A^\lambda, \{d\}, a)|} \quad (6)$$

결국 각각의 방법에서는 특징 a 를 특징집합 A 로부터 제거했을 때 긍정영역이 감소하는 정도가 특징 a 의 가중치를 결정한다. 만약 $T \subseteq A$ 가 상대 리덕트라고 하고, $a \in T$ 라면 $SRC(R_A^\lambda, \{d\}, a) \geq 0$ 또는 $SGF(R_A^\lambda, \{d\}, a) \geq 0$ 이며, $SRC(R_A^\lambda, \{d\}, a)$ 와 $SGF(R_A^\lambda, \{d\}, a)$ 는 λ 의 함수이고 특징 또는 서술자의 중요도를 표시한다. 실제의 가중치는 $SRC(R_A^\lambda, \{d\}, a)$ 또는 $SGF(R_A^\lambda, \{d\}, a)$ 를 정규화하여 다음과 같이 결정할 수 있다.

$$w_a^\lambda = \frac{SRC(R_A^\lambda, \{d\}, a)}{\sum_a SRC(R_A^\lambda, \{d\}, a)} \quad \text{또는}$$

$$w_a^\lambda = \frac{SGF(R_A^\lambda, \{d\}, a)}{\sum_a SGF(R_A^\lambda, \{d\}, a)} \quad (7)$$

3.3 군집 내/ 군집 간 (intra-inter cluster)의 유사성의 비율을 이용한 방법

어떤 특징 a 관점에서 $\{X_1, \dots, X_{r(d)}\}$ 의 결정 클래스들 내부의 객체들은 서로 유사하며 클래스 상호간에 객체들에서는 유사하지 않다면 이는 중요한 특징일 수 있다. 즉 압수를 구분하는데 있어서 중요한 특징인 성질은 각각의 클래스 객체들 간에는 매우 유사하고 서로 다른 클래스에서는 서로 매우 유사하지 않다는 것이다. 이는 마치 Fisher의 선형분별에 있어서 내부적 또는 상호간의 거리의 비율을 사용하여 특징의 중요성을 감별하는 것과 비슷한 원리이다.

만약 특징 a 관점에서 결정클래스 X_i 의 평균적인 내부적인 유사성의 평균치와 클래스 X_i 와 X_j 상호간의 유사성의 평균을 각각 다음식과 같이 정의하자.

$$AIR_a(X_i) = \frac{1}{|X_i|^2} \sum_{(x, y) \in X_i \times X_i} \mu_{R_a}(x, y) \quad ,$$

$$AIT_a(X_i, X_j) = \frac{1}{|X_i||X_j|} \sum_{(x,y) \in X_i \times X_j} \mu_{R_a}(x,y) \quad (8)$$

그러면 전체적인 상호간의 또는 내부적인 평균 유사성은 각각 다음과 같이 구할 수 있다.

$$OIR_a = \frac{1}{r(d)} \sum_{i=1}^{r(d)} AIR(X_i),$$

$$OIR_a = \frac{1}{r(d)(r(d)-1)} \sum_{i=1}^{r(d)} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{r(d)} AIT(X_i, X_j) \quad (9)$$

여기서 OIR_a 와 OIT_a 는 1보다 작으며, 이들을 이용하여 $a \in A$ 의 중요성을 부여하면

$$DI_a = \frac{OIR_a}{OIT_a} = (r(d)-1) \frac{\sum_{i=1}^{r(d)} AIR(X_i)}{\sum_{i=1}^{r(d)} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{r(d)} AIT(X_i, X_j)} \quad (10)$$

과 같으며 이를 정규화 하여 가중치를 계산하면

$$DI_a = \frac{DI_a}{\sum_{a \in A} DI_a} \quad (11)$$

과 같다. 위의 식의 가중치는 이전의 가중치 w_a^λ 와 같이 λ 의 함수는 아니다.

3.4 가중치를 이용한 유사성 척도의 총체화

일단 퍼지 유사성을 기반으로 식 (7)과 식 (11)과 같이 가중치를 결정하였다면 이들 가중치들은 각각의 특징들 관점에서의 유사성 척도를 조합하는데 활용할 수 있다. 만약 가중화된 합을 통하여 총체화된 유사성을 측정한다면 각각의 유사성을 조합하여

$$R_A(x,y) = \sum_{a \in A} w_a R_a(x,y) \quad \text{또는}$$

$$\mu_A(x,y) = \sum_{a \in A} w_a \mu_a(x,y) \quad (12)$$

와 같이 계산할 수 있다.

4. 검색 시스템 및 실험 결과

제안된 가중치 부여방법이 감성기반 음악검색의 성능에 미치는 영향을 알아보기 위해 그림 2와 같은 신송이 등이 제안한 검색 시스템의 구조를 이용하여 실험을 수행하였다.

많은 실험자를 대상으로 설문조사를 통해 음악의 감성을 추출하고 이를 기준데이터로 설정하여 제안된 알고리즘의 검색 결과와 비교하기 위해서는 많은 비용이 든다. 더더욱 다양한 장르에 대해 음악 DB를 구축하고 이를 활용한 실험을 수행하기는 더더욱 어려운 일이다. 본 논문에서는 젊은 사람들이 좋아하는 가요를 중심으로 360곡의 음악을 채집하여 DB를 구성하였으며 남녀 대학생 5명의 설문조사 결과를 활용하였다.

그림 2의 구조는 오프라인 전처리와 온라인 음악검색 두 부분으로 나누어진다. 오프라인 전처리는 온라인 검색을 준비하는 단계로 3절에 설명된 가중치와 총체화된 유사성 척도를 결정하는 단계이며 여기서 결정된 대표질의 영상과 유사성 척도는 온라인 검색에 활용된다.

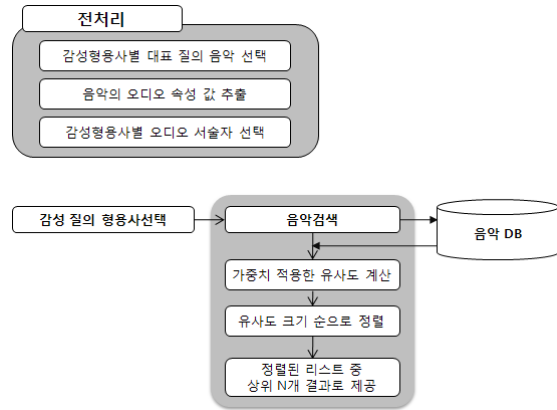


그림 3. 검색 시스템 구조

4.1 전처리

먼저 감성형용사별 대표 질의 음악은 설문조사를 통하여 선정하였다. 피 실험자 5명이 각 감성형용사마다 그 감성을 가장 잘 표현하는 음악 10곡을 선택하여 1~5까지 점수를 부여하였다. 감성형용사별 점수 평균을 내어 가장 점수가 높은 5곡을 각 형용사의 대표곡으로 선정하였다 [14]. 음악의 오디오 속성 값은 matlab으로 구현된 프로그램을 이용하여 추출하였다.

표 1. 감성형용사 쌍에 대한 MPEG-7 오디오 서술자의 중요도

	포함정도						러프 근사화						군집 내/군집 간 유사성 비율					
	Ann_Cal	Ang_Pea	Ner_Rel	Exc_Sle	Hap_Bor	Ple_Sad	Ann_Cal	Ang_Pea	Ner_Rel	Exc_Sle	Hap_Bor	Ple_Sad	Ann_Cal	Ang_Pea	Ner_Rel	Exc_Sle	Hap_Bor	Ple_Sad
AudioFundamentalFrequency	0.1597	1.0000	0.6588	0.9118	0.4255	0.4255	0.2439	0.1667	0.2381	0.2381	0.2632	0.2041	2.0579	7.6856	3.1147	4.3663	1.7651	2.3365
AudioWaveform	0.6392	0.6373	0.5614	0.7681	0.7132	0.3720	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9918	1.0740	1.0148	1.0695	1.0347	1.1593
InstrumentTimbre	0.4843	0.3608	0.4637	0.2294	0.5740	0.3127	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9421	0.9753	1.0640	1.0937	0.9984	0.9936
AudioSignature	0.8069	0.8627	0.8160	0.8693	0.3078	0.4667	0.0244	0.0167	0.0714	0.0238	0.0263	0.0204	1.2505	1.1837	1.8216	1.3989	1.0805	1.1348
DCOffset	0.4771	0.7627	0.8716	0.4608	0.5799	0.3426	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0458	0.9722	1.1248	1.0640	0.9836	1.0311
AudioHarmonicity	0.1725	0.4771	0.6412	0.7281	0.5869	0.5399	0.0244	0.0167	0.0238	0.0238	0.0263	0.0408	1.1063	1.0892	1.0926	1.1057	1.0830	1.0861
AudioSpectrumBasis	0.8843	0.5686	0.6631	0.6631	0.6631	0.6631	0.2439	0.1667	0.2381	0.2381	0.2632	0.2041	2.2901	2.5765	2.1546	2.2672	2.6262	2.0629
AudioSpectrumCentroid	0.5838	0.7954	0.3814	0.5814	0.6392	0.4951	0.0244	0.1667	0.0476	0.0714	0.0263	0.1429	1.3495	1.7779	1.4833	1.2319	1.3023	1.3517
AudioSpectrumEnvelope	0.6176	0.9588	0.7473	0.9588	0.7569	0.2882	0.0244	0.0500	0.0238	0.0476	0.0526	0.0204	1.1056	1.5144	1.1277	1.4992	1.1664	1.2066
AudioSpectrumFlatness	0.8757	0.9510	0.8748	0.9510	0.3893	0.5644	0.2439	0.1667	0.2381	0.2381	0.2632	0.2041	2.3446	5.7319	4.1206	3.7877	2.0151	2.9963
HarmonicSpectralCentroid	0.4500	1.0000	0.8559	0.8235	0.7892	0.8598	0.0488	0.1667	0.0714	0.0476	0.0526	0.0816	1.2025	2.8454	1.6545	2.7606	1.3985	2.1385
HarmonicSpectralDeviation	0.2965	0.7415	0.7284	0.7889	0.1529	0.3357	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0086	1.1584	1.0895	1.1713	1.0175	0.9937
HarmonicSpectralSpread	0.4810	0.7529	1.0000	0.4834	0.6687	0.3451	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0330	1.1600	1.2233	1.1094	0.9675	1.0126
HarmonicSpectralVariation	0.2034	0.8098	0.5098	0.6255	0.4020	0.3235	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0217	1.1448	1.1097	1.0589	1.0558	1.0452
LogAttackTime	0.3667	0.4431	0.4873	0.1725	0.6191	0.2716	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9421	0.9753	1.0640	1.0937	0.9984	0.9936
SpectralCentroid	0.4422	0.9294	0.4289	0.7794	0.8130	0.8569	0.0244	0.0667	0.0000	0.0238	0.0263	0.0408	1.1204	1.8979	1.1634	1.4672	1.2735	1.6424
TemporalCentroid	0.3910	0.6477	0.8230	0.3893	0.5083	0.1827	0.0000	0.0000	0.0238	0.0000	0.0000	0.0000	0.9868	1.0393	1.2104	1.0191	1.2155	0.9902

마지막으로 검색에 사용할 감성형용사별 오디오 서술자를 선택한다. 서로 대립하는 두 형용사로 이루어진 형용사 쌍에 해당하는 대표곡 10곡(각각의 형용사에 5곡씩)을 이용하여 3장에서 설명한 가중치 결정방법을 적용한다. 대표곡은 형용사에 따라 2개의 군집으로 나눌 수 있다. 같은 군집에 속하는 대표곡간의 유사도는 높아야 하고 대립하는 군집에 속하는 대표곡간의 유사도는 낮아야 한다. 예를들어 Annoying-Calm 형용사쌍의 서술자를 결정할 때, 1~5번곡은 Annoying의 대표곡 이고, 6~10번은 Calm의 대표곡이라 가정하면 1~5번 (혹은 6~10번)에 속하는 곡들 간의 유사도는 높고 1~5번에 속하는 곡들과 6~10번에 속하는 곡들 사이의 유사도는 낮아야 좋은 서술자라 할 수 있다.

퍼지 유사관계를 이용한 러프 근사화 방법에서는 유사도의 문턱치 λ 에 따라 긍정영역이 결정되고, 긍정영역에 따라 가중치가 달라진다. 같은 군집에 속하는 대표곡의 유사도와 다른 군집에 속하는 대표곡의 유사도를 분별할 수 있는 값을 찾아야 한다. λ 를 기준으로 유사도를 분류했을 경우 같은 군집에 속하는 대표곡들의 유사도는 λ 보다 크고, 서로 다른 군집에 속하는 대표곡들의 유사도는 λ 보다 작아야 좋다. λ 를 0.45에서 0.85까지 0.05 간격으로 설정하여 실험한 결과 최적의 결과를 나타내는 0.55를 λ 값으로 설정하였다.

군집 내/ 군집 간의 유사성의 비율을 이용한 방법은 사람이 직접 정해줘야 하는 매개변수가 없어 비교적 편리하게 서술자의 중요도를 계산할 수 있다.

표 2는 감성형용사 쌍에 대한 MPEG-7 오디오 서술자들의 중요도를 표현하고 있다. 표에서 포함정도 열은 신송이 등이 제안한 방법을 표현하며, 다른 열들은 러프 근사화 방법, 군집 내/군집 간의 유사성 비율을 표현하고 있다. 중요도가 높은 색칠된 부분들이 방법에 따라 다르지만 러프 근사화 방법과 군집 내/군집 간의 유사성 비율을 이용하는 경우 대체로 일치하는 모습을 보여주고 있다. 표 2는 오디오 가중치가 높은 순서대로 오디오 서술자를 몇 개 사용하느냐에 따라 유사한 음악을 검색한 결과를 표현하고 있다. 즉 식 (12)를 사용하여 유사도가 높은 음악 10곡을 검색한 결과로 제시했을 때 사용자가 만족하는 곡이 10곡 중 몇 곡인가를 찾은 것이다. 다만 (가)의 결과는 신송이 등의 논문에 제공된 표이며 (나)의 경우는 퍼지 유사관계를 이용한 방법으로 가중치를 결정하고 검색한 결과로 10명의 대학생이 평가한 결과의 평균을 구한 것이다. 이 실험에서는 오디오 서술자는 최대 5개까지 사용했는데 이는 유사성 비교에 사용되는 서술자의 개수를 줄여 우수한 검색결과를 제공하면서도 계산량을 줄여 검색 시간을 짧게 하기 위함이다. 이 실험의 결과는 동시에 가장 검색 효율이 좋은 서술자 개수를 제공한다. 예를 들면 annoying 감성 형용사에 맞는 곡을 검색할 때 포함정도를 이용한 방법에서는 5개의 서술자를, 러프 근사화 방법에서는 4개의 서술자를 상호간 유사성 비율 방식에서는 2개의 서술자를 사용하는 것이 바람직하다는 것을 의미한다. 표의 결과는 서로 다른 감성의 경우 서로다른 개수의 서술자에서 최적의 검색결과를 보여줄을 알 수 있다. 즉 서술자를 많이 포함한다고 해서 반드시 검색결과가 좋아짐을 의미하지는 않는다는 것이다.

표 2. 가중치 결정 방식에 따라 형용사별 1~5개의 서술자를 사용한 검색결과

서술자 개수 감성형용사	포함정도				
	1개	2개	3개	4개	5개
annoying	1	1	1	1	2
calm	2	5	6	6	8
angry	4	4	4	4	4
peaceful	4	4	4	4	4
nervous	3	3	3	3	3
relaxed	2	2	2	3	3
excited	9	2	5	5	5
sleep	1	1	2	2	2
happy	2	2	2	2	2
bored	3	3	3	3	3
pleased	3	4	4	1	2
sad	5	6	6	6	6

(가) 신송이 등 방법의 실험결과[14]

서술자 개수 감성형용사	러프 근사화					군집 내/군집 간 유사성 비율				
	1개	2개	3개	4개	5개	1개	2개	3개	4개	5개
annoying	4.1	4.1	3.7	4.2	4.0	3.7	3.8	3.4	3.6	3.7
calm	5.2	6.0	4.1	3.7	3.9	5.9	5.9	3.4	3.7	3.5
angry	5.7	4.9	3.9	3.6	2.6	5.3	4.6	3.2	3.3	2.7
peaceful	6.5	7.9	7.6	7.8	8.7	6.1	7.1	7.7	7.5	7.8
nervous	6.4	2.2	5.6	4.6	5.3	6.8	2.0	5.0	4.5	5.3
relaxed	7.3	6.9	6.8	7.5	6.5	7.7	6.3	6.9	7.4	6.1
excited	3.1	2.9	5.6	4.0	6.7	2.7	2.6	5.0	3.6	6.2
sleep	6.0	6.5	6.7	6.4	7.0	6.5	6.5	7.1	6.8	7.1
happy	5.7	6.5	5.8	5.6	6.1	5.3	5.5	4.9	4.8	4.8
bored	2.1	2.5	3.0	2.3	3.2	2.9	2.4	3.2	2.9	2.1
pleased	3.1	3.5	5.2	3.4	4.6	3.2	3.3	4.8	2.5	3.5
sad	6.1	6.3	7.0	6.8	5.5	5.6	6.1	6.5	6.6	6.0

(나) 제안된 방법의 실험결과

4.2 음악검색 시스템

제안하는 감성기반 음악검색 시스템은 신송이 등이 사용한 그림 2와 같은 구조로 감성 형용사를 선택하면 음악 검색을 실행하는 방식으로 진행된다. 즉 사용자가 원하는 감성 형용사를 선택하면 전처리 과정을 통해 선택된 감성에 따른 N 개의 대표 질의 음악을 사용자에게 제시해 준다. 사용자는 대표 질의 음악을 듣고 그 중에 자신이 가장 만족하는 음악 하나를 선택하여 유사한 감성의 음악 검색을 시작한다. 음악 검색에서는 식 (12)에 의한 유사도 계산과정에서 전처리 단계에서 이미 결정된 서술자와 가중치를 이용하여 가장 유사한 음악을 찾을 수 있도록 한다. 유사도 계산 결과는 유사도가 가장 큰 음악부터 내림차순으로 정렬하며 정렬된 음악 중에 상위 10개의 음악을 검색 결과로 사용자에게 제공한다.

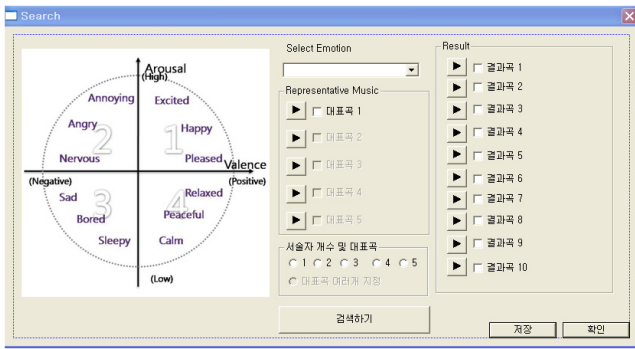


그림 3. 실험 프로그램의 사용자 인터페이스

그림 3은 실험에 사용한 프로그램의 사용자 인터페이스이다. 이전 신송이 등이 연구에서 수행한 실험과 동일한 조건을 맞추기 위해 어떤 형용사 질의의 대표음악으로 제공되는 음악들은 고정시켜 두었다 [11]. 고정된 대표 질의 음악들은 전처리 과정에서 각 형용사를 가장 잘 표현한 곡으로 선정된 음악이다. 검색을 시작하면 대표곡과 가장 유사한 10곡의 음악을 결과로 제공하며 피 실험자가 감성 형용사에 적합하다고 생각되는 곡을 체크하였다. 총 10명의 대학생 피실험자가 참여하였고, 중요속성 선택과 가중치 결정은 러프 근사화를 이용한 방법과 상호간 유사성 비율을 이용한 방법을 각각 실험하였다

표 3. 가중치 결정 방법에 따른 감성기반 음악검색 결과

가중치결정방법 감성형용사	포함정도	러프 근 사화	군집내/군집간 유사성 비율
Annoying	2	4.2	3.8
Calm	8	6.0	5.9
Angry	4	5.7	5.3
Peaceful	4	8.7	7.8
Nervous	3	6.4	6.8
Relaxed	3	7.5	7.7
Excited	9	6.7	6.2
Sleep	2	7.0	7.1
Happy	2	6.5	5.5
Bored	3	3.2	3.2
Pleased	4	5.2	4.8
Sad	6	7.0	6.6
평균 검색개수	4.2	6.2	5.9

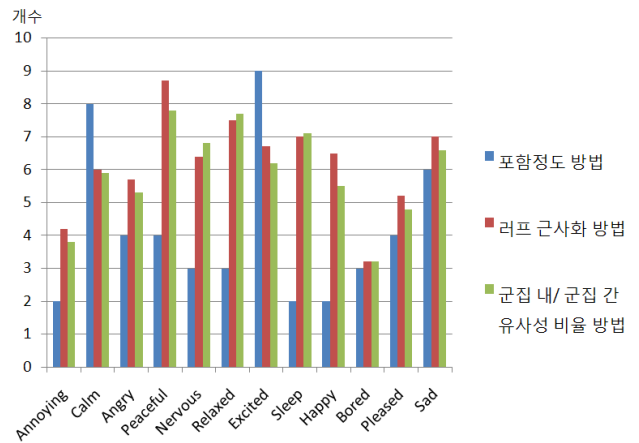


그림 4. 가중치 결정 방식에 따른 감성기반 음악검색 결과 비교 그래프

표 3의 검색결과는 제공된 유사도가 가장 높은 10개의 곡 중 피실험자가 만족하는 곡의 개수를 수집하여 평균을 구한 것이다. 평균검색결과를 보면 제안된 러프 근사화 방법과 군집 내/군집 간 유사도 비율에 의한 방법이 포함 정도를 이용하는 방법보다 상대적으로 좋은 성능을 나타내었다. 그림 4는 각각의 감성에 대한 세 방법의 검색결과 비교로 'calm', 'excited'를 제외하고 나머지 감성에서 제안된 방법의 성능이 우수함을 알 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 MPEG-7 다차원 벡터형태의 저수준 오디오 서술자들의 감성기반 음악 검색에서의 중요도를 결정하기 위한 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 상호간에 대립되는 감성을 대표하는 음악들의 유사성을 감성을 결정하는 속성 관점에서 측정하고 이 유사관계를 러프 근사화와 군집 내/군집 간의 유사성 비율을 이용하여 서술자의 중요성을 결정한다. 제안된 방법은 신송이 등이 제안한 포함정도를 이용하는 방법에 비해 덜 휴리스틱하며, 수학적으로 엄격하다. 제안된 군집 내/군집 간의 유사성 비율 방법은 Fisher의 선형 분별함수의 유사성을 기반으로 하는 다차원 벡터 버전으로 해석할 수도 있다.[15]

중요성을 바탕으로 결정된 가중치는 여러 개의 오디오 서술자들의 유사성을 총체화하는 데에 이용되며 이를 이용하여 감성기반 음악검색을 수행하였다. 본 논문의 감성 공간은 6개의 대립되는 의미의 형용사 쌍으로 구성된 Thayer의 감성모델을 이용하였으며, 내용기반 오디오 검색의 국제 표준인 MPEG-7에서 제공하는 오디오 서술자를 이용하였다.

제안된 방법은 내용기반 음악 검색을 기반으로한 감성기반 음악검색 구조에서 실험한 결과 평균 검색 개수측면에서 기존의 방법보다 좋은 검색 결과를 나타내었고, 가장 좋은 결과를 나타낸 것은 러프 근사화를 이용한 방법이었다.

제안된 방법과 감성기반 음악검색 시스템은 6쌍 12개의 감성만 검색 가능한데, 이를 발전시켜 더 다양한 경우

에도 사용자의 의도에 맞는 음악을 검색 할 수 있는 시스템을 개발할 예정이다. 또 실험에서 사용한 음악은 하이 라이트 10초만 가지고 검색했는데 곡의 전체 길이를 분석하여 검색하는 시스템을 개발하면 실제 검색 서비스로 상용화하는데 도움이 될 것이다.

참 고 문 헌

[1] 이상오, 2008년 해외 디지털콘텐츠 시장조사: 디지털음악, 온라인포털, 한국소프트웨어진흥원, 2008.

[2] Y. Zhang, J. Zhou, "A Study On Content-Based Music Classification," *Signal Processing and Its Applications*, vol. 2, pp. 113-116, 2003.

[3] E. Wold, T. Blum, D. Keislar, J. Wheaton, "Content-Based Classification, Search, and Retrieval of Audio," *IEEE Multimedia*, vol. 3, no. 3, pp.27-36, 1996.

[4] 박만수, 박철의, 김희린, 강경옥, "MPEG-7 오디오 하위 서술자를 이용한 음악 검색 방법에 관한 연구," *한국방송공학회*, vol. 9, no. 4, pp.215~218, 2003.

[5] 김태연, 송병호, 배상현, "감성기반 음악·이미지 검색 추천 시스템 설계 및 구현," *전자공학회 논문지*, vol. 47, no. 1, pp73-79, 2010.

[6] H. G. Kim, J. H. Kim, "Music Similarity Search Based on Music Emotion Classification," *The Journal of the Acoustical Society of Korea*, vol. 26, no.3E, pp.69-73, 2007.

[7] Y. H. Yang, C. C. Liu, H. H. Chen, "Music Emotion Classification: A Fuzzy Approach," *ACM Multimedia*, pp81-84, 2006.

[8] F. Rumsey, *MIDI Systems and Control*, Focal Press, 1990.

[9] B. Logan, "Music recommendation from song sets," *ISMZR*. pp.425-428, 2004.

[10] 신송이, 박은중, 엄경배, 이준환, "검색의 일관성원리와 피드백을 이용한 감성기반 음악 검색 시스템," *한국정보처리학회*, vol. 17, no.2, pp.99-106, 2010.

[11] P. Ekman, *Emotion in the Human Face*, Cambridge Univ. Press, Cambridge, 1982.

[12] A. Damasio, *Descartes' Error: Emotion, Reason, and the Human Brain*, New York: A Crosset/Putnam Book, 1994.

[13] K. Oatley, P. N. Johnson-Laird, "Toward a Cognitive Theory of Emotions," *Cognition and Emotion*. vol. 1, no. 1, pp.29-50. 1987.

[14] 신송이, *다중질의 방법을 이용한 감성기반 음악 검색 시스템*, 전북대학교 석사학위 졸업논문, 2010.

[15] 오일석, *패턴인식*, 교보문고, 2008.

[16] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11/N4509 "MPEG-7 Overview (version 10)," Available: <http://mpeg.chiariglione.org/standards/mpeg-7/mpeg-7.htm>, 2004, [Accessed: July 14, 2011]

[17] Z. Pawlak, "Rough sets," *International Journal of Computer and Information Science*, vol. 11, no. 5, pp. 341-356, 1982.

[18] E. J. Park, J. W. Lee, "Emotion -Based Image Retrieval Using Multiple-Queries and Consistency

Feedback," *IEEE Industrial Informatics*, pp. 1654-1659, 2008.

[19] L. Lu, D. Liu, H. J. Zhang, "Automatic Mood Detection and Tracking of Music Audio Signals," *IEEE Audio, Speech, And Language Processing*, vol. 14, no. 1, pp. 5-18, 2006.

[20] Z. Pawlak, *Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data*, Kluwer Academic Publishers, 1991.

[21] J. Stepaniuk, "Approximation Spaces in Extensions of Rough Set Theory," *Rough Sets and Current Trends in Computing*, vol. 1424, pp 290-297, 1998.

[22] Y. J. Jiang, J. Chen, X. Y. Ruan, "Fuzzy similarity-based rough set method for case-based reasoning and its application in tool selection," *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 46, no. 2, pp 107-113, 2006.

[23] D. S. Yeung, X. Z. Wang, "Improving Performance of Similarity-Based Clustering by Feature Weight Learning," *IEEE Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 25, no. 4, pp.556-561, 2002

[24] G. J. Klir, B. Yuan, *Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and application*, Prentice-Hall Inc., 1995

저 자 소 개



임 지 혜 (Jee-Hye Lim)

2010년 전북대 컴퓨터공학과(공학사)
 2010년~현재 동 대학원 컴퓨터공학과 석사과정
 관심분야 : 퍼지 이론, 감성기반 음악 검색

Phone : 063-270-2406
 Fax : 063-270-2394
 E-mail : jhlim@jbnu.ac.kr



이 준 환 (Joon-Whoan Lee)

1980년 한양대 전자공학과(공학사)
 1982년 한국과학기술원 전자공학과(공학석사)
 1982년 전북대학교 전자공학과 조교
 1985년 전북대학교 전자공학과 전임강사
 1990년 미국 미주리대학 전산학과(공학박사)
 1990~현재 전북대학교 전자정보공학부 교수
 관심분야 : 퍼지 이론, 영상처리, 인공지능

Phone : 063-270-2406
 Fax : 063-270-2394
 E-mail : chlee@jbnu.ac.kr