

논문 2005-42SP-3-14

Multi-Feature Clustering을 이용한 강인한 내용 기반 음악 장르 분류 시스템에 관한 연구

(A Study on the Robust Content-Based Musical Genre Classification System Using Multi-Feature Clustering)

윤 원 중*, 이 강 규*, 박 규 식**

(Won-Jung Yoon, Kang-Kyu Lee, and Kyu-Sik Park)

요 약

본 논문에서는 multi-feature clustering(MFC) 방법을 이용한 강인한 내용 기반 음악 장르 분류 알고리즘을 제안한다. 기존 연구와 비교하여 본 논문에서는 입력 질의 패턴(또는 구간)과 입력 질의 길이의 변화에 따라 나타나는 불안정한 시스템 성능을 개선하는데 노력하였고, k-means clustering 기법에 기반한 multi-feature clustering(MFC)이라는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안된 시스템의 성능을 검증하기 위해 질의 음악 파일의 서로 다른 여러 구간에서 질의 길이를 다변화하여 음악 특징 계수를 추출하였고, MFC 방법을 사용한 시스템과 MFC 방법을 사용하지 않은 시스템에 대한 장르 분류 성공률을 비교하여 제안 알고리즘의 성능을 비교·분석하였다. 모의실험 결과 MFC 방법을 사용한 시스템의 장르 분류 성공률이 높게 나타났고, 시스템의 안정성 역시 높게 나타났다.

Abstract

In this paper, we propose a new robust content-based musical genre classification algorithm using multi-feature clustering(MFC) method. In contrast to previous works, this paper focuses on two practical issues of the system dependency problem on different input query patterns(or portions) and input query lengths which causes serious uncertainty of the system performance. In order to solve these problems, a new approach called multi-feature clustering(MFC) based on k-means clustering is proposed. To verify the performance of the proposed method, several excerpts with variable duration were extracted from every other position in a queried music file. Effectiveness of the system with MFC and without MFC is compared in terms of the classification accuracy. It is demonstrated that the use of MFC significantly improves the system stability of musical genre classification performance with higher accuracy rate.

Keywords : Multi-Feature Clustering(MFC), Music Genre Classification, query patterns, query length, system stability

I. 서 론

최근 멀티미디어 데이터베이스에 저장된 음악 정보가 급속히 증가하고 있으며, 인터넷을 이용해 디지털 음악을 수집하고 소장하는 사용자들 또한 증가하고 있다. 이에 따라 사용자들은 방대한 양의 디지털 음악 콘

텐츠들을 효과적으로 분류 및 검색할 수 있는 시스템을 요구하고 있다. 그러나, 지금까지의 음악 데이터들은 수작업을 통해 제목, 가수 등의 인덱스를 입력하고 관리되어 왔으며, 멀티미디어 데이터임에도 불구하고 텍스트를 통해 검색할 수밖에 없었다. 이러한 텍스트 기반의 검색 시스템은 시간과 비용이 많이 들고 원하는 데이터를 찾기도 수월하지 않다. 이에 최근에는 음악이 가지고 있는 내용에 기반하여 음악의 장르를 구분하고 검색하는 기술이 각광받고 있다.

내용 기반 음악 장르 분류 및 검색은 지난 몇 년간 꾸준히 관심을 모으고 있는 연구 분야로써 음악 디지털

* 학생회원, ** 정회원, 단국대학교 컴퓨터과학 및 통계학과 (Dept. of Computer Science and Statistics, Dankook University)

※ 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R01-2004-000-10122-0)지원으로 수행되었음.

접수일자: 2004년8월9일, 수정완료일: 2004년10월8일

라이브리리(MDL), 방송·연예 산업, 가상현실 그리고 웹 어플리케이션 등 활용분야가 무궁무진하다 할 수 있다.

대부분의 내용 기반 음악 장르 분류 및 검색 시스템은 특징 벡터 추출, 선별된 특징들에 기반한 장르 분류, 그리고 유사도 측정에 의한 검색 등 패턴 인식의 3단계를 공통적으로 포함하고 있다. Wold는 [1]에서 "Muscle Fish"라는 시스템을 개발하여 sound를 크기(loudness), 밝음(brightness), Pitch, 음색(timbre) 등의 지각 특징들을 통해 표현하였으며, Mahalanobis 거리 측정법과 nearest neighbor(NN) 규칙을 이용하여 DB를 검색하였다. 그러나, 이 시스템은 악기 소리, 동물 소리 그리고 환경 소리 등의 음향 효과 음에 국한되어 음악 데이터 분류 및 검색에는 무리가 있다. Foote는 [2]에서 오디오 특징으로 12차의 MFCC(Mel-Frequency cepstral coefficients) 계수를 사용하여 음악의 특징 벡터를 histogram화 하였고 NN규칙을 사용하여 장르 분류와 검색을 하였다. 음악 DB만을 대상으로 한 최초의 시도로 Tzanetakis와 Perry는 [3]에서 음악 신호로부터 음색 특징, 리듬 정보 그리고 피치 정보에 해당하는 특징 벡터를 추출한 후 10개 음악 장르에 대하여 약 70%의 분류 성공률을 보였고, 리듬과 피치 정보만을 사용하였을 경우에는 23%~28%의 아주 저조한 결과를 나타내었다. 논문 [4]에서 Li는 Daubechies 웨이블릿 계수와 [3]에서 사용된 특징들을 선별·조합하여 여러 가지 비교 실험을 수행하였고, 음악 장르 분류에는 리듬이나 피치 정보 보다는 음색 특징들이 훨씬 효과적이라는 결론을 내렸다. Jiang은 [5]에서 spectral contrast라는 새로운 특징을 제안하였고, Baroque, Romantic, Pop, Jazz 그리고 Rock의 5장르에서 약 82%의 분류 성공률을 얻었다. Burred는 [6]에서 음악을 계층적으로 분류하여 장르별 최적의 특징 벡터를 제시하였다. 13개 음악 장르에 대하여 약 57.8%의 분류 성공률을 얻었다. 또한 Guo와 Li는 [7]에서 이진트리 인식과 support vector machines(SVM)의 사용을 제안하였고, distance-from boundary(DFB)라는 새로운 측정 방법을 사용하여 음악 장르 간의 패턴 유사도를 측정하였다. 이외에도 음악 및 일반 오디오에 대한 특징 추출, 장르 분류 및 검색에 관한 다양한 연구들이 논문 [8-12]에 설명되어 있다.

이상에서 살펴 본 바와 같이 대부분의 기존 연구들은 내용기반 시스템의 분류 및 검색 성능 향상을 위한 특징 벡터 추출 및 패턴 인식 기법에 관한 연구들이 주를

이루고 있다. 이에 반해 본 논문에서는 실제 사용자 중심의 시스템 구현 시 반드시 고려해야 할 다음의 2가지 문제점에 주목하였다. 첫 번째는 동일한 음악 파일 안에서도 입력 질의 패턴(또는 구간)에 따라 장르 분류 결과가 심각하게 달라질 수 있다는 것과, 둘째로는 입력 질의 길이에 의해서도 시스템의 성능이 심각하게 영향을 받을 수 있다는 것이다. 위의 문제들을 해결하기 위해서는 기존의 방법들과는 달리 주어진 전체 음악 신호를 특징지을 수 있는 강인한 특징 벡터 추출 방법이 요구된다. 이를 위해 본 논문에서는 Multi-Feature Clustering(MFC)이라는 새로운 기법을 제안하여 보다 안정된 내용기반 음악 장르 분류 시스템을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서는 특징 벡터 추출 방법에 대하여 설명하였으며 III장에서는 SFS(Sequential Forward Selection)를 이용한 특징 벡터 최적화 기법과 본 논문에서 새로이 제안하는 multi-feature clustering(MFC) 방법에 대하여 설명한다. IV장에서는 다양한 컴퓨터 모의실험을 통해 비교분석을 수행하였고, 마지막으로 결론으로 끝을 맺는다.

II. 음악 특징 벡터 추출

각 특징 벡터의 분석 및 추출은 다음과 같은 조건에서 수행하였다. 먼저 음악 신호는 22050Hz, 16bits, mono로 샘플링 되었으며 실험에 사용된 음악 클립은 20초 분량에 해당한다. 다음으로는 각 음악 신호에 23ms 크기의 Hamming window를 인접한 프레임과 25%씩 중복되게 이동하면서 각 23ms 프레임으로부터 음악 신호의 음색 특징들과 계수 영역 특징 등 2가지 형태의 특징들을 추출하였다. 음색 특징들로는 spectral centroid, spectral rolloff, spectral flux 그리고 zero crossing rates를 추출하였으며 계수 영역 특징들로는 Mel-frequency cepstral coefficients(MFCC)와 linear predictive coefficients(LPC)를 사용하였다. 음악 파일의 각 프레임에서 이상의 6가지 특징들을 추출하여 평균과 분산을 구하면 총 54차의 특징 벡터가 구해진다. 각 특징 벡터를 구한 후 전체 특징 벡터를 평균이 0, 분산이 1이 되도록 정규화시켜 사용하였는데 이는 각 특징 값들의 편차로 인한 실제 음악 장르 분류의 오동작을 방지하기 위함이다. 본 논문에서 사용된 특징 벡터들은 일반적인 신호 처리 분야에서 잘 알려진 것들이므로 상세한 설명은 배제하고 다음의 표 1에 간략한 정의만 소개하였다.

표 1. 음악 특징에 대한 정의
Table 1. Musical feature definitions.

특징 계수	설 명
Spectral Centroid	STFT의 magnitude 스펙트럼의 중심을 뜻하며, 스펙트럼의 형태를 측정하는 방법 중의 하나이다.
Spectral Rolloff	스펙트럼의 형태와 낮은 주파수 영역에 신호의 에너지가 얼마나 집중되어 있는지를 보여준다.
Spectral Flux	연속된 스펙트럼 분포에서 정규화된 magnitude들 간의 차이를 제공해서 구할 수 있으며, 스펙트럼 변화의 양을 계산할 수 있다.
ZCR	오디오 신호 파형의 위상이 중심축을 통과하는 회수를 나타내며, 신호의 주파수 내용을 측정하는 가장 간단한 특징으로 음성인식에서 유·무성음의 판별에 사용된다.
MFCC	인간의 청각 특성을 모델링 하는 방법으로 오디오 신호의 magnitude 스펙트럼을 log scale 한 후 FFT bin을 그룹화하여 인간의 청각 특성에 맞는 Mel-Frequency scale로 변환한 것이다.
LPC	인간의 발성 모델에 입각해서 음성 신호를 부호화하는 방법으로 오디오 파형의 샘플 값에서 필터 계수를 구하여 상태에서 입, 코까지의 성도 특성을 8~12차의 전극형(All-pole) 필터에 근사 시키는 방법이다.

III. SFS 특징 벡터 선별과 Multi-Feature Clustering(MFC)

1. SFS 특징 벡터 선별

본 논문에서는 음악 장르 분류 시 전장에서 추출한 54차 특징들을 모두 사용하지 않는다. 전장에서 구한 특징들은 상호간의 상관도가 높고 또한 시스템의 연산량이 높아짐으로, 효율적인 시스템을 구축하기 위해서는 전체 54차의 특징 벡터로부터 효과적인 특징들만을 선별해주는 작업이 필요하다.

본 연구에서는 논문 [6, 13]에서 제안된 sequential forward selection(SFS) 기법을 사용하여 특징 벡터의 차원을 줄여 약 1/5에 해당하는 10차의 최적특징 벡터만을 선정하여 음악 장르 분류에 사용하게 된다. SFS는 먼저 각 특징 계수들을 개별적으로 사용하여 장르 분류를 한 후, 가장 좋은 성공률을 나타내는 특징부터 순차적으로 더해가면서 새로운 54차의 특징 벡터 열을 만들고, 이중 최적의 성공률을 나타내는 특징 벡터 열만을 찾아낸다^[13]. SFS는 장르 분류 시 최적의 특징 벡터 열을 찾아내는 것뿐만 아니라 다음 3.2절에 소개하는 multi-feature clustering(MFC) 알고리즘에서도 소규모 DB 사이즈를 유지할 수 있어 시스템의 연산량을 줄일 수 있는 장점이 있다. SFS를 사용한 최적 특징 벡터의 선정과 분류기의 성능은 IV장의 모의실험에서 자세히 다루기로 한다.

2. Multi-Feature Clustering(MFC)

앞에서 언급한 바와 같이 입력 질의 패턴(또는 구간)과 질의 길이에 따라 장르 분류 결과는 심각한 영향을 받을 수 있으며 이는 곧 시스템의 불안정성을 의미한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 k-means clustering 알고리즘에 기반한 multi-feature clustering(MFC)이라는 새로운 특징 벡터 추출 방법을 제안한다. MFC 알고리즘의 기본 동작은 다음과 같다. 먼저 DB로 구축될 각 음악 신호 전체 길이에 대해 20초 단위의 큰 윈도우를 쉼표가면서 각 윈도우에 SFS를 적용하여 최적의 특징 벡터 열을 추출한다. 다음으로는 이 결과로 얻어진 특징 벡터 열들을 k-means clustering 기법을 이용하여 최종 4개의 특징 벡터 열로 분류한다. 기존의 방법과 차이점은 DB에 구축될 하나의 음악 신호에 대해 1개의 특징 벡터만을 사용하는 대신 음악 신호 전체를 대표할 수 있는 4개의 특징 벡터 열을 사용한다는 점으로, 시스템 질의 구간이나 질의 길이에 따른 시스템 불안정성 문제를 해결할 수 있는 장점이 있다. 또한 제안된 MFC 알고리즘에서 각 특징 벡터 열은 SFS를 이용하여 벡터 차원을 54차에서 10차로 줄여 사용함으로써 DB로 구축될 하나의 음악 파일에 대해 총 40개의 특징 계수들만을 사용하기 때문에 기존의 54차 전체 특징 계수를 사용하는 방법에 비해 연산량이 오히려 줄어드는 효과가 있다. 다음의 그림 1은 제안된 MFC 알고리즘의 전체 개요를 나타낸다.

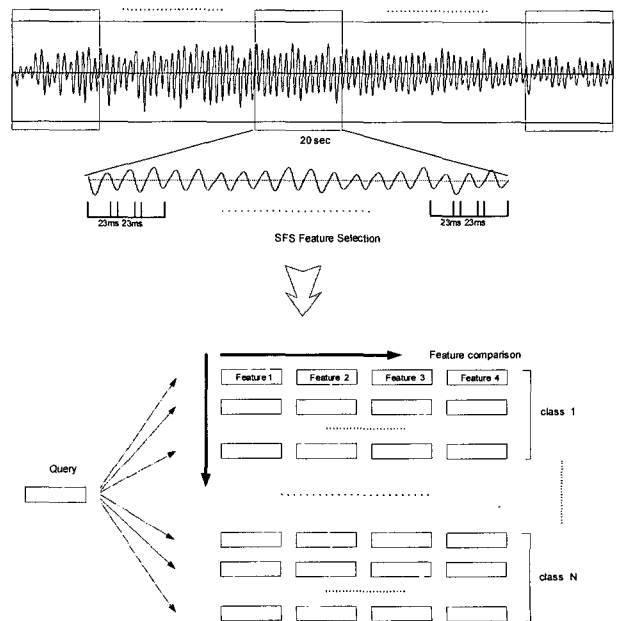


그림 1. 학습 DB에 대한 multi-feature clustering 절차
Fig. 1. Multi-feature clustering procedure for training database.

IV. 음악 장르 분류 실험

1. 실험 구성

제안된 알고리즘의 실험을 위해 사용된 음악 DB는 인터넷 전문 음악 사이트의 MP3 파일, 음악 CD 그리고 라디오로부터 Classic, Hiphop, Jazz 그리고 Rock의 4개 음악 장르에 대해 각 장르별로 60곡을 선정하여 총 240곡을 사용하였다. 실험에 사용된 음악 파일은 22050Hz, 16bits, mono의 wave 파일로 변환하여 사용하였다.

240곡의 음악 파일들은 무작위로 168개(70%)의 학습 데이터와 72개(30%)의 질의 데이터로 나누어 학습 데이터와 질의 데이터 사이에 동일한 곡이 있는 상황을 배제하였다. 또한 제한된 DB에서 신뢰성 있는 결과를 도출하기 위해서 위 과정을 100번 반복하여 실험 결과를 도출하였으며 최종 성공률은 각 반복 실험의 성공률의 평균을 통해 얻었다.

음악 장르 분류를 위해서는 k-NN과 Gaussian 모델^[14] 2가지 패턴 매칭 알고리즘에 15초 길이의 질의를 사용하였다. 본 내용 기반 시스템에서는 앞 장에서 제안된 MFC 방법을 사용하여 학습 DB로 각 음악 파일마다 4개의 특징 벡터 열을 가지고 있다. 이러한 차이점으로 인해 기존의 k-NN과 Gaussian 모델 패턴 매칭 알고리즘에 약간의 수정이 필요하다. 수정된 k-NN 알고리즘에서는 각 장르별로 DB내 하나의 음악 파일을 대표하는 4개의 특징 벡터 열들과의 Euclidean 거리를 계산하여 가장 근접한 k개의 특징 벡터 열이 속한 장르를 해당 질의 데이터의 장르로 분류하게 된다. 일반적으로 k-NN 분류기의 성능은 좋은 편이지만 비교해야 할 학습 데이터의 양이 많아져 연산량이 많은 것이 단점이다. 반면에 수정된 Gaussian 분류기는 각 음악 장르를 4개의 평균과 공분산 값을 이용하여 질의에 대한 장르별 Gaussian 확률밀도함수를 계산하여 이 값이 가장 높은 장르를 해당 장르로 결정한다.

2. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 제안된 MFC를 이용한 음악 장르 분류기의 성능 검증을 위하여 다음 3가지의 실험을 수행하였다.

- 실험 1 : SFS 특징 선별 방법의 성능 검증
- 실험 2 : 서로 다른 질의 패턴에 대한 제안된 MFC 알고리즘의 성능 검증

- 실험 3 : 서로 다른 질의 길이에 대한 제안된 MFC 알고리즘의 성능 검증

그림 2는 3.1절에서 설명한 SFS 방법을 적용하여 구한 평균 분류 성공률을 보여준다. 실험 결과 k(3)-NN을 사용했을 경우가 Gaussian 모델을 사용했을 경우보다 더 높은 분류 성공률과 빠른 수렴 속도를 나타내고 있는데, 그 이유는 SFS 특징 선별 방법이 음악 특징들에 대한 어떠한 통계적 특성도 감안하지 않은 방법이기 때문인 것으로 분석된다. k(3)-NN을 사용한 결과 특징 벡터의 수가 10~13개 사이에서 약 90%의 성공률을 보이는 반면 그 이상에서는 오히려 분류 성공률이 떨어지는 결과를 보이고 있다. 위 실험 결과를 토대로 본 연구의 나머지 실험에도 SFS 결과 처음 10개의 특징 계수들만을 추출하여 사용하며, 참고로 이는 논문 [13]에서 사용한 20개의 특징들보다 1/2이 적은 결과이다.

표 2는 음악 장르 분류에서 SFS 방법을 사용했을 경우와 SFS 방법을 사용하지 않고 54차 특징 벡터를 사용했을 경우의 성능을 비교해서 나타내었다. 괄호 안에 표시된 수는 54차 특징 벡터를 사용했을 경우의 분류 성공 숫자 결과이다.

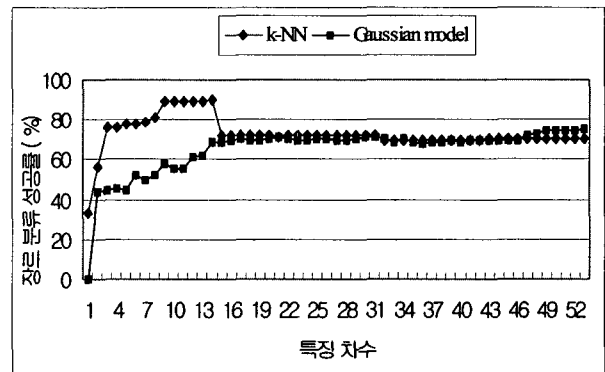


그림 2. SFS 방법을 사용한 k-NN과 Gaussian 모델의 분류 성공률(실험 1)

Fig. 2. Classification accuracy of k-NN and Gaussian model using SFS (Exp. 1).

표 2. SFS 방법을 사용한 장르 분류 결과
Table 2. Genre confusion matrix with SFS feature selection.

	Classic	Hiphop	Jazz	Rock	분류 성공률
Classic	57(52)	0(0)	1(5)	2(3)	95%(87%)
Hiphop	0(0)	55(40)	1(6)	4(14)	92%(67%)
Jazz	4(12)	4(13)	49(27)	3(8)	82%(45%)
Rock	1(1)	5(15)	2(8)	52(36)	87%(60%)
평균 분류 성공률					89%(65%)

표 2는 SFS 특징 선별 방법으로부터 얻은 10차의 특징 벡터만으로도 장르 분류 성능을 20%이상 향상시킬 수 있음을 보여준다. SFS 방법은 Classic, Hiphop 그리고 Rock의 장르에서는 비교적 높은 성공률을 나타내었다. 하지만 Jazz 장르에서는 Classic, Hiphop 그리고 Rock 등 각 장르로의 오분류가 많아 약간 낮은 성공률을 보였다. 이러한 결과는 Jazz라는 음악 특성이 Classic, Hiphop 그리고 Rock 등 비교적 여러 장르의 음악 특성을 골고루 가지고 있기 때문으로 분석되며, [3, 4, 6]등의 다른 논문에서도 같은 결론을 내리고 있다. 또한, Hiphop과 Rock 사이에서 서로 간에 비슷한 오분류율을 볼 수 있는데 이는 두 장르 모두 공통적으로 강렬한 비트를 포함하고 있는 이유에서 비롯된 결과로 보인다.

입력 질의 패턴(또는 구간)이 달라질 경우 장르 분류 결과는 변동성이 많아지며, 시스템 성능에 심각한 불안정성을 야기시킬 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 3.2절에서 제안한 multi-feature clustering(MFC) 알고리즘을 이용하여 DB내 각 음악 신호 전체 길이를 대표할 수 있는 특징 벡터를 구축하여 장르 분류기에 적용하였다. 제안된 방법의 성능을 검증하기 위해 2번째 실험에서는, 같은 음악 파일에서 15초의 질의를 총 7개의 다른 구간 - 음악 파일의 시작 부분, 음악 파일 전체 길이의 10%, 20%, 30%, 40%, 50% 그리고 80% 지점 - 에서 추출하였다. 그림 3은 위와 같은 7개의 구간에서 추출된 질의에 대한 장르 분류 결과를 보여주고 있다.

실험 결과, 예상한대로 MFC 방법을 사용하지 않았을 경우 음악 파일의 도입 부분이나 끝 부분 등 아주 극단적인 질의 구간에서의 성공률은 아주 저조하게 나타났는데 일반적으로 위의 두 부분들은 음악적 특성이 잘 표현되지 않는 부분이기 때문에 당연한 결과라고 볼 수 있다. 그러나, MFC 방법을 사용한 경우에는 위의 2 부분들에서조차도 75%~85%의 높은 성공률을 보이면서 20%이상의 성공률 향상과 함께 시스템 전체적으로 상당히 안정된 성능을 보여주고 있다. 이는 강인한 특징 벡터를 얻기 위해 음악 파일 전체에 대하여 분석하는 MFC 방법을 사용한 것이 유효했음을 보여주는 결과라고 할 수 있다.

3번째 실험 결과로 그림 4는 질의 길이가 시스템 성능에 미치는 영향을 보여준다. 입력 질의는 음악 파일의 시작 부분으로부터 20%되는 지점에서 5초, 10초, 15초, 20초 그리고 25초의 5가지 길이에 대하여 추출하였다. 결과는 역시 MFC 방법을 사용하였을 경우가 MFC

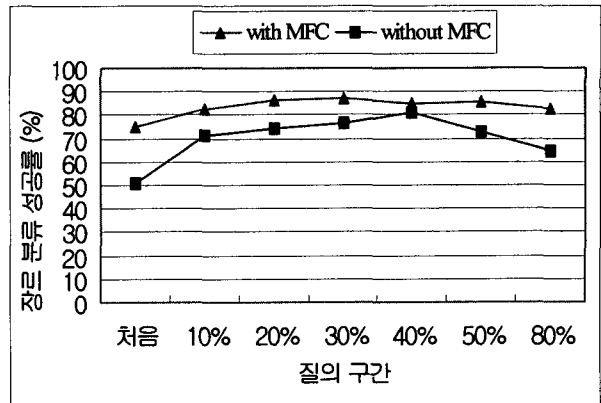


그림 3. 각 질의 구간에 따른 장르 분류 결과(실험 2)
Fig. 3. Classification results with different query portions Exp. 2)

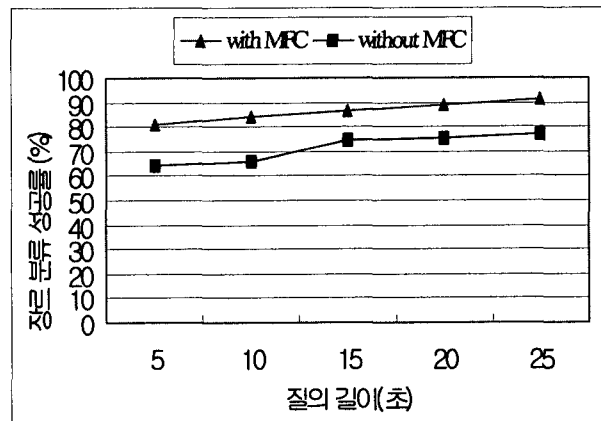


그림 4. 각 질의 길이에 따른 장르 분류 결과(실험 3)
Fig. 4. Classification results with different query lengths (Exp. 3)

를 사용하지 않은 경우보다 약 10%정도 향상된 안정된 성능을 보이고 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 서로 다른 입력 패턴과 질의 길이에 따른 시스템의 불안정성을 해소시키고 음악 정보 분류 성능을 향상시킬 수 있는 multi-feature clustering (MFC) 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 구현을 위해 먼저 SFS 기법을 이용하여 총 54차의 특징 벡터를 10차의 특징 벡터로 선별하여 최적화하였고, 다음으로는 이 결과로 얻어진 특징 벡터 열들을 k-means clustering 기법을 이용하여 최종 4개의 특징 벡터 열로 분류하였다. 기존 방법과 차이점은 DB에 구축될 하나의 음악 신호에 대해 1개의 특징 벡터만을 사용하는 대신 음악 신호 전체를 대표할 수 있는 4개의 특징 벡터

열을 사용한다는 점으로, 시스템 질의 구간이나 질의 길이에 따른 시스템 불안정성 문제를 해결 할 수 있는 장점이 있다. 제안된 MFC 방법의 성능을 검증하기 위해 동일한 질의 음악으로부터 서로 다른 길이와 구간에서 절의를 추출하였고, MFC 방법을 사용한 경우와 MFC 방법을 사용하지 않은 경우에 대하여 다양한 장르 분류 실험을 수행하였다. 실험 결과 제안된 MFC 알고리즘이 보다 높은 시스템 안정성을 제공할 수 있었으며, 음악 장르 분류 성공률 또한 향상 될 수 있음을 확인하였다. 향후 연구에서는 새로운 특징들의 개발과 보다 다양한 음악 장르를 포함하는 내용 기반 장르 분류 및 검색 시스템을 구현할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] E. Wold, T. Blum, D. Keislar, and J. Wheaton, "Content-based classification, search, and retrieval of audio," IEEE Multimedia, vol.3, no. 2, 1996.
- [2] J. Foote, "Content-based retrieval of music and audio," in Proc.SPIE Multimedia Storage Archiving Systems II, vol. 3229, C.C.J. Kuo et al., Eds., 1997, pp. 138-147.
- [3] G. Tzanetakis and P. Cook, "Musical genre classification of audio signals," IEEE Trans. on Speech and Audio Processing, vol. 10, no. 5, pp. 293-302, July 2002.
- [4] T. Li, M. Ogiwara and Q. Li, "A comparative study on content-based music genre classification," in Proc. of the 26th annual internal ACM SIGIR, pp. 282-289, ACM Press, July 2003.
- [5] D. N. Jiang, L. Lu and H. J. Zhang, "Music type classification by spectra contrast features," in Proc. ICME2002, 2002, pp. 113-116.
- [6] J. J. Burred and A. Lerch, "A hierarchical approach to automatic musical genre classification," in Proc. DAFx03, 2003, pp. 308-311.
- [7] G. Guo and S. Z. Li, "Content-based audio classification and retrieval by support vector machine," IEEE Trans. on neural networks, vol. 14, no. 1, pp. 209-215, Jan. 2003.
- [8] J. Foote et al, "An overview of audio information retrieval," ACM-Springer Multimedia Systems, vol. 7, no. 1, pp. 2-11, Jan. 1999.
- [9] Y. Wang, Z. Liu and J. Huang, "Multimedia content analysis: using both audio and visual clues," IEEE Signal Proc. Mag., Nov. 2000.
- [10] S. Blackburn, "Content based retrieval and navigation of music, 1999, Mini-thesis, University of Southampton.
- [11] S. Z. Li, "Content-based classification and retrieval audio using the nearest feature line method," IEEE Trans. on Speech Audio Processing, vol. 8, pp.619-625, Sept. 2000.
- [12] T. Zhang and C. Kuo, "Hierarchical system for content-based audio classification and retrieval," Proceedings of SPIE98, vol.3527, pp. 398-409, Boston, Nov., 1998.
- [13] M. Liu and C. Wan, "A study on content-based classification retrieval of audio database," Proc. of the International Database Engineering & Applications Symposium, pp. 339 - 345. 2001.
- [14] R. Duda, P. Hart and D. Stork, Pattern Classification, 2nd Ed., Wiley-Interscience Publication, 2001.

저 자 소 개



윤 원 중(학생회원)
2003년 상명대학교 정보통신학과
학사 졸업.
2003년~현재 단국대학교 컴퓨터
과학 및 통계학과
석사 과정

<주관심분야 : 음성 및 음향신호처리, 멀티미디어 신호처리, DSP 시스템 구현>



이 강 규(학생회원)
2003년 상명대학교 정보통신학과
학사 졸업.
2003년~현재 단국대학교 컴퓨터
과학 및 통계학과
석사 과정

<주관심분야 : 음성 및 음향신호처리, 멀티미디어 신호처리, DSP 시스템 구현>



박 규 식(정회원)
1986년 Polytechnic University
전자공학과 학사 졸업.
1988년 Polytechnic University
전자공학과 석사 졸업.
1993년 Polytechnic University
전자공학과 박사 졸업.

1994년~1996년 삼성전자 마이크로서업부, 선임 연구원
1996년~2001년 상명대학교 컴퓨터·정보통신
공학부 조교수

2001년~현재 단국대학교 정보컴퓨터학부 부교수
<주관심분야 : 음성 및 음향신호처리, 멀티미디어 신호처리, DSP 시스템 구현>