

특성함수 및 k-최근접이웃 알고리즘을 이용한 국악기 분류

김재천[†], 김석호^{‡‡}, 곽경섭^{***}

요 약

주파수 분포벡터를 이용한 분류방법을 국악기 분류 및 인식에 적용하였으며 분류에 사용되는 주파수 분포 벡터 중에서 리듬성분을 수치화한 평균피크값을 제안하였다. 대부분의 주파수 처리함수들은 주파수값의 평균, 통계적특성에 기반을 두고 있으며 국악기자동분류를 위해 신호의 평균, 분산, 영교차율, 균형주파수, 평균 피크값을 이용하여 실험하였다. 국악의 장르 구분을 위한 선행 연구로서 음악신호를 함수처리하고 k-최근접 이웃 분류알고리즘을 적용하여 분류하였다. 기존의 주파수 분포벡터를 이용하여 발표되었던 서양음악의 분류 성공률 87%보다 향상된 94.44%의 성공률을 나타냈다.

Classification of Korean Traditional Musical Instruments Using Feature Functions and k-nearest Neighbor Algorithm

Jae-Chun Kim[†], Seok-ho Kim^{‡‡}, Kyung-Sup Kwak^{***}

ABSTRACT

Classification method used in this paper is applied for the first time to Korean traditional music. Among the frequency distribution vectors, average peak value is suggested and proved effective comparing to previous classification success rate. Mean, variance, spectral centroid, average peak value and ZCR are used to classify Korean traditional musical instruments. To achieve Korean traditional instruments automatic classification, Spectral analysis is used. For the spectral domain, Various functions are introduced to extract features from the data files. k -NN classification algorithm is applied to experiments. Taegum, gayagum and violin are classified in accuracy of 94.44% which is higher than previous success rate 87%.

Key words: Gayagum(국악기), Classification(오디오신호), Retrieval(신호처리), Spectral Analysis(특성 함수), Audio Signal(분류알고리즘)

1. 서 론

방대한 양의 멀티미디어 데이터를 처리하는 것은 점점 중요해지고 있다. 모든 데이터를 일일이 확인하고 표시하는 것은 시간과 비용에 있어 적합하지 않다. 따라서 여러 가지 분류기법들이 소개되고 있다. 대부분은 음성처리 기법을 이용하고 있으며 데이터

들의 유사한 특성을 지표로 삼아서 분류하고 있다. 유사한 특성값을 이용한 분류시스템이 Wold, Blum 등에 의해 구현되었다[1]. 이 시스템은 데이터의 인지적, 음향적 유사성을 이용하여 유사한 데이터를 분류할 수 있다. 본 논문은 음향데이터 분류 그 중에서도 한국 전통악기 분류에 초점을 맞추어 분류시스템을 구현하려고 한다.

* 교신저자(Corresponding Author) : 김재천, 주소 : 인천시 남구 용현동 253(402-751), 전화 : 032)864-8935, FAX : 032)865-0480, E-mail : milgaroo@naver.com

접수일 : 2004년 11월 8일, 완료일 : 2005년 10월 31일

[†] 정회원, 인하대학교 전자공학과

^{‡‡} 정회원, 인하대학교 정보통신대학원
(E-mail: sylvstar@gmail.com)

^{***} 정회원, 인하대학교 정보통신대학원
(E-mail: kskwak@inha.ac.kr)

국악기의 스펙트럼분석을 통해 악기 간 자동분류 시스템을 구현하는 것이 최종 목적으로 이에 대한 선행 연구로서 가야금독주의 주파수 분석을 통해 그 가능성을 확인하였다. 주파수 분류방법을 이용한 분류기법은 서양음악을 대상으로 실험되어 왔으며 국악을 대상으로 한 분류실험은 본 논문이 처음이다. 기존의 서양음악 장르 분류실험의 성공률은 87%로서 국악을 대상으로 한 본 실험의 성공률은 94.4%의 성공률을 나타내었다. 서양음악의 분류에 사용되었던 특성함수 외에 평균피크값을 분류벡터에 포함하였다. 평균피크값은 리듬의 세기와 간격이 일정치 않은 국악의 특성을 수치화하기에 적합한 함수로서 분류성공률 향상에 기여하였다. 본 연구에서는 국악기의 주파수분포를 구하여 다양한 특성값을 추출한 후 분류알고리즘을 적용하여 악기들을 분류하였다. 이후의 연구 진행은 독주 뿐 아니라 사물놀이, 영산회상과 같은 합주도 주파수분석하여 장르 구분을 실험 할 것이며 합주에는 다양한 악기가 포함 되므로 위에 언급한 여러 가지 주파수기법들을 포괄하여 주파수 분석을 수행한다. 2장에서는 악기 신호처리의 기본 이론을 소개하고 3장에서는 실험결과 및 수식들을 기술하였다. 4장에서 결론을 맺는다.

2. 악기신호의 처리

2.1 음향심리학

단순한 특성(음고 또는 음량), 시간-주파수관계에 따른 가림(masking)효과를 이용한 강인하고 효과적인 모델들이 구현되었다[3]. 최근의 연구는 청각장 분석(auditory scene analysis) 분야와 음향심리학의 새로운 분야로서 신호의 기저차원의 분석을 하는 주파수분포 패턴분석이 행해지고 있다. 본 논문에서는 청각장과 주파수분포 분석을 이용하여 실험하였다.

그림 1에서 아이작 펠만(Itzhack Perlman)의 연주는 추상성의 정도에 따라 다른 범주에 속한다. 화살표는 개체가 속하는 범주를 결정하는 어려움의 정도를 나타내며 많은 정보를 획득할 수록 아래쪽 범주로 분류된다.

2.2 음고이론

음고이론에서 음고는 단일음의 주파수와 관계된 지

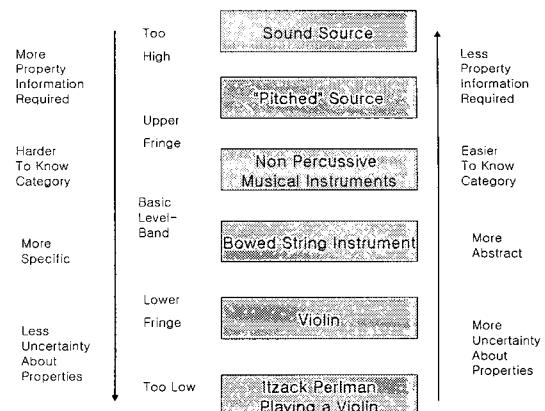


그림 1. 추상성의 정도에 따른 범주 분류

각적인 특성이다. 최근의 연구는 인간의 음고 결정과정을 모사한 시스템을 구현하는데 중점을 두고 있다.

■ 위치음고 모델

위치음고 모델(place models of pitch)에서 음고는 주파수의 분포를 분석한 결과이다. 내이(cochlea)는 주파수분석기의 역할을 한다. 내이는 일련의 주파수 성분의 고점을 중앙처리장치로 보내고 중앙처리장치는 고점의 위치관계를 해석하여 음고를 결정한다. 전통적인 모델로서 골드슈타인 최적 처리기 (Goldstein optimum processor; Goldstein, 1973) 모델을 들 수 있다. 신호의 주파수성분의 고점이 추출되고 최우도 처리기(maximum likelihood processor; Therrien, 1989)를 이용하여 최적의 음고를 찾아낸다. 이 모델은 엄격한 수학적 바탕위에 구현되었고 평가가 매우 좋았다[4].

■ 시간음고 모델

최초의 시간음고 모델은 Licklider(1951)에 의해 제안되었다. 네트워크연(network delay line)과 2차원 동시 감지(coincidence detector)에 기반한 분석기법들이 제안되었다. 각 채널의 상관관계를 계산하고 이렇게 취합된 정보는 주된 음고를 얻는데 사용한다 [5]. Slaney, Meddis and Hewitt(1991)에 의해 음고 이론이 다시 소개되었고 이후 음고분석의 상관관계 법이라 불린다. 오늘날 많이 사용되는 기법으로서 Slaney는 이러한 기법을 이용하여 주파수분포도(spectrogram), 자기상관도(autocorrelogram)등의 연구결과를 발표했다[6].

데이터파일에서 추출할 수 있는 두 종류의 특성값이 있는데 첫 번째는 물리적인 특성값, 두 번째는 인지적인 특성값이 있다. 물리적인 특성값으로는 에너지함수, 주파수 분포, 기본 주파수(fundamental frequency) 등이 있으며 인지적인 특성값으로는 주관적인 요소로서 신호의 크기(loudness), 음고, 질감(timbre), 리듬(rhythm)등이 있다. 본 논문에서는 물리적인 특성값인 영교차율, 균형주파수, 평균, 분산과 인지적인 특성값인 평균피크값을 사용하여 기본적인 분류시스템을 구현하였다. 주파수폐편이 복잡한 신호, 다양한 악기가 협연하는 협주곡의 경우엔 해당 음악의 특성에 적합한 특성값을 도입하여 분류시스템의 성능을 높일 수 있다.

2.3 특성함수

음악신호의 특성을 분석하는 다양한 처리함수들이 존재한다. 대부분이 음성처리에서 차용한 것으로 음악신호에 적합한 처리함수들을 나열해 보면 다음과 같다.

■ 주파수분포 밀도

주파수분포 밀도는 주파수별 응답의 세기를 통해 서 국악기의 주파수 분포를 확인할 수 있다.

■ 주파수의 실효값

주파수의 실효값(RMS of frequency amplitude)은 악기의 음량을 측정하기 위해 사용된다. 그러나 녹음 환경, 장비의 특성에 따라 악기 소리의 크기는 가변적이므로 RMS 값을 규준화 하여 사용한다.

■ 낮은 에너지비

낮은 에너지비(percentage of low energy)는 주파수분포 밀도 최고값의 50% 이하인 프레임(frame) 비율을 나타낸다. 고음역이 많은 악기의 경우 저음악기 보다 더 작은 값을 나타낸다. 여기서 % 비율은 목적에 맞게 임의로 조정할 수 있다.

■ 균형 주파수

균형주파수(spectral centroid)는 부파수분포의 균형값으로 식(1)로 계산한다. 악기의 음역대에 따라 특성값은 달라진다[7].

$$SC = \frac{\sum_k k A_k}{\sum_k A_k} \quad (1)$$

A_k 는 각각 주파수의 소리크기를 나타낸다.

■ 스펙트랄 플럭스

스펙트랄 플럭스(spectral flux)는 인접신호 프레임사이의 거리를 측정한 것으로 아래의 식으로 계산한다. 프레임간 주파수분포 변화를 계산한다. N_t 값은 프레임 t 에서 규준화 된 값이다.

$$SF_t = \sum_{n=1}^N (N_t[n] - N_{t-1}[n-1])^2 \quad (2)$$

■ 영교차율

사인파의 경우 한주기의 영교차율 값은 2이다. 신호의 기본주파수를 찾는데 유용하다.

위의 처리함수들은 크게 주파수성분의 크기와 분포에 기반을 두고 있다. 위 처리함수들을 크게 두부류로 주파수분포 밀도, 주파수의 실효값, 낮은 에너지비와 균형주파수, 스펙트랄 플럭스, 영교차율로 나눌 수 있다. 중심주파수와 주파수분포 밀도 함수만으로도 충분히 악기를 분류해 낼 수 있었으나 더욱 다양한 악기와 협주곡 분류를 위해선 더 많은 함수들이 필요할 것으로 판단된다.

■ 평균 과 분산

신호의 평균 및 분산값으로 평균값의 경우 일반적인 인식시스템에서는 사용하지 않는다. 같은 악기라도 녹음된 음량에 따라 평균값이 달라지기 때문이다. 그러나 본 실험에서는 녹음상태가 양호한 데이터들을 사용했기 때문에 악기의 다이내믹레벨이 일정하였다. 따라서 유용하게 사용할 수 있다.

■ 평균 피크값

평균피크값(average peak level)은 신호의 피크레벨의 평균값이다. 일정한 임계값을 초과하는 신호는 피크로 간주하고 피크의 빈도와 세기를 측정한다. 음압 또는 음량에 따른 악기의 특성을 수치화한다.

$$AVpeaklevel = \sum \frac{x(t)}{f_p} \quad (3)$$

$x(t)$ 는 측정된 피크의 크기이고 f_p 는 피크의 빈도

이다. 국악의 경우 피크의 세기와 빈도가 일정치 않아서 리듬의 직접적인 측정보다는 전체적인 피크세기의 평균값이 유용하다.

■ 군

군(class)는 학습데이터가 소속된 범주를 말한다. 본 분류시스템은 감독학습(supervised learning)의 일종으로 데이터의 군을 이용하여 학습한다.

그림 2는 각각의 장르음악의 20초길이의 표본을 시각화한 것으로 x축은 시간이며 y축은 주파수를 나타낸다. 각각의 장르특성을 대표하는 샘플을 스펙트로그램으로 나타낸 것이다. 이러한 장르 또는 악기별 주파수분포의 차이는 특성함수로 그 특징을 구분할 수 있다. 그래프의 밝기는 강도를 나타낸다. 모든

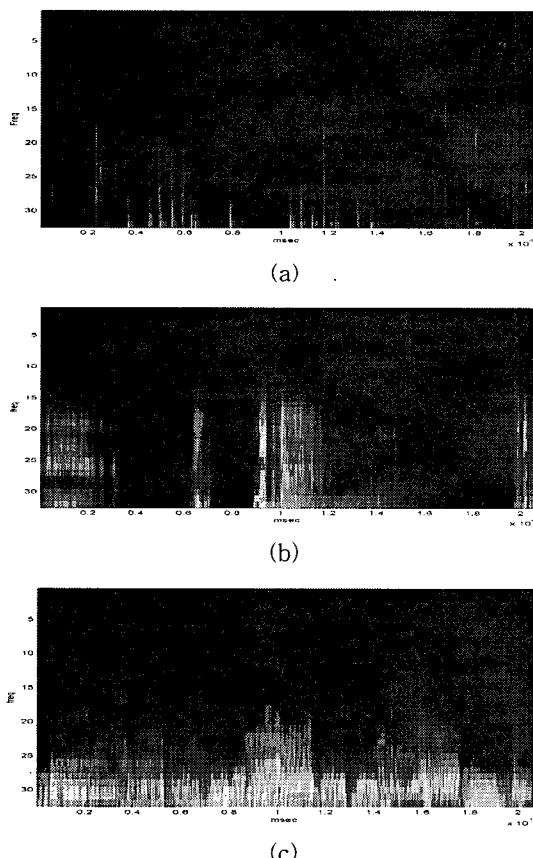


그림 2. 세가지 악기의 스펙트로그램. x축은 시간이며 y축은 주파수(위에서 아래로 증가)를 나타낸다. 그래프의 밝기는 강도를 나타낸다: (a) 가야금의 스펙트로그램, (b) 대금의 스펙트로그램, (c) 바이올린의 스펙트로그램

표본은 44100Hz로 샘플링 되었으며 선택된 음악들은 해당 장르를 대표할 만한 표준적인 연주를 선택했다. 그림2(a)는 황병기연주의 가야금독주이다. 그림2(b)는 원장현연주의 대금연주이다. 그림2(c)는 그뤼미오 연주이다. 가야금연주의 경우 리듬패턴이 일정하며 단속적인 특성을 보여준다. 대금의 경우 연속적인 주파수 분포를 보여주며 리듬패턴이 불규칙하다. 바이올린은 대금보다도 연속적인 주파수 분포특성이 강하며 주파수에너지가 가야금, 대금보다 강함을 확인할 수 있다. 따라서 리듬의 빈도와 세기를 통합하여 수치화한 특성함수가 유용할 것으로 판단하고 평균피크값 특성함수를 고안하여 포함 시켰다.

2.4 분류 알고리즘

본 실험에서는 k -최근접이웃(k -Nearest Neighbor; k -NN) 분류알고리즘을 적용하여 분류하였다. 주어진 데이터 셋 (x_i, y_i) 을 이용하여 x 에 대한 y 의 값을 예측한다. x 에 가까운 x_i 의 k 값을 이용하여 y 값을 예측한다. 여기서 k 는 일종의 계수로서 가장 영향이 큰 요인에 가중치를 두어 예측할 수 있다. 예측과정은 다음과 같다. 학습 데이터 셋은 분류대상의 분류에 사용될 계수를 생성하는데 사용한다. 즉, 분류시스템에는 분류대상이 있고 이를 예측하기 위한 각 음악장르의 특징(음의 질감, 에너지, 리듬 등) 들이 존재한다. 분류대상과 가장 가까운 학습 데이터 셋의 k 계수를 구한다. 그리고 유clidean 거리(Euclidean distance) 측정법을 사용하여 분류대상과 학습 데이터의 거리를 구한다. 이러한 과정을 나머지 분류대상 데이터에 대하여 반복한다. k 계수가 많아질수록 계산시간은 길어지지만 바이상적인 데이터의 악영향을 감소시킬 수 있다. 실제로는 수십 개 이하의 k 값을 사용한다.

2.5 연구동향

현재 연구되고 있는 컴퓨터 소리인식 시스템은 신호의 적절한 부분을 필터링하기 위해 청각장분석을 사용하고 있다. 현재 구현되어 있는 청각장 분석 시스템은 입력된 데이터를 처리하는 방식이다. 그러나 인간의 복합적인 소리인식 능력은 상황유추 능력에 기반 한다. Ellis는 예측기반 청각장 분석시스템을 사용하여 복합적인 소리에 대응한 시스템을 구현하였

다[8,9].

비디오 콘텐츠 분석에서 오디오부분은 중요한 역할을 한다. 오랫동안 중요성이 간과되어 왔으나 최근에 와서 그 중요성이 인정받고 있다[10]. 비디오 내용을 분류함에 있어 시각적인 분류보다 청각적인 분류가 유용할 때가 있다. 울음소리, 총소리 등을 인식함으로서 폭력적인 장면을 자동으로 분류할 수도 있다[11]. Liu는 광고, 농구게임, 축구게임, 뉴스, 날씨 예보의 5가지 프로그램을 오디오 특성값을 이용하여 75%의 정확도로 분류하였다[12].

3. 실험

본 논문에서는 주파수영역의 데이터를 이용하여 시스템을 구성하였다. 시간영역에서의 시스템 구현은 데이터별 녹음크기가 다를 뿐 아니라 잡음에 큰 간섭을 받게 되므로 강인한 시스템을 구현이 어렵다. 이러한 이유로 음성인식 분야에서도 주파수영역의 분석을 기본으로 하고 있다. 각각의 데이터샘플(wav file)은 15초 정도의 길이를 가지고 있으며 CD, MP3 파일로부터 추출하였다. 이를 FFT 분석하여 주파수 스펙트럼을 구한 후 이를 바탕으로 특성값들을 구한다. 음악신호의 FFT분석시에는 왜곡을 최소화하기 위해 표본주파수를 충분히 크게 하였다. FFT분석의 안정성을 위해 직각 창함수(rectangular window) 대신 창함수 양끝의 포락선이 완만한 헤닝 창함수(Hanning window function)를 사용하였다.

DFT(Discrete Fourier Transform)알고리즘을 사용하는 FFT에서 원신호와의 차이를 줄이기 위해 창함수를 50% 중첩하였으며 256 포인트의 FFT를 수행하여 충분한 해상도를 확보함으로서 원신호와의 유사성을 최대한 유지하고자 했다. 그림 3는 주파수 분포밀도(Power Spectral Decsity; PSD)로서 FFT 변환된 주파수성분을 자승처리한 것이다.

그림 3, 4에서 피크가 높은 부분이 해당 주파수 분포밀도가 높은 것을 나타낸다. 그림 3에서 가야금은 가청주파수의 1KHz 이하에 에너지가 집중되어 있고 그림 4의 해금은 1KHz 이상의 주파수에 에너지가 집중하게 된다. 사용된 데이터는 44100Hz, 16bit 웨이브(wav) 파일이다. 이와 같이 음역대가 다른 악기들간의 구분은 중심주파수 값만으로도 충분히 해낼 수 있다. 그러나 악기의 음역대가 비슷할 경우 또는

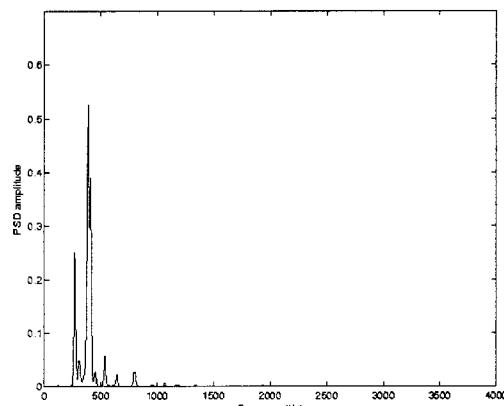


그림 3. 가야금의 주파수분포 밀도

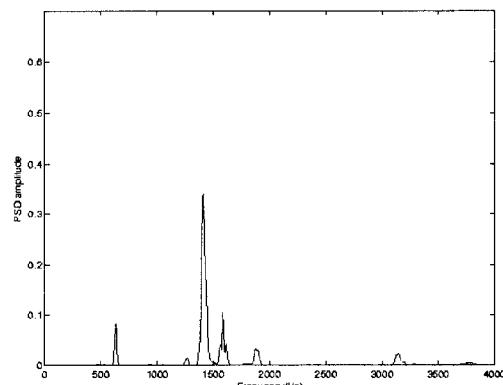


그림 4. 해금의 주파수분포 밀도

다양한 악기가 사용되는 합주곡일 경우에는 중심주파수 특성값만으로는 충분하지 않고 주파수특성에 적합한 함수를 추가적으로 적용해서 특성값을 추출해야 한다. 이 과정의 반복 수행을 통해 특성값의 임계값을 결정한 뒤 이를 분류의 기준으로 삼는다.

그림 5에서 장고는 낮은 음역대에 주파수성분이 분포되어 있고 피리는 넓은 주파수 분포를 보인다. 장고의 중심주파수는 579.6Hz이고 피리는 3114.4Hz이다. 예상과 같이 고음역의 악기인 피리의 중심주파수는 매우 높은 값을 보였다. 데이터파일을 반복적으로 처리하여 평균, 분산, 영교차율, 균형주파수, 평균피크값, 군의 분포벡터를 얻었다. 각 악기의 데이터는 30개이며 총 90개의 데이터를 반복적으로 실행하여 특성값을 구하였다. 실험순서는 표 1과 같다. 데이터로는 국악기인 대금, 가야금과 서양악기인 바이올린의 표본을 사용하였다. 한 개의 표본마다 6개의 특

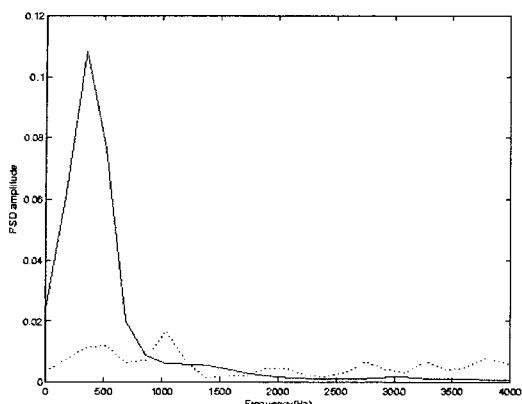


그림 5. 장고와 피리의 PSD분포 비교(실선: 장고, 점선: 피리)

표 1. 분류 실험결과, 분류성공률 94.44%

구분	가야금 출력	대금 출력	바이올린 출력
가야금	30	0	0
대금	0	26	4
바이올린	0	1	29

성값을 추출하였다. 데이터사이의 벡터거리를 측정하여 분류하는 k -최근접이웃분류 알고리즘을 적용하였다. 분류시스템은 10분 교차 훈련법(ten-fold cross-validation)을 사용하여 하였다. 여기서 교차 훈련(cross-validation)은 패턴인식에서 사용하는 일반적인 훈련기법으로 데이터집합은 같은 크기의 n 부분으로 나뉘어 지고 ($n-1$)부분은 분류시스템을 학습시키기 위해 사용한다. 나머지 n 번째 부분은 학습된 시스템을 시험하기 위해 사용한다. 그림 6은 실험순서로서 단계별 작업내용을 간략화 한 것이다.

표 1의 세로항은 실제 입력된 악기이고 가로항은

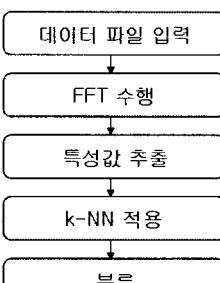


그림 6. 실험순서

분류결과를 나타낸다. 표의 대각선이 정확하게 분류된 데이터의 개수를 나타낸다. 표 2의 TP(True Positive) rate는 특정군의 요소로서 해당 군으로 분류된 것을 말한다. FP(False Positive) rate는 특정군의 요소가 아니면서 특정군으로 분류된 것을 말한다. FN(False Negative) rate는 특정군의 요소로서 다른 군으로 분류된 것을 나타낸다. 정밀도(Precision)은 특정군으로 분류된 모든 요소들 중에서 정확히 분류된 요소들의 비를 나타낸다. 리콜값(Recall)은 특정군에 속하는 모든 요소들 중에서 정확히 분류된 요소들의 비를 나타낸다.

$$\text{Precision} = \frac{|TP|}{|TP| + |FP|} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{|TP|}{|TP| + |FN|} \quad (5)$$

F-값(F-measure)은 정밀도와 리콜값을 통합한 파라미터로서 리콜값과 정밀도가 모두 중요할 때 사용한다.

$$F = \frac{2 \cdot \text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} = \frac{2|TP|}{2|TP| + |FP| + |FN|} \quad (6)$$

표 3의 카파통계(kappa statistics) 값은 만일 입력데이터 각각의 균열 소속을 알고 있다면 분류결과의

표 2. 균별 세부 정확도

구분	TP rate	FP rate	Precision	Recall	F-Measure
가야금	1	0	1	1	1
대금	0.867	0.017	0.963	0.867	0.912
바이올린	0.967	0.067	0.879	0.967	0.921

표 3. 전체 정확도

Correctly Classified Instances	85
Incorrectly Classified Instances	5
Kappa statistic	0.9167
Mean absolute error	0.0516
Root mean squared error	0.1897
Relative absolute error	11.6071%
Root relative squared error	40.248 %
Total Number of Instances	90

출력률과 비교한 성공률을 나타낸다. Kappa=1이면 완벽한 일치를 나타내고 Kappa=0이면 전혀 일치하지 않음을 나타낸다. 음의 Kappa값은 임의의 분류화를 보다 낮게 일치하였음을 나타낸다. 0.9 이상의 Kappa 값은 우수하다고 판단하며 0.7이하는 개선이 필요함을 나타낸다. 평균근오차(Mean Squared Error; MSE)는 실제값과 예측값의 차이를 측정한다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - p_i)^2 \quad (7)$$

실험의 객관성을 보장하고자 가급적 데이터 파일은 다양한 빠르기, 다양한 음역을 가지고 있는 연주파일들을 사용했으나 일부 음역대만 사용하는 극단적인 연주는 제외하였다.

4. 결 론

본 논문은 음악화일 분류기법 중 주파수 분포벡터를 이용한 방법을 국악기분류에 적용하였으며 궁극적인 국악장르 구분을 위한 선행 실험이다. 본 논문의 새로운 점은 주파수 분포벡터를 이용한 국악기 분류, 국악특성에 적합한 평균피크값의 제안, k-근접이웃알고리즘을 적용하여 평균피크값 및 k-최근접이웃 알고리즘 유효성을 확인하였다.

90개의 데이터 중에서 85개의 데이터가 정확하게 분류되었으며 실험의 분류 성공률은 94.44% 결과를 얻었다. 잘못 분류된 5개의 데이터 중에서 4개는 대금을 가야금으로 분류한 경우이고 나머지 1개의 오류도 바이올린을 대금으로 분류한 것이다. 가야금은 탄현악기로서 음향적인 특성이 찰현악기인 바이올린, 취주악기인 대금과 구분되기 때문인 것으로 판단된다. 가야금의 음향은 단속적인 특성을 가지고 있으며 바이올린과 대금은 일정시간 음향이 지속되는 특성을 가짐으로서 바이올린과 대금에서 오류가 발생한 것으로 판단된다. 본 실험은 녹음이 비교적 잘된 데이터들을 이용하였으나 라디오, 공연장녹음등과 같은 노이즈간섭에 강한 분류시스템을 구축하는 것도 향후 과제이다. 이번 실험은 총체적인 국악기의 판별 및 국악장르의 분류를 목적으로 한 선행실험이며 그 가능성을 확인하였다.

참 고 문 현

- [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] Bobick. A and Richards. W, "Classifying Objects from Visual Information," *Massachusetts Institute of Technology A.I. Memo* No. 879, 1986.
- [3] Fletcher. H, Blackham. E. D, and Strraton. R, "Quality of piano tones," *J. Acoust. Soc. Am.* Vol. 34, No. 6, pp. 749-761, 1962.
- [4] Therrien. C. W, *Decision, Estimation and Classification*, New York: Wiley, 1989.
- [5] J.C.R Licklider, "A duplex theory of pitch perception," *Psychological Acoustics*, E.E. Schubert, Dowden, Hutchinson and Ross, Inc, Stroudsburg, PA, 1979.
- [6] Slaney, Malcom and Richard F. Lyon, "Perceptual Pitch Detector," *Proc. ICASSP 90*, Albuquerque, New Mexico, 1990.
- [7] G. Tzanetakis and P. Cooke, "Multifeature audio segmentation for browsing and annotation," in *Proc. Workshop Application of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA)*, New Paltz, NY, 1999.
- [8] Jonathan Foote, "A similarity measure for automatic audio classification," In *Proc. AAAI 1997 Spring Symposium on Intelligent Integration and Use of Text, Image, Video, and Audio Corpora*, March 1997.
- [9] Daniel P. W. Ellis, "Prediction-Driven computational auditory scene analysis for dense sound mixtures," *Technical report, International Computer Science Institute*, Berkeley, CA, 1996.
- [10] T. Zhang and C. Kuo, "Hierarchical system for content-based audio classification and retrieval," *Technical report, University of Southern*

California, Los Angeles, CA, 1998.

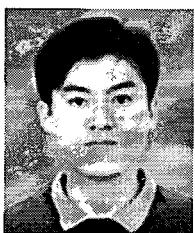
- [11] Sylvia Pfeiffer, Stephan Fischer, and Wolfgang Effelsberg, "Automatic audio content analysis," *In ACM Multimedia 96*, pp. 21-30, Boston, Nov. 1996.
- [12] Z. Liu, Y. Wang, and T. Chen, "Audio feature extraction and analyze for scene segmentation and classification," *Journal of VLSI Signal Processing System*, pp. 20:61-79, 1998.



김 재 천

1996년 2월 인하대학교 전자공학
과 (학사)
1999년 2월 인하대학교 첨단정밀
공학과 (석사)
2003년 2월 인하대학교 전자공학
과 박사과정 수료

관심분야 : DSP, 음악분석, 패턴인식, 분류알고리즘



김 석 호

1998년 2월 인하대학교 전자공학
과 학사
2001년 2월 인하대학교 전자공학
과 (석사)
2001년 3월 ~ 인하대학교 정보통
신 대학원 박사과정

관심분야 : UWB, MIMO, DSP



곽 경 섭

1979년 인하대학교 전기공학과
(공학석사)
1981년 미국 University of
Southern California 대학
원 (EE석사)
1988년 미국 University of
California San Diego 대
학원(통신이론 및 시스템 박사)

1988년 ~ 1989년 미국 Hughes network system 연구원
1989년 ~ 1990년 미국 IBM 연구원
1990년 ~ 2002년 인하대학교 전자공학과 교수
1995년 ~ 1999년 IEEE Seoul Section 총무이사
1995년 ~ 2001년 한국 통신학회 상임이사
1999년 ~ 1999년 인하대학교 공과대학 전기, 전자, 컴퓨
터공학부 공학부장
2001년 ~ 2002년 인하대학교 정보통신전문대학원장
2002년 ~ 현 재 인하대학교 정보통신공학부 교수
2002년 ~ 2003년 한국통신학회 부회장
2004년 ~ 2005년 한국통신학회 감사
2005년 ~ 2005년 한국통신학회 수석 부회장
2006년 ~ 현 재 한국통신학회 회장

관심분야 : Multiple Access Communication System,
Mobile Satellite Communication System,
Data Network, Wireless Multimedia.