

# 4가지 감정의 뇌파를 이용한 감성평가 기술에 관한 연구

論 文

51D-11-7

## A Study on the Human Sensibility Evaluation Technique Using EEGs of 4 Emotions

金東浚\*·姜東奇\*\*·金興煥\*\*\*·李相漢\*\*\*·高漢雨§·朴世鎭§

(Dong-Jun Kim · Dong-Kee Kang · Heung-Hwan Kim · Sang-Han Yi · Han-Woo Ko · Se-Jin Park)

**Abstract** - This paper describes a technique for human sensibility evaluation using EEGs of 4 emotions. The proposed method uses the linear predictor coefficients as EEG feature parameters and a neural network as sensibility pattern classifier. For subject independent system, multiple templates are stored and the most similar template can be selected. EEG signals corresponding to 4 emotions such as relaxation, joy, sadness and anger are collected from 5 armature performers. The states of relaxation and joy are considered as positive sensibility and those of sadness and anger as negative. The classification performance using the proposed method is about 72.6%. This may be promising performance in the human sensibility evaluation.

**Key Words** : human sensibility, EEG, linear predictor coefficients, neural network

### 1. 서 론

감성공학(human sensibility ergonomics)이란 인간의 감성을 정성, 정량적으로 측정 평가하고, 이를 제품이나 생활 환경 등의 설계에 응용하여 인간의 삶을 보다 편리하고 안락하며, 쾌적하게 하고자 하는 기술로서, 최근 10여 년간 우리나라와 미국, 일본, 유럽 등에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 이 중에서 감성의 평가방식은 피검자의 주관적인 평가를 토대로 하는 심리적 평가법과 생리신호를 이용하는 생리적 평가법으로 크게 나눌 수 있다. 이 때 이용되는 생리신호에서 자율신경계에 의해 나타나는 것은 혈압(blood pressure), 심전도(electrocardiogram, ECG), 맥박(pulse), 피부 온도(skin temperature) 등이 있고, 중추신경계에 의한 것은 뇌파(electroencephalogram, EEG)가 있다. 인간의 감정(emotion)을 연구할 때에는 자율신경계에 의한 신호보다는 뇌파를 많이 이용하고 있는데, 이는 뇌파가 두뇌 활동에 대한 정보를 가장 많이 포함하고 있을 것으로 기대되기 때문이다. 그러나 뇌파는 다양한 뇌의 활동으로 인하여 매우 복잡하며, 왼손잡이 여부, 성격, 성별 등에 따른 개인차는 물론이고, 동일인일지라도 건강, 기분, 주위 환경 등의 여러 가지 조건에 따라 신호의 특성은 급격히 변할 수 있다. 그러므로 이렇게 복잡한 뇌파 신호에서 원하는 정보를 정확하게 얻어내기에는 큰 어려움이 따르고, 이것이 뇌파를 이용한

감성공학 연구에서는 큰 장애물로 남아 있다. 그러나 실험과 신호처리 과정을 세심하게 설계하여 효과적으로 정보를 얻어내면 인간의 정신적 활동, 감성 및 심리적 상태에 대한 근사한 추정도 가능할 수 있을 것이다.

감성 및 감정과 관련된 뇌파 연구를 살펴 보면, Davidson은 긍정적 감성과 부정적 감성에 따라 머리 앞쪽의 좌우 뇌파의 전력이 비대칭적으로 나타남을 입증하였고[1], Yoshida는 앞쪽 2채널 뇌파의  $\alpha$ 파 fluctuation을 이용하여 쾌적성과 각성도와의 상관관계를 연구하였다[2]. 그리고 Musha 등은 10채널 뇌파의 FFT(fast Fourier transform) 스펙트럼에서  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  대역의 상호상관계수(cross-correlation coefficients)를 특징 파라미터로 이용하여 4가지 감정으로 선형적으로 매핑하는 ESAM(emotion spectrum analysis method)이란 방법을 개발하여 감정을 정량화한 연구를 발표하였다[3]. Anderson 등은 가운데와 뒤쪽에서 검출한 6채널의 뇌파를 AR(auto-regressive) 모델을 이용하여 수학 연산, 편지 쓰기 등의 5가지 정신적 작업을 분류하는 연구를 발표하였다[4]. 이러한 연구들은 나름대로의 성과를 배출하였으나, 개인차가 크고 변화가 심한 뇌파의 특성으로 인해 많은 한계를 내포하고 있다.

본 연구에서는 뇌파를 이용하여 인간의 감성을 평가하는 기술을 개발하기 위하여 기존의 연구에서 사용된 특징 파라미터인 주파수 대역별 상호상관계수 및 선형예측계수(linear predictor coefficients)를 추출하여 특징으로서의 성능을 비교하고, 가장 변별력이 우수한 특징 파라미터를 사용하고, 뇌파의 특징에 가장 적합한 감성 평가 기술을 개발하고자 한다. 이를 위하여 대학의 연구동아리 학생들이 안정(relaxation), 기쁨(joy), 슬픔(sadness), 분노(anger)의 4가지 감정 상태를 나타낼 때의 뇌파를 수집하고, 전처리 필터링을

\* 正 會 員 : 淸州大學校 理工大 情報通信 工學部 副教授 · 工博

\*\* 準 會 員 : 淸州大學校 理工大 電子工學科 博士課程

\*\*\* 準 會 員 : 淸州大學校 理工大 電子工學科 碩士課程

§ 正 會 員 : 한국표준과학연구원 인간정보 연구그룹

接受日字 : 2002年 9月 9日

最終完了 : 2002年 9月 25日

한 후, 선형예측기계수와 FFT 스펙트럼 및 AR 스펙트럼의 주파수 대역별 상호상관계수를 추출하였으며, 이들 파라미터와 신경회로망(neural network)을 이용한 패턴분류 실험을 수행하여 각 파라미터의 변별력을 비교하였다. 그리고 다음으로 다수의 템플릿(template)을 토대로 4가지 감정으로 분류한 후 최종적으로 뇌파의 특성을 고려하여 긍정감성과 부정감성으로 구분함으로써 감성평가 실험을 수행한다.

## 2. 본 론

### 2.1 특징 파라미터 추출

뇌파 신호는 수십  $\mu V$  정도의 작은 전압의 미약한 신호로서 외부의 잡음과 아티팩트(artifact)에 매우 민감하여 보통은 잡음이 많이 포함되어 있다. 그리고 뇌파에서 감성과 관련된 정보는 보통 30Hz 이하의 성분에 포함되어 있다고 한다. 본 연구에서는 특징 파라미터 추출을 위한 전처리로서 필터링과 눈깜박임 제거를 거친다. 직류 오프셋(offset)을 제거하기 위하여 0.5Hz의 차단 주파수를 갖는 고역통과필터(high pass filter, HPF)를 4차 IIR 형태로 구성하였고, 고주파 잡음을 제거하기 위하여 차단주파수 30Hz의 저역통과필터(low pass filter, LPF)를 4차 IIR로 구현하여 사용하였다. 뇌파 신호에서 가장 큰 아티팩트인 눈깜박임 제거를 위한 기법은 먼저 눈 깜박임 신호와 순수 뇌파를 구별해 내기 위한 문턱값을 구하였다. 이는 읽어들이는 데이터의 전체길이에 걸쳐서 그것의 평균을 계산한 다음 평균값에 4배를 곱한 값을 문턱값으로 정하였다. 그리고 눈 깜박임 부분을 찾기 위해서 먼저 눈 깜박임 부분의 피크값을 검출한다. 이를 위하여 읽어들이는 데이터를 절대값으로 바꾼 후에, 각각의 포인트에서 기울기 부호를 검색한 다음, 현재 포인트를 기준으로 뒤로 2포인트에서의 기울기가 +, 앞으로 2포인트에서의 기울기가 -인 지점을 찾는다. 그리고 그 피크가 순수 뇌파의 피크인지 아니면 눈깜박임 신호의 피크인지를 구별하기 위해서 그 피크값을 문턱값과 비교한다. 만약에 그 지점에서의 피크값이 문턱값보다 크다면 눈깜박임 신호로 간주하고, 눈깜박임 신호가 끝나는 지점을 찾기 위해서는 눈깜박임 피크 지점에서부터 부호가 두 번 바뀌는 지점을 찾는다. 이 위치를 눈깜박임의 끝으로 볼 수 있지만, 뒷 부분에 남아 있는 성분의 영향을 고려하여 일정 구간을 더 건너뛰는 지점을 새로운 뇌파 처리를 위한 시작점으로 설정한다. 이와 같이 전처리가 끝난 뇌파 신호를 이용하여 특징 파라미터 추출을 위한 과정으로 들어간다.

FFT는 신호처리의 많은 분야에서 활용되고 있고, 뇌파 신호의 경우에도 주요 분석 수단으로 이용되며, 감성이나 감정의 연구에서도 역시 많이 이용된다. 그러나 FFT는 측엽(side lobe)의 영향과 스펙트럼 누설(spectral leakage)이 커서 이것이 감성 연구와 같은 정밀한 분석에서는 단점이 될 수도 있다. 신호의 특성을 표현하도록 신호를 분석하는 방법에는 또한 선형예측분석(linear predictive analysis)과 같이 신호의 전달과정을 하나의 시스템으로 보고, 그것의 역시 시스템의 전달함수의 계수인 선형예측기계수를 추출하여 특성

으로 활용하기도 한다.

선형예측기계수는 현재 신호를 이전 신호들의 선형결합으로 나타낸 예측된 샘플간의 오차를 최소 제곱 기준(least squares criterion)을 적용하여 선형예측분석을 하여 구해진다. 현재 신호 샘플을  $s(n)$ , 예측된 샘플을  $\hat{s}(n)$ 이라 하면, 예측 오차(prediction error)는

$$e(n) = s(n) - \hat{s}(n) \tag{1}$$

이고, 여기서,

$$\hat{s}(n) = - \sum_{i=1}^M a_i s(n-i) \tag{2}$$

이다. 여기서  $-a_i (i=1, 2, \dots, M)$ 가 선형예측기계수이다. 본 연구에서는 선형예측분석을 위하여 6차의 Burg 알고리즘을 이용한다[5,6]. 선형예측기계수를 직접 특징 파라미터로 이용하거나, AR 스펙트럼의 대역별 상호상관계수를 추출하여 특징으로 이용한다. 이 때 AR 스펙트럼은 다음 식에 의해 구해진다.

$$S_{AR}(\omega) = \frac{\sigma^2}{|1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-jk\omega}|^2} \tag{3}$$

뇌파의 대역별 상호상관계수는  $\alpha$  대역에서  $j$ 와  $k$ 번째 전극간의 상호상관계수를 예로 나타내면 다음과 같다[1].

$$c(\alpha:jk) = \frac{\sum_{\alpha} X_j(f_n) X_k^*(f_n)}{\sqrt{\sum_{\alpha} |X_j(f_n)|^2} \sqrt{\sum_{\alpha} |X_k(f_n)|^2}} \tag{4}$$

여기서  $X_j(f_n)$ 은  $j$ 번째 전극에서 주파수  $n$ 에서의 주파수 스펙트럼을 나타낸다. 특징 파라미터로 사용할 상호상관계수는 FFT 스펙트럼이나 AR 스펙트럼의 주파수 대역 중에서  $\theta$ 파(5~8Hz),  $\alpha$ 파(8~13Hz),  $\beta$ 파(13~20Hz)의 대역별 상호상관계수를 각각 추출한다.

윈도우는 선형예측분석시에는 이용하지 않고, FFT 연산에서만 Hamming 윈도우를 이용하였다. 그림 1은 본 연구에서 특징 파라미터 성능비교를 위한 실험의 구성도이다.

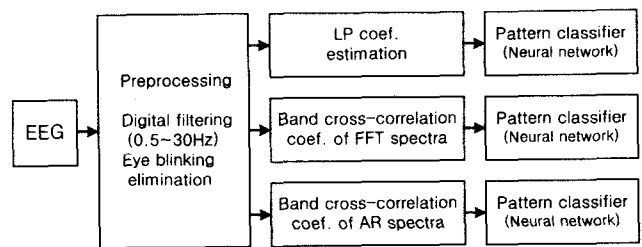


그림 1 특징 파라미터의 성능비교 실험

Fig. 1 Performance comparison experiments of feature parameters

입력된 뇌파 신호를 눈감박임과 필터링의 전처리를 거친 후 세 가지 특징 파라미터를 추출하여 신경회로망으로 구성된 패턴 분류기로 패턴 분류 실험을 수행하여 성능을 비교함으로써 파라미터의 변별력을 평가한다. 그리고 나서 가장 변별력이 우수한 결과를 보이는 파라미터를 이용하여 감성 평가 실험을 수행한다.

2.2 감성 분류 및 감성 평가

본 연구에서는 4가지 감성의 뇌파를 이용한 감성 평가를 위해 먼저 그 동안 많이 이용되던 뇌파 특징 분석 및 파라미터 추출법을 구현하여 동일한 시점의 데이터를 이용하여 패턴 분류실험을 통해 변별력을 비교한 후 이를 긍정 감성과 부정 감성으로 분류할 수 있는 감성 평가 기법을 개발하고자 한다.

패턴 분류를 위한 접근 방법은 유사도 측정(similarity measure) 혹은 거리 측정법(distance measure)과 신경회로망 또는 퍼지이론을 이용하는 방법 등이 있는데, 이 중 신경회로망을 이용하는 방법이 성능이 비교적 우수한 것으로 알려져 있다. 본 연구에서는 신경회로망 중에서도 패턴 분류기로 많이 이용되는 다층인식자(multi-layer perceptron, MLP)를 구성하여 이용하며, 구조는 다음 그림과 같다.

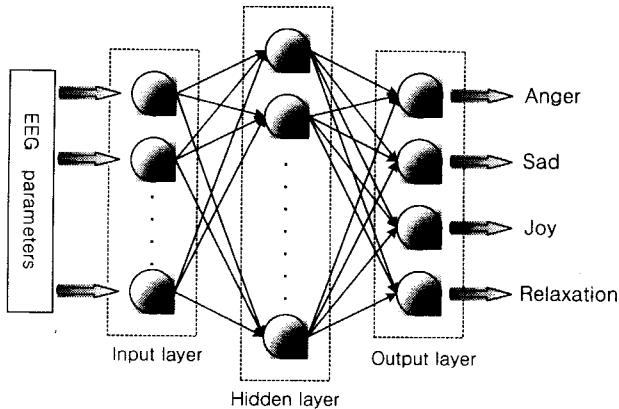


그림 2 신경회로망의 구조  
Fig. 2 Structure of the neural network

신경회로망의 입력층(input layer)의 노드(node) 수는 특징 파라미터 추출법에 따라 다르다. 선형예측기계수를 이용할 경우에는 6(차)×10(채널)=60개가 되고, 주파수 대역별 상호상관계수를 이용할 때는 10채널 중 2개를 선택하는 조합에 대하여 3개의 뇌파 대역( $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ )을 이용하므로  ${}_{10}C_2 \times 3(\text{bands})=135$ 개가 된다. 은닉층(hidden layer)의 노드는 선형예측기계수의 경우에는 60개, 상호상관계수의 경우에는 100개를 이용하였고, 출력층(output layer)은 4개의 노드를 갖게 된다. 구성된 회로망은 일반적인 오차 역전파(error backpropagation) 학습 알고리즘으로 학습시켰다.

뇌파는 개인차는 물론 동일한 사람도 시점, 기분, 기온 등 여러 가지 주변 환경과 심리 상태에 따라 거의 다른 뇌파처

럼 특성이 변한다. 따라서 하나의 기준 템플릿만으로는 패턴 인식이 거의 불가능할 것이다. 따라서 본 연구에서는 많은 사람의 뇌파 템플릿을 구성하여 입력되는 테스트 데이터와 가장 근사한 템플릿을 읽어 들여 패턴 분류하는 방식을 사용하는 감성인식 기법을 개발하였다. 그림 3은 본 연구에서 개발한 감성평가 알고리즘의 구성도를 나타낸 것이다.

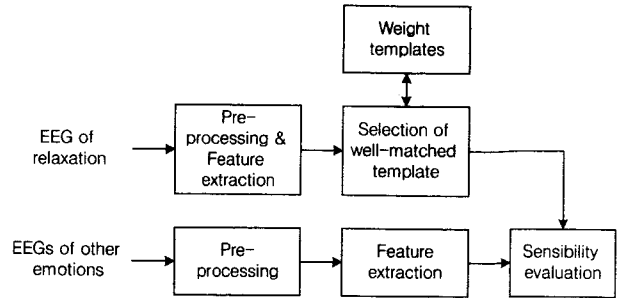


그림 3 감성 평가 알고리즘의 블록선도  
Fig. 3 Block diagram of the human sensibility evaluation algorithm

먼저 여러 명의 피검자의 4 감성에 대한 뇌파를 학습시켜 생성된 신경회로망의 가중치(weights)를 템플릿 데이터 베이스로 저장해 둔다. 그리고 감성평가 테스트를 할 때에는 안정 상태의 뇌파의 앞 부분을 이용하여 데이터 베이스에서 가장 유사한 뇌파의 템플릿을 선택하여 신경회로망에 가중치로 읽어들인다. 그리고 나서 신경회로망의 출력을 분석하여 패턴을 분류한다. 이러한 방식은 가장 초기 안정 상태의 뇌파를 기준으로 가장 근사한 뇌파의 가중치 템플릿을 선택하므로 안정 상태의 뇌파로 치우치는 현상을 피할 수 없을 것이다. 이는 실험에서 실제 현상으로 나타났다. 따라서 이를 보완하기 위해 신경회로망 출력의 가장 큰 값과 두 번째 큰 값을 가지고 최종 감성 분류 결과를 결정한다. 즉, 안정 상태의 뇌파를 테스트할 때에는 가장 큰 값이 해당 노드에서 나타나야 인식된 것으로 하고, 그 외의 감성은 해당 노드가 가장 큰 값으로 나타날 때만 인식된 결과로 보는 것이 아니라 두 번째 큰 값이 해당 감성의 노드에 나타나고, 이때의 최고 값을 갖는 노드가 안정에 해당하는 노드로 나타난 경우에 한해서는 제대로 인식된 것으로 간주한다. 이것은 감성의 집중력이 약해진 부분은 안정 상태와 유사할 것이라고 가정하였기 때문이다.

2.3 실험 및 결과

2.3.1 실험

그림 4는 본 연구에서 구성한 뇌파 수집 및 분석 시스템을 나타낸 것이다. 뇌파 데이터 수집 시스템은 미국 Electro-cap International사의 20채널 전극 캡(electro-cap), (주)정상테크노사의 EEG 증폭기, 미국 Data Translation사의 A/D 변환기(모델명 DT-9804) 및 노트북컴퓨터로 구성되어 있다.



**그림 4** 뇌파 수집 및 분석 시스템  
**Fig. 4** Compositions of EEG recording and analyzing system

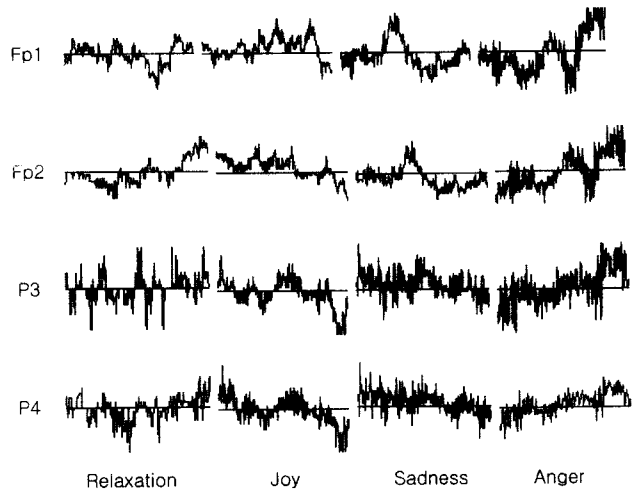
피검자의 두피로부터 전극 캡을 통해 검출된 뇌파는 이득 약 2000의 EEG 증폭기로 증폭되고, 증폭된 뇌파는 128Hz의 샘플링 주파수와 12bit의 해상도로 A/D 변환되고, 변환된 신호는 노트북이나 데스크탑 PC에 의해서 처리된다. 전극의 위치는 Musha가 제시한 10채널(Fp1, Fp2, F3, F4, T3, T4, P3, P4, O1, O2)을 사용하였다[1]. 뇌파 데이터의 수집은 2차에 걸쳐 진행하였는데, 연극동아리 소속 대학생 중 공연 경험이 풍부하여 감정 몰입 능력이 좋은 사람을 대상으로 하여 1차에 4명, 2차에 5명을 선정하여 한 사람에 3회씩 수집하였다. 모든 피검자는 오른손잡이이며, 여학생의 경우 생리기간을 피하여 실험하였고, 각 피검자에게는 실험 당일에 중추 신경계 및 자율신경계에 영향을 줄 수 있는 담배, 카페인, 약물, 음주 등을 피하도록 하였다. 데이터 수집은 대학교수의 연구실에서 실험실 환경조건에 적합한 온도(23~26℃)와 습도(50~65%)를 조성한 상태에서 이루어졌다. 데이터 수집 순서는 안정, 기쁨, 슬픔, 분노의 순서로 하였으며, 다른 감정 상태로 넘어가기 전에 약 5분간 휴식을 취하게 하였다. 또한 실험에 대한 본인의 만족도, 당일의 기분 등의 주관적 평가를 설문형식으로 작성하게 하고, 실험을 진행하는 관찰자에게도 실험자의 성실도를 20초 간격으로 기록하게 하여 알고리즘 성능 실험을 위한 데이터 선정시 기록된 데이터를 참조하였다. 1차 실험에서 수집된 데이터로는 특징 파라미터 비교 실험을 수행하였고, 감성 평가 실험은 1,2차의 실험 데이터 중에서 잘된 피검자의 데이터를 선정하여 실험하였다.

수집된 뇌파 데이터에서도 초기의 20초는 제외하고 중간 약 1분간의 데이터가 가장 집중이 잘 되었을 것으로 예상되어 이들을 이용하여 실험하였다. 1초의 데이터를 한 프레임(frame)으로 하여 신경회로망의 학습은 앞부분 몇 프레임의 평균치를 이용하였고, 패턴 분류시에는 학습에 사용된 프레임들을 제외하고, 나머지 데이터를 이용하여 테스트하였다. 파라미터 추출법, 학습 프레임수 등은 많은 실험을 통하여 최적으로 구성된 후 감성 평가 알고리즘을 구성하고, 평가 실험을 수행하였다.

**2.3.1 결과 및 고찰**

그림 5는 한 피검자로부터 4곳의 전극 위치에서 검출한 4가지 감정상태에서의 뇌파 파형을 3초간 나타낸 것이다.

먼저 학습 프레임수와 파라미터 추출법의 성능을 비교하기 위하여 학습 데이터와 테스트 데이터를 동일한 파일에서 취하여 감정별 뇌파 패턴들의 변별력을 비교/관찰하였다. 표 1~3은 4가지 감정 분류에 대한 패턴 인식률을 나타내고 있다. 신경회로망 학습을 위한 목표(target) 데이터는 여러 프레임의 평균을 취하였는데, 프레임수를 5, 10, 20 등으로 변화시키면서 실험하였다.



**그림 5** 4가지 감정의 뇌파 파형의 예  
**Fig. 5** EEG examples of four emotions

**표 1** 선형예측기계수를 이용한 감정 인식 결과  
**Table 1** Results of emotion classification using the linear predictor coefficients (단위 : %)

피검자	학습프레임수		
	5	10	20
HSC	54.8	57.3	67.2
KYK	53.8	63.1	65.8
SSH	38.7	36.4	36.4
YJS	56.0	55.0	64.2
평균인식률(%)	<b>50.8</b>	<b>53.0</b>	<b>58.4</b>

**표 2** FFT 스펙트럼 밴드 상호상관계수를 이용한 감정 인식 결과

**Table 2** Results of emotion classification using the cross-correlation coefficients of FFT spectra (단위 : %)

피검자	학습프레임수		
	5	10	20
HSC	32.7	29.9	52.6
KYK	34.5	34.8	36.1
SSH	27.9	33.4	33.3
YJS	45.8	44.6	50.3
평균인식률(%)	<b>35.2</b>	<b>35.7</b>	<b>43.1</b>

표 3 AR 스펙트럼 밴드 상호상관계수를 이용한 감정 인식 결과

Table 3 Results of emotion classification using the cross-correlation coefficients of AR spectra

(단위 : %)

피검자	학습프레임수		
	5	10	20
HSC	28.3	30.7	32.3
KYK	27.4	27.4	28.5
SSH	25.7	26.1	27.8
YJS	36.9	38.1	38.7
평균인식률(%)	29.6	30.6	31.8

선형예측기계수를 이용한 방법이 다른 방법에 비하여 좋은 인식률을 나타내고 있다. 실험에 대한 전체 평균 인식률은 선형예측기계수가 54.1%이고, 밴드 상호상관계수를 이용한 방법은 각각 FFT와 AR 스펙트럼에서 각각 38.0%와 30.7%를 나타내고 있다. 이 실험에서는 한번 실험시 기록된 전체 길이의 뇌파 데이터를 이용하였으므로 피검자가 감정 몰입이 어느 정도는 유지되다가 뒤로 갈수록 몰입의 집중도가 떨어지는 것을 예상해 보면 성능이 최적인 아닐 것이다. 학습을 위한 프레임 길이는 25프레임 이상으로도 실험하였으나, 학습 시간이 오래 걸리거나 학습이 되지 않는 경우가 발생하였으며, 학습이 되어도 20프레임에 비해 성능이 떨어지기 시작하였다. 따라서 이상의 실험 결과를 통하여 최적의 학습 프레임인 20프레임을 학습을 위한 평균값을 구하는 단위로 설정하였다.

다음에는 설정된 학습 프레임을 이용하여 최종적으로 파라미터를 결정하기 위해 최적의 조건의 실험을 수행하였다. 즉, 감정 몰입이 가장 잘 되었을 것으로 예상되는 초기 20초 이후 40프레임만을 선택하여 다시 감정 분류 실험을 하였으며, 또한 전처리에서 사용되는 HPF의 차단 주파수를 4Hz로 하여 대역을 제거하였다. 그 이유는 대역은 감성과 관련이 없는 주파수 대역이므로 이 대역에 의한 성능의 영향을 제거하기 위한 것이다. 표 4는 이와 같이 최적의 실험 데이터를 이용하여 실험한 결과다.

표 4 최적조건에서 3개 파라미터의 감정 인식 결과

Table 4 Results of emotion classification using three parameters in optimal conditions

(단위 : %)

피검자	방법	LPC	FFT Spect.	AR Spect.
HSC		80.0	41.3	73.8
KYK		70.0	25.0	26.3
SSH		44.4	31.9	38.8
YJS		67.5	34.4	57.5
평균인식률		65.5	33.2	49.1

표 13의 결과들과 비교하여 선형예측기계수는 인식률이 7.1%의 향상되었고, AR 스펙트럼을 이용한 밴드 상호상관계수도 17.3%의 향상을 보였다. 그러나 인식률이 크게 향상

될 것으로 기대했던 FFT 스펙트럼을 이용한 밴드 상호상관계수는 오히려 9.9% 감소하는 현상을 나타냈다. 이러한 현상은 스펙트럼 누설(spectral leakage)과 측엽(side lobe) 성분의 편차가 매우 심한 FFT 스펙트럼의 특징으로 인한 것이라 생각할 수 있다. 즉, 주파수 대역간의 상호상관계수는 FFT 자체의 측엽과 누설성분으로 인하여 뚜렷한 특성을 나타내지 않고, 불규칙성이 크기 때문일 것이다. 따라서 특징 파라미터로는 최종적으로 선형예측기계수가 가장 우수함을 확인하였고, 본 연구에서의 감정 평가 알고리즘에서도 이를 이용하기로 한다.

본 연구의 감정 평가 알고리즘에서는 안정 상태의 뇌파를 기준으로 템플릿을 선택하므로 이 감정으로 신경회로망 출력값이 치우치는 현상이 있을 것을 예상할 수 있다. 따라서 출력에서 최대값을 나타내는 노드가 안정이면 두 번째 큰 노드가 해당 감정과 일치하는지를 고려하여 결과를 판정하였다. 또한 신경회로망의 출력을 감정별 지표로 보고, 이들의 결과를 부정감정과 긍정감정으로 구분하여 정리함으로써 감정 평가를 하게 된다.

표 5는 본 연구에서 구성한 방법으로 감정평가 실험을 수행한 결과이다. 긍정과 부정을 구분한 전체의 평균이 72.6%를 나타내어 감성의 구분이 어느 정도 가능하다는 것을 보여주었다. 이는 피검자가 실험한 당일의 데이터를 제외한 상태에서 템플릿을 선택한 결과이므로 뇌파를 이용하여도 불특정 다수의 사람에 대한 감정 평가가 가능할 것이라는 의미를 갖는다.

표 5 감정평가 실험 결과

Table 5 Results of human sensibility evaluation

피검자	선택된 템플릿	학습 20프레임, 테스트 40프레임						전체 평균
		긍정(R,J)			부정(S,A)			
		R	J	긍정 평균	S	A	부정 평균	
hiy0109	hsc0201	80.0	77.5	78.8	97.5	100.0	98.8	88.8
hiy0123	hsc0201	92.5	47.5	70.0	100.0	100.0	100.0	85.0
hiy0206	hsc0201	77.5	60.0	68.8	100.0	100.0	100.0	84.4
hsc0116	yyh0115	80.0	90.0	85.0	20.0	17.5	18.8	51.9
hsc0201	hsc0116	92.5	100.0	96.3	12.5	25.0	18.8	60.7
hsc0711	yyh0115	75.0	92.5	83.8	27.5	45.0	36.3	60.0
kjh0107	hsc0116	85.0	82.5	83.8	37.5	40.0	38.8	61.3
kjh0114	yyh0115	87.5	60.0	73.8	100.0	85.0	92.5	83.2
kjh0131	yyh0115	82.5	77.5	80.0	80.0	67.5	73.8	76.9
kyk0528	hsc0201	67.5	57.5	62.5	87.5	100.0	93.8	78.2
kyk0621	yyh0115	65.0	77.5	71.3	72.5	52.5	62.5	66.9
kyk0824	hsc0201	70.0	40.0	55.0	85.0	100.0	92.5	73.8
yyh0103	yyh0115	80.0	70.0	75.0	62.5	47.5	55.0	65.0
yyh0115	hsc0201	60.0	67.5	63.8	100.0	97.5	98.8	81.3
yyh0130	yyh0115	90.0	77.5	83.8	82.5	32.5	57.5	70.7
전체평균		79.0	71.9	75.4	71.0	67.3	69.2	72.6

### 3. 결 론

본 연구에서는 뇌파를 이용하여 인간의 감성을 평가하는 기술을 개발하기 위하여 주파수 여러 가지 뇌파의 특징 파라미터로 추출하여 감정분류 성능을 비교하였고, 가장 변별력이 우수한 특징 파라미터를 이용하여 뇌파의 특징에 가장 적합한 감성 평가 기술을 개발하고자 하였다. 이를 위하여 연극동아리 대학생들의 4가지 감정의 뇌파를 수집하였고, 선형예측기계수와 FFT 스펙트럼 및 AR 스펙트럼의 주파수 밴드 상호상관계수를 추출하여 신경회로망을 이용한 감정분류 실험을 수행하였고, 그 결과를 활용하여 감성 평가 알고리즘을 개발하였다. 실험을 통하여 얻어진 결과는 다음과 같다.

첫째, 신경회로망 학습을 위한 데이터의 프레임 평균 길이는 20프레임이 가장 최적의 성능을 나타내었고, 그 외의 경우에는 성능이 떨어지며, 감성 파라미터로는 선형예측기계수가 패턴별 변별력이 가장 우수한 결과를 나타내었다. 반면에 밴드상호상관계수는 스펙트럼 추출시 FFT를 이용하나 AR 모델을 이용하나 약간의 차이는 있지만, 상당히 저조한 성능을 나타내었다. 이는 어느 전극과 주변의 다른 전극들과의 주파수 대역별 상관관계는 그다지 크지 않다는 것을 의미하는 것이다.

둘째, 신경회로망의 출력력을 이용하여 감정 분류를 할 때 감성 평가 알고리즘은 안정 상태의 초기 뇌파를 템플릿 선택을 위한 기준 데이터로 하여 이와 가장 근사한 템플릿을 선택하므로 필연적으로 안정 상태 출력값으로 치우치는 경향을 나타낸다. 이는 방식 자체의 특성일 수도 있지만, 실제 피검자가 감정 집중력의 한계 때문에 일시적으로 해당 감정을 이탈하는 것으로도 볼 수 있을 것이다. 그러나 이탈을 제외한 부분은 해당 감성일 것이므로 이를 고려하여 감정 분류를 수행하였고, 양호한 결과를 얻었다.

셋째, 선형예측기계수를 이용하여 감성 평가를 위해 개발된 알고리즘의 감성 평가 결과는 약 72.6%의 인식률을 나타내었다. 이는 뇌파의 불규칙성과 큰 편차를 고려할 때 매우 고무적인 결과라고 볼 수 있다. 게다가 본인의 당일 데이터를 이용하는 것이 아니라, 그 데이터를 제외한 다른 데이터 중에서 템플릿을 선택하는 방식이므로 불특정 사용자의 감성 평가가 가능한 방식이다.

### 참 고 문 헌

- [1] R. J. Davidson, "Anterior cerebral asymmetry and the nature of emotion", *Brain and Cognition*, vol.20, pp.125-151, 1992.
- [2] T. Yoshida, "The estimation of mental stress by 1/f frequency fluctuation of EEG", *Brain topography*, pp.771-777, 1998.
- [3] T. Musha, Y. Terasaki, H. A. Haque, and G. A. Ivanisky, "Feature extraction from EEGs associated with emotions", *Intl. Sympo. Artif. Life Robotics (Invited Paper)*, vol.1, pp.15-19, 1997.
- [4] C. W. Anderson and Z. Sijercic, "Classification of EEG signals from four subjects during five mental tasks", In *Solving Engineering Problems with Neural Networks : Proceedings of the Conference on Engineering Applications in Neural Networks (EANN)*, pp. 407-414.
- [5] J. D. Markel and A. H. Gray, Jr., *Linear prediction of Speech*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, 1980.
- [6] S. J. Orfanidis, *Optimum Signal Processing : An Introduction, 2nd ed.*, Macmillan Publishing Co., 1988.
- [7] T. Musha, S. Kimura, K. I. Kaneko, K. Nishida, K. Sekine, "Emotion spectrum analysis method(ESAM) for Monitoring the effects of art therapy applied on demented patients", *CyberPsychology & Behavior*, vol. 3, no. 3, pp. 441-446, 2000.
- [8] H. Matsunaga, H. Nakazawa, "만족감 측정을 위한 기초적 연구", *일본 인간공학*, vol. 34-4, pp. 191-201, 1998.
- [9] M. B. Kostyunina and M. A. Kulikov, "Frequency characteristics of EEG spectra in the emotions", *Neuroscience and Behavioral Physiology*, vol. 26, no. 4, 1996.

#### 감사의 글

본 연구는 G 7 감성공학기반기술개발 사업에 의해 지원되었음(M1-9817-03-0001).

저 자 소 개



**김 동 준 (金 東 浚)**

1963년 4월 14일생. 1988년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 청주대학교 이공대학 정보통신공학부 부교수

Tel : 043-229-8460

E-mail : djkim@chongju.ac.kr



**이 상 한 (李 相 漢)**

1975년 5월 4일생. 2002년 청주대학교 정보통신공학부 졸업. 현재 동 대학원 전자공학과 석사과정

Tel : 043-229-8460

E-mail : anatomy@spa.chongju.ac.kr



**강 동 기 (姜 東 奇)**

1971년 12월 5일생. 1998년 청주대학교 전자공학과 졸업. 2000년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전자공학과 박사과정

Tel : 043-229-8460

E-mail : symerz@spa.chongju.ac.kr



**고 한 우 (高 漢 雨)**

1953년 5월 1일생. 1981년 건국대학교 전기공학과 졸업. 1983년 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 2002년 5월 한국표준과학연구원 인간정보 그룹 책임연구원 재직 중 별세.

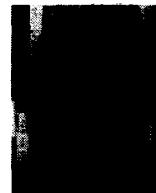


**김 흥 환 (金 興 煥)**

1977년 6월 23일생. 2001년 청주대학교 정보통신공학부 졸업. 현재 동 대학원 전자공학과 석사과정

Tel : 043-229-8460

E-mail : khh7969@spa.chongju.ac.kr



**박 세 진 (朴 世 鎭)**

1960년 10월 2일생. 1983년 고려대학교 산업공학과 졸업. 1985년 동 대학원 산업공학과 졸업(석사). 1994년 동 대학원 산업공학과 졸업(공학). 현재 한국표준과학연구원 인간정보 연구그룹 책임연구원

Tel : 042-868-5450

E-mail : sjpark@kriss.re.kr