

# 4채널 뇌파 신호를 이용한 감정 분류에 관한 연구

김동준\*, 이현민\*\*

## A Study on Emotion Classification using 4-Channel EEG Signals

Dong-Jun Kim\*, Hyun-Min Lee\*\*

### 요 약

본 연구에서는 뇌파를 AR모델로 모델링하여 선형예측계수를 특징 파라미터로 이용할 때와 뇌파의 주파수 대역별 상호상관계수를 이용할 때의 감정상태 분류 성능을 비교해 보고자 하였다. 이를 위하여 분노, 슬픔, 기쁨, 안정의 4가지 감정상태에 따른 뇌파를 4개 채널로부터 수집하여 선형예측계수와  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  대역의 주파수 영역에서의 상호상관계수를 추출하여 이들을 특징 파라미터로 한 감정상태 분류 실험을 수행함으로써 두 방법의 감정상태 분류 성능을 비교하였고, 패턴 분류기로는 신경회로망을 이용하였다. 감정 분류 실험 결과 뇌파의 특징 파라미터로서 선형예측계수를 이용한 결과가 상호상관계수를 이용할 때보다 성능이 월등히 좋은 것을 알 수 있었다.

### ABSTRACT

This study describes an emotion classification method using two different feature parameters of four-channel EEG signals. One of the parameters is linear prediction coefficients based on AR modelling. Another one is cross-correlation coefficients on frequencies of  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  bands of FFT spectra. Using the linear predictor coefficients and the cross-correlation coefficients of frequencies, the emotion classification test for four emotions, such as anger, sad, joy, and relaxation is performed with an artificial neural network. The results of the two parameters showed that the linear prediction coefficients have produced the better results for emotion classification than the cross-correlation coefficients of FFT spectra.

### Key Word

Emotion classification, Electroencephalogram, LP coefficients, cross-correlation coefficients, human sensibility

## I. 서 론

높은 수준의 기술과 의학의 발달은 국민 소득의 증가와 더불어 사람들의 건강에 대한 관심을 증가시켰고, 고령화 사회 진입으로 인한 노인 인구의 증가 등으로 의료복지에 대한 수요를 급증하게 만들었다. 이에 따라 일반인, 환자, 노인 등의 건강관리의 필요성이 대두되고 있으며, 특히 육체적 건강에 대한 관심뿐만 아니라 정신적인 외로움, 우울증과

같은 정서 및 감성에 대한 관심이 집중되고 있다. 이러한 흐름에 따라 인간의 감성을 정성, 정량적으로 측정 평가하고, 이를 제품이나 생활 환경 등의 설계에 응용하여 궁극적으로 인간의 삶을 보다 편리하고 안락하며, 쾌적하게 하고자 하는 감성공학 (human sensibility ergonomics)은 최근 수십년간 우리나라와 미국, 일본, 유럽 등에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 감성을 평가하는 접근방식은 피검자의 주관적인 평가를 토대로 하는 심리적 평가법과

\* 청주대학교 전자정보공학부 교수(djkim@cju.ac.kr)

\*\* 청주대학교 전자정보공학부 박사과정

#논문번호 : KIIECT2009-02-06

#접수일자 : 2009.04.28

#최종논문접수일자 : 2009.05.22

생리신호를 이용하는 생리적 평가법으로 크게 나눌 수 있다. 여기서 이용되는 생리신호는 자율신경계(auto-nomic nervous system, ANS)에 의한 혈압(blood pressure, BP), 심전도(electrocardiogram, ECG), 맥박(pulse), 피부온도(skin temperature) 등과 중추신경계(central nervous system, CNS)의 뇌파(electroencephalogram, EEG) 등이 있는데, 감정(emotion)에 대한 연구에는 뇌파가 많이 이용되고 있다. 이는 뇌파가 두뇌 활동에 대한 정보를 방대하게 포함하고 있으므로 적절한 신호처리 기법을 이용하면, 정신적 활동, 감정상태 등에 대한 많은 정보를 얻을 수 있기 때문이다.

Musha 등은 10채널 뇌파의 FFT 스펙트럼에서  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  대역의 상호상관계수를 4가지 감정으로 매핑하는 ESAM(emotion spectrum analysis method)을 개발하여 감정을 정량화한 연구를 발표하였고 [1], Yoshida는 앞쪽 2채널 뇌파의  $\alpha$ 파 fluctuation을 이용하여 쾌적성과 각성도와의 상관관계를 연구하였다[2]. Davidson은 앞쪽 좌우 뇌파의 전력이 긍정 감정과 부정 감정에 따라 비대칭적으로 나타남을 입증하였다[3]. Anderson 등은 가운데와 뒤쪽에서 검출한 6채널의 뇌파를 AR 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 한계를 나타내고 있다.

본 연구는 이러한 선행연구의 결과를 토대로 하여 궁극적으로 주거 공간이나 사무실 환경에서 감정을 평가하는 기술을 개발하기 위한 기초 연구로서, 뇌파를 AR(autoregressive) 모델로 모델링하여 선형예측계수(linear prediction coefficients)를 특징 파라미터로 이용할 때와 뇌파의 주파수 대역별 상호상관계수(cross-correlation coefficients)를 이용할 때의 감정상태 분류 성능을 비교해 보고자 하였다. 이를 위하여 성인 남녀 4인이 분노, 슬픔, 기쁨, 안정의 4가지 감정 상태를 나타낼 때의 뇌파를 4위치에서 수집하고, 전처리 필터링을 한 후, 선형예측계수와 상호상관계수를 추출하여 이들 파라미터와 신경회로망을 이용한 패턴분류 실험을 수행하였다.

## II. 본 론

### 2-1 뇌파 신호처리 및 특징 추출

뇌파 신호는 수십  $\mu\text{V}$  정도의 작은 전압의 미약한 신호로서 외부의 잡음과 아티팩트(artifact)에 매우 민감하여 보통은 잡음이 많이 포함되어 있다. 감성 공학에서는 보통 뇌파를 약 30Hz까지 다루는데, 아날로그 저역통과필터가 이용되어도 전원 잡음은 진폭이 매우 커서 제대로 차단되지 않고, 전원과 연결하지 않고 배터리를 이용해도 주위의 전자파 간섭을 통해 유입되기도 한다. 본 연구에서는 A/D 변환된 뇌파 신호를 디지털 전처리 필터를 설계하여 이러한 잡음에 대처한다. 불필요한 고주파 성분을 제거하기 위해 차단주파수 30Hz의 4차 IIR(infinite impulse response) 저역통과필터를 설계하였고, DC 오프셋을 제거하기 위해 차단주파수 0.5Hz의 2차 IIR 고역통과필터를 이용하며, 전원 잡음을 확실하게 제거하기 위해 60Hz 2차 IIR 노치 필터도 설계하여 전처리를 수행하였다.

전처리 필터링을 거친 신호에서 선형예측분석을 통해 선형예측계수를 추출하고, FFT 스펙트럼으로부터  $\theta$ 파(5~8Hz),  $\alpha$ 파(8~13Hz),  $\beta$ 파(13~20Hz)의 뇌파 대역별 상호상관계수를 추출한다. 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 역시스템의 전달함수의 계수인 선형예측계수를 추출하여 특성으로 활용하기도 한다.

선형예측계수는 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

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

이고, 여기서,

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

이다. 여기서  $-a_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )가 선형 예측계수이다. 본 연구에서는 선형예측분석을 위하여 6차의 Burg 알고리즘을 이용한다[5,6].

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

$$c(\alpha : jk) = \frac{\sum_{\alpha} X_j(f_n) X_k^*(f_n)}{\sqrt{\sum_{\alpha} |X_j(f_n)|^2} \sqrt{\sum_{\alpha} |X_k(f_n)|^2}} \quad (3)$$

여기서  $X_j(f_n)$ 은  $j$ 번째 전극에서 주파수  $n$ 에서의 FFT 스펙트럼을 나타낸다. 특징 파라미터로 사용할 상호상관계수는 FFT 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.

## 2.2 신경회로망을 이용한 패턴 분류기 구성

본 연구에서는 4가지 감정의 뇌파를 이용한 감정 분류를 위해 먼저 그 동안 많이 이용되던 뇌파 특징 분석 및 파라미터 추출법을 구현하여 동일한 데이터를 이용하여 패턴 분류실험을 통해 변별력을 비교한다.

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 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron, MLP)을 구성하여 이용하며, 구조는 다음 그림과 같다.

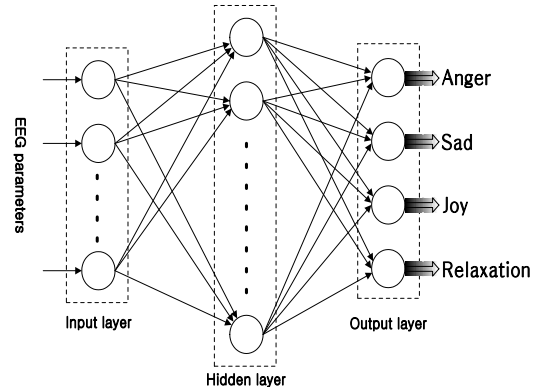


그림 1. 신경회로망의 구조  
Fig 1. Structure of the neural network

신경회로망의 입력층(input layer)의 노드(node) 수는 특징 파라미터 추출법에 따라 다르다. 선형예측계수를 이용할 경우에는 6(차)×4(채널)=24개가 되고, 주파수 대역별 상호상관계수를 이용할 때는 4채널 중 2개를 선택하는 조합에 대하여 3개의 뇌파 대역( $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ )을 이용하므로  $4C_2 \times 3$  (band)=18개가 된다. 은닉층(hidden layer)은 20개의 노드, 출력층(output layer)은 분류할 패턴이 4개이므로 4개의 노드를 갖는다. 구성된 회로망은 일반적인 오차 역전파(error backpropagation) 학습 알고리즘으로 학습시켰다.

## 2.3 실험 및 결과

### 2.3.1 실험

실험은 비교적 조용한 대학교의 교수 연구실에서 수행되었고, 연극동아리 소속 대학생 중 공연 경험이 풍부하여 감정 몰입 능력이 좋은 사람을 대상으로 하여 남녀 각 2인, 총 4인에게 눈을 감고 해당 감정으로 몰입하도록 하여, 감정몰입이 되면 눈을 뜨고 데이터의 수집을 실행하게 된다. 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 대학 교수의 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.

그림 2는 본 연구에서 구성한 실험 시스템을 나타낸 것이다.

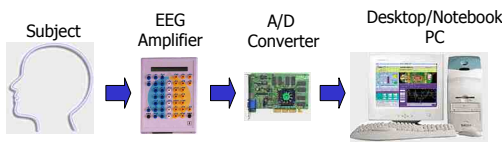


그림 2. 실험시스템의 구성도  
Fig 2. Composition of experimental system

미국 Electro-cap International사의 20채널 전극 캡(electro-cap)을 이용하여 전극을 부착하였고, 실험에 이용한 전극 위치는 국제적 10-20 표준의 Fp1, Fp2, P3, P4의 4곳을 선정하였다. 이는 뇌의 앞(anterior) 부분과 두정엽(parietal lobe)의 뇌파 활성화도에 따라 각성도와 쾌감 정도를 구분한 Heller의 감정 모델에 따르면, 본 연구에서 선택한 4곳이 뚜렷한 특징을 나타낼 것으로 생각했기 때문이다. 또한 앞부분의 6곳 중에서도 Fp1과 Fp2를 이용한 연구가 더 많아서 이를 선택하였다.

뇌파 증폭기는 (주)정상테크노의 뇌파 검사장치의 구성품에서 차단주파수 30Hz, 이득 2000인 32채널용 증폭기를 이용하였다. 증폭된 뇌파 신호는 미국 Data Translation사의 USB 포트용 A/D 변환

기인 DT-9804를 이용하여 12 bit 해상도, 128sps(samples per second)로 샘플링된다. 이렇게 디지털로 변환된 뇌파 데이터는 그림 3과 같은 신호처리 절차를 거친다.

증폭기에 포함된 아날로그 저역통과필터는 차단 특성이 약하여 디지털로 잡음을 제거하기 위한 전처리 필터링을 한다. 또한 필터링된 신호에서 눈깜빡임으로 인한 큰 진폭의 저주파 EOG 발생 부분을 제거한 나머지 부분들을 대상으로 뇌파 특징 파라미터를 추출한다. 이들 신호에 1초 길이(128개 샘플)의 Hamming window를 씌운다. 그리고 나서 6차의 Burg 알고리즘을 이용한 선형예측분석에서 예측계수를 구하고, 한편으로는 같은 신호를 FFT 연산하여 식 (3)에 따라  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ 파의 뇌파 대역별 상호상관계수를 추출한다. 이와 같이 추출된 뇌파 특징 파라미터가 신경회로망에 입력되며, 신경회로망의 출력값이 가장 큰 노드를 인식된 감정으로 한다. 한편 신경회로망의 학습을 위해서는 4가지 감정상태에 대하여 추출된 뇌파 특징 파라미터들의 5개 프레임(frame)의 평균값을 이용하며, 학습률은 0.3으로 고정하였다. 패턴 분류 실험은 학습 단계에 이용된 프레임을 제외한 부분에서 수행된다.

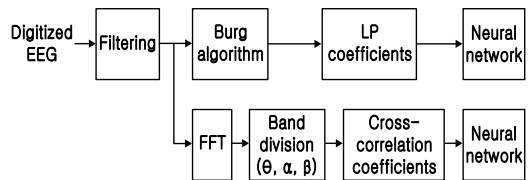


그림 3. 본 연구의 신호처리 블록선도  
Fig 3. Block diagram of signal processing for this study

### 2.3.2 결과 및 고찰

그림 4는 한 여학생 피검자로부터 검출한 4가지 감정상태에서 검출된 3초간의 뇌파 파형을 나타낸 것이다.

Heller의 감정 모델에 따르면, 불쾌한 상태에서 쾌적한 상태로 가면 뇌의 좌측 앞부분이 활성화되고, 각성도가 높으면 우측 두정엽의 활성화도가 높아진다고 한다[2]. 그러나 이를 토대로 여러 곳의 평균전

력을 계산해 보았으나, 뚜렷한 상관관계를 발견하지는 못하였다. 감정상태 분류의 최종 결과는 표 1과 2에 정리하였다. 표에서 보는 바와 같이, 선형 예측계수를 이용한 결과가 상호상관계수를 이용한 경우보다 인식률이 월등히 좋은 것을 알 수 있다.

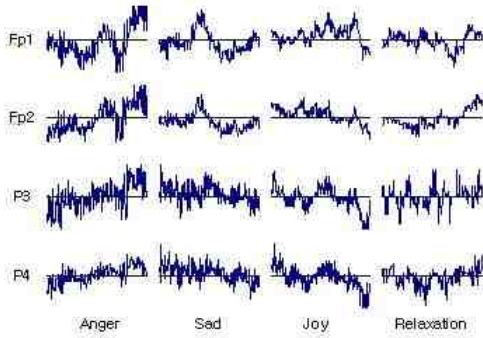


그림 4. 4가지 감정의 뇌파 파형의 예  
Fig 4. EEG examples of four emotions

본 실험 이전에 예비실험으로 윈도우의 길이를 0.5초로 실험하였을 때 선형예측계수를 이용한 결과는 비교적 양호한 결과(60%)가 나왔으나, 상호상관계수를 이용한 경우에는 전혀 인식이 되지 않았다. 이는 상호상관계수를 이용하는 경우 처리단위의 길이가 성능에 매우 큰 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 또한 여학생인 두 피검자, HIY와 YJS의 인식률이 더 떨어짐을 알 수 있는데, 이는 HIY의 경우 데이터 수집시간에 제약이 있었고, YJS의 경우 수면 부족과 실험시간의 부족이 겹쳐서 더욱 감정의 집중도가 떨어진 것으로 예상된다.

표 1. 선형예측계수를 이용한 감정 분류 결과  
Table 1. Results of emotion classification using the linear prediction coefficients

피검자 \ 감정	HIY	YJS	KYK	HSC
Anger	4/10	2/10	5/10	10/10
Sad	6/10	5/10	7/10	10/10
Joy	2/10	3/10	10/10	9/10
Relaxation	10/10	8/10	10/10	6/10
인식률(%)	55.0	45.0	80.0	75.0
평균인식률(%)	63.75			

표 2. FFT 스펙트럼 밴드 상호상관계수를 이용한 감정 인식 결과  
Table 2. Results of emotion classification using the cross-correlation coefficients of FFT spectra

Table 2. Results of emotion classification using the cross-correlation coefficients of FFT spectra

피검자 \ 감정	HIY	YJS	KYK	HSC
Anger	3/10	1/10	10/10	4/10
Sad	3/10	2/10	2/10	5/10
Joy	3/10	2/10	0/10	2/10
Relaxation	1/10	4/10	2/10	4/10
인식률(%)	25.0	20.0	35.0	37.5
평균인식률(%)	29.37			

### III. 결 론

본 연구에서는 분노, 슬픔, 기쁨, 안정의 4가지 감정상태에 따른 뇌파를 수집하여 선형예측계수와  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  대역의 주파수 영역에서의 상호상관계수를 추출하여 이들을 특징 파라미터로 한 감정상태 분류 실험을 수행함으로써 두 방법의 감정상태 분류 성능을 비교해 보고자 하였다. 이를 위하여 연극동아리 소속 남녀 대학생 4인을 대상으로 4 위치에서 뇌파를 수집하였고, 패턴 분류기로는 신경 회로망을 이용하였다.

실험을 통하여 얻어진 결론은 다음과 같다. 첫

째, 감정분류에 있어서 뇌파의 특징 파라미터로서 선형예측계수를 이용한 결과가 상호상관계수를 이용한 경우보다 인식률이 월등히 좋은 것을 알 수 있었다. 그러나 0.5초의 처리단위로 수행한 예비실험의 분류성능과 비교할 때 선형예측계수를 이용한 인식률의 개선에 비해 상호상관계수에서 인식률이 더 크게 개선되므로 처리단위에 따라 성능의 차이가 있을 수도 있다. 둘째, 본 연구에서의 전극 위치를 선정할 때 감정의 연구에서 많이 이용되는 위치와 Heller의 감정모델을 고려하여 결정하였으나, Heller의 감정모델과 일치하는 부분이 매우 적어서, 본 연구에서의 데이터의 경우에는 상관성이 거의 없음을 알 수 있었다.

본 연구는 감정 분류를 위한 뇌파분석의 여러 가지 실험 방법 중에서 간단히 접근할 수 있는 방법으로 수행하였음에도 비교적 고무적인 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 처리단위의 길이, 뇌파 전극수, 실험 조건과 파라미터 추출법의 개선 등을 통해 실험을 다양화하면 더욱 우수한 결과를 얻을 수 있을 것이라 기대된다.

### 참고문헌

[1] 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.

[2] T. Yoshida, "The estimation of mental stress by 1/f frequency fluctuation of EEG", Brain topography, pp.771-777, 1998.

[3] R. J. Davidson, "Anterior cerebral asymmetry and the nature of emotion", Brain and Cognition, vol.20, pp.125-151, 1992.

[4] C. Anderson, and Z. Sijercic, "Classification of EEG signals from four subjects during five mental tasks", Proc. Conf. Eng. Appl. Neur. Net., pp.407-414, 1996.

[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] J. I. Schmidtke, and W. Heller, "Personality, affectand EEG : predicting patterns of regional brain activity related to extraversion and neuroticism", Personality and Individual Differences, In Press, 22, May, 2003.

[8] H. Matsunaga, H. Nakazawa, "만족감 측을 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.

---

### 저자약력

---

김동준(Dong-Jun Kim)



1994년 연세대학교  
전기공학과 (공학박사)  
현재 청주대학교  
전자정보공학부 교수

<관심분야> u-healthcare, 생체신호처리

이현민(Hyun-Min Lee)



2008년 청주대학교  
전자공학과 (공학석사)  
현재 청주대학교  
전자공학과 박사과정

<관심분야> u-healthcare, 생체신호처리