

뇌파를 이용한 4가지 감정 분류에 관한 연구

강동기, 김동준, 김홍환, 고한우*

청주대학교 전자·정보통신·반도체공학부, 한국표준과학연구원*

A Study on Classification of Four Emotions using EEG

Dong-kee Kang, Dong-Jun Kim, Heung-Hwan Kim, Han-Woo Ko*
School of Electronic, Semiconductor, Computer & Comm. Eng., Chongju
Univ., Korea Research Institute of Standards and Sciences*

요 약

본 연구에서는 감성 평가 시스템에 가장 적합한 파라미터를 찾기 위하여 3가지 뇌파 파라미터를 이용하여 감정 분류 실험을 하였다. 뇌파 파라미터는 선형예측기계수(linear predictor coefficients)와 FFT 스펙트럼 및 AR 스펙트럼의 밴드별 상호상관계수(cross-correlation coefficients)를 이용하였으며, 감정은 relaxation, joy, sadness, irritation으로 설정하였다. 뇌파 데이터는 대학의 연극동아리 학생 4명을 대상으로 수집하였으며, 전극 위치는 Fp1, Fp2, F3, F4, T3, T4, P3, P4, O1, O2를 사용하였다. 수집된 뇌파 데이터는 전처리를 거친 후 특징 파라미터를 추출하고 패턴 분류기로 사용된 신경회로망(neural network)에 입력하여 감정 분류를 하였다. 감정 분류실험 결과 선형예측기계수를 이용하는 것이 다른 2가지 보다 좋은 성능을 나타내었다.

Keyword: emotion, EEG, LPC, neural network

1. 서 론

최근 삶을 보다 편리하고 안락하며, 쾌적하게 하고자 인간의 감성을 정성 및 정량화 하려는 노력이 이루어지고 있다. 감성 평가 방식 중에서 감정에 대한 연구에서는 뇌파가 많이 이용되고 있다. 이는 뇌파가 두뇌 활동에 대한 정보를 포함하고 있으므로 적절한 신호처리 기법을 이용하면, 정신 활동, 감정상태 등에 대한 정보를 얻을 수 있다고 생각하기 때문이다. Musha 등은 10채널 뇌파의 FFT 스펙트럼에서 θ , α , β 대역의 상호상관계수를 4가지 감정으로 매핑하는

ESAM(emotion spectrum analysis method)에 대한 연구를 발표하였고[1], Yoshida는 α 파 fluctuation을 이용하여 쾌적성과 각성도의 상관 관계를 연구하였다[2]. Davidson은 긍정 감정과 부정 감정에 따라 앞쪽 좌우 뇌파의 전력이 비대칭임을 입증하였다[3]. Anderson 등은 6채널의 뇌파를 AR 모델을 이용하여 5가지 정신적 작업을 분류하는 연구를 발표하였다[4]. 이러한 연구들은 나름대로의 성과를 배출하였으나, 개인차가 크고 변화가 심한 뇌파의 특성으로 인해 한계를 나타내고 있다.

본 연구에서는 인간의 감성을 평가하는 기술을 개발하기 위한 기초 연구로서, 대학 연극동아리 학

생을 대상으로 4가지 감정(relaxation, joy, sadness, irritation)의 뇌파 데이터를 수집하고 이로부터 선형예측기계수(linear predictor coefficients)와 FFT 스펙트럼 및 AR 스펙트럼의 주파수 대역별 상호상관계수(cross-correlation coefficients)를 특징 파라미터로서 추출하고, 신경회로망을 이용한 패턴 분류 실험을 통하여 감정 평가 시스템의 감정 파라미터로서 가능성을 비교하고자 하였다.

2. 특징 파라미터 추출

뇌파 신호는 수십 μV 정도의 전압으로 나타나는 미약한 신호이므로 외부의 잡음과 아티팩트에 매우 민감하다. 따라서 뇌파 파라미터 추출에서 불필요한 저주파 성분을 제거하기 위하여 0.5Hz와 4Hz의 차단주파수를 갖는 고역통과필터(high pass filter, HPF)를 4차 IIR 필터로 구현하였다. 단순 DC차단이 필요한 경우 0.5Hz를 사용하였고, 뇌파의 δ 밴드를 제거하고자 할 때는 4Hz를 선택하였다. 뇌파의 주파수 대역에서 30Hz 이상의 성분은 불필요하므로 차단주파수가 30Hz인 저역통과필터(low pass filter, LPF)를 4차 IIR 필터로 구현하여 사용하였다. 아티팩트로서 큰 요소를 차지하는 눈 깜박임 신호는 뇌파 데이터의 기울기와 문턱값을 이용하여 해당 부분을 제거하였다. 이때 사용하는 문턱값은 뇌파 데이터의 전체길이에 대하여 절대값 평균에 4배를 곱한 값으로 하였다. 윈도우는 FFT에만 적용하였으며 hamming 윈도우를 이용하였다. 그림 1은 감정 분류를 위한 알고리즘의 구성도이다.

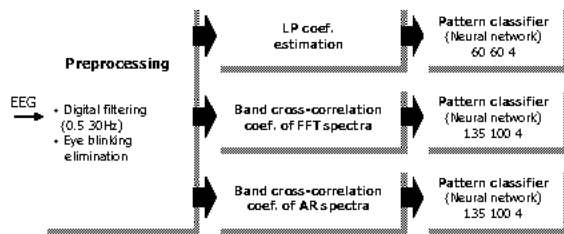


그림 1. 감정 분류를 위한 알고리즘 구성도

선형예측기계수는 현재 신호를 이전 신호들의 선형 결합으로 나타낸 예측된 샘플간의 오차를 최소화 제공 기준(least squares criterion)을 적용하여 선형예측분석을 하여 구해진다. 현재 샘플을 $s(n)$, 예측된 샘플을 $\hat{s}(n)$ 이라 하면, 예측오차(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 $-a_i$ ($i=1,2,\dots,M$) 는 선형예측기계수이다. 본 연구에서는 선형예측분석을 위하여 6차의 Burg 알고리즘을 이용한다. 밴드 상호상관계수를 얻기 위한 AR 스펙트럼은 다음 식에 의하여 얻어진다.

$$S_{AR}(w) = \frac{1}{|1 + a_1 e^{-jw} + a_2 e^{-j2w} + \dots + a_M e^{-jMw}|^2} \quad (3)$$

상호상관계수는 FFT 스펙트럼이나 AR 스펙트럼의 θ 파(5~8Hz), α 파(8~13Hz), β 파(13~20Hz)의 뇌파 대역별 상호상관계수를 추출한다. 뇌파의 α 대역에서 j와 k번째 전극간의 상호상관계수를 예로 나타내면 상호상관계수는 다음과 같이 구해진다.

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

여기서 $X_j(f_{\alpha})$ 은 j번째 전극에서 주파수 n에서의 FFT 스펙트럼 또는 AR 스펙트럼을 나타낸다.

패턴 분류를 위해서는 유사도 측정 혹은 거리 측정법과 신경회로망 또는 퍼지이론을 이용하는 방법 등이 있는데, 이 중 신경회로망을 이용하는 방법이 성능이 비교적 우수한 것으로 알려져 있다. 본 연구에서는 신경회로망 중에서도 패턴분류기로 많이 이용되는 다층인식자(multi-layer perceptions, MLP)를 이용하였다.

3. 실험 및 결과

뇌파 데이터의 수집은 연극동아리 소속 대학생 중 공연 경험이 풍부하여 감정 표현력이 좋은 4명을 대상으로 하였다. 모든 피검자는 오른손잡이이며, 여학생의 경우 생리기간을 피하여 실험하였

고, 각 피검자에게는 실험 당일에 중추 신경계 및 자율신경계에 영향을 줄 수 있는 담배, 카페인, 약물, 음주 등을 금지하였다. 데이터 수집 장소는 비교적 조용한 대학의 교수연구실에서 실험실 환경조건에 적합한 온도(23~26℃)와 습도(50~65%)를 조성한 상태에서 이루어졌다. 데이터 수집 순서는 relaxation, joy, sadness, irritation의 순서로 하였으며 감정 상태를 바꾸기 전에는 5분간 휴식을 취하였다. 뇌파의 채널 수는 10채널(Fp1, Fp2, F3, F4, T3, T4, P3, P4, O1, O2)을 사용하였으며, A/D 변환은 12bit, 128Hz의 샘플링 주파수를 적용하였다.

신경회로망 구성은 선형예측기계수를 이용하는 방법은 60개(6차×10채널)의 입력노드(input node)와 60개의 히든노드(hidden node)를 갖는다. FFT 스펙트럼과 AR 스펙트럼을 이용한 밴드 상호상관계수를 이용한 방법은 135개(${}_{10}C_2 \times 3$ 밴드)의 입력노드와 100개의 히든노드를 사용하였다. 신경회로망의 출력노드는 4가지 감정에 대한 출력을 하게 된다. 표 1~3은 4가지 감정 분류에 대한 인식률을 나타내고 있으며, 신경회로망 학습을 위한 프레임의 길이를 1초이고 학습 프레임수를 5, 10, 20으로 실험한 결과이다.

표 1. 선형예측기계수를 이용한 감정 인식 결과

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(%)	50.8	53.0	58.4

표 2. FFT 스펙트럼 밴드 상호상관계수를 이용한 감정 인식 결과

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(%)	35.2	35.7	43.1

표 3. AR 스펙트럼 밴드 상호상관계수를 이용한 감정 인식 결과

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 38%와 30.7%를 나타내고 있다. 본 실험에서는 전체 뇌파 데이터를 이용하였으므로 피검자가 감정 몰입이 어느 정도는 유지되다가 뒤로 갈수록 몰입의 집중도가 떨어지는 부분이 포함되어 있다. 따라서 표 1~3의 실험 결과를 통하여 최적의 학습 프레임 수를 20프레임으로 하고, 감정 몰입이 가장 잘 되었을 것으로 예상되는 초기 20초 이후 40프레임을 선택하여 다시 감정 분류 실험을 하였다. 또한 전처리에서 사용되는 HPF의 차단 주파수를 4Hz로 하여 δ 대역을 제거하였다. 이는 밴드 상호상관계수를 이용하는 방법의 선형예측기계수 보다 인식률이 낮은 이유가 δ 대역으로 인한 것이라고 판단 했기 때문이다. 표 4는 위의 방법을 적용하여 실험한 결과다.

표 4. 최적조건에서의 파라미터별 감정 인식 결과

방법 \ 피검자	LPC	FFT spec.	AR spec.
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 1~3의 결과들과 비교하여 선형예측기계수는 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.

4. 결 론

본 연구에서는 연극동아리 학생들의 4가지 감정 상태의 뇌파를 이용한 감정 분류 실험을 통하여 감정 평가 시스템에 적합한 감정 파라미터를 찾고자 하였다. 분류 실험에 사용된 특징 파라미터는 선형 예측기계수와 FFT 스펙트럼 및 AR 스펙트럼의 주파수 밴드 상호상관계수이고 패턴 인식기로는 신경회로망을 이용하였다. 실험결과 선형예측기계수를 이용하는 방법이 가장 좋은 성능을 나타냈으며, 밴드상호상관계수는 저조한 성능을 나타냈다. 이는 특정 전극과 다른 전극과의 뇌파 데이터의 주파수 대역별 상관관계는 크지 않다는 것을 나타내는 것이다.

선형예측기계수를 이용하는 방법은 잡음 제거, 주파수 대역 필터링 등의 전처리 기법의 개선 및 추가를 통하여 더 좋은 성능을 나타낼 것으로 기대되며, 인간의 감성을 평가하기 위한 감정 파라미터로 활용이 가능함을 확인할 수 있었다.

※ 본 연구는 G-7 감성공학기반기술개발 사업에 의해 지원되었음(2000-J-ES-02-A-01).

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. 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] 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.

[6] H. Matsunaga, H. Nakazawa, "만족감 계측을 위한 기초적 연구," 일본 인간공학, vol. 34-4, pp. 191-201, 1998.

[7] T. Yoshida, S. Ohmoto, S. Kanamura, "1/f frequency-fluctuation of human EEG and emotional changes," Noise in Physical System and 1/f fluctuations, edited by T. Musha, S. Sato and Yamamoto, Ohmsha, Ltd. pp.719-722, 1991.

[8] M. B. Kostyunina and M. A. Kulikov, "Frequency characteristics of EEG spectra in the emotions," Neuroscience and Behavioral Physiology, vol. 26, no. 4, 1996.