

SOM을 이용한 ECG의 긴장과 이완상태 인식

Tension and Relaxation Recognition of Physiological Signals Using SOM

정찬순, 김성훈, 김치호, 함준석, 박준형, 여지혜, 고일주

승실대학교 미디어학과

ABSTRACT

본 논문은 ECG의 긴장과 이완상태를 자동으로 인식하기 위해서 SOM 학습을 이용한다. 기존의 ECG 연구는 자극원의 유무에 따라서 정상상태와 변화상태를 비교하여 데이터를 분석하였다. 본 연구에서는 피험자를 ECG로 측정하여 분석한 후 SOM학습을 이용해서 자동으로 긴장과 이완상태를 분석한다. 실험은 피험자에게 슈팅게임을 하게 한 후 ECG로 측정한다. SOM 입력벡터는 측정된 ECG의 HRV분석으로 시간분석과 주파수분석의 특징벡터들을 추출한다. 특징이 추출된 입력벡터들은 SOM으로 학습하여 자동으로 피험자의 긴장과 이완상태를 분류하여 인식할 수 있었다. ECG와 SOM학습의 매칭도 결과는 71%의 정확도를 보였다.

Keyword: 'ECG', 'SOM', 'Emotion'

1. 서론

기존의 ECG(ECG; Electrocardiogram) 연구는 피험자에게 자극과 무자극의 상태에서 일정시간 동안 측정된 변화값을 이용하여 긴장과 이완상태를 분석하였다[1]. 하지만 본 연구에서는 측정된 ECG를 분석하여 피험자의 긴장과 이완상태를 자동으로 인식할 수 있도록 SOM(Self-Organizing Maps) 학습을 제안한다.

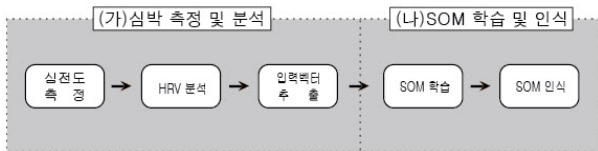
본 논문에서는 슈팅게임을 플레이하는 피험자를 ECG로 측정하였다. 측정된 ECG는 각각 특징을 분석하여 SOM 학습에 사용하기 위한 특징벡터를 추출하였다. 추출된 특징벡터는 SOM 학습으로 피험자의 상태를 긴장 또는

이완상태로 자동 분류하여 인식하였다. SOM은 비지도 학습방법으로 미리 가르쳐주지 않아도 스스로 학습을 하면서 비슷한 패턴을 찾아 답을 찾는 학습방법이다. 이 학습방법을 이용하여 입력된 ECG의 값은 긴장과 이완상태로 자동 분류할 수 있는 장점을 갖고 있다. SOM 학습의 성능결과는 순차적으로 입력되는 ECG의 LF/HF 비율을 기준으로 SOM 학습의 승자뉴런을 비교 분석하였다.

2. 긴장과 이완상태 인식

피험자의 긴장과 이완상태를 인식하는 과정은 그림 1의 (가)ECG의 측정 및 분석과 (나)SOM 학습

및 인식으로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 슈팅게임을 플레이하는 피험자의 ECG 를 측정하고 분석한다. 두 번째 단계에서는 피험자의 긴장과 이완상태를 SOM 학습으로 분류하여 인식한다.



[그림 1] SOM을 이용한 긴장과 이완상태 인식 시스템

2.1. 생체신호의 측정 및 분석

ECG 의 측정 및 분석 단계에서는 게임을 플레이하는 피험자의 상태를 ECG 로 측정한다. ECG 는 심장의 활동상태를 전기적 파동으로 기록한다. 심박파형 중 가장 높은 값의 R 파형을 추출한다. R 파형 다음에 나오는 R 파형과의 간격을 R-R 간격 또는 HRV 분석이라 한다. HRV 분석으로는 심박 간격의 변화를 알 수 있다.

HRV 분석은 시간 분석과 주파수 분석으로 나뉘어 분석한 후 특징벡터들을 추출한다. 시간분석으로는 최대값, SDNN(표준편차), 변이계수값(SDNN / 평균값 × 100), RMSSD(인접한 RR 간격의 제곱한 값의 평균 제곱근)이 있다. 그리고 주파수 분석은 짧은 시간 분석에 해상도가 좋은 자기회귀(AR; Autoregressive) 모델을 사용하였다. 주파수성분의 LF(Low frequency, 0.01~0.15Hz), HF(High frequency, 0.15~0.4Hz)를 구한 후 LF/HF 값을 분석하여 SOM 의 입력벡터로 이용한다[2]. 최대값은 신체의 각성도를 나타내며, 변이계수값은 심박의 규칙성을 알 수 있다. RMSSD 는 부교감 신경의 영향을 평가하며, 단기간 변화를 반영한다 [3]. 주파수 분석은 주파수 대역마다 활동성을 반영한 것으로 LF 는 교감신경계, HF 는 부교감신경계의 활동성을 나타낸다. LF/HF 는 교감 신경의 증가를 확인하는 것으로 고주파의 영역 HF 에 대한 저주파의 영역 LF 의 비율을 확인할 수 있다[2] [4].

2.2. SOM 학습 및 인식

SOM 은 비지도 학습 방법으로 자율학습과 경쟁학습의 특징을 갖고 있다. 입력벡터들이 스스로 학습을 하면서 최소의 거리를 가진 뉴런을 승자뉴런으로 정하여 가장 비슷한 패턴들끼리 군집화하여 결과를 보여주는 학습방법이다.

SOM 학습으로 피험자의 긴장 또는 이완상태를 인식하는 과정은 네 단계로 구성한다. 첫 번째 단계에서는 모든 뉴런들이 포함될 수 있도록 임의의 값으로 초기화한다. 두 번째 단계에서는 HRV 분석의 시간분석으로 최대값, SDNN, 변이계수값, RMSSD 을 이용하여 특징 추출한다. 주파수분석으로는 LF/HF 를 추출하여 입력벡터들을 정규화한 후 SOM 학습으로 입력한다. 세 번째 단계에서는 입력벡터와 모든 뉴런들간의 거리를 계산한다. 가장 가까운 거리의 뉴런을 승자뉴런으로 선택한다. 즉, 승자뉴런은 피험자의 긴장 또는 이완상태의 가장 비슷한 패턴을 찾아 제시한다. 네 번째 단계에서는 식(1)처럼 학습율이 적용되면서 승자뉴런과 이웃뉴런들의 연결강도를 재조정하게 된다.

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(t)(X - W_{old}) \quad (1)$$

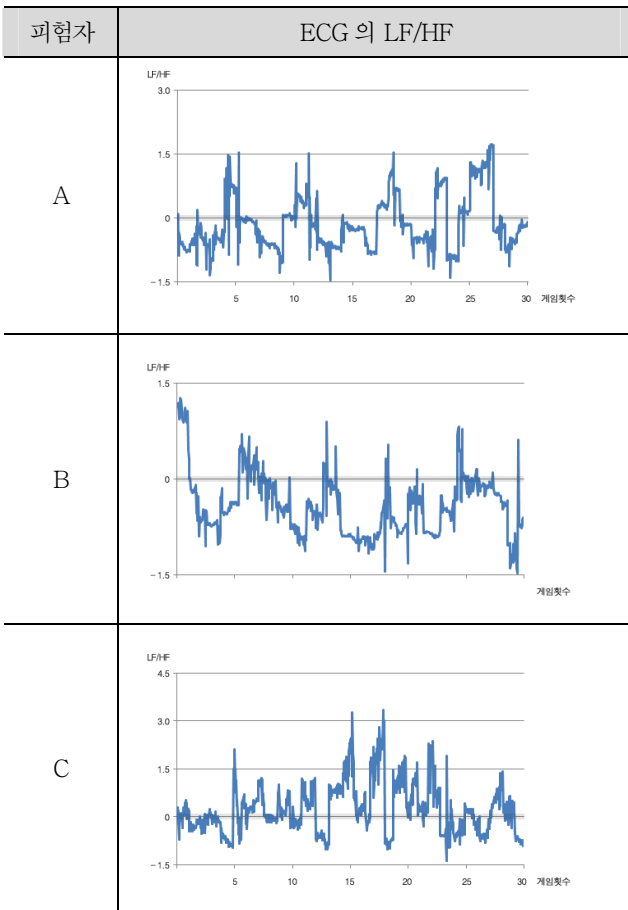
식(1)의 X 는 입력벡터이고, W_{old} 는 출력벡터, $\alpha(t)$ 는 학습율이다. 이 과정은 입력벡터의 양만큼 연결강도가 재조정되면서 피험자의 긴장 또는 이완상태를 SOM 학습의 결과로 SOM 인식에서 보여준다.

3. 실험 및 분석

피험자의 긴장 또는 이완상태를 SOM 으로 분류하여 인식하기 위해서 ECG 로 측정 한 데이터에서 입력벡터를 추출하여 SOM 학습을 하였다.

실험의 자극원으로는 비행슈팅게임 중 라이덴III를 이용하였고 피험자에게 플레이 하게 한 후에 ECG

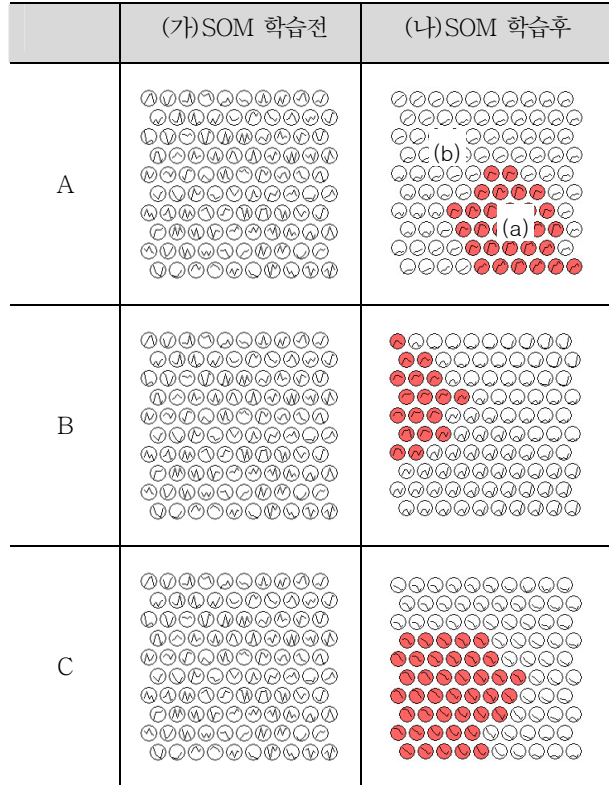
를 2 분 30 초 동안 15 회를 측정했다. 측정된 ECG 에서 R 파형을 추출하여 HRV 분석을 한 후 2 분씩 시간 분석과 주파수 분석을 하였다. 그리고 1 초씩 이동하여 한 게임당 30 개의 입력벡터를 추출하였다. SOM 학습은 입력벡터의 양이 많을수록 좋은 결과를 나타내기 때문이다. 그림 2 는 피험자의 게임 횟수에 따라 긴장과 이완상태를 주파수분석의 LF/HF 로 분석한 결과이다. 일반적으로 주파수 분석에서 LF/HF 가 정상상태에서 1.5 전후로 높기 때문에 본 논문에서 긴장된 시점을 1.5 기준으로 사용하였다[5] [6].



[그림 2] 피험자의 긴장과 이완상태

그림 2 처럼 피험자 A 는 게임의 횟수가 증가되면서 규칙적으로 긴장과 이완상태를 보였으며, 피험자 B 는 전체적으로 이완상태와 피험자 C 는 전체적으로 긴장상태를 보였다.

SOM 학습은 ECG 의 입력벡터들을 추출하여 SOM 으로 학습한 결과는 그림 3 과 같이 나타났다.



[그림 3] SOM 학습결과

그림 3 의 (가)SOM 학습전은 학습하기 전으로 임의의 값으로 연결강도를 랜덤하게 무작위로 나타난 모습이다. (나)SOM 학습후는 (a)긴장상태와 (b)이완상태로 분류되어 나타났다. 긴장상태는 한쪽으로 군집화되어서 SOM 학습된 인식결과로 나타났다.

[표 1] 매칭율 분석

	매칭율
A	79%
B	74%
C	59%
평균	71%

SOM 학습의 정확도 분석은 주파수 LF/HF 비율의 1.5 를 기준으로 하여 SOM 학습의 승자뉴런들과 순차적으로 비교 분석하여 매칭을 분석 결과가 나왔다. 표 1 에서 보는 바와 같이 매칭을 평균은 71%의 정확도를 보였다.

4. 결론

본 연구에서는 슈팅 게임을 플레이하는 피험자의 ECG 를 분석한 후 SOM 학습으로 긴장과 이완상태를 자동으로 분류하여 인식하는 방법을 제안하였다. SOM 의 입력벡터들은 HRV 의 시간분석의 최대값, SDNN, 변이계수값, RMSSD, 주파수분석의 LF/HF 를 추출하였다. 본 논문에서 제안하였던 ECG 의 입력벡터를 이용하여 SOM 학습한 결과는 피험자의 긴장과 이완상태를 자동으로 분류하여 인식할 수 있었다. 또한 SOM 학습과 주파수분석의 LF/HF 비율을 기준으로 성능 비교를 한 결과는 71% 정확도를 나타냈다.

향후 본 연구를 통해서 SOM 으로 학습된 데이터는 측정된 생체신호의 입력벡터들이 새롭게 입력되면 피험자의 상태를 실시간으로 인식할 수 있게 될 것이다. 예를 들어 게임에 SOM 학습을 적용했을 경우 실시간으로 입력되는 게이머의 긴장과 이완상태에 따라서 게임의 난이도를 자동 조절 할 수 있을 것이다. 그러므로 게이머는 몰입도가 향상된 게임을 할 수 있을 것으로 기대된다[7].

참고문헌

- [1] 정순철, 이봉수, 민병찬 (2004). 생리신호를 기반으로 한 자동 감성 평가 전문가 시스템의 개발, 대한인간공학회, 23(1), 대한인간공학회지 1-11.
- [2] Berger RD, Akselrod S (1986). An efficient algorithm for spectral analysis of heart rate variability, IEEE trans, 900-904.
- [3] Casolo G.C, Stroder P, Signorini C, Calzolari F, Zucchini M, Balli E, Sulla A, Lazzarini S. (1992). Heart rate variability during the acute phase of myocardial infarction. Cir, 85, 2073-2079.
- [4] Akselrod S, Gordon D, Ubel FA, Shannon DC, Barger AC, Conen RJ (1981). Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control. Science, 213(4504), 220-222.
- [5] Marek Malik (1996). Heart Rate Variability Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use. Circulation., 93, 1043-1065.
- [6] Kleiger R. E., Miller J. P., Bigger T. J. JR, Moss A. J. (1987). Decreased heart rate variability and its association with increased mortality after acute myocardial infarction. The American journal of cardiology, 59(4), 256-262.
- [7] 한승우, 이재중, 박진완 (2008). 대전 격투게임의 사례 분석을 통한 게임 밸런싱 연구. 8(1), 한국게임학회, 15-27.