

심전도를 이용한 온라인 게임 몰입 상태 분석 방법

김영진, 강행봉

가톨릭대학교 디지털미디어학부

e-mail : silverbulletz44@gmail.com, hbkang@catholic.ac.kr

A New Method for Engagement Analysis in Online Game using ECG

Young-Jin Kim and Hang-Bong Kang
Dept of Digital Media, Catholic University of Korea

요약

본 논문은 심전도를 이용하여 디지털 환경에서의 이용자의 몰입 상태를 측정하기 위한 시스템에 대한 것이다. 기본적으로 피험자에게 설문을 통하여 얻어낸 시간 단위의 몰입 여부에 대해서 측정된 심전도와의 상관 관계를 랜덤 포레스트를 이용하여 학습된 분류기를 이용하여 분석한다.

1. 서론

디지털 환경에서는 일반적인 상태보다 몰입이 더 깊게 일어나기도 한다. 본 논문에서는 디지털 콘텐츠의 선용을 위하여 이용자의 몰입 상태를 분석하는 시스템을 심전도(ECG)를 이용하여 구성하였다. 피험자가 게임을 하는 동안 심전도를 측정, 기록하여 영상과 설문을 통하여 몰입을 느낀 부분에 대하여 학습한다. 이를 통하여 심전도 신호 분석만으로 어느 부분에 대하여 몰입을 느끼고 있는지 분류할 수 있다. 분석에는 랜덤 포레스트를 적용하여, 측정된 신호에 대해서 잡음을 제거하는 필터링 이후에 S-transform 을 이용하여 분해하여 특징을 추출, 이를 통하여 분류기를 학습시킨다.

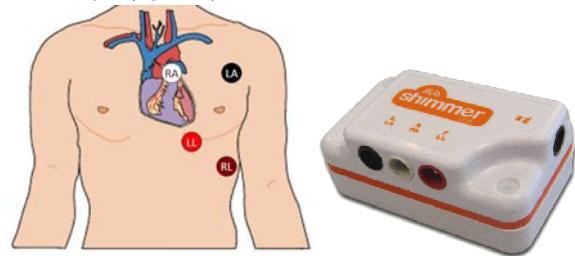
2. 시스템 구성

측정 장비는 그림 2의 Shimmer 사의 장비를 이용한다. Shimmer 사의 장비는 ECG(electrocardiography)뿐만 아니라 EMG(근전도, electromyography)신호, GSR(Galvanic Skin Response)등 다양한 신호를 측정 할 수 있는 센서를 제공하고 있다. 측정한 데이터는 블루투스 통신을 통하여 측정장치로 저장되는데, 본 논문에서는 블루투스 동글을 이용하여, PC로 측정하였다. 또한 그림 1에서처럼 웹캠 2 대를 이용하여 각각 한대는 게임진행화면을, 나머지 한 대는 피험자의 얼굴을 촬영한다.



(그림 1) 웨็บ캠을 이용한 게임화면, 피험자 상황 녹화

이는 실험 이후 피험자에게 자신의 몰입한 정도를 질문할 때 이용한다.

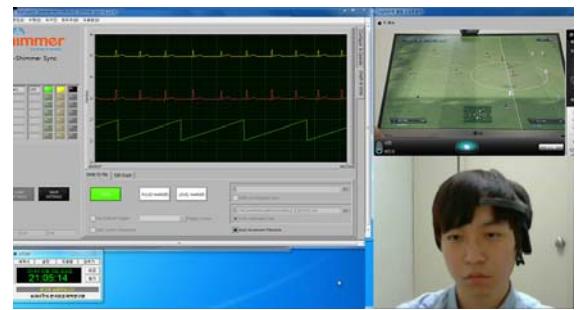


(그림 2) Shimmer ECG 측정장비와 전극 위치 설명도

ECG의 측정은 그림 2처럼 4개의 전극을 해당 위치에 붙여 진행한다.

3. 실험 구성

실험은 넥슨의 온라인 스포츠게임인 FIFA online3로 진행하며 한 경기에 대한 내용을 기록한다. 한 경기의 걸리는 시간은 통상적으로 10 분 정도로 실험의 구성은 다음과 같다. 먼저 선정된 게임을 피험자가 진행하는 과정에 대하여, ECG 신호를 얻는다. 이 때, 데이터를 얻는 화면과 동시에 게임이 진행되고 있는 화면과 피험자의 얼굴을 녹화한 영상을 동시에 기록한다.



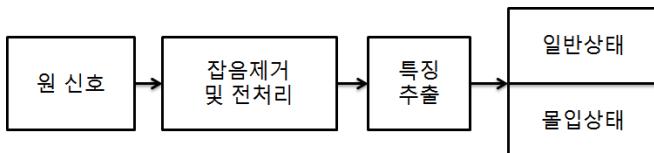
(그림 3) 실험 중 신호 측정 및 녹화화면

게임이 종료되면 2 분간 모니터를 끄고 정면을 응시한 상태로 대기한다.

실험 종료 후 피험자에게 게임 녹화화면과 피험자의 얼굴을 녹화한 화면을 보여주어 어느 부분에서 몰입하였는지 확인한다. 이를 통하여 해당 부분을 몰입부분이라고 추측하여 분류한다. 이를 통하여 과몰입을 유발할 수 있는 후보군을 생체신호만으로 분류할 수 있다.

4. 분석 방법

Shimmer ECG로부터 얻어진 심전도를 분석하여 특징을 추출한다. 이를 이용하여 상황에 따른 ECG의 개별성을 구분할 수 있는 분류기를 학습시킨다.



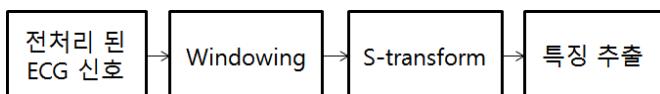
(그림 4) ECG 신호를 통한 과몰입 측정 시스템

(1) 잡음제거

신호의 분석에 앞서, 들어온 Raw Signal에 대하여 1 차적으로 전처리를 해준다. 원하지 않는 요소의 간섭을 최소화하는 과정으로, 피험자의 움직임이나 호흡, 피부로부터 전극이 떨어지는 현상에 따른 방해요소를 제거할 수 있다.

필터링에는 SGolay 필터를 이용한다. SGolay 필터는 Savitzky-Golay에 의해서 고안된 필터로 최소제곱법에 의한 스무딩 메카니즘을 기반으로 한 필터이다. 이는 신호의 고주파수 영역의 중요한 부분을 보존하는 경향이 있어 일반적인 FIR 필터보다 우수하다.

(2) 특징 추출



(그림 5) ECG 신호의 분해

특징 추출 과정에서는 전 처리된(Preprocessed) 신호에 대해서 분류기의 학습을 위한 특징을 추출하는 과정을 의미한다.

우선 Windowing Mechanism을 이용하여 전체 신호를 작은 단위로 나누어준다. 겹쳐지지 않도록 각 신호를 10 초단위의 윈도우로 구성하게 한다. 즉, 128Hz의 ECG 신호에 대해서 한 개의 윈도우에는 1280 개의 신호가 포함된다.

다음으로 S-Transform(Stockwell Transform)을 이용하여 전 처리된 신호를 분해한다. S-Transform은 1996년에 Stockwell에 의해 제안된 방법이다. [1] 이는 다른 Transform 방식과는 구별되는데, Local Phase information을 전부 보존한다는 점이다. 또한 S-Transform은

Wavelet Transform과 같이 기존의 Transform 방식보다 향상된 해상도를 가짐에도 불구하고, 각 샘플의 시간-주파수 영역에 대하여 Absolute referenced phase를 제공한다.

이상 S-transform의 수식은 다음과 같다.

$$H\left[\frac{n}{NT}\right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} h[kT] e^{2j\pi nk/N}. \quad (1)$$

Transform의 결과물은 2 차원의 행렬로 이루어진다. 이때 행(rows)은 주파수 영역에 해당하며 열(cols)은 시간 영역이다.

마지막으로 특징을 추출한다. 특징추출의 과정은 우선 Transform의 결과물인 2 차원 행렬을 이용하는 데, 두 단계를 걸쳐 진행된다. 우선 통계학적 방법을 행렬의 주파수에 적용시킨다. 수식은 다음과 같다.

- (i) Mean of frequencies (f),
 - (ii) Sum of frequencies(f)
 - (iii) Standard deviation of frequencies(f)
 - (iv) Range(f)
- (2)

이 방법을 이용하여 2 차원 행렬에서 1 차원으로 줄여준다. 구해진 1 차원 행렬을 연결하여 특징 행렬을 다음과 같이 구성한다.

$$\text{Freq}_{fets} = [\text{mean}(f), \text{sum}(f), \text{std}(f), \text{range}(f)] \quad (3)$$

다음 단계로 특징 벡터에 대해서 시간 영역으로 다음의 방법을 적용시킨다.

- (i) Mean:

$$\text{mean}(\text{ST}) = \text{mean}(f_i), \quad \text{where } f_i \in \text{Freq}_{fets}.$$

- (ii) Sum:

$$\text{sum}(\text{ST}) = \text{sum}(f_i), \quad \text{where } f_i \in \text{Freq}_{fets}.$$

- (iii) Mean of autocovariance:

$$\text{mean}(\text{autocovariance}(\text{ST})) = \text{mean}(\text{autocovariance}(f_i)), \quad \text{where } f_i \in \text{Freq}_{fets}.$$

- (iv) Sum of cross-correlation:

$$\text{sum}(\text{autocorrelation}(\text{ST})) = \text{sum}(\text{autocorrelation}(f_i)), \quad \text{where } f_i \in \text{Freq}_{fets}.$$

- (v) Log₂ of Variance:

$$\text{Log}_2(\text{variance}(\text{ST})) = \text{Log}_2(\text{variance}(f_i)), \quad \text{where } f_i \in \text{Freq}_{fets}.$$
(4)

이러한 과정을 통하여 각 윈도우당 20 개의 특징을 추출하고 추가적으로 2 개를 더 확보하여 총 22 개의 특징을 추출한다. 추가 특징의 수식은 다음과 같다.

- (i) Mean of max frequencies:

$$\text{mean}(\text{max}(\text{ST})) = \text{mean}(\max(\text{ST}_{1,y}, \text{ST}_{2,y}, \dots, \text{ST}_{x,y})).$$

- (ii) Mean absolute deviation of frequencies:

$$\text{mean}(\text{abs}(\text{ST})) = \text{mean}(\text{abs}(\text{ST} - \text{mean}(\text{ST}))). \quad (5)$$

위의 과정을 통하여 각 윈도우의 총 22 개의 특징을 구성, 분류에 적용된다.

(3) 학습방법

각 윈도우 별로 추출된 22 개의 특징을 기반으로 하여 분류기에 적용시킨다. 이때 측정 이후에 피험자로부터 몰입한 부분이라고 조사한 시간대에 해당하는 윈도우를 과몰입의 후보라고 추정하여 클래스를 분류 한다. 이렇게 분류된 신호를 이용하여 분류기를 학습 시킨다.

5. 실험 결과

피험자로부터 게임 도중 ECG 를 측정한 후, 이렇게 얻어진 신호로부터 위의 과정을 거쳐 최종적으로 각 윈도우 별로 22 개의 특징을 추출한다. 이렇게 추출된 특징을 이용하여 분류기에 적용시켰을 때 몰입상태라고 분류되는 결과와 피험자로부터 얻어낸 몰입 구간이 어느 정도 일치하는 것을 볼 수 있었다.

6. 결론

ECG 를 함께 측정하여 상황에 따른 신호의 개별성을 이용하여 몰입상태 구분이 가능하다. 실험 과정에서 피험자로부터 블루투스로 연동된 측정 장비를 이용하여 ECG 신호를 기록한다. 이 데이터에 필터를 이용하여 잡음을 제거하고 Transform 을 적용하여 시간-주파수 영역으로 분해한다. 이후 통계적 방법을 적용, 각 윈도우 별 22 개의 특징을 추출하여 이를 랜덤 포레스트에 적용하여 몰입 상태를 구분하는 분류기를 학습시킨다.

또한 ECG 신호 외에도 EEG 나 EMG 와 같은 다른 생체 신호를 결합하여 분석한다면 더욱 높은 정확도를 얻을 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 콘텐츠산업기술지원사업으로 수행되었음.

참고문헌

[1] R. G. Stockwell, L. Mansinha, and R. P. Lowe, "Localization of the complex spectrum: the S transform," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 44, no. 4, pp. 998 - 1001, 1996.

[2] A. Belle, R. Hobson, and K. Najarian, "A physiological signal processing system for optimal engagement and attention detection," in Proceedings of the IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine Workshops (BIBMW '11), pp. 555 - 561, 2011.

[3] A. Al-Ahmad, M. Homer, and P. Wang, Accuracy and Utility of Multi-Sensor Armband ECG Signal

Compared to Holder Monitoring, Arrhythmia Technologies Retreat, Chicago, Ill, USA, 2004.

[4] A. Belle, S. Y. Ji, S. Ansari, R. Hakimzadeh, K. Ward, and K. Najarian, "Frustration detection with electrocardiograph signal using wavelet transform," in Proceedings of the 1st International Conference on Biosciences (BioSciencesWorld '10), pp. 91 - 94, March 2010.

[5] L. Breiman, "Random forests," Machine Learning, vol. 45, no. 1, pp. 5 - 32, 2001.