

외부환경 제어를 위한 머신러닝 기반 뇌파신호 예측 알고리즘

장규영, 김성수, 김지수
동국대학교 멀티미디어공학과
e-mail : jangky000@mme.dongguk.edu, sskr1123@dongguk.edu , vrdd21@naver.com

EEG Signal Prediction Algorithm based on Machine Learning for external environment control

Kyuyoung Jang, Seongsu Kim, Jisoo Kim
Dept. of Multimedia Engineering, Dongguk University

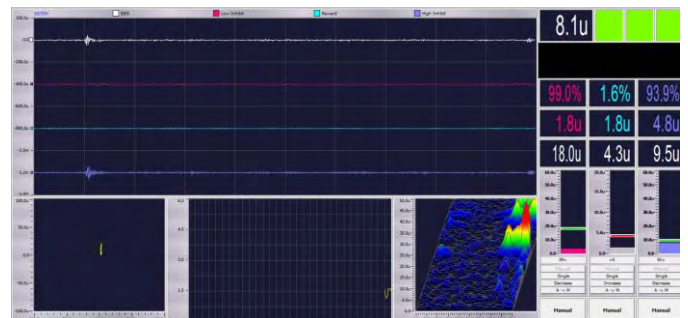
요 약

본 연구는 외부 환경 제어를 위해 안정적인 뇌파 신호를 추출하기 위한 알고리즘을 제안한다. 본 알고리즘은 다중 회귀의 원리를 사용한 머신러닝을 통하여 뇌파의 경향성을 분석하여, 측정 시 발생할 수 있는 불안정한 노이즈를 필터링하고, 제어 신호를 빠른 시간 안에 판단하는 것을 목적으로 한다. 측정은 CZ 측정 위치에서 1 채널의 EEG 기기로 이루어진다. 본 연구를 바탕으로 BCI 분야에서 효과적으로 외부 디바이스 제어를 위한 입력 신호를 추출하는 방법이 될 수 있을 것으로 예상된다.

1. 서론

뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain Computer Interface, BCI)는 뇌파(Brain Wave)를 통해 컴퓨터를 제어하는 기술로서, 신체적 결함이나 장애로 인해, 자신의 의사를 표현, 전달 할 수 없는 사람들에게 새로운 의사소통 수단을 제공하는 연구 분야이다. 생각만으로 컴퓨터를 제어하고 이와 연결된 각종 조작기구들을 동작시키기 위해서는 뇌세포의 전기적인 신경 신호를 읽어, 특정 패턴을 제어 신호로 빠르고, 정확하게 입력할 수 있어야 한다. 본 연구는 뇌파의 경향을 기계 학습하는 알고리즘을 통해 보다 안정적으로 외부 디바이스를 제어할 수 있는 신호를 추출할 수 있도록 돕는 모델을 만들기 위한 것이다.

센서를 직접 두피에 시술하지 않는 비침습형(Non-Invasive) 방식에서 실시간으로 뇌파 정보를 분석할 수 있다는 장점이 있는데 반해, 노이즈의 혼입이 불가피하다는 단점이 있다. 노이즈는 뇌파의 정보를 분석하는데 있어 치명적인 방해 요소가 된다.



(그림 1) 측정 환경에서 쉽게 발생하는 노이즈¹

2. 뇌파의 특성과 제어 신호

2.1 뇌파(Brain Wave)

뇌파는 신경계에서 뇌신경 사이에 신호가 전달될 때 생기는 전기의 흐름을 대뇌피질 또는 두피에서 기록한 것을 뜻하며 뇌전도(BEG)라고도 한다. 심신의 상태에 따라 각각 다르게 나타나며 뇌의 활동 상황을 측정하는 지표이다.

2.2 뇌파와 노이즈

3. 머신러닝 예측기

3.1 필요성

머신러닝 예측기는 두 가지 목적으로 고안되었다. 첫 번째는 뇌의 상태를 빠른 시간 안에 파악하는 것이고 두 번째는 어플리케이션의 불안정성을 해결하는 것이다. 뇌파를 분석하여 실시간으로

¹ BioExplorer

활용하는 애플리케이션에서 뇌의 상태를 빨리 파악하는 것이 중요하다. 예측기는 관련된 데이터 세트로 훈련된 상태라고 가정한다면 실시간으로 들어오는 정보로부터 미래의 값을 예측하여 미래에 어떤 상태일 지 미리 파악할 수 있다. 또한 뇌파 상태에 따라 주변 환경을 제어하는 애플리케이션의 경우 현재 뇌파의 노이즈로 인해 생긴 비정상적인 값들에 일일이 반응하지 않아야 한다. 이 경우 예측 값을 통해 현재 뇌파가 일시적으로 비정상적일지라도 미래에 정상을 유지할 것이라 판단한다면 즉각 반응하지 않도록 처리할 수 있다.

3.2 접근 방법

전극을 붙일 측정 위치와 알파파, 베타파와 같은 특정 파형을 담은 데이터 세트를 시간 단위로 구분한다. 회귀 분석을 이용하여 시간 단위로 구분된 특성 사이의 관계를 찾는다. 이때 충분한 데이터를 모으거나 규제를 추가하여 미래의 값을 측정하는 정확도 높은 예측기를 만든다.

3.3 알고리즘

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik} + u_i$$

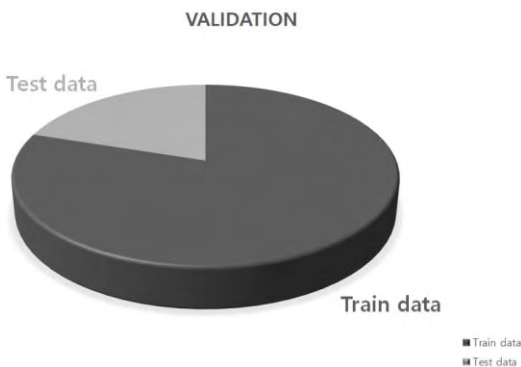
Estimates of $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$, denoted by b_0, b_1, \dots, b_k , are chosen to minimize

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \text{ where}$$

$$\hat{Y}_i = b_0 + b_1 X_{i1} + \dots + b_k X_{ik}$$

(그림 2) <다중회귀모델>

특정 시점 t까지의 데이터가 주어졌을 때 시점 t 이전의 값들인 0~t-1의 값들을 X로, 시점 t의 값을 Y로 한다. 우선 이렇게 만들어진 데이터 세트에서 80%는 훈련 데이터로, 20%는 테스트 데이터로 분류한다. 그 다음 훈련 데이터 세트를 미니 배치로 나누어 MSE 절댓값을 줄이는 방향으로 회귀 모델을 갱신한다. 마지막으로 남은 20%의 테스트 데이터로 예측기의 성능을 판단한다.



3.4 “A pilot experiment in the GIPSA-lab, Grenoble, France, in 2017” (Dataset)²

데이터 세트의 뇌파측정 대상자는 여성 7명, 남성 13명으로 이루어져 있으며 평균 나이는 25.8살이다. 뇌파 측정에는 16개의 전극을 사용했으며 FP1, FP2, FC5, FC6, FZ, T7, CZ, T8, P7, P3, PZ, P4, P8, O1, O2에 위치한다. 또한 참가자마다 10개의 분류를 두어서 뇌파를 측정한 데이터로 5개의 블록은 눈을 감고, 5개의 블록은 눈을 뜨고 측정한 값이다.

3.5 적용/ 기대효과

만들어진 모델의 예측 값과 실제 CZ 위치에서 측정된 1 채널 EEG 데이터 값을 비교했을 때 오차가 충분히 작다면, 예측된 값의 신뢰도가 높다는 것을 의미하므로 빠른 시간 안에 뇌파의 상태를 판단할 수 있다. 또한 예측 값의 일정 범위를 벗어나는 신호에 대해서는 노이즈로 판단하여, 노이즈를 제거한 본래 뇌파 신호를 예측하는데 도움이 될 것이다.

4. 결론

본 연구에서는 뇌파 데이터 세트를 다중 회귀 방식으로 학습시킨 모델을 구축하여 뇌파의 변화를 예측하는 알고리즘을 제안한다. 이로써 뇌파의 변화 상태를 빠른 시간 안에 판단하여 제어신호로 변환하거나, 예측치를 과도하게 벗어난 이상 값을 필터링 하는 데 활용할 수 있을 것으로 기대한다.

Acknowledgments

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음"(2016-0-00017)

참고문헌

- [1] Lebedev, M. A. “Brain-machine interfaces: past, present and future.”Trends Neurosci, 29, 536-46. 2006
- [2] BCN-7-143, Methodological Note: Neurofeedback: A Comprehensive Review on System Design, Methodology and Clinical Applications
- [3] Gregory Apker, Brent Lance, Scott Kerick, and Kaleb McDowell, Combined Linear Regression and Quadratic Classification Approach for an EEG-Based Prediction of Driver Performance

² <https://zenodo.org/record/2348892#.XJhXkpgzaUk>