

EEG 파형으로부터 오른손동작과 왼손동작을 분류

김도연, 황민철, 이광형

한국과학기술원 전산학과, 표준과학연구소 인간공학연구실

Abstract

인간과 기계의 인터페이스로서 EEG를 이용한 방법이 새로이 부각되고 있다. 두뇌 피질로부터 추출되는 EEG 신호를 처리해서 컴퓨터로 하여금 사람의 생각을 예측하고 원하는 바를 처리해줄도록 하자는 것이 궁극적인 목표이다. 본 연구에서는 두뇌피질 부위 중 손과 팔의 움직임에 민감하게 반응하는 부분으로부터 EEG 신호(signal)를 추출해서 오른손 움직임인지 왼손 움직임인지를 구분해 주는 운동 신호 분류 방법을 제안하고 실험했다. 제안된 방법에서 성공률은 최대 89%를 보였으며, 이 방법을 응용하면 간단한 작업을 EEG로 처리하는 인터페이스의 설계, 구현이 가능할 것이다.

1. Introduction

인간과 기계의 인터페이스로서 새로이 부각되고 있는 방법이 있는데, 바로 EEG를 통한 Brain Computer Interface(이하 BCI)를 만들자는 것이다. 두뇌 피질로부터 측정되는 EEG 신호를 처리해서 컴퓨터로 하여금 사람의 생각을 알아 맞추어서 원하는 바를 처리해줄도록 하자는 것이 궁극적인 목표이다. 이론상으로 뇌의 의지는 EEG로부터 구분될 수 있어야 한다. 그러므로 EEG 신호처리가 성공한다면 아마 가장 이상적인 인터페이스가 될 것이다. 따라서 현재 보철학이나 VR 등의 연구 분야에서 EEG를 이용한 새로운 인터페이스 개발에 많은 관심을 갖고 노력을 기울이고 있다. 그러나 EEG 연구에는 여러 가지 해결해야 할 문제가 많다. 10억개에 이르는 뇌의 신경세포가 보여주는 복잡한 양태를 분석한다는 것이 결코 간단하지 않은 문제이며, 신경전류의 특성상 그 amplitude가 매우 작기 때문에 노이즈도 많이 탄다. 그럼에도 불구하고, filtering, fourier transform, neural network 등의 신호처리방법을 이용해 EEG를 분석하는 것이 가능하다.

본 연구에서도 motor cortex 중 C1, C2에 초점을 두고 AR 모델링기법과 신경망을 기반으로하여 사람의 오른손 움직임과 왼손 움직임등의 파형을 구별하는 연구를 수행하였다.

2. 본론

2.1 오른손 움직임과 왼손 움직임을 구분하는 새로운 EEG 신호 분류방법의 제안

본 연구는 motor cortex에 초점을 두고 사람이 오른손을 움직였을 때 나오는 시그널과 왼손을 움직였을 때 나오는 시그널을 구별해주는 새로운 분류 방법을 제안한다. EEG 시그널 분석에서 고려해야 할 두 가지 중요한 점은 각 주파수 성분의 시간에 따라 변화하는 패턴이다. 시간 축을 따라 시그널이 변해 가는 상태의 특징을 추출하기 위해서 AR 모델링기법을 이용했다. AR 모델링기법을 사용함으로써 우리는 파형의 특징 정보를 잃지 않으면서 파라미터의 개수를 줄일 수 있다는 장점을 갖게된다.

이렇게 얻어진 AR 계수들을 신경망을 이용하여 학습시킴으로써 최종적으로 좌,우 뇌의 움직임 패턴을 분류한다.

2.2 AR parameter

이것은 뇌전위 신호를 특정한 수식의 꼴로 모델링하고 예측하는 기법중의 하나이다. 여기서 사용한 예측모델은 과거의 신호 몇 개의 값을 이용하여 현재의 값을 결정하는 형태를 지닌다. 따라서 적절히 지연된 간격으로 있는 과거 신호를 몇 개까지 고려할 것인지를 먼저 결하면, 그 개수만큼 AR 계수들을 얻을 수 있다. 이 계수가 지나는 특별한 물리적 해석은 아직 없으나 상황에 따라 이 값이 특수하게 변하게 되므로 상황의 차이를 구별하는데 유용하다. 즉 현재의 신호가 얼마만큼의 지연된 신호에 의존성이 큰지를 대략 파악할 수 있다. 뇌전위신호를 이러한 형태로 모델링하기 위해서는 샘플링된 신호의 값을 예측모델에 넣고 그 결과가 적절히 결정된 예측에러범위내에 들때까지 최소제곱오차를 구해 계수를 변화시켜가면 된다. 충분히 원래 신호의 값과 비슷해졌을때, 결정되어진 예측모델에 있는 각 항의 계수가 AR 계수가 된다.

2.3 Back-propagation Neural Net

2.3 실험

피험자

24세의 여학생이 실험에 참가하였다. 실험의 목적을 바로 알고 최선을 다해 임했다.

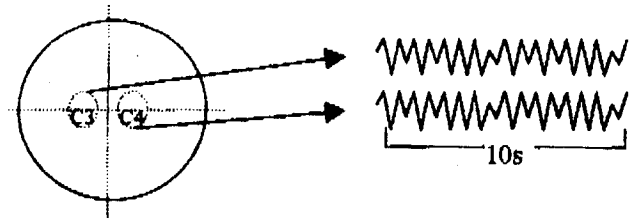
실험 순서

피험자는 소음이 없고 전기적으로 보호되는 방에서 편안한 안락의자에 앉아 실험에 임했다. 피험자는 실험자의 지시에 따라 10초간 오른손 또는 왼손의 주먹을 쥐었다 폈다 했다. 실험자는 매 시행에서 오른손을 움직이는지 왼손을 움직이는지를 지시하고 그로부터 5초정도후 액션을 취하라는 사인을 보낸다. 수행하라는 신호로 bcep 음을 들려주었다. 액션을 수행하는 순간부터 10초후 까지를 데이터로 사용했다. 오른손 9회, 왼손 10회의 총 19회의 시행을 하였다.

EEG 기록

EEG 기록에 사용된 시스템은 Biopac, MP100 이고

Biopac에서 제공하는 인터페이스를 사용하였으며, metal cup type의 electrode를 사용하였다.

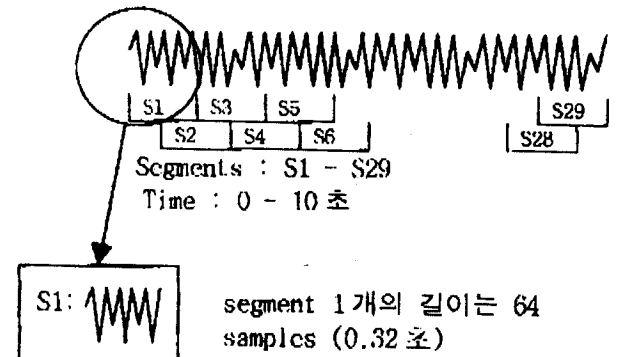


<그림 1> electrode 위치

국제 10-20 시스템의 양 귀를 관통하는 선 상에 있는 위치들은 각각 운동신경과 밀접한 연관이 있는데, 그 중에서도 손의 움직임과 연관성이 많은 위치는 C1, C2 이다. 따라서 C1, C2의 위치에 electrode를 부착시켰다. 양 귀볼을 reference로 잡고, ground는 귀뒷부분에 두었다. 데이터의 sampling frequency는 200이고 10초 동안의 데이터가 기록되었다.

2.4 데이터 처리

2.4.1 세그먼트

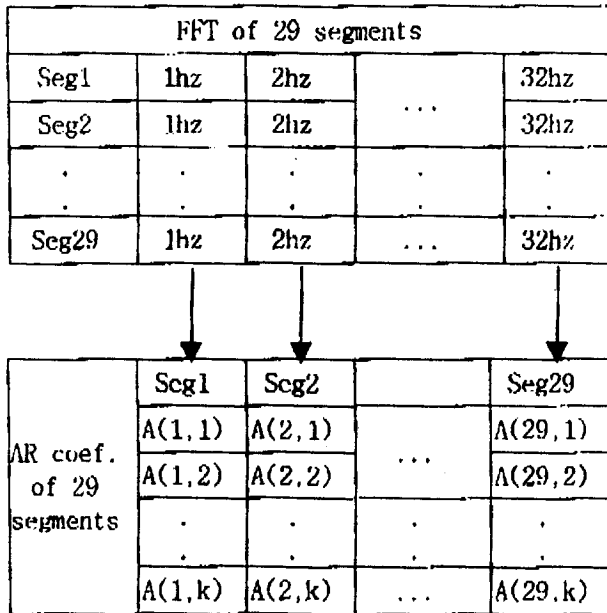


<그림 2> 데이터 세그멘테이션

위의 그림에서와 같이 10초 분량의 데이터를 일정한 크기의 세그먼트들로 나누었다. 세그먼트를 자신의 앞, 뒤 세그먼트와 반씩 교차되게 나누었고 각 세그먼트는 0.32초의 길이로서 64개(200*0.32)의 샘플들로 구성되어있다. 따라서 10초간의 데이터를 29구간의 세그먼트로 나누었다. 세그먼트의 길이는 한 번 주먹을 쥐는데 걸리는 시간이 0.25초 정도인 것과 FFT를 하기 위해서는 개의 샘플링 데이터가 필요하다는 것을 감안하여 선정한 값이다.

2.4.2 데이터 처리

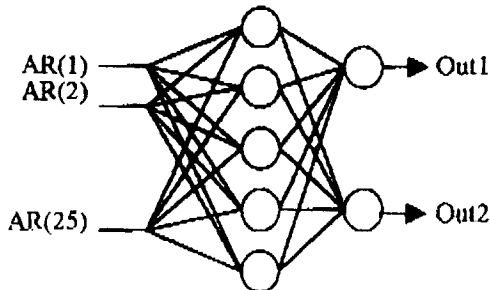
시간축상에서 나누어진 각각의 세그먼트를 FFT 처리하고, 각 Hz 대역별로 시간에 따른 변화 곡선을 AR 모델로 근사시켰다.



k : AR 모델링의 차수

<그림 3> 각 주파수 대역의 시간에 따른 변화의 AR 모델링

위의 과정에 의해 얻은 각각의 Hz 대역의 AR 계수들을 신경망으로 학습시켰다. 입력 노드의 개수는 25개, 히든 노드의 개수는 5개, 출력노드의 개수는 2개로 설정하였다. 출력 노드에서 오른손에 대한 데이터이면 "1" "0"을 출력하도록하고 왼손에 대한 데이터이면 "0" "1"을 출력하도록했다. 뉴럴넷 구조는 다음과 같다.



<그림 4> 신경망 구조

2.5 결과 및 분석

오른손을 움직였을 때의 10 초짜리 데이터 9개와

왼손을 움직였을 때 나오는 10 초짜리 데이터 10개를 가지고 분석하였다.

각각의 데이터로부터 32개의 주파수대역 (100/32Hz, 100/32*2Hz, ..., 100/32*32Hz)에 대한 AR 계수 25개씩을 얻었고 이것이 각각 하나의 패턴을 이룬다. 따라서 총 19*32=608개의 패턴에 대해 여러 가지 분석을 시도하였다.

19개의 데이터를 각각 29개의 세그먼트로 나누고 각 세그먼트에서 32개의 주파수 대역에 대해 AR 계수를 구해서 학습된 신경망에 테스트시켰다. 32개의 주파수 구간 각각에 대해서 출력값의 max 값이 Out1으로부터 나왔으면 그 주파수 구간은 오른손으로 분류하고 출력값의 max 값이 Out2로부터 나왔으면 그 주파수 구간은 왼손으로 간주한다. 32개의 주파수 구간 각각에 대해 이런 작업을 해서 오른손으로 분류된 주파수 구간의 개수가 왼손으로 분류된 주파수 구간의 개수보다 많으면 이 데이터는 오른손의 파형을 나타낸다고 분류하였고, 그 반대이면 왼손으로 분류하였다.

오른손, 왼손으로부터 각각 10 초짜리 2개씩을 학습데이터로 이용하였다. 즉 총 뉴럴넷 학습 데이터는 개수는 128(4*32)이다.

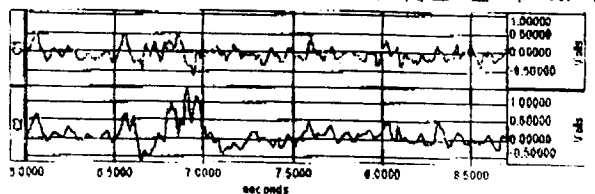
2.5.1 분석 1

C1으로부터 얻은 데이터만을 가지고 분석한 경우와 C2로부터 얻은 데이터 만으로 분석을 한 결과이다.

	C1	C2
성공률	63%	73.6%

<테이블 1> C1, C2 각각의 분석결과

실지로 C1의 데이터와 C2의 데이터를 보면 육안으로 보기에 C2가 더 오른손, 왼손 움직임에 큰 차이를 보이고 있다. C2가 더 오른손의 움직임에 민감한 반응을 보이고 있음을 알 수 있다.





<왼손 데이터>

<그림 5> 시간축에 따른 왼손, 오른손 움직임의 시그널

2.5.2 분석 2

분석 1에서는 오른손 왼손을 구분하는데 있어서 32개의 주파수 구간 전체를 이용하였다. 이는 0hz에서 100hz까지를 전부 다 똑같은 중요도로 고려한 방법인데, 분석 2에서는 오른손 왼손을 구분하는데 있어서 0hz-100hz까지를 전부 고려해주는 것이 가장 좋은 방법인지를 검증하기 위해 오른손 왼손을 구분하는 주파수 구간의 수를 변화시켜가며 분석하였다. 여기서는 C2의 데이터만을 이용했다.

주파수구간	성공률
1~32	73.60%
1~19	78%
1~16	89%
1~10	84%

<테이블 2> 주파수 구간을 변화시켜가며 분석한 결과

주파수 구간 1($100/32*1 = 3.125\text{hz}$)에서 16($100/32*16 = 50\text{hz}$)까지를 고려한 경우가 가장 정확도가 높았고 전구간을 고려해준 경우가 가장 저조한 정확성을 보였다. 위의 결과는 오른손 왼손을 구분하는데 있어서 고 주파수보다 50hz이내의 저 주파수가 의미있게 작용함을 보여주고 있다.

피험자가 한 사람이었기 때문에 본 연구의 결과를 일반화 할 수는 없지만 앞으로의 계속적인 검증들을 통한 수정 작업을 거쳐서 일반화되고 안정된 분류방법을 제시할 수 있을 것이다.

3 결론

본 연구에서는 인간의 뇌파를 분석해서 좌,우 손

의 움직임을 구별 할 수 있도록하는 EEG 분류방법을 제안하였다.

분류방법에 AR 모델링 기법을 도입하여서 파형의 특징 정보를 잃지 않으면서 파라미터 수를 줄이도록 하였고, 그 결과 90%에 근접한 정확성으로 오른손, 왼손을 구분할 수 있었다.

본 연구 결과물은 좌/우 손동작이외의 다른 동작의 구분에도 응용될 수 있을 뿐만 아니라, 운동관련 두피신경신호(motor signal)이외의 인간의 여러 가지 정신 상태를 구분하는데에도 쓰일 수 있을 것이다.

Reference

- [1] <http://www.cs.man.ac.uk/aig/staff/toby/blue-sky/bci/>.
- [2] Charles W. Anderson and Saikumar V. Devulapalli, "Determining Mental State from EEG Signals Using Parallel Implementations of Neural Networks", Scientific Programming, Special Issue on Applications Analysis, vol 4, no. 3, Fall, 1995, pp 171-183.
- [3] Charles W. Anderson, Erik A. Stolz, and Sangyogita Shamsunder, "Discriminating Mental Tasks Using EEG Represented by AR Models", Proceedings of the 1995 IEEE Engineering in Medicine and Biology Annual Conference, Sept 20--23, 1995, Montreal, Canada. (<http://www.cs.colostate.edu/~anderson/pubs/pubs.html>)
- [4] Dae-hyun Back, "A New Classification Method in Human-Computer Interface Using Electroencephalogram", 휴먼테크 논문집(대학부문), pp 13-26, 1996.
- [5] Steven M. Kay, "Modern Spectral Estimation: theory & application". Prentice-Hall, 1988.

[6]김대주, "신경망 이론과 응용", 하이테크 정보,
1993.