

왼쪽과 오른쪽 움직임의 상상에 대한 뇌파의

Discrimination of EEG Signal about left and right Motor Imagery

음태완, 김응수

대전대학교 대학원 전자공학과

Taewan Eum, Eungsoo Kim

Dept. of Electronics Eng, Graduate School, Deajeon University

E-mail : eskim@dju.ac.kr

ABSTRACT

최근에 뇌파를 이용하여 컴퓨터와 통신하거나 기기를 제어할 수 있는 이른바 뇌-컴퓨터 인터페이스(BCI(Brain-Computer Interface))에 대한 연구가 대두되고 있다. 이러한 BCI 연구의 궁극적 목표는 다양한 정신상태에 따른 뇌파의 특성을 파악하여 컴퓨터나 기기 등을 제어하는 것이다. 본 논문에서는 움직임과 관련 있는 10~12Hz의 μ 파 영역에서의 ERD/ERS를 계산하였고, 그 결과 왼쪽과 오른쪽 손의 움직임을 상상할 때에 운동과 관련된 기능이 집중되어 있는 일차 운동영역(primary motor area)의 μ 파에서 ERD/ERS의 차이가 나타남을 발견하였다. 또한, RLS방법을 사용한 Adaptive Autoregressive Model 계수의 특징을 추출을 하였으며, 이를 신경망으로 학습시켜 인식률을 비교하였다.

Key words : Brain-Computer Interface, Event-Related Desynchronization(ERD), Event-Related Synchronization(ERS), Adaptive Autoregressive Model(AAR)

I. 서 론

뇌파(electroencephalogram : EEG)는 사람 두뇌의 정보처리 활동의 정보를 가지고 있어서 이를 이용하여 기기를 제어하기 위한 연구가 국내외에서 관련 연구자들에 의해 수행되고 있지만 만족할만한 성과를 얻지 못하고 있다. 그 원인은 뇌파가 아주 미약한 신호이며 약간의 환경의 변화만 있어도 그 변화 폭이 크므로 이를 정규화 시키는 것이 어렵기 때문이다. 만약 이것이 성공한다면 상상만으로 즉시 전자장치와 통신하여 임의의 기계를 움직이는 것이 가능해지며, Man-machin 인터페이스 분야의 획기적인 전기를 마련하는 계기가 될 것이다.

본 논문에서는 왼쪽과 오른쪽 방향에 대한 움직임을 상상할 때 측정하여 얻어진 데이터를 사용하여 μ 영역에서 ERD/ERS의 값을 계산하였고, Adaptive Autoregressive Model의 계수를 얻어내어 시간에 따른 값을 분석하였다. 또한, 얻어진 특징을 신경망을 사용하여 학습

시켜 인식률을 얻어냈다.

II. 본 론

2.1 뇌파데이터 수집

20대 초반 대학생 남,녀 3명의 뇌파를 측정하였다. 뇌파를 측정하기 위한 하드웨어는 4채널의 뇌파기와 DAQ Board(National Instrument 6024E), 뇌파기의 아날로그 신호를 DAQ보드에 연결해 주는 터미널 보드를 사용하였다. 그리고, 소프트웨어로는 측정모델을 기준으로 4채널의 뇌파를 측정하기 위해서 정확한 시간에 자극을 제시할 수 있는 뇌파 측정 프로그램을 Matlab을 사용하여 작성하였다. 이 뇌파 측정 프로그램은 설정창에서 자극의 종류(시각, 청각, 상상)와 방향(왼쪽, 오른쪽) 그리고, 샘플링 주파수(128Hz, 256Hz, 512Hz), 파일명을 선택할 수 있다.

마다 나타낸 파형의 그림이다. 그 결과 맨 아래의 파형과 같이 움직임의 상상이 시작된 0초 부근에서부터 리듬의 진폭이 낮아지는 ERD를 얻을 수 있었다.

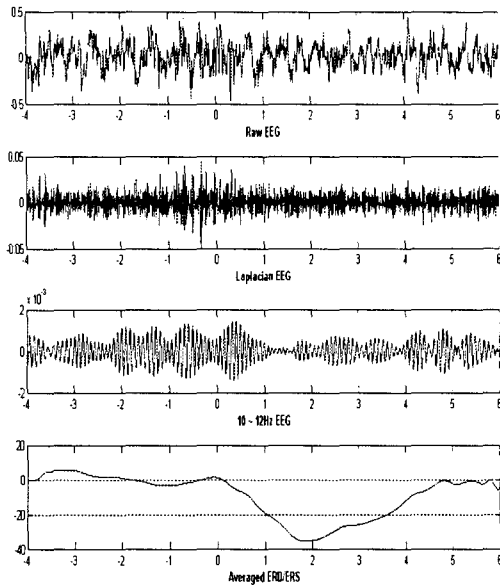


그림3. ERD/ERS의 계산

이와 같은 방법으로 왼쪽과 오른쪽 상상에 대한 데이터의 ERD/ERS 값을 구해보았다. 그 결과 그림4에서와 같이 왼쪽 상상이 시작된 0초 부근 C4채널에서 C3보다 큰 ERD가 나왔으며, 이와는 반대로 오른쪽 상상이 시작된 0초 부근 C3채널이 C4채널 보다 큰 ERD가 나왔다. 이 결과를 통하여 상상하는 방향의 반대쪽에서 ERD가 크게 나오며, 좌우 구분이 가능함을 알 수 있었다.

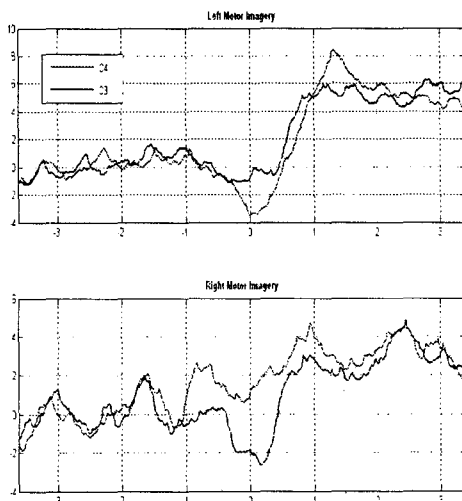


그림4. C3, C4채널의 ERD/ERS

2.2.2 Adaptive Autoregressive Model

자기회기모델은 시간에 따른 데이터 $x(t)$ 에 대해 각 순간의 데이터들끼리 상관관계가 있다고 가정한다. 단, 여기에 백색잡음이 첨가되게 되는데 그 잡음에는 시간적인 상관관계가 존재하지 않는다. 따라서 데이터 $x(t)$ 가 시간에 대해 측정될 때 기존에 측정된 신호에 특정가중치를 곱한 값의 합에 잡음(noise)를 섞은 것으로 표현할 수 있다.

$$x_k - a_1 x_{k-1} - \Lambda - a_p x_{k-p} = \varepsilon_k : \text{AR}$$

$$x_k - a_{1,k} x_{k-1} - \Lambda - a_{p,k} x_{k-p} = \varepsilon_k : \text{AAR}$$

이러한 AAR Model의 파라미터는 각각의 반복에 의해 추정되며, AR모델은 변화가 없는 뇌파의 특징의 기술에 사용되고, Event-related EEG의 기술에는 AAR모델이 유용하다.

본 논문에서는 뇌파의 다른 특징을 추출하기 위해 모든 trial의 데이터 평균을 모델의 차수가 6인 AAR 모델을 사용하여 256 window를 샘플당 이동시키며 10초 구간의 a1계수의 값을 얻어내어 분석하였다. 그 결과 그림5와 같이 움직임의 상상을 했을 때, a1값이 C3, Cz, C4채널 모두에서 증가했으며, 확대한 그림5에서 알 수 있듯이 왼쪽을 상상을 했을 때에 C3보다 C4채널의 값이 낮게 나왔고, 오른쪽 상상을 했을 때는 C4채널 보다 C3채널의 값이 낮게 나왔다. 이를 통해 AAR-model의 a1계수의 값으로 움직임을 시작한 부분을 알 수 있으며, 또한 좌우의 판별까지도 할 수 있음을 알 수 있었다.

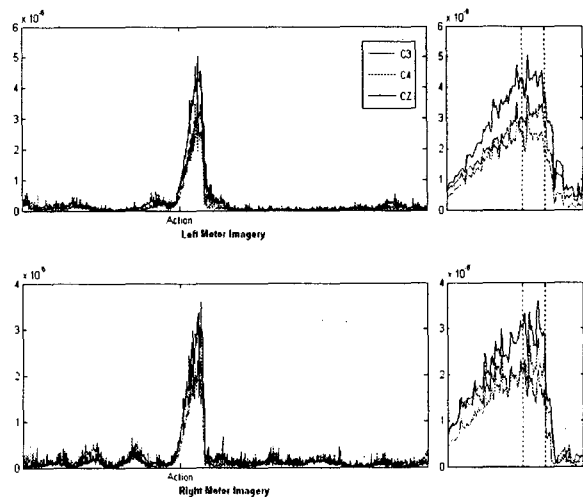


그림5. AAR(a1) 계수의 시간에 따른 변화

2.3 인식

ERD/ERS와 AAR-Model의 a1계수의 특징을 사용하여 Back Propagation(BP) 알고

리즘과 Radial Basis Fuction(RBF) Network 를 사용하여 인식률을 구하였다. BP 알고리즘 은 지도 학습(supervised learning) 방법이다. 또한, RBF(Radial Basis Function) 신경망은 입력 데이터의 특징을 이용해서 미리 은닉 뉴런의 개수와 그것의 파라미터를 고정시킨 후, 은닉 뉴런과 출력 뉴런 사이의 연결 가중치는 선형 최소 제곱 방법(LMS)을 이용해서 추정한다. RBF 신경망은 학습속도가 빠르고 구성이 간단하며 분류 능력이 우수한 장점이 있다. 그리고 은닉층에서 MLP가 시그모이드 함수인 것에 반해 RBF에서는 가우시안 함수를 사용한다. 학습의 결과로 아래의 그림6에서와 같이 ERD/ERS의 경우 BP와 RBF에서 60% 정도의 인식률과 AAR(a1)의 경우 BP와 RBF에서 80% 정도의 인식률을 얻었다.

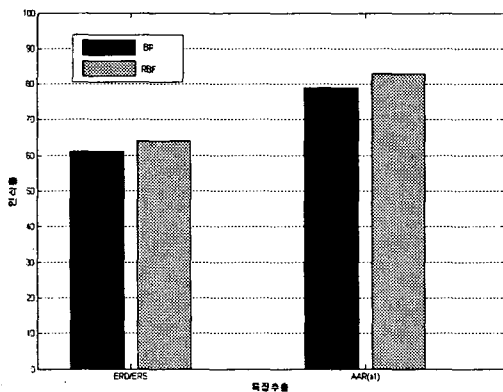


그림6. 인식률의 비교

III. 결 론

본 논문에서는 움직임의 상상에 대한 뇌파의 특징을 추출하는 방법으로 ERD, ERS 특성과 AAR모델의 a1계수의 특징을 나타내었고, 이를 통해 인식률을 알아보았다. 그 결과 앞에서 제시한 뚜렷하게 나타난 특징에 비해 ERD/ERS의 인식률이 많이 떨어짐을 알 수 있다. 이 원인은 ERD/ERS가 전체 시행의 grand average 특성을 가지고 있어서 개별 trial에서는 변화가 많기 때문이라고 결론을 낼 수 있다. 하지만 AAR계수의 인식률은 80% 가량의 높은 인식률을 보이고 있어 AAR 알고리즘이 뇌파의 판별에 유용함을 알 수 있었다.

앞으로는 다양한 특징추출 알고리즘을 적용해서 움직임의 상상에 대한 뇌파의 특징을 잘 반영하는 알고리즘을 찾아내는 연구가 수행되어야 할 것이다.

IV. 참고문헌

- [1] Cristoph Guger et al, "Rapid prototyping of an eeg-based brain-computer interface (bci)." IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 9(1):49-58, 2001
- [2] J.R Wolpaw. "An eeg-based brain-computer interface for cursor control." Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1994
- [3] C. Guger, H. Ramoser, G. Pfurtscheller, "Real-Time EEG Analysis with Subject-Specific Spatial Patterns for a Brain-Computer Interface (BCI)" IEEE Trans. on Rehabilitation Engineering, Vol. 8, No. 4, 2000.
- [4] Pfurtscheller G, Woertz M, Krausz G, Neuper C. : "Distinction of different fingers by the frequency of stimulus induced beta oscillations in the human EEG", Neurosci Lett. 2001; 307: 49-52
- [5] G. Pfurtscheller, J.Kalcher, Ch. Neuper, D.Flötzinger, M.Pregenzer, "On-line EEG classification during externally-paced hand movements using a neural network-based classifier", Electroencephalography and clinical Neurophysiology 99(1996) 416-425
- [6] J. J. Tecce, J. Gips, C. P. Olivieri, L. J. Pok, and M.R. Consiglio, "Eye movement control of computer functions", International Journal of Psychophysiology, vol. 29, pp. 319-325, 1998.
- [7] K. S. Park and K. T. Lee, "Eye-controlled human/computer interface using the line-of-sight and the intentional blink", Computers & Industrial Engineering, vol. 30, no. 3, pp. 463-473, 1996.
- [8] G. Pfurtscheller and Christa Neuper "Motor Imagery and Direct Brain-Computer Communication" Proceeding of the IEEE, Vol. 89, No.7, July 2001.
- [9] J. R. Wolpaw, D.J.McFarland, and T.M. Vaughan "Brain-Computer Interface Research at the Wadsworth Center", IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, Vol.8, No.2, June 2000.
- [10] T.Felzer and B. Freisleben. "BRAINLINK : A software tool up porting the development of and EEG-based brain-computer interface", submitted for publication, 2001.
- [11] Ernst Haselsteiner and Gert Pfurtscheller, "Using Time-Dependent Neural Networks for EEG Classification" IEEE TRANSACTIONS ON REHABILITATION ENGINEERING VOL. 8, NO. 4, DECEMBER 2000 457