

웨이블릿 기반 특성 추출에 따른 EEG-BCI 시스템의 분류 정확도 분석

박근호, 이유리, 김형남
부산대학교 전자공학과

e-mail : fot97311@pusan.ac.kr, leeyuri@pusan.ac.kr, hnkim@pusan.ac.kr

Analysis of the Classification Accuracy in EEG-BCI Systems according to the Wavelet-based Feature Extraction Method

Geun-Ho Park, Yu-Ri Lee, Hyoung-Nam Kim
Pusan National University

Abstract

This paper presents the classification accuracy according to wavelet functions when the wavelet packet decomposition is used for feature extraction in an EEG-based BCI system. As the wavelet function for the wavelet packet decomposition was compactly supported, the classification accuracy was raised.

I. 서론

뇌-컴퓨터 인터페이스 (Brain-Computer Interface, BCI) 는 사람의 뇌에서 발생하는 신호를 측정 및 분석하여 키보드나 마우스와 같은 입력장치 없이 그 사람의 의도를 파악하여 각종 기기를 제어하는 기술이다. BCI 시스템에서 신호 측정은 비침습적 방식과 침습적 방식으로 나뉜다. 비침습적 방식으로는 EEG (Electroencephalogram), fMRI (functional Magnetic Resonance Imaging) 등이 있고, 침습적 방식으로는 ECoG (Electrocorticogram), neural decoding 등이 있다. 이 중에서 EEG는 비교적 측정이 용이해서 BCI 시스템의 신호 측정 방법으로 활발히 연구되고 있다. EEG는 신체 내·외부의 자극에 따른 뇌의 전기적 신호를 두피에서 측정하는 것인데, 이는 비교적 신호 측정이 용이하고, 비침습적으로 신호를 획득할 수 있는 장점이 있다. 하지만 EEG는 두개골 및 두피를 지나면서 신호의 크기가 작아지고 주위 근육의 움직임 등 외부 잡음에 영향을 많이 받는 단점이 있다. 따라서 EEG 기반 BCI시스템은 정확한 정보 전달을 위하여 각종 신호 처리 과정이 필수적이다.

측정된 EEG는 수십 μ V로 신호의 크기가 매우 작고 외부

잡음 환경에 취약하여 잡음을 제거하고, 저대역 통과 필터 (low-pass filter)로 불필요한 고주파 성분을 제거하는 전처리 과정을 거친다. 전처리 과정을 거친 뇌파는 사람의 상태나 생각을 구분하기 위해 피실험자의 행동과 생각에 따른 뇌파의 특이점을 찾는 특성 추출 (Feature Extraction) 과정이 필요하다. 이렇게 추출된 특성을 이용해 피실험자의 의도를 분류하고 BCI 시스템의 제어신호를 생성할 수 있다.

기존 연구는 뇌파의 특이점을 찾는 특성 추출을 위해 웨이블릿 패킷 분해 (Wavelet Packet Decomposition, WPD) 방식을 사용했는데 주로 특성 추출과 분류 알고리즘에 초점을 맞추었다. 하지만 웨이블릿 집단에 따른 특성이 각각 다르므로 분류 정확도에 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 논문은 웨이블릿의 기저함수 종류에 따른 특성과 그에 따른 BCI 시스템의 분류 정확도를 분석한다.

II. 본론

2.1 WPD를 이용한 특성 추출 [1]

WPD는 이산 웨이블릿 변환 (Discrete Wavelet Transform, DWT)의 일반적인 표현이다. WPD는 DWT와 달리 원신호를 고주파수와 저주파수로 모두 분해하기 때문에 완벽한 트리 구조 (Tree Structure)를 가진다. 이 트리 구조의 각 노드에 해당하는 WPD의 분해 계수는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} d_{j,n}(k) &= \sum_m h_0(m-2k)d_{j-1,n/2} \quad (n \text{ is even}) \\ d_{j,n}(k) &= \sum_m h_0(m-2k)d_{j-1,(n-1)/2} \quad (n \text{ is odd}) \end{aligned} \quad (1)$$

$d_{j,n}$ 는 j -level 에서의 n 번째($n=0, 1, 2, \dots, 2^j-1$) 웨이블릿 패킷을 나타내고, k 와 m 은 각각 shift factor와 시간 index를 나타낸다. $h_0(k), h_1(k)$ 의 크기 응답(magnitude response)은 $\omega = \pi/2$ 를 기준으로 대칭 형태가 되고 이러한 필터를 QMF(Quadrature Mirror Filter)라 한다. 그리고 샘플링 주파수를 f_s 라 할 때, 분해 계수 $d_{j,n}$ 은 $\left[\frac{nf_s}{2^{j+1}}, \frac{(n+1)f_s}{2^{j+1}} \right]$ 에 해당하는 주파수 범위의 부분 대역(Subband)을 나타낸다.

본 논문에서 사용하는 BCI 시스템은 특성 벡터를 효과적으로 추출하기 위하여 분해 계수 $d_{j,n}$ 를 이용한 부분대역 평균(Sub-band mean) 값을 특성 벡터로 사용하고, 이는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$MEA_{j,n} = \frac{f_s}{2^j} \sum_k d_{j,n}(k) \quad (2)$$

이러한 특성 추출 방법은 측정되는 모든 EEG 채널에 대해 적용되어 그 특성을 추출하게 된다.

2.2 웨이블릿 기저에 따른 특성[2]

웨이블릿 분석을 할 때, 기저 함수의 선택은 사용 목적에 따라 성능에 큰 영향을 미치기 때문에 매우 중요한 선택 요소이다. 예를 들면, 이미지 코딩에서 웨이블릿 기저 함수에 따라 압축률이 크게 변하게 된다. 웨이블릿 기저 함수는 Daubechies, Symlet, Coiflet, Biorthogonal, Meyer 등이 있고, 각 웨이블릿에 따른 특징을 살펴보면 다음과 같다.

Daubechies (2-20)는 함수값을 가지는 구간이 좁다. 즉, Daubechies (2-20)는 높은 컴팩트 지원 특성(compact support)을 가지고 있어 국부적으로 분석하는데 효과적이지만, 비대칭 함수이다. Symlets (1-20)은 Daubechies의 특징을 가지지만, 대칭함수이다. Coiflet은 Daubechies를 개선한 것으로 시간영역 함수에서 큰 변화율을 가지는 대칭 형태의 웨이블릿이다. Biorthogonal은 대칭 함수이고, 높은 컴팩트 지원 특성을 가지며, 대부분의 웨이블릿과는 다르게 선형 위상을 가진다. Meyer 웨이블릿은 컴팩트 지원 특성이 없어 국부적인 특성 추출을 하는데 적합하지 않지만 연산 속도가 빠르고, 대칭성과 직교성(Orthogonality)를 나타내는 장점이 있다.

III. 실험 결과

분석을 위한 신호는 BCI Competition II의 Dataset I a를 사용했다[3]. 이 실험은 피실험자가 컴퓨터 스크린의 커서를 위나 아래 방향으로 움직이도록 생각을 하고, BCI 시스템은 측정된 EEG로부터 생각한 방향을 분류해 내도록 한다. 실험에서 특성 추출을 위한 분해 level은 6으로 고정하였고, 특성 벡터의 개수를 줄이기 위하여 Fisher's Linear Discrimination (FLD)[1]을 이용해 2개의 특성벡터만을 선택하여 연산량 및 분류 성능의 효율을 높였다. 사용된 분류

표 1. 웨이블릿 기저함수에 따른 EEG 기반 BCI 시스템의 분류 정확도

웨이블릿 기저함수 종류	분류 정확도(%)	
daubechies	db2	87.0307
	db3	84.6416
	db4	83.2765
symlet	sym2	87.0307
	sym3	84.6416
	sym5	83.2765
coiflet	coif1	85.6655
	coif3	80.2048
	coif5	77.1331
biorthogonal	bior1.1	88.3959
	bior1.3	85.6655
	bior2.2	85.3242
	bior2.6	81.2287
Meyer wavelet	76.7918	

기는 PNN (Probabilistic Neural Network)이다.

EEG 기반 BCI 시스템에서 웨이블릿 기저함수에 따른 분류 정확도는 표 1과 같다. 표 1을 살펴보면, 분류 정확도는 웨이블릿의 특성 중 컴팩트 지원 특성이 클수록 높은 것을 확인할 수 있다. 그리고 각 웨이블릿의 차수가 증가할수록 필터의 길이가 길면 복잡한 신호를 좀 더 정확하게 표현할 수 있는 장점이 있으나, EEG 분석 시에는 국부적 분석이 필요하므로 상대적으로 분류 성능이 감소하였다.

IV. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 웨이블릿의 기저함수에 따른 BCI 시스템의 분류 정확도를 분석하였다. 이를 통해 웨이블릿을 사용하는 EEG의 특성 추출에서 높은 컴팩트 지원 특성을 가지는 웨이블릿 기저함수를 선택할 때 분류성능이 개선됨을 확인할 수 있었다. 향후 연구에서는 다양한 피실험자에 따른 추가적인 분석을 통해 EEG의 특성 추출 시 효과적인 특정 웨이블릿 기저함수가 존재하는지 여부를 확인할 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 논문은 2013년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (2012R1A1A2008555)

참고문헌

- [1] Wu Ting, Yan Guo-zheng, Yang Bang-hua, Sun Hong, "EEG Feature Extraction based on Wavelet Packet Decomposition for Brain Computer Interface", Measurement, Vol. 41, No. 6. (July 2008), pp. 618-625.
- [2] Jesse Sherwood, Reza Derakhshani, "On Classifiability of Wavelet Features for EEG-based Brain-Computer Interfaces", International Joint Conference on Neural Networks, 2009.
- [3] B. Blankertz, BCI competition 2003 (web page), [online] Available: <http://www.bbci.de/competition/ii/>