

뇌전도 신호의 Sparse 표현을 이용한 BCI 시스템의 새로운 분류법

신영학, 이승찬, 우수길, 이흥노*
광주과학기술원 정보통신공학과

{shinyh, seungchan, woo, heungno}@gist.ac.kr

초록: 뇌전도 신호(Electroencephalography: EEG)를 기반으로 하는 뇌-컴퓨터 접속 시스템(Brain-computer interface system: BCIs)에서 가장 널리 사용되는 특징신호는 움직임 상상 기반의 감각 운동 리듬(Sensorimotor rhythm: SMR) 분석이다. 하지만 이 신호는 잡음이 매우 심하고 피실험자에 따라 다르므로, 뛰어난 성능의 신호처리 기술이 요구된다. 본 논문에서는 뇌전도 신호의 sparse 표현을 이용한 새로운 신호처리 분류방법을 제안하였고 기존의 선형분별 법(Linear discriminant analysis: LDA)과 결과를 비교해 보았다. 5 명의 피실험자를 대상으로 운동 상상 실험의 뇌전도 신호를 분석한 결과 Sparse 표현 분류법이 기존의 선형분별 법보다 더 좋은 분류정확도를 보였다.

주제어: 뇌전도 신호(Electroencephalography), 뇌-컴퓨터 접속 시스템(Brain-computer interface system), sparse 표현 분류법

I. 서론

뇌전도 신호(Electroencephalography: EEG)를 분석하여 사람의 의도 및 생각 등을 컴퓨터나 외부 장치에 전달 할 수 있는 기술을 뇌-컴퓨터 접속 시스템(Brain-computer interface system: BCIs) 이라고 한다.

감각 운동 리듬(Sensorimotor rhythm: SMR) 분석은 뇌-컴퓨터 접속 시스템에서 가장 널리 이용되고 있는 신호의 특징 중 하나이다. 예를 들어, 왼손이나 오른손 움직임을 상상했을 때의 뇌전도 신호를 이용하여 컴퓨터의 커서를 제어하는 BCI 시스템을 들 수 있다 [1].

하지만 이런 움직임 상상 기반의 뇌전도 신호는 외부 잡음에 민감하고 근전도(Electromyogram: EMG)와 같은 artifact 때문에 분류가 매우 어려운 신호이다. 그래서 더욱 뛰어난 성능의 신호처리 방법이 필요하다.

BCI 시스템에서 중요한 신호처리 기술 중 하나는 신호 분류법이다. 이것은 피실험자로부터 감지된 특징 신호를 명령신호로 변환하기 위해 필요한 translation 과정이다. 이 과정은 테스트 신호가 훈련신호의 어떤 부류에 속했는지를 알기 위한 방법이다. 뇌전도 신호 기반의 BCI 분야에서 폭넓게 사용되는 분류방법은 linear discriminant analysis (LDA)와 support vector machine (SVM) 등이 있다.

본 연구에서는 뇌전도신호의 sparse표현기법을 이용한 새로운 분류방법을 움직임 상상 기반의 BCI응용에 적용하였다. 우리는 뇌전도 신호의 전 처리를 위해 common spatial pattern(CSP) 알고리즘을 적용 하였고 BCI 시스템의 특징신호로 감각운동 리듬의 밴드파워를 사용하였다. 또한 우리는 제안된 방법의 성능비교를 위해 LDA 방법의 성능도 함께 평가하였다.

II. 본론

1. 실험 데이터

이 연구에서 우리는 다섯 명의 건강한 피실험자를 대상으로 움직임 상상기반의 BCI실험을 실시하였고 획득된 데이터로 sparse표현 분류법을 분석하였다. 우리는 16개의 EEG 채널을 국제10/20 표준에 의해 부착하였고 전극은 active 전극을 사용하였다. 또한 1~100Hz의 대역통과 필터, 60Hz 노치필터와 256Hz의 샘플링주파수를 사용하였다.

BCI 실험 절차는 다음과 같다. 실험이 시작되면 피실험자는 편안한 의자에 앉아 모니터를 주시한다. 각 시행은 7초로 구성되어 있으며 명령수행시간 4초와 휴식시간 3초이다. 각 시행이 시작할 때 'Left Hand' 또는 'Right Hand' 의 문자지시가 무작위로 화면의 중앙에 4초간 보여진다. 그리고 피실험자는 지시에 맞는 왼쪽이나 오른쪽 손 움직임(반복적으로 주먹을 꼭 쥐는)을 상상한다. 그 후 3초간 휴식시간을 갖는다. 1회의 수행(run)은 왼쪽 20회, 오른쪽 20회 총 40회의 시행으로 구성되어 있다. 모든 피실험자에 대해 실제 움직임 2회와 움직임 상상 4회의 총 6회를 실행하였다. 실제 신호 분석에서는 움직임 상상 신호만 사용하였다.

2. 전처리

우리는 신호 분석을 위하여 획득된 신호로부터 필요한 부분의 신호만 취득하였다. 즉, 명령지시가 주어진 후 1~2초 데이터 256샘플을 사용하였다. 또한 감각 운동 리듬과 관련이 없는 artifact들을 제거하기 위해 감각 운동 리듬 영역으로 알려진 8~15Hz 부분을 밴드패스 필터링 하였다.

뇌전도 신호의 다차원 특성을 저차원으로 바꾸고 신호 분류를 쉽게 하기 위해 전처리 방법이 요구된다. 이 논문에서 우리는 common spatial pattern (CSP) 방법을 사용하였다. CSP는 뇌전도 기반의 BCI 시스템에 적합한 강력한 신호처리 기술이다[2]. CSP 필터는 하나의 부류에 대한 공간적으로 필터링된 신호의 분산을 최

대화 하는 동시에 다른 부류에 대해서는 그것을 최소화 한다.

$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{C \times T}$ 를 뇌전도 신호의 세그먼트 라고 하자. 여기서 C 는 채널 수 이고, T 는 샘플 수이다. 우리는 뇌전도 훈련 신호에 대해 왼손과 오른손 움직임 상상에 해당하는 $\mathbf{X}^L \in \mathbb{R}^{C \times T}$ 과 $\mathbf{X}^R \in \mathbb{R}^{C \times T}$ 의 두 부류를 가지고 있다. CSP 방법을 이용하여 우리는 CSP필터 $\mathbf{W}_{CSP} \in \mathbb{R}^{C \times 2n}$ 을 찾았고, 여기서 n 은 사용될 CSP필터의 차원이다. 주어진 두 부류의 뇌전도 훈련 신호 $\mathbf{X}^L \in \mathbb{R}^{C \times T}$ 과 $\mathbf{X}^R \in \mathbb{R}^{C \times T}$ 에 대해서 우리는 CSP 필터링된 신호를 정의 할 수 있다, i.e.,

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{CSP}^L &\in \mathbb{R}^{2n \times T} := \mathbf{W}_{CSP}^T \mathbf{X}^L \\ \mathbf{X}_{CSP}^R &\in \mathbb{R}^{2n \times T} := \mathbf{W}_{CSP}^T \mathbf{X}^R \end{aligned} \quad (1)$$

다음으로 우리는 각 부류의 신호에 대한 밴드파워를 계산하였다. 밴드파워는 (1)식의 CSP 필터링된 신호의 파워로 계산 된다. 즉, (1)식의 각 행에 대한 2차모멘트로 8~15Hz의 밴드파워를 계산하였다.

3. 제안하는 sparse 표현 모델

이 섹션에서 우리는 테스트 신호의 sparse 표현을 소개하고자 한다. N_i 를 각 부류 $i=L,R$ 에 대해 총 훈련신호의 개수라고 하자. 그러면 우리는 dictionary 매트릭스 $\mathbf{A}_i = [\mathbf{a}_{i,1}, \mathbf{a}_{i,2}, \dots, \mathbf{a}_{i,N_i}]$ 를 각 부류에 대해 정의 할 수 있다. 여기서, 각 열 벡터 $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 는 $m=2n$ 차원을 갖게 된다. 이것은 $2n$ 개의 밴드파워를 의미한다. 이와 같은 방법으로 왼쪽과 오른쪽 부류에 대해서 dictionary 매트릭스를 만든 뒤 두 개를 결합하여 완전한 dictionary 형태, $\mathbf{A} := [\mathbf{A}_L; \mathbf{A}_R]$ 를 만들 수 있다. 여기서, \mathbf{A} 의 차원은 $m \times 2N_i$ 이다.

그림 1은 제안하는 sparse 표현 모델을 보여준다. 우리는 dictionary matrix의 각 열을 만들 때와 같은 절차를 테스트 신호에 대해서도 똑같이 적용하였다.

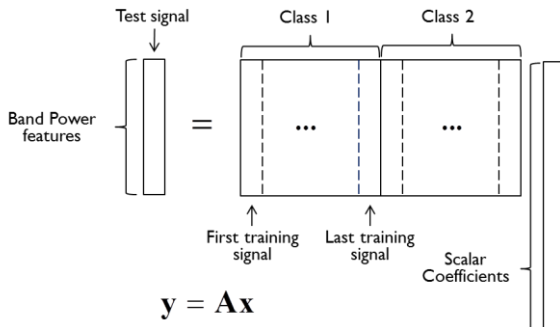


그림 1. Dictionary 디자인과 선형 sparse 표현 모델

이 테스트 신호 \mathbf{y} 는 dictionary \mathbf{A} 의 몇 개의 열들의 선형 조합으로 표현 될 수 있을 것이다. 즉:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \sum_{i=L,R} x_{i,1} \mathbf{a}_{i,1} + x_{i,2} \mathbf{a}_{i,2} + \dots + x_{i,N_i} \mathbf{a}_{i,N_i} \quad (2)$$

여기서 $x_{i,j} \in \mathbb{R}, j=1,2,\dots,N_i$ 는 스칼라 계수들이다. 예를 들어서, 우리는 부류 L 에 대한 테스트 신호가 부류 L 에 대한 훈련 신호들로 표현 될 수 있다고 기대한다:

$$\mathbf{y}_L = \mathbf{A}\mathbf{x}_L \in \mathbb{R}^{m \times 1} \quad (3)$$

여기서, $\mathbf{x}_L = [\mathbf{a}_{L,1}, \mathbf{a}_{L,2}, \dots, \mathbf{a}_{L,N_i}, \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}]^T \in \mathbb{R}^{2N_i}$ 은 부류 L 의 테스트 신호와 관련된 몇 개의 원소들을 제외하고는 값이 0 인 계수 벡터이다. 테스트 신호 \mathbf{y} 의 Sparse 표현은 \mathbf{x} 의 0 이 아닌 계수의 개수가 N_i 보다 훨씬 적을 때 만들어 질 수 있다.

4. L1 최소화 방법에 의한 sparse 표현

제안된 모델의 총 훈련 신호개수는 $2N_i$ 인데 이것은 CSP필터의 개수 ($m=2n$) 보다 크다. 즉, 수식 (2)는 under-determined ($m < 2N_i$) 이다. 최근의 압축 센싱 (Compressed Sensing) 이론의 연구는 아래의 L1 최소화 방법이 이 under-determined 시스템을 polynomial 시간 안에 잘 풀 수 있다는 것을 보였다[3]:

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \text{ subject to } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (4)$$

많은 L1 최소화 알고리즘들이 개발되고 있는데, 이 연구에서 우리는 표준 linear programming 방법들 중의 하나를 사용하였다[4], 우리가 사용한 Solve BP 함수는 basis pursuit 알고리즘을 구현하였고 SparseLab 툴 박스로부터 무료로 사용 가능하다[5].

5. Sparse 표현 기반의 분류

L1 최소화 문제를 푼 후에, \mathbf{x} 의 0이 아닌 원소들은 특정부류 i 에 대응 되어야 한다. 하지만, 뇌전도 신호는 매우 잡음이 심하기 때문에, 0이 아닌 원소들이 다른 부류의 열에 해당하는 indices에 나타날 수 있다. Sparse 표현의 결과(계수 벡터 \mathbf{x})를 분류문제로 사용하기 위해 우리는 특성함수 δ 를 사용하였다[6]. 각 부류 i 에 대해, 우리는 그것의 특성함수 $\delta_i: \mathbb{R}^{2N_i} \rightarrow \mathbb{R}^{2N_i}$ 를 정의 하였다. 이것은 부류 i 와 관련된 계수만 선택한다. 즉, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{2N_i}$ 에 대해 $\delta_i(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^{2N_i}$ 는 다른 부류와 관련 있는 \mathbf{x} 의 모든 원소들을 0으로 채워서 얻어진 새로운 벡터이다. 그러면, 우리는 L 과 R 에 대해 $r_i(\mathbf{y}) := \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\delta_i(\mathbf{x})\|_2$ (residual)를 정의 할 수 있다. 이것을 이용하여 분류 법칙을 아래의 식으로 표현할 수 있다:

$$\text{class}(\mathbf{y}) = \arg \min_i r_i(\mathbf{y}) \quad (5)$$

즉, 우리는 부류 i 를 최소의 residual 을 갖는 i 로 결정한다.

III. 결과

우리는 다섯 명의 데이터 셋에 대해 각각 제안된 sparse 표현 분류법과 기존의 LDA 방법을 적용하여 분

류 성능을 비교 분석하였다. 공정한 비교를 위해서 LDA 분류법에서도 우리는 CSP필터링과 8~15Hz 대역의 밴드파워를 특징신호로 사용하였다.

분류법의 평균 성능 평가를 위해서 제한된 데이터의 시행 수에 대해 우리는 통계적인 leave-one-out (LOO)교차 검증 방법을 사용하였다[7]. 총 시행 수가 n일때, 이 방법은 n-1 개의 훈련시행과 1개의 테스트시행을 모든 조합에 대해서 n번 테스트해서 평균 성능을 계산하게 된다. 분류법의 정확도는 아래의 식으로 계산된다:

$$\text{정확도}(\%) = \frac{\text{올바른 테스트 신호}}{\text{테스트 신호의 총 개수}} \times 100 \quad (6)$$

아래 표 1 은 다섯 명의 피실험자에 대한 제안된 sparse 표현 분류법과 LDA 분류법의 분류결과를 보여준다. 다섯 명의 피실험자 전체에 대해서 제안하는 sparse 표현 분류법이 기존의 LDA 분류법보다 높은 분류 결과를 보였다. 이 결과의 차이가 실제로 유의미한지를 알아보기 위해 통계적인 테스트인 t-test 를 실시하였고, 그 결과 획득된 p-value 값이 0.05 보다 작음을 보였다. 이것은 우리의 결과가 통계적으로도 의미가 있음을 보여준다.

표 1. Sparse 표현 분류법과 LDA 분류법의 분류 정확도 비교

Subject	SRC accuracy (%)	LDA accuracy (%)
A	95.63	93.13
B	80	76.25
C	71.25	68.12
D	68.14	67.50
E	63.75	61.87
Mean (SD)	75.75 (12.60)	73.37 (12.18)

IV. 결론

본 논문에서 우리는 움직임 상상 기반의 BCI분야에 새로운 분류 방법으로 sparse 표현 아이디어를 적용하였다. Sparse표현 방법에서는 dictionary 매트릭스를 잘 디자인 하는 것이 중요하다. 우리는 dictionary 매트릭스의 각 열 벡터들을 만들기 위해 CSP필터링과 밴드파워를 사용하였다. 본 연구에서 우리는 제안된 sparse 표현 기반의 새로운 분류방법으로부터 만족할만한 분류결과를 얻을 수 있었다. 또한 제안된 분류방법의 결과와 기존에 BCI분야에서 많이 사용되는 LDA 분류법의 결과를 서로 비교하였다. 그 결과 우리는 제안된 분류방법이 기존의 LDA 방법보다 더 높은 정확도를 보인다는 것을 알 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (도약연구사업, No. 2012-0005656)

참고문헌

- [1] 이승찬, 신영학, 이흥노, "뇌전도 신호를 이용한 실시간 1 차원 커서제어실험," *한국통신학회 동계종합학술발표회*, p. 44, 2011.
- [2] B Blankertz, R Tomioka, S Lemm, M Kawanabe, K-R Müller. " Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis," *IEEE Signal Proc. Magazine*, vol. 25, no. 1, pp. 41-56, Jan, 2008.
- [3] E Candès, J Romberg, and T Tao, " Stable Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Measurements," *Comm. Pure and Applied Math.*, vol. 59, no. 8, pp. 1207-1223, 2006.
- [4] S Chen, D Donoho, and M Saunders, " Atomic Decomposition by Basis Pursuit," *SIAM Rev.*, vol. 43, no. 1, pp. 129-159, 2001.
- [5] D Donoho, V Stodden and Y Tsaig, SparseLab, <http://sparselab.stanford.edu/>
- [6] J Wright, A Y Yang, A Ganesh, S S Sastry, Y Ma, " Robust Face Recognition via Sparse Representation" *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 2, pp. 210~227, February 2009
- [7] L Wasserman, " All of Statistics: A Concise Course in Statistical Inference" , *Springer*, 2010, pp. 63-64.