# 뇌-컴퓨터 접속기술을 위한 뇌전도 신호 분석법

이승찬, 신영학, 이흥노*
광주과학기술원 정보통신공학부

seungchan@gist.ac.kr, shinyh@gist.ac.kr, heungno@gist.ac.kr*

# An EEG Signal Analysis Technique for Brain Computer Interface

Lee Seung Chan, Shin Young Hak, Heung-No Lee*
Gwangju Institute of Science and Technology
School of Information and Communications

요 약

본 논문에서는 두 개의 클래스를 갖는 뇌전도 신호를 CSP 특징추출 알고리즘과 FLDA 분류 알고리즘을 사용하여 분류 및 판별하였다. 데이터는 왼손과 오른손 움직임을 상상할 때 측정한 뇌전도 신호를 이용하였고 공정성을 위해 k-겹 교차 검증법과 CSP 필터의 열 수를 조절하여 테스트 신호의 클래스를 판별하였다. CSP 필터를 사용하였을 때 더 좋은 분류 정확도를 보여주지만 피실험자에 최적화된 분석 파라미터를 찾는 것도 필요함을 알 수 있었다.

## Ⅰ. 서 론

두피에서 측정 가능한 뇌전도 신호(EEG: Electroencephalography)는 쉽게 측정 가능하면서도 사람의 상태 및 의도, 행동 등 다양한 정보들을 담고 있다. 그래서 사람의 의도 및 행동 등을 추정하여 컴퓨터 또는 기계를 제어하는 뇌-컴퓨터 접속기술(Brain Computer Interface)의 연구분야에 뇌전도 신호가 널리 쓰이고 있다. 하지만 뇌전도 신호는 뉴런에서 거리가 먼 두피에서 측정해야 하고 머리카락 사이로 직접 전극을 부착하기 때문에 신호의 질이 떨어지고 노이즈 성분이 많은 단점이 있다. 이를 극복하고 더 나은 특징추출(Feature Extraction) 및 분류(Classification)를 위해 패턴인식 및 머신러닝 분야에 다양한 알고리즘들이 연구되어왔다.

본 논문에서는 그 중 널리 쓰이고 있는 CSP(Common Spatial Pattern)[1]와 FLDA(Fisher Linear Discriminant Analysis) 알고리즘[2]을 사용하여 왼손 오른손 움직임 상상에 의한 뇌전도 신호를 분류해보고자 한다.

## Ⅱ. 본론

1. CSP 알고리즘의 필요성

사람의 운동감각은 뇌의 운동피질영역에서 담당하고 있다. 특히 뇌의 좌반구와 우반구에 각각 위치하고 있는 C3, C4 위치(국제 10/20 시스템 기준)[3]의 8-12Hz 뮤 리듬 대역은 Sensorimotor rhythm 으로 불리며 사람의 왼손과 오른손의 움직임에 대해 가장 민감하게 반응한다. 그렇지만 뇌전도 신호가 뉴론으로 부터의 두피까지 도달하기까지 주위 다른 위치의 신호가 상쇄 및 간섭을 일으키기 때문에 두피에서 측정되는 신호는 판별하기 쉽지않다. 이를 해결하기 위하여 CSP 특징추출 알고리즘을 사용하면 뇌전도 신호를 더 분류하기 쉽게 신호를 바꿀 수 있다.

2. 데이터

본 논문에서 사용한 데이터는 1 차원 커서제어를 위해 왼손과 오른손 움직임(주먹을 쥐었다 폈다 하는)을 상상하면서 기록된 훈련신호를 사용하였다.[4] 피실험자는 편안한 의자에 앉아 모니터를 주시하면서 4 초 명령, 3 초 휴식과 같은 시간순서로 나타나는 모니터 명령에 따른다. 모니터 명령은 “Left” 또는 “Right”로 표시되고 명령에 따라 피실험자는 4 초간 주어진 방향의 손동작을 상상한다. 신호의 분석을 위해 명령시간 1-2 초 간의 데이터만 사용하였다. 피실험자는 18 세의 남자와 여자 각 1 명씩 2 명이 참여하였으며 뇌전도 신호는 12 채널 256Hz 의 샘플링레이트로 기록되었다.

3. 알고리즘

본 논문에서 사용할 CSP 알고리즘은 다중 채널 데이터에서 두 개의 클래스를 갖는 문제에 대하여 서로의 분류를 최적화 시키는 공간필터를 찾는 알고리즘이다. 즉, 한 클래스에 대해 신호의 분산이 최대화되면서 동시에 다른 클래스에 대해서는 신호의 분산이 최소화되게 하는 공간필터를 찾는 알고리즘이다. 클래스 1 과 클래스 2 의 뇌전도 신호가 각각 채널*시간으로 $X_i \in \mathbb{R}^{R\times C}, i=\{L,R\}$ 와 같이 표현되고 그의 공분산 행렬이 $C_i = X_i X_i^T, i\in\{L,R\}$ 로 표현된다고 하자. 공간필터를 구하기 위해 $W^T C_L W = \lambda_L, W^T C_R W = 1-\lambda_L$ 와 같이 표현되는

고유 값 문제를 풀면 공간행렬 $W \in \mathbb{R}^{C\times C}$ 를 얻을 수 있다. 여기에서 $W$ 의 열 벡터를 공간필터라고 부르고 $W^{-1}$ 의 열 벡터를 공간패턴이라고 부른다. 우리는 여기에서 공간필터 $W$ 에 뇌전도 신호 $X$ 를 곱하여 공간필터를 통과한 $\tilde{X}_L = W^T X_L, \tilde{X}_R = W^T X_R$ 를 얻을 수 있다. 이 신호는 서로 다른 클래스에 대해 분산을 최대화 시켜주기 때문에 신호의 분류가 훨씬 쉬워진다.

FLDA 알고리즘은 분류 알고리즘으로 두 개의 클래스 데이터 군집을 가장 잘 분류 할 수 있는 직선을 찾는 알고리즘이다. 참고문헌 [3]을 참조하기 바란다.

CSP 와 FLDA 알고리즘을 사용하면 그림 1 과 같이 신호의 부류가 더 명확히 나누어져서 신호의 분류가 쉬워지며 FLDA 알고리즘을 이용해 그은 직선으로 신호의 테스트 신호의 클래스를 쉽게 판별 가능하다.

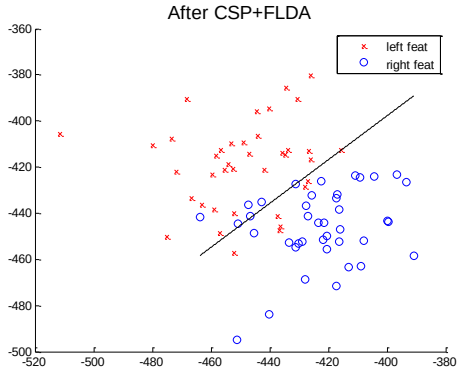


**그림 1. CSP 필터 통과 후 훈련데이터의 분포도**

4. 분석 절차.

알고리즘을 테스트 하기 위해 그림 2 와 같은 순서로 데이터를 분석하였다. 테스트한 데이터는 각 피실험자당 80 개의 시행 데이터가 있으며 이를 먼저 CSP 와 FLDA 알고리즘을 학습하기 위한 훈련데이터와 학습된 알고리즘을 이용해 데이터의 부류를 판별할 테스트 데이터로 나눈다. 훈련과정에서 CSP 와 FLDA 알고리즘의 학습을 통해 CSP 필터 행렬과 FLDA 파라미터들을 얻으면 테스트과정에서는 얻어진 파라미터들로 테스트 데이터를 판별한다. 판별기준 FLDA 파라미터로 그은 직선으로부터 CSP 필터를 통과한 테스트 데이터까지의 거리로 계산하며 거리가 0 이상이면 " Left" 를 0 미만이면 " Right" 로 판별한다. 판별의 공정성 확보를 위해 k 겹 교차 검증법(k-fold cross validation)과[5] CSP 필터의 열수를 2 열과 4 열을 각각 사용하여 CSP 필터를 사용하지 않았을 때와 비교하였다.

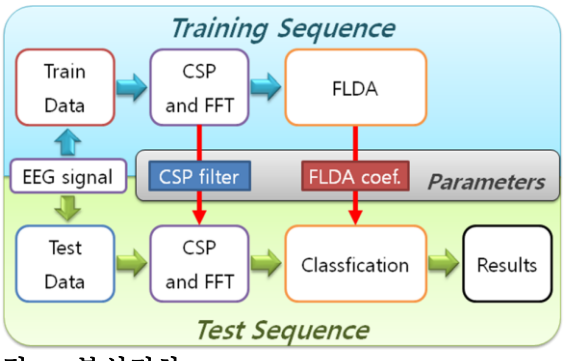


**그림 2. 분석절차**

5. 분석결과

| 피실험자 | 1 | | | 2 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 훈련데이터 | None | 2 | 4 | None | 2 | 4 |
| 78 | 74.3 | 89.4 | 90.0 | 49.4 | 56.2 | 55.0 |
| 70 | 75.0 | 87.5 | 88.1 | 46.9 | 55.0 | 61.9 |
| 60 | 73.1 | 86.9 | 86.9 | 48.1 | 55.0 | 61.2 |
| 40 | 73.7 | 86.9 | 84.4 | 51.9 | 55.0 | 53.8 |

**표 1. 테스트 데이터 분석결과 도표(%단위)**

분석 결과는 표 1 과 같다. 피실험자 1(여자)과 2(남자)에 대해 CSP 필터의 열수를 2 열과 4 열로 조절하고 훈련데이터 크기는 최대 78 개로부터 40 개의 시행으로 낮추어보았다. CSP 필터를 사용하였을 때가 확실히 더 좋은 정확도를 보여주었다. 그리고 훈련데이터를 더 많이 사용하고 CSP 필터도 더 많이 사용하였을 때도 더 좋은 정확도를 보여주고 있다. 테스트 결과를 전반적으로 종합해보면 CSP 필터는 분류 정확도 향상에 확실히 효과가 있으며 훈련데이터의 정보량을 더 많이 사용할수록 더 좋은 정확도로 분류가 가능함을 알 수 있었다. 다만 정보량을 더 많이 사용하여도 분류 정확도가 차이가 나지 않거나 감소하는 경우도 있는데 이를 볼 때 CSP 필터의 열 개수나 훈련데이터의 개수는 좀 더 피실험자에 최적화된 값을 찾는 과정이 필요한 것 같다.

## Ⅲ. 결론

본 논문에서는 왼손 오른손 움직임 상상에 의한 뇌전도 신호를 CSP 필터와 FLDA 분류 알고리즘을 통해 분석해보고 더 좋은 분류 정확도를 확인할 수 있었다. 그리고 성능을 더 최적화 하기 위해서는 각 피실험자에 최적화된 분석 파라미터도 필요함을 알 수 있었다. 이 알고리즘을 커서제어 실험에도 활용해볼 예정이며 좀 더 노이즈에 강인하고 신호 분석시 피실험자에게 최적화된 성능을 얻을 수 있는 적응형 알고리즘에 관하여 계속 연구해볼 것이다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2011 년도 정부 (교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (중견연구자-도약연구사업, N0. 2011-0016496)

## 참 고 문 헌

[1] Benjamin Blankertz, Ryota Tomioka, Steven Lemm, Motoaki Kawanabe, Klaus-Robert Müller, "Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis", IEEE Signal Processing Magazine, Vol.40, 2008.

[2] Richard O.Duda, Peter E.Hart, David G.Stork, " Pattern Classification", Wiley-Interscience, pp.117-124

[3] http://en.wikipedia.org/wiki/10-20_system_(EEG)

[4] 이승찬, 신영학, 이흥노, " 뇌전도 신호를 이용한 실시간 1 차원 커서제어 실험", 한국통신학회 2011 년 동계 종합학술발표회, p. 65, 2011.

[5] Richard O.Duda, Peter E.Hart, David G.Stork, " Pattern Classification", Wiley-Interscience, p.483