EEG기반 동작 상상 특징 추출 알고리즘 성능 비교에 관한 연구

정해성*, 이상민**, 권장우*
*인하대학교 컴퓨터정보공학과
**인하대학교 전자공학과
hsjeong@inha.edu
sanglee@inha.ac.kr
jwkwon@inha.ac.kr

A Study on Motor Imagery Feature Extraction Algorithm Performance Comparison based on EEG

Haesung Jeong*, Sangmin Lee**, Jangwoo Kwon*
*Dept of Computer Science and Information Engineering, Inha University
**Dept of Electronic Engineering, Inha University

요 약

뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-Computer Interface: BCI) 기술의 중요성 및 활용도가 증대됨으로써 EEG(electroencephalogram: EEG)기반의 사용자 인터페이스에 대한 개발 및 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 뇌파 발생 훈련이 되어 있지 않은 사용자는 EEG 기반의 사용자 인터페이스를 사용하기가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 향후 뇌파 훈련을 위한 시뮬레이터를 개발하고자, 그 전단계로 사용자에게서 공통적으로 정확도가 높게 측정되는 채널 및 특징점을 비교, 분석 하였다. 피험자 3명의 왼손 동작 상상과 오른손 동작 상상으로 발생된 EEG 생체신호로부터 ERD/ERS를 확인하고, 8개의 특징점을 추출하여 SVM 분류 알고리즘을 기반으로 정확도를 측정하였으며, μ대역 채널 AF4, F4에서의 특징 MAV에서 가장 우수한 성능을 보였다.

1. 서론

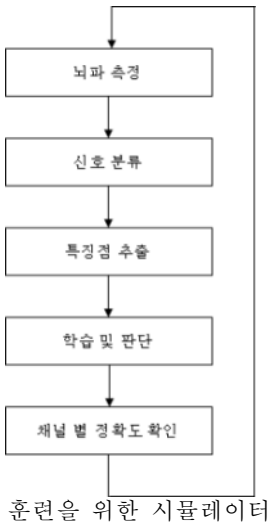
최근 IT 기술 및 디지털 신호 처리 기술 등의 발전으로 EMG, ECG, EEG 와 같은 생체 신호 처리 분야 또한 급격하게 발달하였다. 특히 EEG 생체신호는 뇌로부터 발생되는 신호로써 이 신호를 이용한 연구들이 활발히 진행되고 있으며, 다양한 서비스 및 제품들에 적용 가능한 기술들이 개발되고 있다.[1].

BCI 기술은 상상만으로 컴퓨터 혹은 기계에게 명령을 전달하여 명령에 대한 제어를 할 수 있게 하는 기술이다. EEG 생체신호는 사람의 특성마다 그 세기와 파형이 다르다. 그러므로 기계 학습 알고리즘으로 이루어진 하나의 모델로써 모든 사람의 EEG 생체신호에 대한 의도를 판단하는 것은 불가능하다. 또한 사용자의 EEG 생체신호는 훈련 가능하며, 동일한 생각을 계속 하는 훈련을 거친다면 신호의 세기는 강해진다고 알려져 있다[2][3].

이러한 사실들을 기반으로 뇌파를 필요로 하는 인터페이스를 사용하기 위해서 향후 (그림 1)와 같은 시스템 순서도를 가지는 뇌파 훈련을 위한 시뮬레이터를 개발 하고자 한다.

그에 앞서 본 연구에서는 비교적 많은 사람들이 공통적으로 사용하기에 적합한 채널과 특징점을 찾기 위해 각 채널과 특징점 별 정확도를 비교, 분석하도록 한다. 그리고 피험자에게서 공통으로 정확도가 높은 정확도가 높은 채널과 특징점을 선정하여 추후 뇌파 훈련을 위한 시뮬레이터 개발에 사용하고자 한다.

본 연구에서는 EEG 생체신호로부터 ERD/ERS 수량화 방법[4]를 통해 나온 결과에서 8개의 특징점을 추출하고 각 특징점을 SVM(Support Vector Machine)을 통해 정확도를 측정하여 비교, 분석한다.



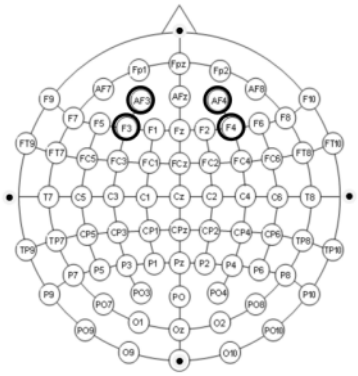
(그림 1) 뇌파 훈련을 위한 시뮬레이터 시스템 순서도

2. 데이터 선정 및 구현 방법

2.1 데이터 선정

본 논문에서는 실험 결과의 우수성을 검증하기 위해 베를린 Technische 대학교의 BCI 연구실에서 제공한 BCI Competitions Ⅳ Data sets 1을 사용한다[5]. 해당 데이터는 3가지 동작 상상(왼손, 오른손, 발)에 대하여 EEG 신호를 측정한 것으로써, 각 데이터는 2가지의 클래스(왼손과 오른손 또는 왼손과 발)로 이루어져 있다.

실험에서 EEG 신호는 0.05~200Hz 의 대역으로 필터링되어 10-20 국제 전극 배치법을 기준으로 총 59개의 전극을 통해서 기록되었다. 실험 한 회당 총 8초의 시간이 소요되었고, 피험자에게 화면상에 나타나는 자극과 함께 4초간 오른손 또는 왼손의 동작 상상을 수행하게 하여 신호를 획득하였다. 본 연구에서는 3명의 피험자를 선정하여 왼손과 오른손으로 나누어져 있는 데이터에서 채널 AF3, AF4, F3, F4를 선정하여 실험을 진행하였다.



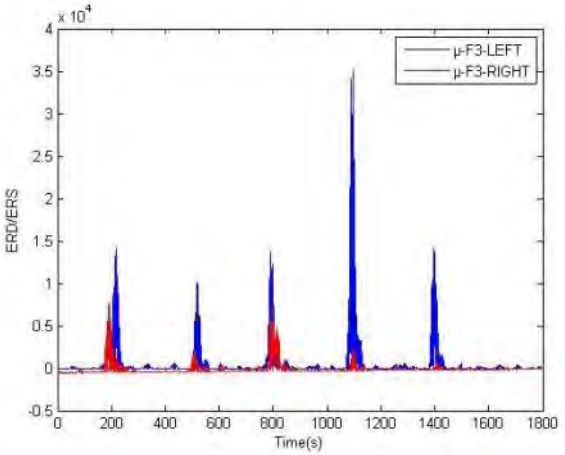
(그림 2) 10-20 국제 전극 배치법을 기준으로 한 채널 AF3, AF4, F3, F4의 위치

2.2 전처리

신체의 움직임과 관련하여 μ파와 β파는 신체 움직임의 상상으로 인해 신호가 억제 또는 활성화 되는 현상을 볼 수 있다. 피험자가 동작 상상을 함으로써 보이는 μ파와 β파의 억제 현상을 ERD(Event-related desynchronization)라고 하며, 반대로 활성화 되는 현상을 ERS(Event-related Synchronization)라고 한다. 데이터에서 ERD와 ERS를 확인하기 위해 ERD/ERS 수량화 방법을 사용했다. 데이터는 먼저 대역 통과 필터를 사용하여 μ파(8-12Hz)와 β파(26-30)로 분류된다. 이후 얻어진 데이터를 제곱하여 음수를 양수로 전환한 후 다음과 같은 식을 적용하여 자극 후 3초까지의 데이터만을 획득한다.

$$ERD/ERS = \frac{A(i)-R}{R} \times 100 \quad (1)$$

A(i)는 자극이 시작되고부터 3초까지의 데이터이며, R은 자극이 시작되기 전 2초간의 평균을 의미한다. (그림 3)는 μ대역에서의 채널 F3의 ERD/ERS 수량화 결과를 보여준다. 채널 F3은 좌측의 위치하며 오른손의 동작 상상 시 신호가 억제됨을 볼 수 있다. 반대로 왼손의 동작 상상 시에는 신호의 활성화를 확인 할 수 있으며, 이후 단계에서는 특징점을 추출하여 두 신호의 차이를 더욱 명확하게 분류하고자 한다.



(그림 3) μ대역에서의 채널 F3의 ERD/ERS 수량화 결과

2.3 특징 벡터 비교

특징점 추출 알고리즘을 사용하여 획득한 ERD/ERS에서 왼손 동작 상상과 오른쪽 동작 상상에서의 차이를 구체화한다. 패턴인식을 수행하기 위한 time-window길이는 40ms로 설정한다. 사용된 특징점 중 DAMV는 일정 시간 동안 신호의 절대 값을 적분한 값이며 식 (2)로 정의된다. x는 측정된 EEG 신호이고, i는 샘플의 순서, N은 샘플의 수를 나타낸다. DASDV는 신호의 표준 편차의 차이를 나타내는 값이며 식 (3)로 정의된다. IEMG는 추출된 신호의 면적을 계산하는 과정을 따르며, 식 (4)로 정의된다. MAV는 신호의 진폭을 절대 값으로 바꾸어 평균값으로 나타낸 값이며, 식 (5)로 정의된다. RMS는 원 신호를 크게 변형시키지 않고 수학적으로 계산할 수 있는 장점을 가지고 있다. 식 (6)과 같이 정의될 수 있다. SSI는 신호 진폭을 제곱 시켜 누적시킨 값을 일컬으며, 식 (7)과 같이 정의된다. VAR은 신호의 편차를 제곱하여 평균으로 계산한 값을 나타내며, 식 (8)과 같이 정의된다. WL은 신호의 파형을 축적시켜 계산한 값이며, 식 (9)과 같이 정의된다.

$$DAMV = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N-1}|x_{i+1}-x_i| \quad (2)$$

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1}-x_i)} \quad (3)$$

$$IEMG = \sum_{i=1}^{N}|x_i| \quad (4)$$

$$MAV = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i| \quad (5)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^2} \quad (6)$$

$$SSI = \sum_{i=1}^{N}x_i^2 \quad (7)$$

$$VAR = \frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}x_i^2 \quad (8)$$

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1}|x_{i+1}-x_i| \quad (9)$$

추출된 각 특징들은 같은 대역과 채널에서의 반대쪽 손의 동작을 상상했을 때의 특징과 함께 비교되며, 패턴 분류의 일반적인 방법인 SVM(Support Vector Machine) 알고리즘을 거쳐 10-fold validation 으로 분류 정확도를 확인한다[6].

3. 실험 결과

본 논문에서는 패턴 분류 기법중 하나인 SVM에 다양한 특징점들을 적용하여 정확도를 확인하였다. 전체적으로 살펴보았을 때 <표 1>과 (그림 4)에서 보이는 것과 같이 μ대역에서 채널 AF4에서는 DAMV, DASDV, IEMG와 같은 특징에서 일부 피험자에게서만 좋은 정확도를 보여주는 반면에 MAV와 RMS에서는 모든 피험자에게서는 정확도가 골고루 높은 것을 볼 수 있다.

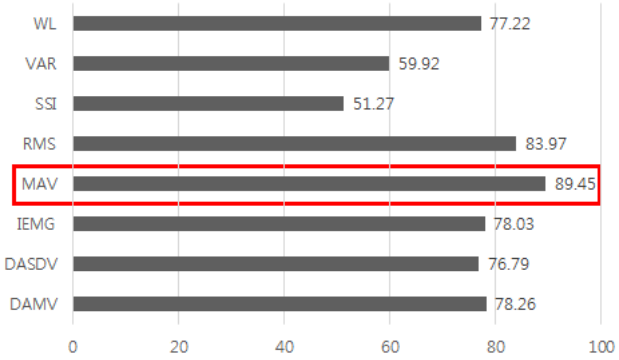
또한 <표 2>와 (그림 5)에서 보이는 것과 같이 채널 F4에서는 DAMV, DASDV, IEMG, RMS와 같은 특징에서 일부 피험자에게서만 좋은 정확도를 보여주는 반면에 MAV에서는 가장 높은 성능을 보여줄 뿐만 아니라 피험자 모두에게서 정확도가 높았다는 것을 확인할 수 있었다.

특히 MAV는 다른 특징에 비해서 가장 높은 정확도를 보여주며, 기존에 많이 사용되는 특징인 RMS보다 정확도가 더 높다는 것을 알 수 있다.

이와 같이 사람마다 개인이 가지는 특성에 따라 발생되는 뇌파의 세기 및 파형은 각각 다르지만 실험 결과 해당 대역 및 채널에서의 특징은 피험자 모두에게서 모두 높은 성능을 보였음을 알 수 있다.

<표 1> μ대역 채널 AF4의 특징별 분류 정확도

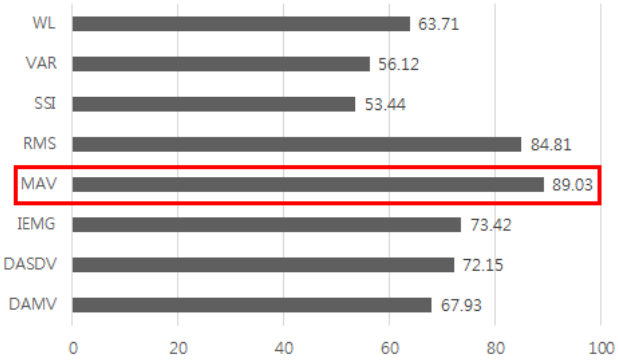
Feature	PersonA	PersonB	PersonC
DAMV	73.42%	72.15%	58.23%
DASDV	86.08%	69.62%	60.76%
IEMG	75.95%	78.48%	65.82%
MAV	94.94%	84.81%	87.34%
RMS	82.87%	81.54%	90.00%
SSI	55.26%	50.63%	54.43%
VAR	54.43%	58.23%	55.70%
WL	68.35%	70.89%	51.90%



(그림 4) 3명의 피험자에 대한 μ대역 채널 AF4의 특징별 분류 정확도 평균

<표 2> μ대역 채널 F4의 특징별 분류 정확도

Feature	PersonA	PersonB	PersonC
DAMV	83.54%	79.28%	71.95%
DASDV	81.01%	83.54%	65.82%
IEMG	85.34%	76.28%	72.49%
MAV	92.40%	84.81%	91.14%
RMS	89.87%	77.22%	84.81%
SSI	51.90%	50.00%	51.90%
VAR	68.35%	60.76%	50.63%
WL	77.22%	82.28%	72.15%



(그림 5) 3명의 피험자에 대한 μ대역 채널 F4의 특징별 분류 정확도 평균

4. 결론

본 연구에서는 피험자 3명의 동작 상상 EEG 신호를 분류할 수 있는 실험을 진행하였으며 8개의 특징점을 선정하여 정확도를 비교 분석하였다. 분류 알고리즘으로는 SVM을 사용하여 10-fold cross validation을 통하여 정확도를 측정하였다. 성능은 최고 94.94%의 정확도를 보였으며, 해당 정확도를 보인 μ대역 채널 F4의 MAV등에서 피험자 모두에게서 높은 정확도를 보였다.

향후 연구에서는 보다 성능을 개선하기 위하여 다양한 채널에서의 정확도와 특징점을 분석할 예정이며 또한 추출한 특징점을 다양한 조합으로 구성하여 정확도를 측정할 예정이다. 이를 통해서 나온 결과를 이용하여 정확도가 높은 채널 및 특징점을 선정하고 사용자가 직접 뇌파 발생 훈련을 할 수 있는 시뮬레이터를 개발할 예정이다.

참고문헌

[1] Marcel van Gerven at al., “The Brain-Computer Interface Cycle, J. Neural Eng”, Vol.6, 041001(10pp), 2009

[2] Andrea Kubler, Klaus-Robert Muller, “An Introduction to Brain-Computer Interfacing” Toward Brain-Computer Interfacing, pp. 1-25, MIT press, Cambridge, MA, 2007

[3] Guido Dornhege, “Increasing Information Transfer Rates for Brain-Computer Interfacing” PhD thesis, University of Potsdam, 2006.

[4] G.Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, “Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,” Clinical Neurophysiology, Vol.100, No.11, pp. 1842-1857, Nov. 1999

[5] “BCI Competition IV Data Sets 1: motor imagery, uncued classifier application” provided by the Berilin BCI Institude of Technology and Fraunhofer FIRST and Campus Benjamin Franklin of the Charité

[6] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector network,” Machine Learning, Vol.20, No.3, pp. 273-297, Sep. 1995.

Acknowledgement

"본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터육성 지원사업 의 연구결과로 수행되었음" (IITP-2016-H8501-16-1019)

본 연구는 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업 (2010-0020163)의 지원으로 수행되었습니다.