

# BCI 기술 개요

한규범\*, 김종국\*

\*고려대학교 전기전자공학과

e-mail : gyubeomhan@korea.ac.kr

## Brain-Computer Interface Technology Overview

Gyu-Beom Han\*, Jong-Kook Kim\*

\*Dept. of Electrical and Computer Engineering, Korea University

### 요 약

EEG 발명 이래 인간은 뇌파 분석에 기반한 새로운 통신 기술을 개발할 공리를 하기 시작했다. 이것이 BCI의 발전으로 이어졌고 최근 몇 십년간 전세계적으로 BCI 연구의 수가 눈에 띄게 증가하였다. 이 논문은 BCI 분야에서 현재 사용되는 기술들에 대한 개요를 제공하는데 초점을 두고 있다.

#### 1. 서론

2017년, 페이스북의 개발자회의인 F8에서 빌딩 8의 최고책임자인 레지나 두간은 오직 생각만으로 문자를 쓸 수 있는 기술을 개발하고 있다고 발표를 하였다. 이렇게 4차 산업혁명과 IoT 기술이 뜨기 시작하면서 BCI는 차세대 인터페이스의 유력한 대안으로 떠오르고 있다. 전세계적으로 많은 연구들이 진행되어 BCI 시스템에 적용할 수 있는 많은 기술들이 개발되고 있다. 본 논문에서는 비침습식 BCI에 적용되고 있는 중 가장 부각되는 연구들에 대해 설명하도록 한다.

우선 2장에서는 BCI 시스템의 정의에 대해 설명하고, BCI 분야에서의 현재 문제점들에 대해 다루도록 한다. 3장에서는 BCI 응용에서의 신호처리를 다룬다. 잘 알려진 신호 형태에 대해 설명하고, 그 신호들의 처리와 분류에 대해 설명하도록 한다. 그리고 마지막 4장에서는 현재 BCI 기술에 대해 결론을 이끌어내고 BCI 분야에서의 잠재된 방향들을 다루도록 한다.

#### 2. 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-Computer Interface : BCI)

BCI란 용어는 컴퓨터를 포함한 뇌에 대한 정보를 받아 올 수 있는 모든 시스템이라는 정의를 가지고 있고 Jacques Vidal에 의해 제일 처음 사용되었다.[1] 오늘날에는 더 정확한 BCI에 대한 정의가 있다. 1999년, 제 1회 국제 BCI 회의에서 BCI는 말초신경(뇌로, 또는 뇌로부터 정보를 전송하는)과 근육으로부터 독립적이어야 한다고 정의하였다.[2]

BCI는 문자 쓰기, 목록에서 선택 명령 내리기, 또는 의족/의수를 제어하는 등 장애가 있는 사람들을 위한 재활치료를 위해 사용될 수 있다. 그리고 BCI는 넓은 범주의 사용자들을 위하여 일반 컴퓨터를 제어하는 등 기존의 입력장치를 대체할 수 있는 잠재력을 가지고 있다. BCI를 적용할 수 있는 다른 분야로 계

임 제어가 있다. 이 BCI 응용 기술은 최근 몇 년간 인기있는 주제가 되었다. 마지막으로 로봇, 드론, 집 자동화 시스템 등 다양한 기술적 시스템을 제어하는 것이 있다.

BCI 분야는 EEG 등 데이터 수집 장비들의 낮은 해상도와 높은 가격 때문에 연구를 하는데 어려움이 있다. 또 다른 원인으로는 컴퓨터의 낮은 성능과 비싼 가격, 이로 인한 실시간 뇌 활동 처리가 불가능했음을 꼽을 수 있다[3]. 최근 몇 십년간 컴퓨터의 성능은 비약적으로 좋아졌고 가격 또한 낮아졌기 때문에 BCI 분야에 대한 과학적 관심이 증가하였다. 하지만 뇌파를 처리하는데 있어 아직도 다음과 같은 문제들이 많이 있다.

- 낮은 신호 대 잡음비(signal-to-noise ratio:SNR). 두개골과 두피는 뇌의 전기신호가 전극에 전달되는 것을 방해한다. 더 나아가 다른 전자장비 또는 전선 자체에서 노이즈가 발생하기도 한다. 이 모든 요소들이 SNR을 낮춘다.
- 잡파. 잡파는 뇌에서 발생된 신호 외의 신호들이다. 즉, 근육의 움직임 등으로 발생하는 외부 요인들로 인한 전기적 신호가 뇌의 활동과 함께 측정되는 것이다. 가장 흔한 잡파 발생의 원인으로 눈의 움직임과 머리의 움직임 등이 있다.
- 뇌파의 서로 다른 패턴. 같은 행동을 하고 있는 상황에서도 모든 사람들은 서로 다른 고유한 뇌 활동 패턴이 있다. 이것 또한 뇌활동을 분석하고 분류하는데 어려움을 주고 있다.
- 낮은 정보 전송률. 위의 모든 문제들은 BCI의 정확도와 속도의 품질을 낮춰 낮은 정보 전송률 문제를 유발한다.

### 3. BCI 시스템의 분류

BCI 시스템을 분류하는 방법은 종속성으로 하는 것이다.[3] 종속 BCI 시스템은 뇌의 활동을 유발시키기 위해서 신경, 근육 등의 뇌에서 나가는 출력 경로를 이용한다. 종속 시스템 중 하나로 VEP 기반 BCI가 있다.[4] VEP의 경우 EEG를 분석하지만, 응시하는 방향에 따른 눈 근육에 의해 생성된 EEG를 사용한다. 이러한 시스템의 경우 근육의 활동을 직접 측정하는 것이 아니라, EEG를 통해 간접적으로 측정하는 것이다. 반면 독립 BCI 시스템은 신경이나 근육 신호에서 나오는 신호를 사용하지 않고 EEG 패턴 등의 오직 특정 뇌의 활동만 사용하여 사용자의 의도를 파악한다. 그 예로 P300과 운동-상상 BCI가 있다.

BCI 시스템의 성능을 높이는 방법 중의 하나는 여러 장치를 같이 사용하는 것이다. EEG 장비와 NIRS를 같이 사용하여 데이터를 수집하는 것이다.[5] 이 경우 뇌의 처리과정에 대한 더 많은 정보를 받을 수 있기 때문에 알고리즘화의 정확도를 높일 수 있다. 또 EEG과 시선추적 시스템을 사용한 응시방향 등의 비뇌활동을 함께 분석할 수 있다.[6] 이러한 접근의 경우 순수한 BCI 시스템 정의에서 어긋하지만, BCI 알고리즘의 속도와 정확도를 높이는데 도움이 된다.

### 4. 신호처리

BCI 시스템은 다른 시스템들과 마찬가지로 신호 처리와 분류하는 처리, 특징추출, 특징분석, 특징분류 단계를 거친다.

#### 4.1. 처리

EEG는 SNR가 매우 낮고 많은 잡음을 포함한다. 신호의 전처리과정은 신호의 품질을 높이기 위해 사용된다. 주로 주파수와 시간 영역에서 다른 필터들을 적용하여 진행된다. 주파수 필터링은 오직 특정 주파수 영역에서만 적용하여 신호를 억제하는 것이 가능하다. 가장 많이 사용되는 것으로는 노치 필터로 좁은 영역의 신호만을 억제한다. 일반적으로 전원에서 많이 쓰이는 50 또는 60 Hz의 주파수를 걸러낸다. 대역 필터는 일정 대역의 주파수를 억제하는 기능을 한다. 때문에 눈을 깜빡이는 등으로 인해 발생하는 노이즈를 신호원에서 제거하는데 매우 유용하다.

신호의 질을 높이는 또 다른 방법으로는 공간 필터링을 사용하는 것이 있다. 이 필터링 방법은 여러 전극에서 발생된 신호들을 사용한다. 가장 간단한 방법은 두 개의 전극을 사용하는 것이다. 이 경우 하나의 전극에서 측정된 신호에서 다른 전극에서 측정된 신호를 뺀다. 필터링하는 더 복잡한 방법은 라플라시안 필터링이다. 이 필터는 일반적으로 5개의 전극을 사용하여 신호를 사용하여 뽑아낸다. 또는 모든 전극에서 받은 신호들을 사용하여 신호를 뽑아낼 수도 있다. 이 필터는 표준공통기준(Common Average Reference: CAR)이라고 한다. 두 개 이상의 전극을 사용하는 필터에서는 측정하고자 하는 신호에서 모든 전극에서 측정된 값의 평균값을 빼서 신호의 값을 도출해낸다.

#### 4.2. 신호의 특징

특정 특성에서의 EEG 신호에서 특징을 뽑아 낼 수 있다. 일반적으로 EEG 신호는 주파수에 따라 알파(8-13 Hz), 베타(13-30 Hz), 감마(30-70 Hz), 델타(0.5-4 Hz), 세타(4-8Hz)파로 구분된다. 각 주파수 영역들은 인간의 특정 활동과 연관이 있다. 예를 들어 알파파는 시각 활동, 베타파는 감각-운동 활동, 델타파는 수면시 발생한다. 그 외로는 특정 형태의 신호로 알파파와 베타파 사이에 걸친 뮤리듬(10-15 Hz)이 있다. 대부분의 EEG 특징들은 이러한 파형들과 연결되어 있다. EEG 신호의 특징들에 대해 알아보도록 한다.

베타와 뮤리듬은 외의 motor 출력 채널과 연관이 있고, 이것들이 BCI의 특징으로 사용된다. 움직임과 움직임의 준비동작에서 이러한 리듬의 감소 현상이 일어난다. 이런 현상을 사건관련비동기화(Event-Related Desynchronization: ERD)라 한다. 움직임 후 이러한 리듬들이 증가하는 현상이 일어나는데 이것을 사건관련동기화(Event-Related Synchronization: ERS)라 한다. ERD와 ERS는 실제 움직임을 필요로 하지 않는다. 따라서 이것들은 운동-상상으로 사용 가능하다.[3]

느린피질전위(Slow Cortical Potentials: SCP)를 사용하여 BCI 특성값을 추출하는 것도 가능하다. SCP는 양극 또는 음극으로 분극화되어 300ms에서 수 초 동안 유지되는 현상이다. 자발적인 운동 전 움직임을 준비하는 과정에서 SCP가 증가하는 현상을 볼 수 있다.[7] 시각유발전위(Visually Evoked Potential: VEP)는 흔히 쓰이는 특성 중에 하나이다. VEP는 시각 신경계를 자극했을 때 유발되어 후두부에서 기록되는 전위이다. VEP의 종류에는 안정상태시각유발전위(Steady-State Visually Evoked Potential: SSVEP), 코드북시각유발전위(Codebook Visually Evoked Potential: cVEP) 등이 있다.

사건관련전위(Event-Related Potential: ERP)는 시각적 자극뿐만 아니라 청각 또는 촉각 자극으로 인해서도 발생한다. 그 중 하나로 P300이 있다. 이 전위는 약 300ms 후 양전위로 나타나기 때문에 P300이라 부른다. 많은 BCI 시스템이 P300을 기반으로 개발되었다. 가장 인기있는 P300 기반 BCI 시스템은 글자들을 행열로 배치하여 사용하는 P300 스펠러이다. 이 글자 행렬은 행과 열로 깜빡이고 원하는 문자는 그 행과 열의 교차되는 지점으로 알아낼 수 있다.[8]

#### 4.3. 특징 추출과 분석

신호의 특성이 식별되면 신호를 특징 공간으로 변환시켜야 한다. 신호들은 분류에 필요 없는 정보를 포함하고 있다. 몇몇의 기술들은 이러한 여분 정보를 제거하고 분류를 위해 신호들을 특징으로 변환시킨다. 일반적으로 신호들은 주파수 영역 또는 시간영역에서 분석을 한다. 본 논문에서는 신호를 주파수 영역에서 분석한 것만 다루도록 한다.

푸리에 변환과 같은 주파수 분석은 신호를 주파수 영역에서 특징을 뽑아낸다. 웨이블릿 변환은 푸리에 변환의 한계를 극복하기 위해 등장하였다. 전체 시간에서의 주파수 정보만 볼 수 있던 푸리에 변환과 달리 웨이블릿 변환에서는 신호를 일정 크기의 창으로 잘라내어 3 차원 시간, 주파수, 진폭 그래프를 표현할 수 있다.

자기회귀모델(Autoregressive Model)은 신호들이 이전 값에 선형적으로 독립적인 것을 전제로 한다. 그리고 이러한 모델을 EEG 신호에 적용하여 BCI 시스템을 구축하기 위한 특징들을 뽑아낼 수 있다.[9]

주성분 분석(Principle component analysis: PCA)은 요소들이 서로 상관관계가 아닐 때에도 특징들을 뽑아낼 수 있다.[10] 이것은 공분산 행렬의 고유벡터와 고유값에 기초하여 중요한 특징만 추려내어 필요 없는 정보는 제거한다. 이런 방법으로 데이터의 구조를 크게 바꾸지 않으면서 차원을 감소시킬 수 있다.

원래의 뇌파신호는 피질의 여러 부분에서 측정된 독립성분들의 결합이다. 소스 신호를 받기 위해서 독립성분분석(Independent component analysis: ICA)를 사용하여 불필요한 성분들을 제거한다.[11] 이 접근법은 두 가지 이상의 활동을 서로 분리하거나 눈 깜빡임 등의 요소를 제거할 때도 사용 가능하다. EEG 신호의 독립성분들은 Fig 1. b)와 같다. Raw EEG 에서 소스 신호는 독립성분들 외에도 여러 성분이 섞인 것을 볼 수 있다.

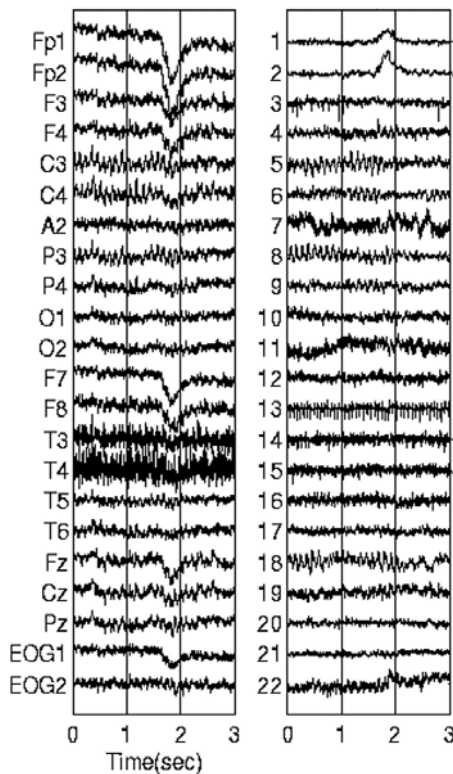


Fig 1. a) Raw 데이터. b)분리된 ICA 데이터.

#### 4.4. 특징 분류 분석

BCI 에서 가장 중요한 부분은 사용자의 생각을 컴퓨터 명령어로 변환하는 것이다. 따라서 신호를 처리하고 특징 추출을 한 후 특징들을 특정 명령어로 분류해야 한다. 가장 간단한 BCI 에서는 명령어를 만들기 위해서 역치 값을 사용해도 되지만 이런 방법은 실시간 시스템에서 사용할 때에 필요한 정도의 성능을 내지 못한다. 좋은 성능의 BCI 를 만들기 위해서는 더 복잡한 기술을 사용하여 명령을 파악해야 한다. 이것이 기계학습을 사용하여 로버스트한 분류기를 만들어야 하는 이유이다. 현재 BCI 분야에서 사용되는 여러 종류에 분류기에는 지도학습 방식과 비지도학습 방식이 있다.

K-최근접 이웃 알고리즘(k-Nearest Neighbor: k-NN)은 간단한 지도학습 알고리즘 중 하나이다. 학습시킬 데이터의 특징들을 저장하고 객체를 분류하기 위해 특징 공간에서 객체 집합을 찾는다. 이 방법은 [12]에서 운동-상상을 분류하기 위해 사용되었다.

선형판별분석(Linear Discriminant Analysis: LDA)은 특징공간의 차원을 줄이는 것으로 잘 알려진 분류 알고리즘이다. LDA 는 클래스들의 평균값들의 차이는 최대화하고, 클래스 내의 변화는 최소화하는 벡터를 찾아내어 데이터를 더 낮은 차원으로 나타낸다. 이것은 EEG 신호로부터 추출한 특징을 분류하는 인기있는 방법이다.[13]

지지벡터머신(Support Vector Machine: SVM)은 두 가지의 범주를 분류하는 이진 분류기로 인기있는 로버스트한 분류기 중 하나이다. SVM 은 선형적으로 특징들을 분류하고 마진을 최대화하여 클래스를 결정한다. 만약 클래스가 이 특징공간에서 선형적으로 분류되지 않았다면 SVM 은 이 클래스들이 선형적으로 나누어질 수 있는 고차원 특징공간으로 비선형 변환을 한다.

인공신경망(Artificial Neural Network: ANN)은 기계학습 중 가장 인기있는 방법이다. 이를 deep layer 로 학습시키는 것이 심층 신경망(Deep Neural Network: DNN)이다. 그 중 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks: CNN)은 영상분류 및 객체 검출에 뛰어난 성능을 보이는 분류기로 근 몇 년간 빠르게 성장해왔다. BCI 분야에서 CNN 을 적용하려는 시도들이 있다.[8]

그 외에도 나이브 베이즈 분류, 베이즈 네트워크, 은닉 마코프 모델, 결정 트리 등의 BCI 에서 분류기 적용할 수 있는 많은 기계학습 기술들이 있다. 더 나아가 분류기는 더 나은 분류 정확도를 올리기 위해 두가지 이상을 합쳐서 학습하는 앙상블 기법을 사용하기도 한다. Boosting 과 Bagging 이 이에 해당되는데 AdaBoost, RandomForest, XGBoost, GradientBoost 등 다양한 모델을 만들 수 있다.

클러스터링 같은 비지도학습은 EEG 신호의 특징을

처리하는데 적용할 수 있다. 간단한 클러스터링 알고리즘으로 k-평균(k-means) 알고리즘이 있다. 예를 들어 k-평균 알고리즘은 SVM 과 함께 사용하여 두가지 이상의 운동-상상을 구별할 수 있다. 자기조직화지도(Self-Organized Maps: SOM)은 승자독식(winner takes all) 원칙에 따라 학습하는 2 차원 인공신경망이다. 이 방법을 이용하여 유사한 데이터에 의해 활성화된 같은 뉴런에서 나온 다차원 특징 공간을 2 차원으로 변환할 수 있다. SOM 은 자기회귀모델과 사용하여 운동-상상을 분류하는데 쓰인다.[9]

#### 4.5. 온라인/오프라인 분석

많은 연구들이 EEG 신호의 오프라인 분석을 다루고 있다. 연구들 중 대부분은 신호들을 평균내서 더 좋은 결과를 도출해낸다. BCI 가 실용적이기 위해서는 실시간으로 작동해야 한다. BCI 를 온라인으로 실험하기 위해서는 단일시행으로 분류하여 사용해야 하는데 이것이 아직 제일 큰 난관으로 남아있다.

#### 4.6. BCI 시스템 평가

BCI 시스템을 평가하는 것은 매우 복잡한 일이다. BCI 의 실시간성을 위해 속도와 정확성을 평가해야 한다. 이 두가지 척도로 이루어진 비율을 정보전달률(Information Transfer Rate: ITR)라고 한다. ITR 은 시간당 처리할 수 있는 정보의 양을 알려준다. BCI 시스템에 대해 실험적 평가뿐만 아니라 ITR 의 이론적 평가 또한 실행하여야 한다.

적합한 평가를 도출하기 위해서는 BCI 실험에 대한 평가는 아래와 같은 원칙을 따라야한다. [14]

- 훈련집합과 테스트집합은 독립적이어야 한다. 이것은 훈련데이터와 테스트데이터를 따로 기록해야 한다는 것을 뜻한다. 적어도 다른 세션에서 기록해야 한다. 그렇지 않다면 두 데이터 셋이 상관관계가 될 것이다.
- 테스트 데이터는 알고리즘화 등의 파라미터를 선택하는 방법이 되어서는 안된다.

BCI 토픽에 대하여 다른 연구들은 많지만 안타깝게도 오직 소수의 연구들만 위의 원칙들을 따르고 있다.

### 5. 결론

좋은 성능의 BCI 시스템을 개발하는 것은 매우 어려운 주제이다. 현재까지 일상 생활에서 사용할 수 있는 BCI 시스템은 없다. 일상에서 사용 가능할 정도의 BCI 를 만들기 위해서는 알고리즘화 속도와 높은 정확성이 보장되어야 한다. 근 몇 년간 딥러닝을 이용한 패턴 인식분야는 상당히 발달하였다. 이로 보아 BCI 분야에도 이러한 기술을 사용하여 이러한 문제점을 해결할 수 있을 것이다.

### 참고문헌

- [1] J.J. Vidal, "Toward direct brain-computer communication", *Annual review of biophysics and bioengineering*, vol. 2, pp. 157-180, 1973.
- [2] J.R. Wolpaw et al., "Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting", *IEEE Trans. on rehabilitation eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 164-173, 2000
- [3] J.R. Wolpaw, "Brain-computer interfaces for communication and control", *Clinical Neurophysiology*, pp. 767-791, 2002.
- [4] G.R. Müller-Putz, G. Pfurtscheller, "Control of an Electrical Prosthesis With an SSVEP-Based BCI", *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, vol. 55, no. 1, 2008.
- [5] Y. Tomiya et al., "Bimodal BCI Using Simultaneously NIRS and EEG", *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, vol. 61, no. 4, 2014.
- [6] Pablo M. Tostado, William W. Abbott, A. Aldo Faisal, "3D gaze cursor: Continuous calibration and end-point grasp control of robotic actuators", *Robotics and Automation(ICRA) 2016 IEEE International Conference on*, pp. 3295-3300, 2016
- [7] H. Shibasaki, M. Hallett, "What is the Bereitschaftspotential?", *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, pp. 2341-2356, 2006.
- [8] H. Cecotti, A. Graser, "Convolutional Neural Networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces", *IEEE Tran. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 3, no. 2, pp. 433-455, 2011.
- [9] T. Yamaguchi et al., "Pattern recognition of EEG signal during motor imagery by using SOM", *the 2nd Int. Conf. on Innovative Computing Information and Control*, pp. 121, 2007.
- [10] D. Iacoviello, A. Petracca, M. Spezialetti, G. Placidi, "A real-time classification algorithm for EEG-based BCI driven by self-induced emotions," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 122, no. 3, pp. 293-303, 2015.
- [11] A. Hyvarinen, E. Oja, "Independent Component Analysis: Algorithms and Application", *Neural Networks*, vol. 13, no. 4-5, pp. 411-430, 2000.
- [12] R. Aldea, M. Fira, A. Lazar, "Classification of motor imagery tasks using k-nearest neighbors", *2014 12th Symposium on Neural Networks Application in Electrical Engineering*, 2014.
- [13] C.Y. Chan, C.W. Wu, C.T. Lin, "A novel classification method for motor imagery based on Brain-Computer Interface", *2014 Int. Conf. on Neural Networks*, pp. 4099-4102, 2014.
- [14] K.R. Müller et al., "Machine learning and signal processing tools for Brain computer interfacing", *Presentation*, 2011.