

# 좌우 양팔의 근육 활성화도 변화에 따른 EEG 출력 구분을 위한 CSP 필터의 적용

## Application of CSP Filter to Differentiate EEG Output with Variation of Muscle Activity in the Left and Right Arms

강 병 준\*, 전 부 일\*, 조 현 찬\*<sup>★</sup>

Byung-Jun Kang, Bu-Il Jeon\*, Hyun-Chan Cho\*<sup>★</sup>

### Abstract

Through the output of brain waves during muscle operation, this paper checks whether it is possible to find characteristic vectors of brain waves that are capable of dividing left and right movements by extracting brain waves in specific areas of muscle signal output that include the motion of the left and right muscles or the will of the user within EEG signals, where uncertainties exist considerably. A typical surface EMG and noninvasive brain wave extraction method does not exist to distinguish whether the signal is a motion through the degree of ionization by internal neurotransmitter and the magnitude of electrical conductivity. In the case of joint and motor control through normal robot control systems or electrical signals, signals that can be controlled by the transmission and feedback control of specific signals can be identified. However, the human body lacks evidence to find the exact protocols between the brain and the muscles. Therefore, in this paper, efficiency is verified by utilizing the results of application of CSP (Common Spatial Pattern) filter to verify that the left-hand and right-hand signals can be extracted through brainwave analysis when the subject's behavior is performed. In addition, we propose ways to obtain data through experimental design for verification, to verify the change in results with or without filter application, and to increase the accuracy of the classification.

### 요 약

본 논문은 근육 동작시의 뇌파의 출력을 통해 불확실성이 상당히 존재하는 EEG 신호 안에서 좌우완 근육의 동작이나 사용자의 의지가 포함된 근육 신호 출력 시의 특정 부위 뇌파를 추출하여 좌우 동작 구분이 가능한 뇌파의 특징 벡터를 찾아낼 수 있는지를 확인한다. 일반적인 표면 근전도와 비침습적인 방식의 뇌파 추출 방법으로는 내부 신경 전달에 의한 이온화 정도와 전기 전도도의 크기를 통해서 그 동작 신호인지 구분할 수 있는 방법이 존재하지 않는다. 일반 로봇 제어 시스템이나 전기 신호를 통한 관절 및 모터 제어의 경우는 특정 신호의 전달 및 피드백 제어를 통해 관절 및 로봇 제어를 제어할 수 있는 신호를 확인할 수 있지만, 인간의 인체는 정확한 뇌와 근육간의 프로토콜을 찾을 근거가 부족하다. 따라서 본 논문에서는 피험자의 동작이 이루어질 경우의 뇌파 분석을 통해 좌완의 신호와 우완의 신호를 특정할 만한 근거 신호 또는 특징 벡터를 추출할 수 있는지 확인하기 위해 CSP(Common Spatial Pattern) 필터의 적용 결과 활용하여 효율성을 검증한다. 더불어 검증을 위한 실험 설계를 통해 데이터를 획득하고, 필터 적용 유무에 따른 결과의 변화가 어떠한지 검증하며 구분 정확도를 높일 수 있는 방법을 제안한다.

*Key words* : EMG, EEG, CSP filter, FFT, Feature Vector

\* School of Electrical, Electronics and Communication Engineering, KOREATECH

★ Corresponding author

E-mail : cholab@koreatech.ac.kr Tel : +82-41-560-1171

※ Acknowledgment

"This paper was supported by the Education and Research Promotion Program of KOREATECH in 2019"

Manuscript received May. 29, 2020; revised Jun. 19, 2020; accepted Jun. 29, 2020.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

### I. 서론

뇌에서 전달되는 신호는 상호 연결된 다양한 신경 전달물질에 의해서 체내에서 일정한 전기신호를 주고 받는다. 신경 전달 물질은 이온화된 다양한 전자의 흐름을 통해 센서로 추출이 가능하며, 그 신호의 형태는 일반적인 전압의 형태로 출력이 가능하다. 이러한 신호가 전달되면 관절의 토크를 통해 몸은 움직이고, 움직임과 관련된 정보를 뇌에 전달하는 과정을 통해 동작을 보인다. 이런 동작은 크게 의식적인 것 혹은 의도적인 것과 무의식적으로 발생 혹은 자연스럽게 동작하는 경우로 분류할 수가 있다. 본 연구에서 확인하고자 하는 점은 의식적인 동작을 할 경우와 같은 동작을 무의식적으로 했을 경우의 차이가 뇌파 출력에 어떠한 영향을 미칠 수 있는지 여부이다. 대뇌의 신경 전달은 보통 피부 표면에서 전달되는 감각 신경과 근육의 반응기에서 발현하여 전달되는 운동 신경으로 나누어지고 별도의 자율 신경계가 내부적으로 연결되어 다양한 신호를 척추 내부에 존재하는 척수를 통해 내부의 다양한 장기와 신체의 끝에 존재하는 말초신경계까지 전달되는 것으로 알려져 있다[1]. 따라서 대뇌 피질에 발생하는 전기신호를 취득한다고 해도 정확한 신호전달을 어떻게 하고 있는지 정의하기가 어렵다. 또한 신경전달 신호의 형태가 사람마다 다를 수가 있고, 다양한 형태의 신호를 개인이 다르게 받아들이고 학습할 수 있기 때문에 표면 신호를 두고 그 정해진 프로토콜이나 특별한 규정을 찾는 것은 상당히 난해한 분야라고 할 수 있다. 또한 근육의 전도성을 측정하는 EMG의 경우, 근육의 분포나 부착 위치, 근육의 활성화 및 피로도의 정도에 따라 그 출력이 다르게 나타나고 사람에 따라 다른 특성을 보일 수 있을뿐더러 출력이 근육의 수축과 이완 정도에 따라 크기의 차이를 보이기 때문에 단편적인 시간 출력을 통해서만 현재 어떤 동작을 위한 명령이 전달되었는지를 파악하기 어렵다[6]. 일반적인 경우 뇌파의 신호전달은 특정 포인트 내에서 존재하는 활성화의 양을 정량적으로 측정하여 분포의 형태나 적절한 패턴 분류 알고리즘을 정의하여 동작이나 변화 형태를 파악하기 위한 연구가 진행되고 있으나 표면의 신호를 간접 측정하여 연수를 통해 전달되는 신호를 측정하는 결과이기 때문에 동작이나 피험자의 상태변화

나 환경적인 변수의 차이에 의해서 시간에 따라 변화가 심하고 정적인 특징을 찾아내기 어려운 특징을 보인다. 따라서 본 연구에서는 이러한 뇌파의 특징에 기인하여 동작을 정의한 후, 그 동작이 의식 또는 무의식적으로 진행하였을 경우의 뇌파의 출력형태를 다양하게 분석하여 향후 뇌로부터의 정보를 표면신호로 받아 정의할 수 있는 특징이 있는지 확인하는 데 그 목적이 있다.

### II. 본론

#### 1. 실험 환경 구성과 데이터 획득

분석할 데이터를 정리하기에 앞서 신뢰성 있는 데이터를 추출할 수 있는 실험 절차 및 환경을 구성한다. 실험에서 피실험자는 되도록이면 움직임을 제한해야 하고, 안구 운동에 의한 잡음과 왜곡을 최소화하기 위해 눈을 감고 측정한다. 동작은 자극이 제시되는 시점에서 Beep음을 듣고 자연스럽게 팔을 굽히는 동작(지표로부터 약 45도)을 한다. 근육의 수축 시 발생할 수 있는 근전도의 출력을 최소화하여 근수축에 의한 출력을 줄이고, 동작을 통해 사용자의 행동 및 의지와 관련된 신호의 왜곡이 적어지도록 구성하였다. 그림 1에서는 추출을 위한 뇌전도 및 근전도의 동기화된 출력 및 주파수 변환 출력을 보이며, 뇌전도 측정 포인트와 근전도 추출 위치를 보여준다. 결과적으로 각각 뇌전도 8채널 및 근전도 2채널을 구성하여 데이터를 추출하였다. 측정을 위해 외부 자극의 영향 및 전자기파에 의한 데이터 오류를 최대한 방지할 수 있는 독립적인 실험 공간을 구성하였다.

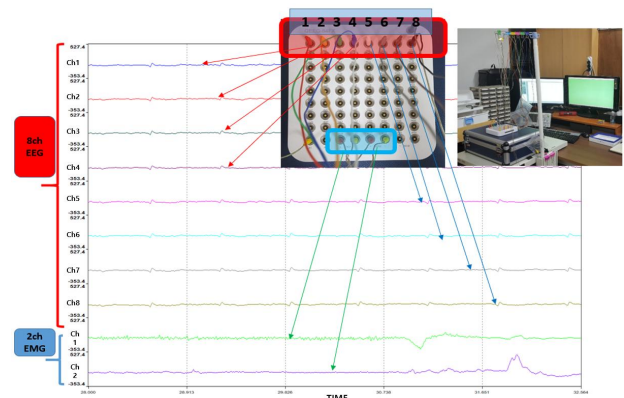


Fig. 1. EEG and EMG measurement system and electrode. 그림 1. EMG 및 EEG 신호의 출력 및 데이터 추출에 대한 실험 환경 구성

가. 데이터의 취합과 변환

EMG 신호의 측정은 오른쪽과 왼쪽 팔의 이두근과 삼두근에서 도출된다. 근육의 출력은 사용자마다 다를 수 있으며, 근육의 활동과 근육 피로에 따라 출력이 저하되고 변화할 수 있다. 근육전도가 일어나면 뇌에서 뉴런이 활성화되며, 각 전자의 움직임은 특정 개별 주파수로 진동을 일으키는데, 이는 EEG를 통해 나타난다.

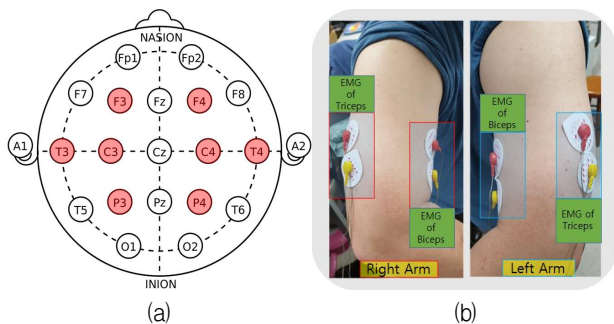


Fig. 2. EEG and EMG measurement system and electrode. 그림 2. 뇌전도 측정 포인트와 근전도의 부착 위치

이 연구에서는 이러한 뇌와 근육의 활성화에 따라 뉴런의 활동을 수집하여 특정 운동 신호를 생성하기 위한 근거가 있는지의 여부를 결정한다. 뇌전도의 채널은 뇌의 중앙부를 기점으로 각각 8채널의 신호를 다음 그림 2의 a와 같이 전극을 부착하여 측정한다. 근전도는 그림 2의 b와 같이 이두근과 삼두근의 두 개의 채널에서 각각 두 전극을 부착하여 측정한다. 근전도 신호의 경우, 피실험자의 상태에 따라 유형이 다르므로 실험 환경 설계 시 근육의 활성화도에 대한 정의와 조건을 정확하게 유지해야 한다.

나. 데이터 추출을 위한 실험방법

추출한 신호는 취합하여 일괄처리하여 활용할 수 있도록 변환하는 과정을 거친다. 추출 및 데이터 획득시 두 신호의 동기를 맞춰야만 근신호가 입력되는 구간의 뇌신호를 확인할 수 있기 때문에 동기화 출력을 일괄적으로 오차없이 추출할 수 있도록 데이터를 처리하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 1세트의 실험을 규정한 후 세트별 4회의 동작 구간별 근전도와 뇌전도를 좌/우 팔의 20개 세트로 나누어 총 80회의 측정 결과를 두 팔의 경우로 나누어 사용하였다. 1세트의 출력 및 데이터 취득을 위

한 블록 다이어그램을 그림 3과 같이 보인다. 실험 구간은 초기 10초 동안의 신호 안정화 구간을 지난 후 10초 경과시 첫 번째 동작을 수행하고, 이후 15초 동안 3번의 동작을 소리 자극이 발생할 때 5초 간격으로 3번 더 수행하여 세트당 총 4번의 출력을 얻는다. 실험의 구성은 정해진 절차나 필수적으로 수행해야 할 표본이 특별히 제공되지 않지만 되도록 뇌신호와 근전도 신호의 출력에 잡음 요소가 부가적으로 발생하지 않도록 안정된 상태와 환경을 고려하여 진행하였으며 그 데이터의 취득과정을 그림 3을 통해 요약하여 보인다.

Time	Operation
0~10s	Start(with Eye closed) Wait 10sec
10s	Stimulus signal 1st raise up and down, And wait next stimulus
15s	2nd raise up and down, And wait next stimulus
20s	3rd raise up and down, And wait next stimulus
25s	4th raise up and down, And wait
30s	End with beep sound

Fig. 3. Process of obtaining experimental data. 그림 3. 실험데이터 취득 과정

2. CSP 필터를 활용한 뇌파신호

추출된 신호를 바탕으로 신호 분석을 위해 실험 순서에 따른 Raw 데이터와 CSP 필터를 구성한 신호의 출력을 비교하기 위한 과정을 거친다. 왼팔과 오른팔의 동작을 자극의 제시 시점 전과 후로 구분하고 시간에 따른 신호를 각각 분리한다. 이렇게 얻어진 원신호는 Raw EMG로 나타나며, 근전도는 분석 시스템에서 자극을 받고 뇌가 반응하는 출력의 변화를 예측하는 근거 신호로 활용한다. CSP (Common Spatial Pattern)[2] 필터링 방법은 뇌파와 같은 불확실한 출력 파형의 경계를 구분하여 클래스를 나누는 방법 중의 하나이다. 두 클래스의 공분산 결과를 각각 최대화 및 최소화하여 존재하는 데이터 내에서 동작의 구분을 위한 신호의 특수

성 및 특징을 분류하는 데 활용한다. 본 연구에서는 취합된 피험자의 데이터를 (n by m) 매트릭스 형태의 자료로 변환한 뒤, 팔의 동작이 이루어지는 동안의 뇌파 신호의 관련성을 구분하기 위해 CSP 필터를 활용하여 원신호와 비교한다.

#### 가. CSP 필터의 활용

Raw EEG와 CSP 필터 데이터의 추출 및 처리 후, 채널별로 데이터를 정규화하여 가독성을 높이며, 데이터는 0과 1 사이의 값을 갖는다. 근전도 출력시 동작이 이루어지는 구간에 자극을 제시하고 전후의 데이터를 기준으로 발생하는 뇌전도의 8채널 데이터를 자극 후 1초간 각각 추출한다. 피실험자의 뇌파를 20 세트에 걸쳐 실험을 진행하고 좌우의 채널별 160회의 데이터를 분석한다. 각 데이터는 1KHz의 샘플링 레이트로 취득하여 데이터를 좌우로 나누어 1000개의 3차원 행렬을 구성한다. 우완과 좌완으로 나누어 8×1000×80의 데이터를 CSP 필터의 적용이 가능하도록 8×8의 filter matrix를 구성한다. CSP 필터의 데이터는 각 행렬 성분의 최대분산과 최소분산을 기준으로 구성한다. 3차원 데이터에 CSP 필터를 곱한 후, 원본 데이터와 구분하여 2차 데이터 세트를 만든다. 필터 구성 및 적용에 관한 수식을 다음 식 (1)~(5)에서 보여준다. N개의 채널에서의 각각의 데이터 샘플을 S라고 정의하면 각 실험에서 N×S의 매트릭스를 얻을 수 있고, 실험횟수가 30회(N×S)라고 가정하면 총 얻을 수 있는 데이터 샘플이 30(N×S) 만큼 만들어진다. 이 매트릭스를 통해 각각의 실험 회차별 공분산 행렬의 값은 다음 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$C = \frac{XX'}{\text{transpose}(XX')} \quad (1)$$

각 클래스의 실험 횟수에 관한 공분산을 얻어 클래스별 공분산들의 평균을 구한다. 첫 번째 클래스에 대한 실험횟수가 160회이므로 160번의 샘플에 대한 공분산을 각각 더하고 클래스의 개체 수로 나누어 평균 값을 구할 수 있다. 클래스가 많아지면 연산을 위한 시간은 다소 소요될 수 있지만 피험자의 수가 증가하고 데이터 추출을 위한 자료가 많아지면 일반화된 특징을 구해지기 어려운 반면 공통 성분을 통해 범용 적용이 가능한 데이터 셋을 구성할 수 있다.

$$\overline{C}_i = \text{mean}(C_i) \quad (2)$$

모든 클래스에 대한 평균 공분산 행렬을 더해준 합성 공분산 행렬을 만들 수 있고, 이 행렬의 고유벡터(U)와 고유값(λ)을 통해 변환 행렬 Q를 다음 식(3)을 통해 계산하고, 이 백색화 변환행렬은 식(4)와 같이 실험데이터의 평균 공분산 행렬이 동일한 고유벡터를 가지게 된다. 필터를 통과한 뇌신호를 Z로 정의하면 식(5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$Q = \sqrt{\lambda^{-1}} U \quad (3)$$

$$W = Q'B \quad (4)$$

$$Z = WX \quad (5)$$

#### 나. 추출 데이터의 분석

정규화된 각 채널별 좌완 및 우완 데이터들은 Global Summing 방식을 통해 더해지고, 이러한 Summing 데이터는 좌우로 나뉘어 주파수의 강도를 추출한

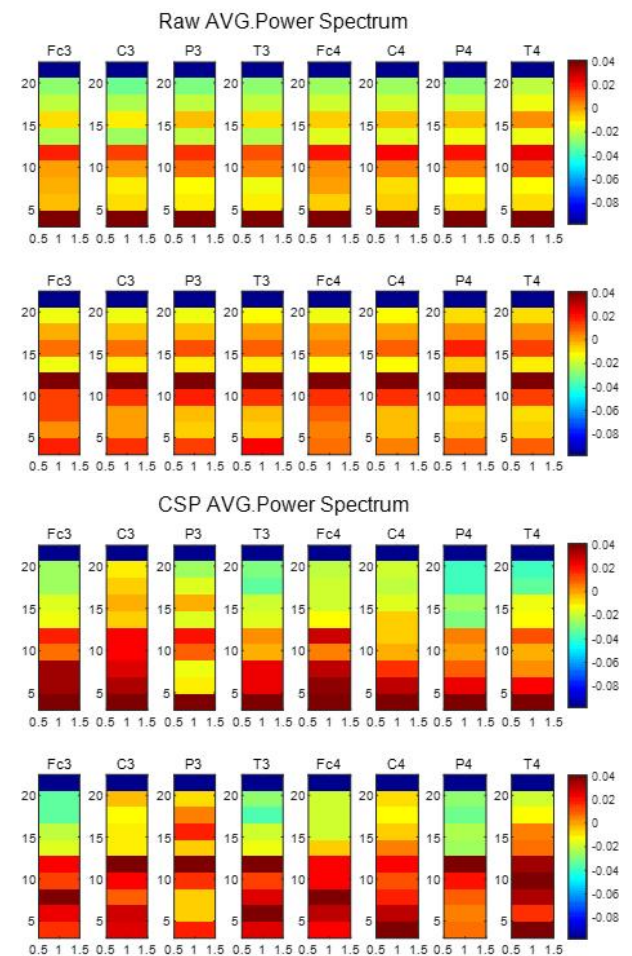


Fig. 4. Band Distribution by EEG channel according to CSP application status.

그림 4. CSP적용 유무에 따른 EEG채널 별 대역분포



다. 이 과정을 통해 생성된 Raw 데이터의 FFT 변환 결과 및 에너지 분포 및 채널별 Contrast 결과는 다음 그림 4와 그림 5와 같이 나타낼 수 있다. 주파수 분석을 통해 정규화된 출력을 통해 변환된 에너지의 분포를 확인할 수 있다. 그림 5는 각 채널별 주파수 분포이며, 0에서 20Hz의 영역의 평균 주파수 강도를 색깔로 구분하여 보여준다. 위에서 아래 방향으로 우완과 좌완의 순서이며, 각 열의 좌측 4개의 도식이 뇌의 좌측 영역, 나머지 우측 4개의 도식이 뇌의 우측 영역의 출력을 나타낸다. 각각의 실험 세트 별로 취합한 데이터를 CSP filtering 했을 경우, 신호의 강도가 높게 나타나는 부분의 결과가 빨간색에 가깝게 나타나고, 강도가 낮을수록 파란색에 가깝게 나타난다. 출력하는 주파수의 범위는 1~20Hz 구간의 신호를 유효 신호의 범위로 적용하였으며, 가로축은 샘플링한 구간의 시간(1sec)을 의미한다.

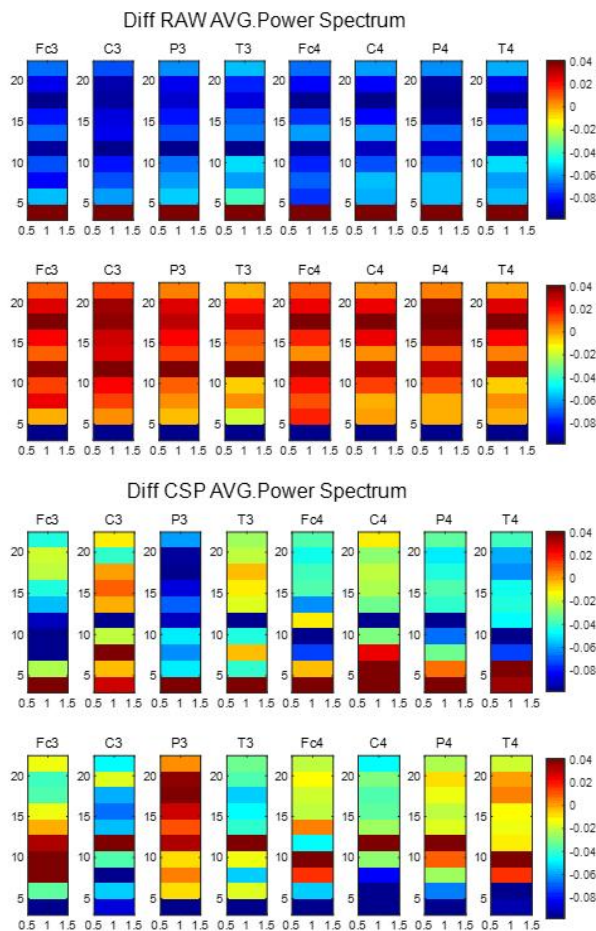


Fig. 5. Output distribution plot through difference analysis(Diff) in left and right arm operation.  
 그림 5. 좌우완 동작시 차이값 분석을 통한 출력 분포도

좌완과 우완의 구분을 위해 출력된 주파수 도메인의 결과를 좌완과 우완의 경우로 나누어 두 팔의 출력차이를 Diff Data로 정의하고, 정리된 결과 데이터를 정규화하면 다음 그림 5와 같이 나타낼 수 있다. 좌완과 우완의 경우 일반적인 출력에 CSP 필터를 적용한 경우보다 특징 벡터의 구분이 명확해 짐을 확인할 수 있다.

### 3. 결과 데이터의 정량화

오른쪽 팔과 왼쪽 팔의 움직임에 따라 EEG의 출력을 비교하는 실험을 수행한다. SVM(Support Vector Machine)[3]을 적용하여 분류 성능을 정량화했다. SVM은 파라미터에 따라 성능이 좌우되므로 정확도를 기준으로 Linear 분리에서는 Cost값(C, 데이터 샘플이 다른 클래스에 분포하는 정도)을 사용하고, RBF(Kernel SVM)에서는 Cost값과 Gamma(하나의 데이터 샘플이 영향을 미치는 거리)를 사용한다. Cost 값과 Gamma 값을 경험적인 방법에 의해서 선택해야 하므로 Grid search라는 방법으로 2개의 파라미터를 조합하여 실험 후, 평균적으로 가장 큰 정확도를 보이는 파라미터 값을 선택하게 하였다. Grid Search 는 Cost 값과 Gamma 값이 ( $1 \times 10^{-6}$ ,  $1 \times 10^{-5}$ ,  $1 \times 10^{-4}$ ,  $1 \times 10^{-2}$ ,  $1 \times 10 \times 10^2$ )의 배열의 경우의 수를 가질 때 Linear와 RBF[4]의 경우 모두 실험하게 하여 Signal Source별로 가장 정확도가 큰 파라미터 값을 적용하였다. 또한 오른손 / 왼손 총 160회 실험의 양이 적기 때문에 교차 검증(K-Fold)[5]를 적용하여 평균 분류 정확도와 오차를 구하였다. 교차 검증은 10-Fold를 사용하였

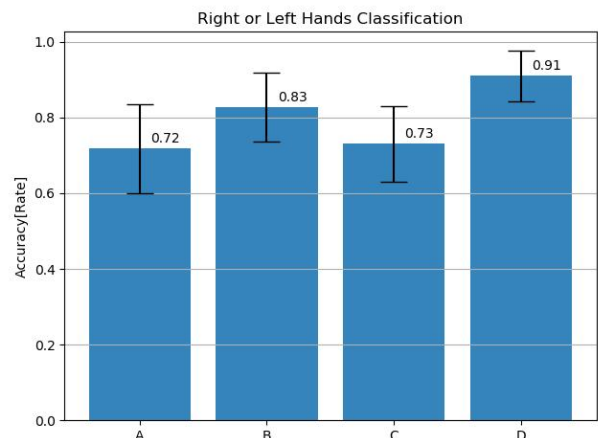


Fig. 6. Results of left and right hand distinctions through brain wave(EEG) analysis.  
 그림 6. 뇌파 분석을 통한 좌우완의 구분결과

으며 정확도를 위해 10번 반복하여 평균과 오차를 구하였다.

모든 뇌파 신호(8ch)는 수집 당시 1kHz로 샘플링된 데이터를 0.5Hz~200Hz Band-Pass Filter를 거쳐 수집되었고, 60Hz Notch filter가 적용되었다. 교차 검증에 의한 결과는 그림 6과 같이 요약할 수 있다. A는 아무런 Pre-Processing을 거치지 않은 Raw Data를 적용했을 경우로 분류정확도는 0.718(71.8%), 오차는  $\pm 0.234$ 로 나타났다. B는 CSP를 적용한 데이터로 분류 정확도는 0.828(82.8%)이며, 오차는  $\pm 0.181$ 로 나타났다. CSP필터를 거친 데이터의 정확도가 11% 정도 높게 나타나는 결과를 보였다. C와 D의 데이터는 A와 B의 데이터를 각각 PSD(Power Spectrum Density)처리한 후, 1.0~20Hz의 값으로 정규화하여 0~1의 값을 갖도록 처리하였다. 이와 같은 방법으로 처리된 데이터에서 표본 Class(오른쪽 데이터)와 다른 Class(왼쪽 데이터)의 평균 차이를 적용한 데이터를 구한 후의 출력이다. 그 결과 C와 D는 각각 0.731(73.1%), 0.828(82.8%)의 분류 정확도와  $\pm 0.2$ ,  $\pm 0.135$ 의 오차율을 가졌으며, CSP 필터를 적용한 출력이 10% 정도 정확도가 상승하는 결과를 보임을 확인할 수 있다. 본 방법을 통해 CSP 활용시 좌우 양팔의 동작을 구분할 수 있는 정확도를 비교 가능하고, 뇌파의 변화에 따른 필요 데이터의 활용방법을 구체화하는데 의미가 있을 것으로 보인다. 다만 동적인 EEG 데이터를 실시간으로 활용하여 근육신호의 출력형태를 더욱 정확하게 분석하기 위해서는 다양한 방법의 알고리즘을 개발하고 뇌파에 영향을 줄 수 있는 안구의 운동이나 실험시 발생하는 환경요소의 통제 및 잡음 제거 알고리즘의 개선과 같은 심층적인 연구가 요구될 것으로 보인다.

### III. 결론

실험을 위해 뇌의 다양한 영역에서 뇌파를 추출하였고, 추출된 뇌파는 근육 활동과의 연계성 검증하기에는 너무나 복잡한 요소의 결합으로 인하여 특별한 연관성을 찾을 수 없었기 때문에 뇌파 신호 속에서 근육 행동의 특징점을 찾는 연구가 우선 되어야 함을 인지하였다[6]. CPS 알고리즘의 기존 연구는 순수한 뇌파 속에서 정형화될 수 있는 DATA의 구분영역을 찾을 수 있는 기존의 뇌파연

구에서 사용되는 방법으로 알려졌으나, 본 논문에서는 뇌파에 포함되어 있는 근육 활동 신호를 구분하는 목적으로 CPS 방법을 사용하게 되었고, 근육 활동 신호를 동시에 추출하여 뇌파 신호의 이상적인 결과(EMG신호)를 기반으로 연구된 점이 기존 연구와의 차이점이라고 볼 수 있다. 시험 결과 CSP 필터를 적용했을 때 정확도가 상승하는 결과를 보였다. 더욱이 CSP 필터를 뇌파의 좌우 팔 움직임에 적용했을 때, EEG의 출력 주파수의 평균값 차이는 차이 값을 적용하지 않았을 때보다 약 10% 이상 더 높게 나오는 것으로 보인다. 이것은 두 종류의 뇌파의 스펙트럼 분포의 차이가 특정 뇌 부위에서 두 팔에 의한 움직임의 식별에 영향을 미쳤다고 해석할 수 있다. 향후 다양한 개선 방법의 적용 및 심층적인 연구 과정의 개선을 통해 다양한 근육 활동의 생성시 관련된 뇌파의 구분 정확도를 높이고 나아가 근육 활동시 뇌파의 유형을 정량화하여 뇌파를 통해 근육활동을 예측할 수 있는 시스템으로 개선시킬 필요가 있을 것으로 보인다.

### References

- [1] SUK, Ji-A., et al. "Neural Correlates and Electrodermal Activity Produced by Humor and Joy," *In: Proceedings of the Korean Institute of Intelligent Systems Conference. Korean Institute of Intelligent Systems*, pp.373-376, 2005.
- [2] ROBINSON, Neethu, et al. "EEG-based classification of fast and slow hand movements using wavelet-CSP algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.60, No.8, pp.2123-2132, 2013. DOI: 10.1109/TBME.2013.2248153
- [3] LI, Shufang, et al. "Feature extraction and recognition of ictal EEG using EMD and SVM," *Computers in biology and medicine*, Vol.43, No.7, pp.807-816, 2013. DOI: 10.1016/j.combiomed.2013.04.002
- [4] KUO, Bor-Chen, et al. "A kernel-based feature selection method for SVM with RBF kernel for hyperspectral image classification," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol.7, No.1, pp.317-326, 2013. DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2262926

- [5] TRIBA, Mohamed N., et al. "PLS/OPLS models in metabolomics: the impact of permutation of dataset rows on the K-fold cross-validation quality parameters," *Molecular BioSystems*, Vol.11, NO.1 pp.13-19, 2015. DOI: 10.1039/C4MB00414K
- [6] JEON, Bu Il, et al. "Motion Recognition and an Accuracy Comparison of Left and Right Arms by EEG Signal Analysis," *Applied Sciences*, Vol.9, No.22, p.4885, 2019. DOI: 10.3390/app9224885

---

**BIOGRAPHY**

---

**Byung-Jun Kang** (Member)



2012 : BS degree in Electrical,  
Electronics and Communication  
Engineering, in Koreatech.  
2015: MS degree in Electrical,  
Electronics and Communication  
Engineering, in Koreatech.

**Bu-Il Jeon** (Member)



2009 : BS degree in Electrical,  
Electronics and Communication  
Engineering, in Koreatech.  
2011 : MS degree in Electrical,  
Electronics and Communication  
Engineering, in Koreatech.

**Hyun-Chan Cho** (Member)



1991 : PhD degree in Electronics  
Engineering, Chung Ang University.  
1991~2018 : Professor of Electrical,  
Electronics and Communication  
Engineering, in Koreatech.