

의수의 정확한 움직임 제어를 위한 동작 별 뇌파 특징 분류

EEG Feature Classification for Precise Motion Control of Artificial Hand

김동은 · 유제훈 · 심귀보[†]

Dong-Eun Kim, Je-Hun Yu, and Kwee-Bo Sim[†]

중앙대학교 전자전기공학과

Department of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University

요 약

Brain-computer interface 기술은 일상에서 편안한 생활을 위해 다방면으로 연구가 진행 중이다. 본 연구는 3가지 동작의 뇌파특성을 분석하여 의수와 같은 외부기기의 세밀한 동작 제어를 목적으로 한다. 피험자들은 악력기를 쥘 때 (Grip), 손가락만을 움직일 때 (Move), 아무런 동작을 취하지 않을 때 (Relax)의 3가지 동작을 수행하였고, 뇌파를 측정하여 power spectrum analysis와 multi-common spatial pattern 알고리즘으로 특징추출을 수행하였으며, 분류알고리즘인 SVM (support vector machine)으로 뇌파의 특징데이터들을 분류하였다. 실험결과 3개의 다른 동작을 분류한 결과, 실험에 참여한 3명의 피험자 중 2명에게서 Grip 클래스의 분류율이 가장 높은 분류율을 보였다. 본 연구의 결과는 뇌파를 이용하여 의수가 필요한 환자들에게 유용할 것으로 기대한다.

키워드 : 뇌-컴퓨터 인터페이스, 뇌파, 공통공간패턴, 의수 제어

Abstract

Brain-computer interface (BCI) is being studied for convenient life in various application fields. The purpose of this study is to investigate a changing electroencephalography (EEG) for precise motion of a robot or an artificial arm. Three subjects who participated in this experiment performed three-task: Grip, Move, Relax. Acquired EEG data was extracted feature data using two feature extraction algorithm (power spectrum analysis and multi-common spatial pattern). Support vector machine (SVM) were applied the extracted feature data for classification. The classification accuracy was the highest at Grip class of two subjects. The results of this research are expected to be useful for patients required prosthetic limb using EEG.

Key Words : BCI, EEG, Common spatial pattern, Artificial arm control

1. 서 론

BCI는 인간의 뇌파로 외부기기를 제어할 수 있는 전도유명한 기술이다. 인간의 뇌파를 측정하는 방식은 뇌의 두개골 내부에 전극을 삽입하는 침습적 방식과 두피에 전극을

부착하는 비침습적 방식이 있다. 침습적 방식은 전극삽입에 있어 많은 전문성과 위험성이 있어 저비용 고효율의 비침습적 방법을 이용한 뇌파연구가 주를 이루고 있다. 최근 이러한 비침습적인 방식으로 의료, 엔터테인먼트, 재활 등과 같은 여러 분야에서 각기 다른 목적으로 뇌파를 이용한 응용기술들이 개발되고 있다. 예를 들어 V. Srinivasan 은 2007년 neural network를 응용하여 간질환자의 뇌파를 측정하여 병명을 확인할 수 있는 연구를 발표하였고[1], G. E. Frye 는 언어장애가 있는 환자의 뇌파로 P300 현상을 응용하여 철자입력기로 타인과 소통할 수 있는 연구를 소개하였다[2]. 또한, 뇌의 운동지역을 담당하는 운동영역의 뇌파를 이용하여 휠체어를 제어하거나[3][4] 사지 마비환자의 뇌파로 로봇 팔을 제어하여 음료를 마시는 데 성공한 사례도 발표되었고[5], 최근에 개막한 2014 브라질 월드컵에서는 BCI 기술을 이용하여 하반신 마비 환자가 자신의 뇌파로 외골격 로봇을 제어하여 시축하는 장면을 볼 수 있었다. 이처럼 BCI는 세계 각지에서 여러 분야에서 연구되어 점점 불가능을 가능하게 하는 기술로 주목받고 있다.

Received: Dec. 4, 2014

Revised : Feb. 17, 2015

Accepted: Feb. 17, 2015

[†] Corresponding author(kbsim@cau.ac.kr)

본 논문은 한국연구재단 중견연구자지원사업 (No. 2012-000872)에서 지원하여 연구하였으며, 연구비 지원에 감사드립니다.

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.

그러나 뇌파를 이용하여 외부기기를 제어하는 BCI 기술은 사용자의 의도를 정확하게 파악하여 기기를 정교하게 제어하기까지는 지속적인 연구가 필요하다. 본 연구에서는 뇌파를 이용하여 불의의 사고로 팔을 사용하는 데 불편함이 있는 환자나 루게릭병과 같은 마비 환자를 대상으로 개발되는 의수 또는 로봇 팔과 같은 보조기기의 정교한 동작 제어를 위한 연구로써, 힘을 정적으로 유지 중인 상태와 동적 또는 전혀 움직임이 없는 상태에서의 뇌파 특성의 분류를 목적으로 하였다. 실험은 정상인의 오른손을 대상으로 정적인 동작인 악력기를 이용하여 힘을 유지하고 있을 때와 단순한 손마디 움직임, 그리고 움직임을 행하지 않는 휴식기에서의 뇌파 패턴 분류를 위해 연구를 진행하였다. 각기 다른 동작에서 변하는 뇌파의 특징추출을 위해 파워스펙트럼 분석과 common spatial pattern (CSP) 알고리즘을 사용하여 특징데이터를 구성하고, 분류 알고리즘인 support vector machine (SVM)으로 분류율을 확인하였다.

2. 이론적 배경

2.1 뇌파와 손 움직임 관련연구

뇌파는 특성에 따라 다른 주파수대역의 특성을 가지게 되는데 운동영역의 분석에는 8Hz 이상의 알파, 베타, 감마파를 대상으로 연구의 초점이 맞춰져 있다. 알파파는 안정된 상태에서 주로 나타나고, 베타파는 몸을 움직이거나 무언가에 집중 시 나타나며, 감마파는 흥분이나 각성상태에서 주로 나타나는 파형이다. 이와 같은 뇌파의 특성을 이용해서 인간이 신체에 특정 움직임을 수행할 때에 대한 연구가 진행되고 있다. 2007년 R. Kristeva는 피험자가 오른손 검지의 움직임을 수행할 때의 뇌파의 파워값을 연구한 결과 높은 수행능력을 보인 피험자일수록 베타파 영역의 파워값이 높아짐을 확인하였고[6], T. Mima는 검지와 엄지를 이용한 집게 힘과 뇌파의 관계 연구에서 힘을 더욱 강하게 가할수록 감마파의 대역의 파워값이 증가함을 확인하였다[7].

또한, 인간이 동작을 수행하거나 수행하는 상상을 할 때 뇌의 운동영역을 담당하는 운동 피질 지역에서는 event-related synchronization (ERS) 현상과 event-related desynchronization (ERD) 현상이 나타나는데, 동작을 수행하기 전 알파파가 감소하는 현상을 ERD, 동작을 수행 후 베타파가 증가하는 현상을 ERS라 한다. 이러한 ERD/ERS 현상으로 피험자 또는 사용자의 의도나 동작 등을 파악하여 마우스 커서의 움직임이나[8][9], 휠체어와 같은 외부기기를 제어하는 연구한 사례가 있고, 저자의 이전 선행연구에서 힘과 뇌파의 관계에 관한 실험에서도 ERD/ERS 현상과 베타파와 감마파의 유의미한 관계를 확인하였다[10].

2.2 Multi-Common Spatial Pattern (CSP)

CSP 알고리즘은 BCI 분야에서 많이 쓰이는 특징추출 알고리즘으로 2개의 클래스에 대해서 각 클래스의 분산 차를 최대한으로 하는 spatial matrix를 찾는 것을 목적으로 한다.

즉, 클래스 간의 분산이 역의 관계를 갖는 공간으로 원래의 신호를 사영하여 데이터의 분류가 용이하도록 하는 알고리즘이다[11]. 이와 같은 특성으로 피험자가 다른 동작을 행하였을 때 동작 간의 특징을 분류하는데 용이하다.

최초에 CSP는 이진 클래스로 고안되었고, 이후 Multi 클

래스로의 확장을 위한 연구가 지속적으로 진행 되었다.

본 논문에서는 피험자가 3가지 동작을 하도록 실험을 진행하였고, 2008년 Tang Yan에게서 고안된 확장된 Multi-CSP 방법을 특징추출에 사용하였다[12]. 논문에서 적용한 3개의 클래스를 대상으로 한 Multi-CSP의 spatial matrix를 유도해보면, 실험으로 얻은 각 피험자의 뇌파 데이터를 X_k^i 라 할 때, (1)의 식과 같이 임의의 3개의 클래스 (g, m, r)의 공분산 행렬을 구한다. 여기서 i 는 클래스, k 는 샘플 수를 의미하며, X 는 N개의 채널과 T개의 샘플링 데이터를 가진 N by T 행렬의 뇌파 데이터를 의미한다.

$$R^i = \sum_{k=1}^K (X_k^i - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X_k^i) (X_k^i - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X_k^i)^T \quad (1)$$

(1)의 식에서 구해진 3가지 동작 (g, m, r)의 각 trial의 공분산 행렬을 식 (2)와 같이 정규화시키고, 각 클래스의 공분산 행렬의 합으로 혼합 공분산 행렬 R 을 구한다. 여기서 l 은 각 동작 별 뇌파 데이터의 trial 수이다.

$$R^i = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{R^i}{\text{trace}(R^i)} \quad (2)$$

$$R = R_g + R_m + R_r$$

이후 다음 식 (3)과 같이 혼합 공분산 행렬 R 의 고유값 분해를 한다.

$$R = UAU^T \quad (3)$$

$$W = A^{-\frac{1}{2}} U^T$$

혼합 공분산 행렬 R 의 고유값 분해로 얻어진 고유벡터와 고유값 행렬로 백색화 변환행렬 W 를 구한다. 백색화 변환행렬 W 는 변환된 신호의 공분산 행렬을 단위행렬로 만드는 동시에 분산을 1로 만들어주어 변환된 데이터들의 값을 정규화시키는 역할을 한다.

$$\begin{aligned} WRW^T &= WR_g W^T + W(R_m + R_r) W^T \\ &= S_g + S_{m+r} = I \end{aligned} \quad (4)$$

식(3)에서 구한 혼합 공분산 행렬 R 에 백색화 변환을 하면 식 (4)와 같이 단위행렬을 만족하게 되며, 여기서 S 는 백색화 변환된 행렬을 의미하고 S_g 와 S_{m+r} 은 같은 고유벡터를 공유하게 된다. 이 식을 고유값 행렬로 정리하면 다음과 같다.

$$A_g = I - A_{m+r} \quad (5)$$

식 (5)은 클래스 g 와 다른 나머지 클래스 ($m+r$)가 역의 관계에 있음을 의미하고, 위의 식으로부터 얻어진 공통으로 공유하는 고유벡터(U)로 백색화 변환된 행렬 (S_g, S_{m+r})은 식 (6)과 같이 표현된다.

$$S_g = UA_g U^T, S_{m+r} = U(1 - A_g) U^T \quad (6)$$

여기서 공통된 고유벡터 (U)와 백색화 변환행렬 (W)으로 spatial matrix ($U^T W$)를 구성하여 원래의 뇌파 데이터 X 에 적용하면 spatial matrix에 의해 변환된 뇌파 신호 Z 를 얻을 수 있다.

$$Z^i = U^T W X^i \quad (7)$$

spatial matrix에 의해 변환된 3개 클래스의 뇌파 데이터는 각 클래스 간의 분산 차를 크게 함으로써 분류가 용이하게 된다. 본 논문에서는 CSP알고리즘으로 spatial matrix에 의해 변환된 3개 클래스의 뇌파 데이터의 최대와 최소 분산값을 특징데이터로 사용하였다.

2.3 Support Vector Machine (SVM)

SVM은 강력한 분류 기능을 가지는 분류알고리즘으로 1992년 Vapnik에게 소개되었다. SVM은 여타 다른 선형분류기와는 달리 마진이라는 개념을 도입하여 높은 분류율을 보장한다. 여기서 마진은 클래스 간을 나누주는 결정평면 사이의 거리이고, 이 결정평면과 가장 가까운 입력 벡터들을 서포트 벡터라 한다. 최대의 분류결과를 가지는 조건인 마진의 최대값을 만족하는 최적화 문제를 적용하여 최대마진을 가지는 결정 함수를 찾게 된다[13~15]. 다음 식은 일반적인 선형결정함수이다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N w^T x + b \quad (8)$$

여기서 w 는 법선 벡터, x 는 입력 벡터 그리고 b 는 bias를 나타낸다. 최대마진을 만족하는 결정평면을 찾을 때, 각 성분의 최적값을 찾기 위해 라그랑제 승수법을 이용하고, 최적화 문제를 풀면 다음과 같이 표현된다.

$$Max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (9)$$

위의 식 (9)에서 α 는 라그랑제 계수이고, 각 변수를 최적화하여 최적화된 라그랑제 계수 $\hat{\alpha}$ 와 \hat{b} 를 얻어 식 (10)의 결정함수가 정의된다.

$$f(x) = sgn\left(\sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_i y_i x_i^T x + \hat{b}_i\right) \quad (10)$$

이 최적화된 결정함수로 특징벡터로 이뤄진 입력 데이터의 클래스를 분류할 수 있다. 본 논문에서는 힘을 가할 때 베타와 감마파의 파워값이 선형적으로 변한다는 특성을 고려하여 선형 SVM을 적용하여 분류를 시행하였다.

3. 실험

실험에 참가한 피험자는 이전에 유사한 실험 경험이 있었으며, 신체에 이상이 없는 건강한 남자 3명의 오른손을 대상으로 진행하였다. 실험에 참가한 피험자 3명 (K, Y, L)은 모두 오른손잡이였다.

3.1 실험장비

본 논문에서는 64-channel 뇌파 측정 장비 (NeuroScan Inc. Synamps2)로 피험자의 뇌파를 측정하였다. 측정 시 Reference 전극은 양쪽 귀의 뒤에 위치하였고 (M1, M2), Ground 전극은 Fz와 Fpz의 중간에 위치하였다. 샘플링 주파수는 250Hz로 설정하였고, 실험 중 외부잡음을 차단할 수 있는 자체 제작된 차폐실 (그림 1. A)에서 실험을 진행하였다. 피험자는 실험 중 불필요한 행동은 자제한 상태로 실험에 임하였고, 실험 후 눈 깜빡임 및 근육의 움직임에 의한 잡음은 분석 Software인 Curry 7의 기능으로 제거하였다.

3.2 실험방법

피험자들은 실험과 관련된 내용을 충분히 숙지 후 실험에 임하였으며, 실험 중 근육의 피로감이나 졸음을 느낄 때는 실험을 중지하고 불편함을 느끼지 않을 때까지 휴식을 부여하였다. 실험 중 피험자가 수행할 동작은 3가지로 구성되었으며, 각 동작 간에는 5초간의 공백기가 있었다.

실험 시 피험자들은 준비된 고무재질의 악력기 (그림 1. B)를 오른손에 쥔 상태로 실험을 진행하였으며, 고무 악력기는 약 30 lbs (13.6kg)의 저항력을 가져 실험에 참가한 성인 남자 피험자들은 Grip 동작을 수행할 시에 큰 피로감을 느끼지 않고 실험을 수행하였다.

실험에 사용된 자극은 시각과 청각 자극으로 피험자는 차폐실안에 설치된 모니터를 응시하고 착용한 이어폰을 통해서 왼쪽 이어폰에서 beep음 (1,500Hz, duration[200ms])이 들릴 때 주어진 동작을 수행하였고, 오른쪽 이어폰에서 beep음 (500Hz, duration[200ms])이 들릴 때 동작을 종료하였으며 beep음 사이의 시간은 5s로 이 시간 동안 시각자극으로 모니터에 문자가 출력되었고, 피험자는 주어진 동작을 수행하였다. 실험 간에 피험자가 수행한 동작은 3가지로 다음과 같은 동작을 수행하였다[10].

- Grip (G) : 악력기를 오른손으로 구부려 5초간 유지한다.
- Move (M) : 악력기를 구부리지 않고 오른손가락 마디를 5초간 쥐락펴락한다. (약 4~5회)
- Relax (R) : 5초간 아무런 동작을 취하지 않는다.

그림 1. C는 실험절차이다. 실험 동안 3가지 동작 (Grip, Move, Relax)은 무작위 순으로 모니터에 출력되었고 피험자들은 주어진 3개의 동작을 각 200번씩 수행하여 뇌파 데이터를 얻었다.

본 연구의 목적은 사용자 또는 피험자의 의도나 행동에 따라 변하는 뇌파의 특성을 분류하여 의수와 같은 보조기기 제어에서 사용자의 정확한 의도 파악 및 정확하고 정교한 제어를 하기 위함이다. 이러한 연구를 목적으로 이번 실험에서는 힘을 유지하고 있는 동안과 단순한 움직임을 취할 때의 분류를 목적으로 하였다. 이후 얻어진 실험데이터에서 목적에 맞게 데이터를 분석하고자 Grip 동작의 경우 왼쪽 청각 자극 후 곧바로 힘을 유지할 수 없음을 고려하여 실제로 힘을 유지하고 있는 시간대인 청각자극 후 2초 뒤의 뇌파 데이터 (2s)를 분석에 활용하였고, 나머지 2개의 동작 (Move, Relax) 또한 같은 시간대의 2초간의 데이터를 분석에 활용하였다.

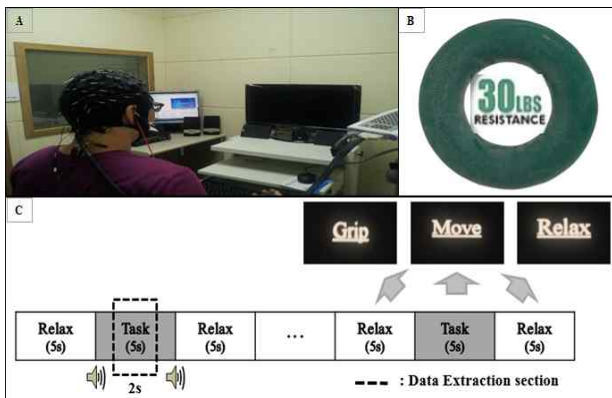


그림 1. A : 실험사진, B : 악력기, C : 실험절차
 Figure 1. A : Experiment, B : Hand dynamometer, C : Experiment procedure

4. 실험 결과

4.1 뇌파 특징 추출 및 분류

본 연구에서는 파워스펙트럼 분석과 CSP로 뇌파의 특징 데이터를 구성하였고, SVM으로 분류를 수행하였다. 분류는 총 64채널에서 얻어진 뇌파데이터 중 오른손 운동영역과 밀접한 뇌의 운동 피질 영역에 부착된 9개의 전극 (그림 2 : FC5, FC3, FC1, C5, C3, C1, CP5, CP3, CP1)에서 얻어진 데이터를 분석에 활용하였다.

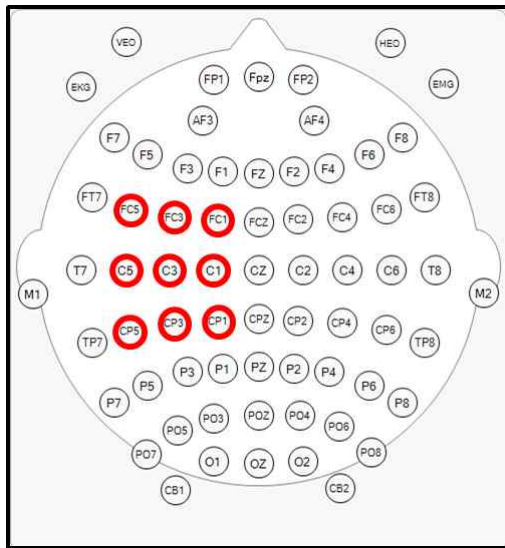


그림 2. 데이터 분석에 사용된 뇌파 전극
 Figure 2. Placement of electrodes for analysis

BCI에서 뇌파의 분류과정은 크게 3가지 절차를 거치게 된다. 첫 번째 과정은 전처리 과정으로 뇌파의 여러 대역 중 불필요한 대역을 제외한 나머지 대역으로의 필터링을 말한다. 두 번째 과정은 특징추출로 전처리가 끝난 뇌파데이터의 분류가 용이하도록 특징이 두드러지게 하는 과정을 거치게 되고, 마지막으로 세 번째 과정은 분류과정으로 실제

로 피험자가 의도하거나 수행한 행동이 뇌파데이터와 일치하는지를 확인하는 일련의 과정이다. 본 논문에서는 전처리 과정으로 특정 주파수대역만을 통과시키는 밴드패스필터로 뇌파를 필터링하였고, 특징추출 알고리즘으로는 파워스펙트럼 분석과 CSP를 적용하였다. 분류과정에서는 SVM을 적용하여 뇌파 데이터를 분류하였다.

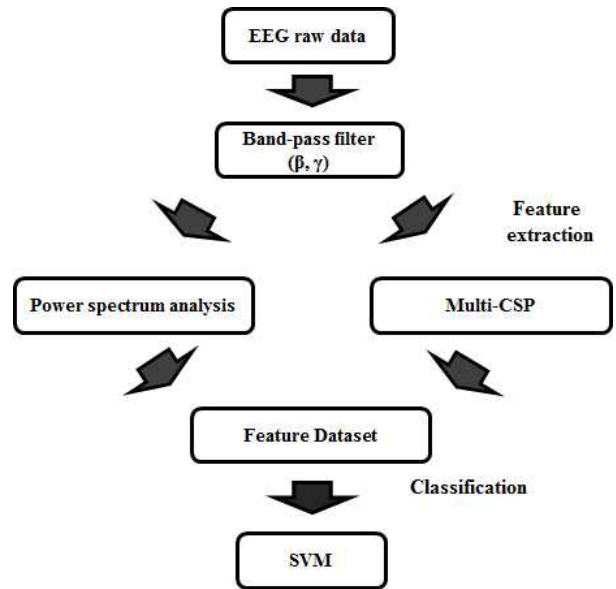


그림 3. 뇌파 데이터 분류 절차
 Figure 3. Classification procedure of EEG data

그림 3은 실험으로 습득한 각 피험자의 뇌파데이터 분류 절차이다. 선행연구에서 악력을 주었을 때 변화가 있었던 베타파와 감마파를 대상으로 특징데이터를 구성하기 위해 밴드 패스 필터로 베타파와 감마파의 대역으로 뇌파 데이터를 필터링하였고, 이후 파워스펙트럼 분석으로 베타와 감마파 대역의 파워값과 CSP를 이용한 특징추출로 특징 데이터를 구성하였다.

표 1. 특징 데이터 집합
 Table 1. Feature dataset

Feature Extraciotn	Band width	Feature data Dimension
Power spectrum	Beta (12~30 Hz)	1
	Gamma (30~50 Hz)	1
CSP	Beta (12~30 Hz)	2
	Gamma (30~50 Hz)	2

표 1은 파워스펙트럼 값과 CSP로 특징추출 된 특징 데이터 집합표이다. 이 특징 데이터들은 총 6차원으로 구성되었으며, 피험자 뇌파의 베타와 감마 대역의 파워의 log 값과 CSP로 구한 spatial filter에 의해 사영된 뇌파 데이터의 최대와 최소 분산 값으로 구성되었다. 이후 분류 알고리즘인 선형 SVM으로 각 피험자의 동작 분류율을 확인하였다. 분류 시 분류 정확도의 정량적인 판단을 위해 통계적 방식인 5-fold cross-validation을 적용하였다. 특징데이터의

80%를 학습, 20%의 데이터를 훈련하여 분류율을 산출하였고, 데이터가 중복되지 않도록 5번씩 훈련 및 학습을 시행하였다.

4.2 뇌파 데이터 분류결과

표 2는 실험에 참가한 3명의 피험자 (K, L, Y)의 3가지 동작 (Grip, Move, Relax)의 분류결과이다. 본 연구의 목적인 힘을 유지 중일 때 (Grip)와 단순히 손가락 마디를 움직일 때 (Move) 또는 아무런 동작을 취하지 않을 때 (Relax)의 데이터를 분류해 본 결과 피험자 K 는 62%, 피험자 L 은 67.5%의 확률로 힘을 유지하고 있을 때인 Grip 클래스의 데이터 분류율이 가장 높았지만, 그 이외의 다른 두 클래스에서의 분류율은 대체로 낮은 결과를 보였다. 또한, 피험자 Y 의 분류 정확도는 Move 클래스의 분류율이 48%로 가장 높았고, Grip 클래스는 40.5%의 분류율로 타 피험자보다 낮은 분류율을 보였다.

모든 피험자가 전반적으로 Grip 클래스의 분류율을 제외하고는 Move 클래스의 분류율은 약 25.3%, Relax 클래스의 분류율은 약 19.3%로 낮은 분류율을 보였다.

표 2. 각 피험자의 분류정확도
Table 2. The accuracy rate of each subject

	Grip	Move	Relax
K	62%	13%	36.5%
L	67.5%	15%	16.5%
Y	40.5%	48%	5%

5. 결론

본 연구는 손 또는 사지가 불편한 환자들을 위해 뇌파로 제어가 가능한 의수 또는 보조로봇 등의 정확한 움직임 판단 및 제어의 가능성을 가늠하고자 연구되었다.

실험은 건강한 남자의 오른손을 대상으로 진행되었고, 힘을 유지 (Grip), 손가락 움직임 (Move), 휴식 (Relax)과 같은 3개의 다른 상태에서의 뇌파를 측정, 특징 추출, 분류의 과정을 통해 분류 정확도를 확인하였다. 해외의 선행 연구결과와 저자의 선행연구로부터 수의운동에 관여하는 운동 피질 지역의 9개의 채널의 베타, 감마파의 데이터를 대상으로 하였고, 특징추출로 BCI분야에서 주요하게 분석되는 파워스펙트럼과 CSP를 사용하여 특징 데이터를 구성하였다. 구성된 특징데이터는 SVM으로 분류하였고 5-fold cross validation으로 통계적인 결과를 산출하였다.

3개의 다른 동작을 분류한 결과 실험에 참여한 3명의 피험자 중 2명에게서 Grip 클래스의 분류율이 가장 높은 분류율을 보였으며 (K : 62%, L : 67.5%), 나머지 1명의 피험자도 2번째로 높은 분류율을 보였다 (Y : 40.5%). 그러나 나머지 2개의 클래스인 Move, Relax의 경우 평균 25.5%와 19.3%로 낮은 분류율을 보였다. 이와 같은 결과로 볼 때 힘을 주고 유지하고 있는 Grip 단계에서는 베타, 감마파가 Move, Relax 상태보다 변화를 보여 다른 동작에 비교하였을 때 상대적으로 분류율이 높았지만 2개의 다른 상태에서는 변화폭이 적어 비슷한 상태로 인식한 것으로 보인다. 현재 뇌파를 이용한 외부기기 제어에서는 ERD/ERS 현상으로

로 기기를 제어하게 되는데 이는 수 ms에 나타나는 현상으로 동작을 인식하는 것은 가능하지만, 힘을 유지하는 동작과 같은 정확한 의도를 판단하기는 어렵다.

이후 연구로는 ERD/ERS의 현상으로 사용자의 의도된 동작을 분석하고, 동작 이후 힘의 유지 및 세기와 같은 세부적인 동작까지도 제어가 가능한 연구를 진행할 예정이다.

References

- [1] V. Srinivasan, C. Eswaran, and N. Sriraam, "Approximate Entropy-Based Epileptic EEG Detection Using Artificial Neural Networks," *IEEE Information Technology in Biomedicine*, vol. 11, no. 3, pp. 288-295, May 2007.
- [2] G. E. Frye, C. K. Hauser, G. Townsend, and E. W. Sellers, "Suppressing flashes of items surrounding targets during calibration of a P300-based brain-computer interface improves performance." *Journal of neural engineering*, vol. 8, no. 2, 025024, March 2011.
- [3] J. del R. Millan, F. Galan, D. Vanhooydonck, E. Lew, J. Philips, and M. Nuttin, "Asynchronous Non-Invasive Brain-Actuated Control of an Intelligent Wheelchair," *IEEE Int.Conf Engineering In Medicine And Biology Society*, pp. 3361-3364, September 2009.
- [4] B. Rebsamen, C. Guan, H. Zhang, C. Wang, C. Teo, M. H. Ang, and E. Burdet, "A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments," *IEEE Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 18, no. 6, pp. 590-598, December 2010.
- [5] G. Onose, C. Grozea, A. Angheliescu, C. Daia, C. J. Sinescu, A. V. Ciurea, T. Spircu, A. Mirea, I. Andone, A. Spanu, C. Popescu, A. -S. Mihaescu, S. Fazli, M. Danoczy, and F. Popescu, "On the feasibility of using motor imagery EEG-based brain-computer interface in chronic tetraplegics for assistive robotic arm control: a clinical test and long-term post-trial follow-up," *Spinal Cord*, vol. 50, pp. 599-608, Mar 2012.
- [6] R. Kristeva, L. Patino, and W. Omlor, "Beta-range cortical motor spectral power and corticomuscular coherence as a mechanism for effective cortico-spinal interaction during steady-state motor output," *Neuroimage*, vol. 36, no. 3, pp. 785-792, March 2007.
- [7] T. Mima, N. Simpkins, T. Oluwatimilehin, and M. Hallett, "Force level modulates human cortical oscillatory activities," *Neuroscience Letters*, vol. 275, Issue. 2, pp. 77-80, 1999.
- [8] A. Broniec, "Control of cursor movement based on EEG motor cortex rhythm using autoregressive spectral analysis," *Automatyka/Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie*, vol. 15, pp. 321-329, 2011.

- [9] K. Y. Lee, T. H. Lee, and S. Y. Lee, "Motor Imagery Brain Signal Analysis for EEG-based Mouse Control," *Journal of Cognitive Science*, vol. 21, no. 2, pp. 309-338, 2010.
- [10] D. E. Kim, S. M. Park, and K. B. Sim, "Study on the Correlation between Grip Strength and EEG," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 19, no. 9, pp. 853-859, July. 2013.
- [11] Z. Chen, S. Haykin, J. J. Eggermont, and S. Becker, *Correlative learning : a basis for brain and adaptive systems*, John Wiley & Sons, 2008.
- [12] T. Yan, T. Jingtian, and G. Andong, "Multi-class EEG classification for brain computer interface based on CSP," *IEEE International Conference on BioMedical Engineering and Informatics, BMEI 2008*, vol. 2, pp. 469-472, 2008.
- [13] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," *Proceeding of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, ACM, pp. 144-152, 1992.
- [14] H. G. Yeom and K. B. Sim, "Performance Improvements of Brain-Computer Interface Systems based on Variance-Considered Machines," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 20, no.1, pp. 153-158, 2010.
- [15] T. H. Nguyen, S. M. Park, K. E. Ko, and K. B. Sim, "Binary Classification Method using Invariant CSP for Hand Movements Analysis in EEG-based BCI System," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 23, no.2, pp. 178-183, 2013.

저 자 소 개



김동은(Dong-Eun Kim)

2012년 : 한경대학교 전자공학과 공학사
 2013년~2015 : 중앙대학교 대학원
 전자전기공학과 공학석사.

관심분야 : Brain-computer Interface, pattern recognition
 Phone : +82-2-820-5319
 E-mail : jounj@cau.ac.kr



유제훈(Je-Hun Yu)

2015년 : 중앙대학교 전자전기공학부
 공학사
 2015년~현재 : 중앙대학교 대학원
 전자전기공학과
 석박사통합과정.

관심분야 : 뇌-컴퓨터 인터페이스, 의도인식, 감성인식, 지능로
 봇, 지능시스템, 사물인터넷(IoT), 빅데이터 등.
 Phone : +82-2-820-5319
 E-mail : yjhoon651@cau.ac.kr



심귀보(Kwee-Bo Sim)

1990년 : The University of Tokyo
 전자공학과 공학박사
 1991년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수
 2006년~2007년 : 한국지능시스템학회 회장

관심분야 : 인공지능, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 의도인식, 감성인
 식, 유비쿼터스 지능형로봇, 지능시스템, 컴퓨테이셔
 널 인텔리전스, 지능형 홈 및 홈 네트워크, 유비쿼터
 스 컴퓨팅 및 센서 네트워크, 소프트 컴퓨팅(신경망,
 퍼지, 진화연산), 다개체 및 자율분산로봇시스템, 인
 공면역시스템, 지능형 감시시스템, 사물인터넷(IoT),
 빅데이터 등.
 Phone : +82-2-820-5319
 E-mail : kbsim@cau.ac.kr
 Homepage URL : http://alife.cau.ac.kr