

## 움직임 상상 기반 뇌-컴퓨터 인터페이스를 위한 운동 상상, 실행, 관찰 뇌파 비교 분석

권다운<sup>1‡</sup> · 황민주<sup>2‡</sup> · 권지현<sup>2</sup> · 신예은<sup>2</sup> · 안민규<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>한동대학교 전산전자공학과, <sup>2</sup>한동대학교 전산전자공학부

### A Comparative Analysis of Motor Imagery, Execution, and Observation for Motor Imagery-based Brain-Computer Interface

Daeun Gwon<sup>1‡</sup>, Minjoo Hwang<sup>2‡</sup>, Jihyun Kwon<sup>2</sup>, Yeeun Shin<sup>2</sup> and Minkyu Ahn<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Computer Science and Electrical Engineering, Handong Global University

<sup>2</sup>School of Computer Science and Electrical Engineering, Handong Global University

(Manuscript received 19 October 2022 ; revised 17 November 2022 ; accepted 18 November 2022)

**Abstract:** Brain-computer interface (BCI) is a technology that allows users with motor disturbance to control machines by brainwaves without a physical controller. Motor imagery (MI)-BCI is one of the popular BCI techniques, but it needs a long calibration time for users to perform a mental task that causes high fatigue to the users. MI is reported as showing a similar neural mechanism as motor execution (ME) and motor observation (MO). However, integrative investigations of these three tasks are rarely conducted. In this study, we propose a new paradigm that incorporates three tasks (MI, ME, and MO) and conducted a comparative analysis. For this study, we collected Electroencephalograms (EEG) of motor imagery/execution/observation from 28 healthy subjects and investigated alpha event-related (de)synchronization (ERD/ERS) and classification accuracy (left vs. right motor tasks). As result, we observed ERD and ERS in MI, MO and ME although the timing is different across tasks. In addition, the MI showed strong ERD on the contralateral hemisphere, while the MO showed strong ERD on the ipsilateral side. In the classification analysis using a Riemannian geometry-based classifier, we obtained classification accuracies as MO (66.34%), MI (60.06%) and ME (58.57%). We conclude that there are similarities and differences in fundamental neural mechanisms across the three motor tasks and that these results could be used to advance the current MI-BCI further by incorporating data from ME and MO.

**Key words:** Motor imagery, Motor execution, Motor observation, Brain-computer interface

### 1. 서 론

뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-Computer Interface, BCI)는 신경세포들의 활동으로 인해 발생하는 뇌파를 해석하여,

\*Corresponding Author : Minkyu Ahn  
558, Handong-ro, Heunghae-eup, Buk-gu, Pohang-si, Gyeongsangbuk-do, Republic of Korea

Tel: +82-054-260-1167

E-mail: minkyuahn@handong.edu

‡Contributed equally to this work.

본 연구는 과학기술정보통신부와 정보통신기획평가원의 소프트웨어중심대학 지원사업(2017-0-00130), 한국연구재단(No. 2021R111A3060828) 및 과학기술정보통신부와 한국여성과학기술인육성재단의 과학기술정보통신부 여대학원생공공학연구팀제 지원사업(WISET-2022-118) 과제의 지원을 받아 수행하였음.

기계를 제어하는 기술로 차세대 인터페이스로써 주목받고 있다. 뇌파 기반 기술은 비교적 자유로운 상호작용 가능성 때문에 뇌졸중으로 인한 근육질환 환자 혹은 심각한 마비 환자와 같이 움직임에 제한이 있는 사용자를 위한 로봇 제어로 사용 가능하다[1]. 비침습적 뇌파인 뇌전도(Electroencephalogram, EEG)는 P300 뇌파 기반의 뇌파 타자기, 운동 심상을 활용한 휠체어와 같이 다양한 분야에도 활용되고있다[2,3]. 또한, 뇌-컴퓨터 인터페이스를 활용한 운동 상상(motor imagery, MI)은 뇌졸중 후 후유증 치료를 위해 효과적인 신경 재활 시스템으로 제안 받으며[4], 운동 선수의 경우 운동 심상을 활용한 정신적 리허설을 통해 경기력을 향상시키기도 한다[5].

운동 심상은 신체적 움직임 없이, 상상만으로 실제 움직임과 유사한 운동 피질의 활성화가 관찰되는 신경생리학적 특성이

다[6]. 운동 상상과 운동 실행(motor execution, ME)은 신경생리학적으로 전운동-두정피질(premotor-parietal cortex) 네트워크를 공유하는 것으로 알려져 있다[7]. 운동 실행 시 반측(contralateral) 반구에서 알파(8-13 Hz) 혹은 뮤 리듬(7-11 Hz) 대역의 뇌파 파워가 변하는 사건관련동기/비동기(Event-Related De-synchronization, ERD/ERS) 현상이 발생한다[8]. 이러한 현상은 운동 심상에서도 관찰되며, 이것은 두 과제가 동일한 피질 네트워크를 포함하는 것으로 해석된다[9-11].

일반적으로, BCI에서 운동 관찰(motor observation, MO) 연구는 인지 심리학, 재활 치료 분야에 비해 많이 다루어 지지 않았으며, 특히 운동 심상과는 별개로 연구되어 왔다[12]. 하지만, 최근 운동 심상과 운동 관찰을 동시에 수행할 경우 운동 능력이 유의미하게 향상됨이 입증되었다[13,14]. 또한, 운동 능력의 향상은 관찰과 심상을 독립적으로 또는 연속적으로 수행할 때보다, 동시에 수행할 때 큰 수준으로 향상시킬 수 있었다[15]. 이를 통해, 운동 실행 뿐 아니라 운동 관찰과 운동 심상 사이에도 신경생리학적 연관성의 가능성이 제기되고 있다.

상상 기반의 패러다임은 active BCI로써 다른 reactive BCI 혹은 passive BCI와 입력 방식에 차이가 있다[16]. 이러한 운동 심상은 피험자의 내적 동기가 요구되며 실험자가 통제하기 어려운 실험 패러다임 중 하나이다. 실제로, BCI 애플리케이션을 사용하기에 다소 낮은 성능을 보여주는 BCI 문맹(Illiteracy)은 일반적으로 전체 피험자 중 20% 정도라고 보고되지만[17], 운동 심상의 BCI 문맹률은 P300 기반 BCI 패러다임이나 정상상태시각유발전위(Steady state visually evoked potential, SSVEP) 보다 현저히 높다고 보고된다[18]. 또한, 실시간 운동 심상 패러다임의 경우 높은 정확도를 위해 피험자의 뇌파를 학습하는 교정 세션(calibration session)이 필요하다. 하지만, 장시간 내적 상상을 반복하는 경우, 피험자에게 높은 피로를 유발하며, 운동 심상 정보의 분류 정확도에 영향을 주는 것으로 보고 된다[19].

운동 심상 패러다임은 직관적인 인터페이싱 방법으로 여러 활용 가능성이 있지만, 이와 같은 여러 어려움이 현존한다. 반면에, 운동 관찰은 반응(reactive)기반의 패러다임으로 피험자에게 부담이 적고, 실험 난이도도 상대적으로 낮다. 운동 실행은 피험자의 능동적 실험 참여가 가능하며, 실험자가 피험자의 실험 참여 여부를 확인 할 수 있는 피드백(feedback)이 가능하다. 본 연구에서는 운동 관찰, 실행 뇌파 데이터를 활용하여 운동 상상 기반 뇌-컴퓨터 인터페이스 기술 개발의 가능성을 확인해 보고자 한다.

따라서 본 연구에서는 왼손 및 오른손 움직임에 대한 상상(MI), 실행(ME), 관찰(MO) 3개의 패러다임을 통합한 실험 패러다임(3-Motor Task)을 설계하였으며 28명의 피험자로부터 관련 뇌파를 수집하였다. 측정된 뇌파를 조건에 따라

신경생리학적 특성을 분석하여, 각 패러다임의 뇌파 특성을 비교 분석하였다. 또한 기계 학습을 활용한 왼손 및 오른손 분류 분석을 수행하여 BCI 애플리케이션으로 활용가능성을 타진해보았다. 이를 통해 운동 실행과 운동 관찰을 활용한 MI-BCI 연구의 확장 가능성을 확인 하고자 한다.

## II. 연구 방법

### 1. 실험 설계

본 연구는 만 19-27세(평균 22, 표준 편차 2.108)의 건강한 성인 28명(남자 12, 여자 16)을 대상으로 운동 상상, 운동 실행, 운동 관찰 통합 패러다임 실험을 진행했다. 실험은 한동대학교 생명윤리위원회(IRB)의 심의 승인을 받아 생명 윤리를 준수하며 진행되었으며, 실험 전 모든 참가자에게 실험에 대한 상세한 설명이 안내되었다. 피험자가 실험에 대한 충분한 이해가 되었을 때, 피험자에게 자의에 의해 동의서 서명을 받아 본 실험을 진행했다. 건식 뇌파 측정 장비 DSI-24 (WEARABLE Sensing Inc.)를 사용하여, 19개의 뇌전도(10-20 international system, P3, C3, F3, Fz, F4, C4, P4, Cz, Pz, Fp1, Fp2, T3, T5, O1, O2, F7, F8, T6, T4), 근전도(Electromyography, EMG) 및 안전도(Electrooculography, EOG) 신호를 300 Hz의 표본수집률(sampling rate)로 측정하였다.

전체 실험은 약 2시간 소요되었으며, 실험 전후와 운동 상상, 실행, 관찰 세션이 종료할 때마다 피험자의 상태(피로도, 집중도 등)에 대한 설문을 진행하여, 총 8번의 설문조사를 진행하였다. 추가적으로 시각-운동 협응 능력 평가를 위한 Grooved Pegboard 검사를 양손에 진행하였으며, 우세손 먼저 실험을 진행했다[20].

피험자는 실험이 진행되는 동안 화면 중앙의 십자가에 시선을 고정하고, 팔은 책상 위에 올렸으며 최대한 움직임을 자제하도록 주의 사항을 안내 받았다. 운동 심상의 경우 운동을 수행하는 자신의 모습을 상상하는 것(Visual Motor Imagery, VMI)이 아닌, 운동을 수행할 때의 손과 팔 근육의 감각을 상상해야 함(Kinetic Motor Imagery, KMI)을 지시했다[21]. 그 후, 모든 과제를 4번씩 연습하는 과정을 기본적으로 수행하고, 추가 연습이 필요한 경우 진행하여 충분한 연습을 통해 학습효과(Learning Effect)에 의한 차이를 최소화 하도록 하였다.

실험은 총 6개의 세션으로 구성되며, 운동 상상, 운동 관찰, 운동 실행을 두번씩 수행했다. 과제 수행 순서는 ABACBC(A, B, C : 3-Motor Task) 구조와 같이 무작위로 수행하되, 동일한 과제에 대해 연속해서 수행하는 경우는 없도록 조건을 통제했다. 각 세션은 왼손, 오른손에 대해 각 25회씩 수행하여, 총 50회의 시행으로 구성되어있다. 각 세션 내에서의 과정은 그림 1과 같다. 처음 5초간 앞으로 진행할 과제에 대한

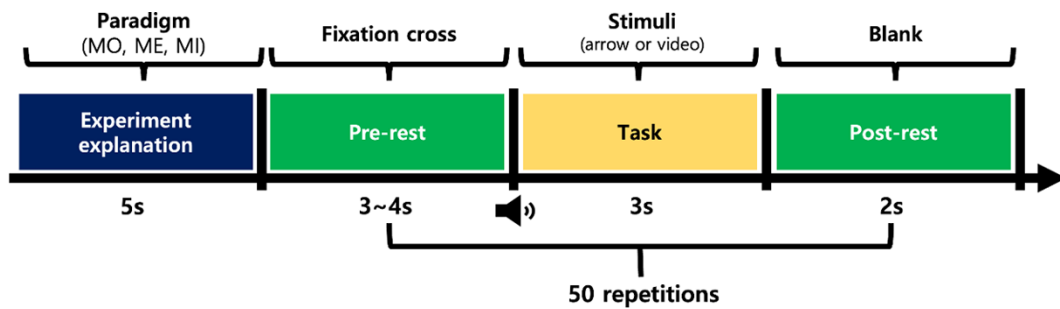


그림 1. 3-운동 과제 실험 패러다임

Fig. 1. 3-Motor Task experiment paradigm

안내 후, 3-4초간 화면 중앙의 십자가가 나타나고 이후 신호음(beep)과 함께 과제가 시작된다. 운동 관찰의 경우 공을 두 번 쥐었다 펴는 운동 수행 영상이 제시되며, 이 때 피험자는 영상이 나오는 모니터를 주시한다. 운동 심상, 운동 실행의 경우 왼쪽 혹은 오른쪽을 향하는 화살표가 제시된다. 피험자는 화면을 보고 3초간 공을 쥐었다 펴는 동작을 두 번 연속해서 상상하거나 실행한다. 그 후 검은색 빈 화면이 2초간 제시되며, 휴지 구간임을 알려준다. 피험자는 각 세션을 수행하고, 설문 및 2분간의 휴식시간을 가진다.

## 2. 사건관련동기 및 비동기(ERD/ERS) 뇌파 분석 방법

본 연구에서는 알파 대역(8-13Hz)의 파워의 변화를 확인함으로써 운동 피질 영역에서의 3-Motor Task의 ERD/ERS (%)를 비교분석하고자 한다. 모든 데이터 분석을 위한 모든 신호 처리는 MATLAB R2021b(Math works Inc.)를 통해 진행하였으며, ERD/ERS (%) 확인을 위한 전처리 과정은 다음과 같다. 원시 뇌파 신호로부터 공통 잡음 제거를 위해 Common Average Reference (CAR)를 통해 Re-referencing 한다. 대역 필터(Band-pass filter)를 통해 알파 대역, 베타 대역의 신호를 걸러낸다. 이후, 자극 시점(onset) 기준의 -2초부터 3초까지를 잘라낸 50 시행(trials)의 데이터를 추출해낸다. 추출된 데이터의 파워 계산을 위해 절댓값을 취하였으며, 운동 피질의 필요 신호 추출을 위해 C3, C4 채널을 선별하였다.

본 전처리 과정은 별도의 이상치(outlier) 탐색 및 제거 과정을 수행하였다. 데이터 측정 환경의 잡음 혹은 피험자의 움직임으로 인한 특정 시행의 이상치 제거를 위해 각 시행에 대하여 최대값을 추출한 후, 해당 값들의 분포를 기준으로 이상치를 제거하였다. 이상치는 평균( $\mu$ , 10.5101)과 표준편차( $\sigma$ , 7.9522)를 기준으로  $\mu \pm \sigma$ 를 벗어나는 경우 해당 시행은 제거되었으며, 클래스당 50개의 시행 중 평균 12%(6.1488개, 표준편차 2.4885) 제거되었다.

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

그 후, 식 (1)과 같이 ERD/ERS(%) 분석을 위해 휴지기를 기준으로 뇌파 파워를 계산하였다. A는 한 시행의 데이터, R은 fixation cross가 제시된 기준선 구간(-2~0s) 데이터의 평균값에 해당한다. 용이한 ERD/ERS 패턴 분석을 위해 구간 평균을 취하였다. 한 시행 내에서 1초 크기의 시간 창(window)을 0.5초씩 이동하여 총 9개 시점을 비교 분석하였다. 예를 들어 0초 지점의 데이터는 자극 시점 기준 -0.5~0.5초 구간의 평균 ERD/ERS 값을 나타낸다. ERD/ERS 및 왼손-오른손 ERD/ERS의 통계적 유의성 비교는 피험자 수가 28명임으로, 비모수적 방법인 Wilcoxon signed-rank 검증을 활용했으며, 사후 검증은 수행하지 않았다( $p < 0.01$ ).

## 3. 분류 정확도 분석

본 연구에서는 리만 기하학 기반 분류기(Riemannian Geometry-based Classifier)를 활용하여 운동 실행, 심상, 관찰 데이터에 포함된 왼손, 오른손 조건의 뇌전도 신호를 분류하였다[22]. 두 조건에 대해 전처리된 뇌전도 신호는 양의 정부호 행렬인 공분산 행렬 계산하여, 리만 다양체(manifold)에서 표현 가능하다. 본 연구에서는 리만 공간 내에서 측지선(geodesic)에 따라 조건 간의 분포를 고려하는 Fisher Geodesic Discriminant Analysis (FGDA)를 활용하였다[23].

분류를 위한 과정은 다음의 3가지 과정으로 진행되었다. 첫번째는 공분산 행렬은 principal geodesics analysis(PGA)의 영감을 받아 클래스 간의 분포를 고려하는 FGDA 필터를 구성한다[24]. 공분산 행렬은 리만 거리를 활용하여 접선 공간(tangent space)으로 투영되며, 투영된 벡터는 Fisher 선형 판별분류기로 필터를 형성한다. 두번째는 형성된 필터를 접선 공간에 투영된 신호에 대해 필터링한 후, 다시 리만 공간으로 투영시킨다. 마지막으로 리만 공간에서 리만 거리(Riemannian distance)를 이용한 기하학적 평균(geometric mean)으로 학습데이터의 각 클래스의 최소 거리 평균(minimum distance to the mean, MDM)을 적용하여 프로토타입(prototype)을 추정한다. 접선 공간에 투영된 테스트 데이터의 공분산 행렬은 학습데이터의 필터를 활용하여 필터링되고, 리만 공간으로

다시 투영된 신호는 최소 거리 평균에 따라 가장 가까운 거리에 있는 프로토타입의 클래스로 분류된다.

분류를 위한 입력 데이터의 전처리 과정은 다음과 같다. 뇌전도 신호에 대한 CAR로 Re-referencing을 진행했으며, 5-40 Hz대역 필터링하였다. 필터링 후 각 시행에 대해, 지시(Cue) 이후 0초부터 3초까지 추출하여, 각각 Baseline correction 하였다. 보고된 정확도는 각 피험자 별로 산출된 값이며, 무작위로 섞은(random shuffling) 10회의 10겹 교차 검증(10×10-fold cross validation)의 평균 값이다. 산출된 정확도의 분포가 Kolmogorov-Smirnov 검증을 통해 정규성을 따르지 않음을 확인하였으므로( $p < 0.05$ ), Friedman One-Way Repeated Measure ANOVA (Analysis of Variance) 검사를 수행했다.

### III. 연구 결과

#### 1. 운동 심상, 실행, 관찰의 설문조사 결과

3-Motor Task의 설문조사 결과는 그림 2와 같다. 전체 피험자 평균을 비교해 볼 때, 피로도는 운동 실행(5, 표준편차 3.04), 운동 관찰(5, 표준편차 2.91), 운동 심상(4.9, 표준편차 2.78) 순으로 높았다. 스트레스는 운동 심상(3, 표준편차 2.75), 운동 실행(2.9, 표준편차 2.54), 운동 관찰(2.8, 표준편차 2.64) 순으로 높다고 응답하였다. 난이도는 쉬울수록 0, 어렵다고 느낄수록 10으로 응답하였으며, 운동 심상(3.2, 표준편차 2.77), 운동 관찰(1.5, 표준편차 1.99), 운동 실행(1.4, 표준편차 2.08) 순으로 어렵다고 답하였다. 집중도는 운동 실행(6.3, 표준편차 2.36), 운동 심상(6.2, 표준편차 2.13), 운동 관찰(5.8, 표준편차 2.53) 순으로 과제 수행 동안 집중력이 높았다고 답하였다.

3-Motor Task의 후 피험자가 수행한 설문조사 결과는 그림 2와 같다. 전체 피험자 평균을 비교해 볼 때, 피로도는 운동 실행(5, 표준편차 3.04), 운동 관찰(5, 표준편차 2.91), 운동 심상(4.9, 표준편차 2.78) 순으로 높았다. 스트레스는 운동 심상(3, 표준편차 2.75), 운동 실행(2.9, 표준편차 2.54), 운동 관찰(2.8, 표준편차 2.64) 순으로 높다고 응답하였다. 난이도는 쉬울수록 0, 어렵다고 느낄수록 10으로 응답하였으며, 운동 심상(3.2, 표준편차 2.77), 운동 관찰(1.5, 표준편차 1.99), 운동 실행(1.4, 표준편차 2.08) 순으로 어렵다고 답하였다. 집중도는 운동 실행(6.3, 표준편차 2.36), 운동 심상(6.2, 표준편차 2.13), 운동 관찰(5.8, 표준편차 2.53) 순으로 과제 수행 동안 집중력이 높았다고 답하였다.

추가적으로 전체 과제 수행 후 3개의 motor-task의 상대적인 난이도와 집중도의 대한 질문지에서는 28명의 피험자, 모두 심상이 가장 어려웠다고 답하였다. 그 중 19명이 실행, 관찰 순으로 난이도가 낮았다고 답하였으며, 9명이 관찰, 실행

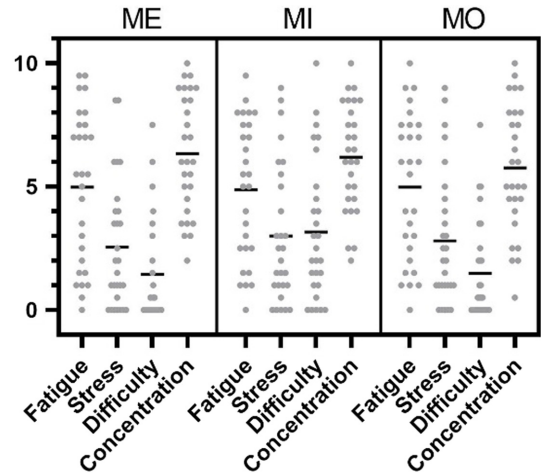


그림 2. 운동 실행(ME), 심상(MI), 관찰(MO)의 설문조사(피로도, 스트레스, 난이도, 집중도) 결과(단일 점은 개별 피험자 그리고 가로 선은 평균 값을 나타냄).

Fig. 2. Self-assessed scores of question items (Fatigue, Stress, Difficulty and concentration) on motor execution (ME), imagery (MI), and observation (MO). The single dots are individual subjects and the black horizontal lines represent the average values on items.

행 순으로 쉬웠다고 답하였다. 집중도에서는 2명을 제외한 24명이 실행이 가장 집중도가 높았다고 말하고 있었다. 이를 통해서 피험자가 체감하기에 심상이 관찰 또는 실행에 비해 수행 난이도가 높았으며, 운동 관찰에 비해 수행 시 집중도는 낮은 것을 확인할 수 있었다.

#### 2. 운동 심상, 실행, 관찰의 뇌파 비교 분석

그림 3은 3-Motor Task의 모든 피험자의 평균 및 표준 오차 값으로, 왼손, 오른손 동작 수행에 대한 운동 피질 영역의 알파 파워의 변화를 각 조건 별로 보여준다. 윌콕슨 부호 순위 검정 및 ERD 패턴이 보이는 경우 유의하다고 판단하였다. 운동 심상(그림 3 가운데)과 운동 관찰(그림 3 오른쪽)은 알파 파워가 감소하는 ERD 패턴을 보이고 있으며, 2초 이후 파워가 다시 상승하는 ERS 패턴이 보인다. 반면에 운동 실행(그림 3 왼쪽)의 경우 상상을 시작하기 직전(-0.5~0초)에서 파워가 일시적으로 감소했지만, 자극 이후 파워가 증가하는 ERS 패턴이 확인되었다.

운동 심상의 경우 오른손 움직임의 상상 시 C3 채널에서 onset 이후 1초에서 ERD가 강하게 나타났으며, 왼손 움직임의 상상 시 C4 채널에서 0.5~1초 부근에서 ERD가 통계적으로 유의한 수준으로 강하게 나타났다( $*p < 0.01$ ). 운동 관찰의 경우 왼손 움직임을 관찰할 때 C3 채널에서 1.0~1.5초 ERD가 강하게 나타났으며, 오른손 움직임을 관찰할 때는 C4 채널에서 1.5~2초 ERD가 유의한 수준으로 나타났다( $*p < 0.01$ ). 즉, 운동 심상은 반측 운동 피질 영역에서 ERD가 강하게 나타난

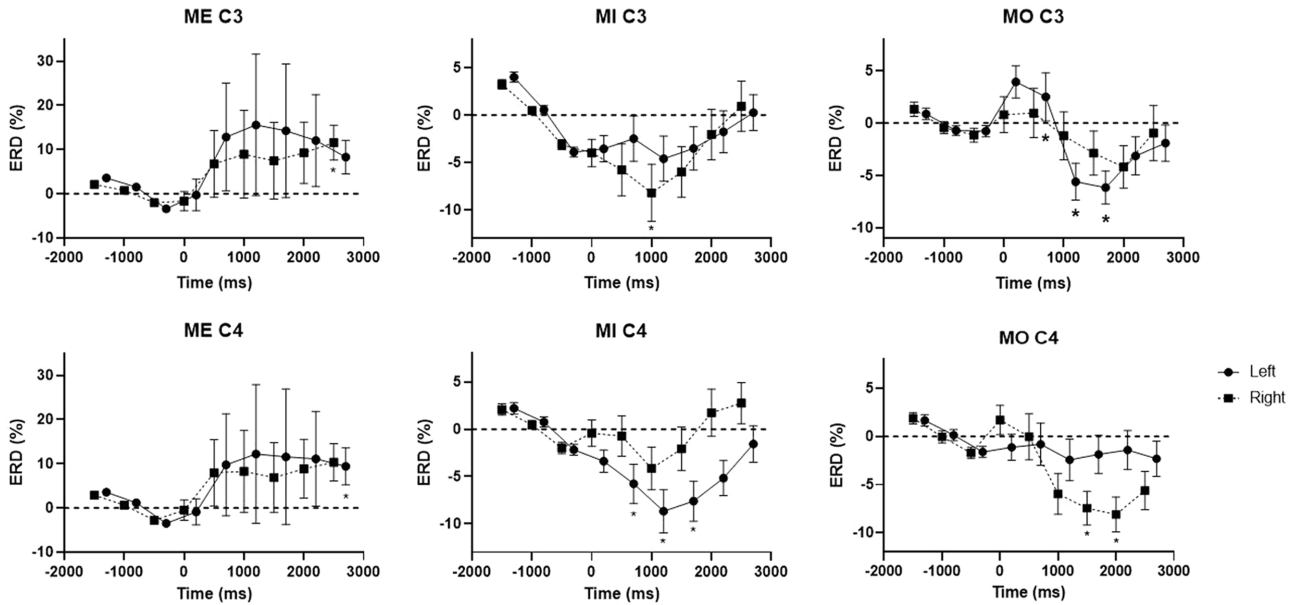


그림 3. 운동 실행(ME), 심상(MI), 관찰(MO)의 사건관련비동기화(\*: 평균( $H_0 = 0$ )에 대한 단일 표본 윌콕슨 부호 순위 검정,  $p < 0.01$ )  
 Fig. 3. Event-related desynchronization on motor execution (ME), imagery (MI), and observation (MO) (\*: One sample Wilcoxon signed rank test on the average of  $H_0 = 0$ ,  $p < 0.01$ )

반면, 운동 관찰은 동측 운동 피질 영역에서 ERD가 강하게 나타났다. 운동 실행의 경우 오른손 움직임의 수행 시 C3 채널에서 2.5초 ERS가 강하게 나타났으며, 왼손 움직임의 수행 시 C4 채널에서 2.5초 ERS가 통계적으로 유의한 수준으로 강하게 나타났다( $p < 0.01$ ).

운동 심상과 운동 수행의 ERD에서 C3-C4 채널의 공간 패턴의 유의미한 차이가 있었다(대응 표본 윌콕슨 부호 순위 검정,  $p < 0.01$ ). 운동 심상의 경우 왼손 상상 시 0초, 0.5~1초 구간에서 C3-C4 채널 간의 ERD가 유의미한 차이가 있었으며, 운동 실행의 경우 오른손 실행 시 0.5~1초 구간에서 C3-C4 채널 간의 ERD가 유의미한 차이가 있었다. 이에 반해, 운동 관

찰은 수행 조건에 따라 C3채널과 C4채널의 ERD 패턴 간의 유의미한 차이는 확인 할 수 없었다.

3. 왼손, 오른손 분류 모델 정확도 비교 분석

리만 기하학 기반 분류기를 활용한 운동 실행, 심상, 관찰의 왼손, 오른손 분류 결과는 그림 4과 같다. 전체 피험자의 평균 분류 정확도는 운동 관찰(66.34%, 표준편차 13.57%), 운동 심상(60.06%, 표준편차 14.55%), 운동 실행(58.85%, 표준편차 14.47%) 순으로 높았으며, 특히 운동 관찰의 정확도가 운동 심상과 실행에 비해 유의미한 수준으로 높았다(\* $p < 0.05$ ).

IV. 고찰 및 결론

본 연구에서는 신경생리학적 기전에 유사성이 있음에도, 독립적으로 연구되어 왔던 운동 심상, 관찰, 실행에 대한 통합 연구를 수행하였다. 단일 피험자로부터 왼손, 오른손 움직임에 대하여 세가지 운동 패러다임에 관한 모든 과제를 수행하였으며, 이때 발생하는 뇌파를 비교 분석하였다.

움직임의 신경생리학적 바이오마커인 알파 파워의 감소, ERD는 운동 심상과 관찰에서 두드러지게 나타났지만 시점에서 차이가 있었다[25]. 먼저 운동 심상의 경우 운동 관찰보다 ERD의 최저점에 먼저 도달하였으며, 오른쪽 상상 시 C3채널에서, 왼쪽 상상 시 C4채널에서 유의미한 ERD가 나타났다. 즉, 반측 반구에서 유의미한 ERD가 강하게 나타났다. 운동 상상 방향과 반대쪽 반구에서 강한 ERD 나타나는

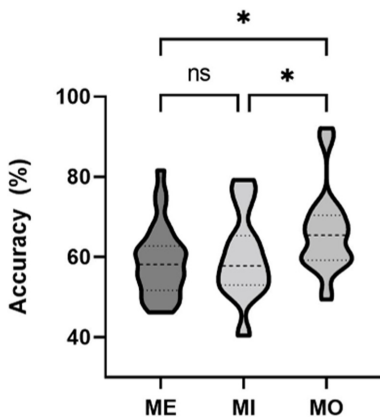


그림 4. 운동 실행, 심상, 관찰의 왼손, 오른손 분류 정확도(\* $p < 0.05$ )  
 Fig. 4. Accuracies of left and right hand on ME, MI and MO (\* $p < 0.05$ )

현상은 왼쪽과 오른쪽 상상 시 활성화된 뇌파 공간 패턴 사이의 유의미한 차이를 만들어낸다[26]. 본 연구에서도 왼손 상상 시 공간적 패턴의 유의미한 차이를 확인할 수 있었다.

운동 관찰의 ERD는 운동 심상에 비해 상대적으로 늦은 시점에 최저점에 도달하였다. 흥미로운 점은 왼쪽 상상 시 C3채널에서, 오른쪽 상상 시 C4채널에서 유의미한 ERD가 나타났다. 동측 반구에서 유의미한 ERD가 강하게 나타났으며, 운동 심상과 반대되는 패턴이 관찰되었다. 운동 관찰과 심상의 ERD 방향 차이는 피험자의 무의식적인 시점이 반영된 결과일 가능성이 있다. 운동 관찰에서 재생된 영상이 피험자 시선과 동일한 1인칭 시점에서 제공되었지만 무의식적으로 제 3자의 시점에서 실험을 수행했을 수 있다. 선행 연구에서 3인칭 시점 운동 심상을 수행하는 것 보다 1인칭 시점에서 수행 할 경우 뇌파가 더 활성화 되었다[27]. 즉, 시점의 차이는 뇌파에 유의미한 영향을 줄 가능성이 있으며, 운동 심상과 관찰 사이의 차이를 유발했을 수 있다. 하지만, 운동 성과 관련된 뇌파인 ERD의 패턴 자체는 유사했다.

반면에, 운동 실행의 경우 시작 시점 이후 알파 파워가 증가하는 ERS가 나타났다. 알파 혹은 뮤 리듬의 감소 후 파워가 다시 증가하는 ERS 현상은 또 다른 움직임의 바이오 마커이다. 선행 연구에서 운동 심상 전 수행을 준비할 수 있는 신호를 미리 제시하고 5초 이후 상상을 지시했다. 해당 패러다임에서 뮤 리듬의 감소가 상상 시작 이전부터 발생했으며, 상상이 시작 시점에서는 ERD의 최저점이 도달하고 1~2초 후 ERS 패턴이 나타났다[28]. 운동 실행의 시작 시점의 파워 감소는 전운동 전위(readiness potential)로 유발된 결과일 수도 있다[29]. 자발적 운동 수행 전 운동을 계획(planning) 하는 과정에서 발생하는 준비 전위와 뇌파 파워가 감소하는 통합하여 운동 관련 피질 전위(movement-related cortical potentials)라고 한다[30].

본 연구의 운동 실행의 뇌파 결과 또한 이와 같이 해석 될 수 있다. 운동 심상과 관찰과의 차이는 운동 실행의 경우 피험자가 보다 능동적인 개입이 필요한 패러다임으로 운동 수행에 대한 준비가 사전에 무의식적으로 수행되고 있었을 수 있다. 이를 뒷받침하는 설문조사 결과로 3가지 패러다임의 상대적인 집중도에 대한 응답에서 2명을 제외하고 대부분의 피험자가 운동 실행이 집중도가 가장 높다고 응답하였으며, 스코어링(scoring) 기반 응답에서도 집중도 평균 점수가 가장 높았다.

뇌파를 활용한 뇌-컴퓨터 인터페이스 기술로의 확장을 위해 세가지 패러다임에 대해 왼손, 오른손 분류를 시행하였다. 분류를 위한 입력의 주파 대역에 알파 파워가 포함 되었으므로 ERD의 비교 분석에서도 유의미한 차이가 있었던 운동 심상의 정확도가 예상과 같이 높았다. 흥미로운 점은, 운동 관찰이 가장 높은 정확도를 가졌는데, 이는 피험자의 부담이 적은

반응 기반의 패러다임으로 얻은 데이터를 통해 높은 정확도를 얻을 수 있는 모델의 구축 가능성을 확인할 수 있었다. 운동 실행의 경우 비록, 본 연구에서 활용한 분류기에서 정확도가 낮았지만, 해당 모델은 운동 심상에 많이 사용되는 모델로써, 추가 분석의 여지가 있다. 하지만, ERD 패턴의 차이를 고려해 볼 때, 시점의 차이와 공간 정보의 차이가 있을 수 있으므로 뇌과학 해석이 필요할 것으로 사료된다.

설문조사 결과를 고려해 볼 때 모든 피험자들이 3가지 패러다임 중 운동 심상을 가장 어렵다고 응답하였으며, 자가 설문에서도 운동 심상이 난이도와 스트레스가 가장 높다고 응답하였다. 이에 반하여, 운동 실행은 수행 시 집중도가 상대적으로 높았다. 본 연구를 통해 운동 관찰과 운동 심상의 뇌파 패턴의 유사성을 확인할 수 있었으며, 왼손-오른손 수행에 대한 분류 문제에 대해 운동 심상보다 높은 성능을 확인했다. 이와 같은 결과는 기존의 운동 심상 뇌-컴퓨터 인터페이스 기술의 어려움을 신경생리학적 근거를 바탕으로 다른 운동 패러다임 활용하여 새로운 방식으로 해결할 가능성이 있다고 기대된다.

## References

- [1] Grigorescu SM, Lüth T, Fragkopoulos C, Cyriacks M, Gräser A. A BCI-controlled robotic assistant for quadriplegic people in domestic and professional life. *Robotica* 2012;30(3): 419-31.
- [2] Kim KT, Suk HI, Lee SW. Commanding a Brain-Controlled Wheelchair Using Steady-State Somatosensory Evoked Potentials. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 2018;26(3):654-65.
- [3] Guy V, Soriani MH, Bruno M, Papadopoulou T, Desnuelle C, Clerc M. Brain computer interface with the P300 speller: Usability for disabled people with amyotrophic lateral sclerosis. *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine* 2018;61(1): 5-11.
- [4] Khan MA, Das R, Iversen HK, Puthusserypady S. Review on motor imagery based BCI systems for upper limb post-stroke neurorehabilitation: From designing to application. *Computers in Biology and Medicine* 2020;123:103843.
- [5] Robin N, Dominique L, Toussaint L, Blandin Y, Guillot A, Her ML. Effects of motor imagery training on service return accuracy in tennis: The role of imagery ability. *International Journal of Sport and Exercise Psychology* 2007;5(2):175-86.
- [6] Schnitzler A, Salenius S, Salmelin R, Jousmäki V, Hari R. Involvement of primary motor cortex in motor imagery: a neuromagnetic study. *Neuroimage* 1997;6(3):201-8.
- [7] Hardwick RM, Caspers S, Eickhoff SB, Swinnen SP. Neural correlates of action: Comparing meta-analyses of imagery, observation, and execution. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 2018;94:31-44.
- [8] Pfurtscheller G. Chapter 26 Spatiotemporal ERD/ERS patterns during voluntary movement and motor imagery. In: Ambler Z, Nevšimalová S, Kadaňka Z, Rossini PM, editors. *Supplements to Clinical Neurophysiology*. Elsevier; 2000.

- pp. 196-8.
- [9] Jeon Y, Nam CS, Kim YJ, Whang MC. Event-related (De)synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: Implications for brain-computer interfaces. *International Journal of Industrial Ergonomics* 2011;41(5):428-36.
- [10] Neuper C, Wörtz M, Pfurtscheller G. ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation. In: Neuper C, Klimesch W, editors. *Progress in Brain Research*. Elsevier; 2006. pp. 211-22.
- [11] Lacourse MG, Orr ELR, Cramer SC, Cohen MJ. Brain activation during execution and motor imagery of novel and skilled sequential hand movements. *NeuroImage* 2005;27(3):505-19.
- [12] Vogt S, Di Rienzo F, Collet C, Collins A, Guillot A. Multiple roles of motor imagery during action observation. *Front Hum Neurosci* 2013;7:807.
- [13] Eaves DL, Riach M, Holmes PS, Wright DJ. Motor Imagery during Action Observation: A Brief Review of Evidence, Theory and Future Research Opportunities. *Frontiers in Neuroscience* 2016;10.
- [14] Castro F, Bryjka PA, Di Pino G, Vuckovic A, Nowicky A, Bishop D. Sonification of combined action observation and motor imagery: Effects on corticospinal excitability. *Brain and Cognition* 2021;152:105768.
- [15] Romano-Smith S, Wood G, Wright DJ, Wakefield CJ. Simultaneous and alternate action observation and motor imagery combinations improve aiming performance. *Psychology of Sport and Exercise* 2018;38:100-6.
- [16] Gürkök H, Nijholt A. Brain-Computer Interfaces for Multimodal Interaction: A Survey and Principles. *International Journal of Human-Computer Interaction* 2012;28(5):292-307.
- [17] Edlinger G, Allison BZ, Guger C. How Many People Can Use a BCI System? In: Kansaku K, Cohen LG, Birbaumer N, editors. *Clinical Systems Neuroscience*. Tokyo: Springer Japan; 2015. p. 33-66.
- [18] Lee MH, Kwon OY, Kim YJ, Kim HK, Lee YE, Williamson J, Fazli S, Lee SW. EEG dataset and OpenBMI toolbox for three BCI paradigms: an investigation into BCI illiteracy. *GigaScience* 2019;8.
- [19] Talukdar U, Hazarika SM, Gan JQ. Motor imagery and mental fatigue: inter-relationship and EEG based estimation. *J Comput Neurosci* 2019;46(1):55-76.
- [20] Ruff RM, Parker SB. Gender- and Age-Specific Changes in Motor Speed and Eye-Hand Coordination in Adults: Normative Values for the Finger Tapping and Grooved Pegboard Tests. *Percept Mot Skills* 1993;76(3\_suppl):1219-30.
- [21] Yang YJ, Jeon EJ, Kim JS, Chung CK. Characterization of kinesthetic motor imagery compared with visual motor imageries. *Sci Rep* 2021;11(1):3751.
- [22] Blankertz B, Tomioka R, Lemm S, Kawanabe M, Müller K. Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. *IEEE Signal Processing Magazine* 2008;25(1):41-56.
- [23] Barachant A, Bonnet S, Congedo M, Jutten C. Riemannian geometry applied to BCI classification. In: Vigneron, Zarzoso V, Moreau V, Gribonval E, Vincent R, E. (Eds.), editors. *LVA/ICA 2010 - 9th International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation*. Saint-Malo, France: Springer; 2010. p. 629-36. (Series: Lecture Notes in Computer Science. Subseries: Theoretical Computer Science and General Issues; vol. 6365).
- [24] Fletcher PT, Joshi S. Principal Geodesic Analysis on Symmetric Spaces: Statistics of Diffusion Tensors. In: Sonka M, Kakadiaris IA, Kybic J, editors. *Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2004;87-98.
- [25] Pfurtscheller G. Functional brain imaging based on ERD/ERS. *Vision Research* 2001;41(10):1257-60.
- [26] Cho H, Ahn M, Ahn S, Kwon M, Jun SC. EEG datasets for motor imagery brain-computer interface. *Gigascience* 2017;6(7).
- [27] Lorey B, Bischoff M, Pilgramm S, Stark R, Munzert J, Zentgraf K. The embodied nature of motor imagery: the influence of posture and perspective. *Exp Brain Res* 2009;194(2):233-43.
- [28] Nam CS, Jeon Y, Kim YJ, Lee I, Park K. Movement imagery-related lateralization of event-related (de)synchronization (ERD/ERS): Motor-imagery duration effects. *Clinical Neurophysiology* 2011;122(3):567-77.
- [29] Lui KK, Nunez MD, Cassidy JM, Vandekerckhove J, Cramer SC, Srinivasan R. Timing of Readiness Potentials Reflect a Decision-making Process in the Human Brain. *Comput Brain Behav* 2021;4(3):264-83.
- [30] Wang K, Xu M, Wang Y, Zhang S, Chen L, Ming D. Enhance decoding of pre-movement EEG patterns for brain-computer interfaces. *J Neural Eng* 2020;17(1):016033.