

뉴로피드백 효과에 따른 EEG 기반 BCI 동작 상상 성능 평가 요소별 정확도 비교

최동학 · 류연수 · 이영범 · 민세동 · 이명호

연세대학교 전기전자공학과

Accuracy Comparison of Motor Imagery Performance Evaluation Factors Using EEG Based Brain Computer Interface by Neurofeedback Effectiveness

Donghag Choi, Yonsu Ryu, Youngbum Lee, Se Dong Min, and Myoungho Lee

Department of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei University, 134, Shinchondong, Seodaemun-gu, Seoul, Korea
(Received April 30, 2011. Accepted July 20, 2011)

Abstract: In this study, we evaluated the EEG based BCI algorithm using common spatial pattern to find realistic applicability using neurofeedback. EEG based BCI algorithm - EEG mode, feature vector calculation, the number of selected channels, 3 types of classifier, window size is evaluated for 10 subjects. The experimental results have been evaluated depending on conditioned experiment whether neurofeedback is used or not. In case of using neurofeedback, a few subjects presented exceptional but general tendency presented the performance improvement. Through this study, we found a motivation of development for the specific classifier based BCI system and the assessment evaluation system. We proposed a need for an optimized algorithm applicable to the robust motor imagery evaluation system with more useful functionalities.

Key words: electroencephalography (EEG), brain computer interface (BCI), motor imagery, neurofeedback, common spatial pattern (CSP), EEG mode, feature vector calculation, channel, classifier, window size

1. 서 론

뇌컴퓨터 인터페이스(Brain-Computer Interface, BCI)는 뇌활동을 통해 외부기기를 움직이거나 제어함으로써 재활을 돕거나[1] 인간의 인지력 복원, 뇌의 감각 운동 기능을 회복시키는 것을 주요 목표로 삼고 있다[2]. EEG 기반 BCI 시스템의 뇌파 수집은 대뇌피질에 전극을 직접 부착하거나 바늘(needle)형 전극을 두피에 삽입하여 측정하는 침습형과 두피에 헤드캡 또는 일반 컵형전극을 붙여서 측정하는 비침습형이 있는데, 일반적으로 안전한 비침습형을 사용한다.

EEG 기반 BCI 시스템의 실현을 위해 사용된 전기적 뇌

활동으로는 뮤리듬(μ -mu rhythm)[2-6], 느린대뇌피질전위(slow cortical potential, SCP)[7-9], 사건관련전위(event-related potential, ERP) p300[8,9], 안정상태시각유발전위(steady-state visual evoked potential, SSVEP)[10,11] 등이 있고 가장 널리 사용된 두뇌 활동 모니터링에는 운동활동과 연계된 뮤리듬 변화에 대한 관찰로써[2,12,13] 이는 사건관련 동기화(event-related synchronization, ERS)와 사건관련 비동기화(event-related desynchronization, ERD)와 직접 관련이 있다[14-16].

이러한 뇌의 전기적 활동 신호들을 이용하여 EEG와 생각과의 연관성을 찾아내고 있고[17] 특히 ERD와 ERS는 공간운행(spatial navigation), 암산(mental calculation) 그리고 회전(rotation) 등과 같은 정신적 과제(metal task) 수행이 아닌 동작 움직임(motor movement)과 관련된 동작상상(motor imagery) 즉, 사지를 움직이는 생각을 하는 경우

Corresponding Author : 이명호
서울시 서대문구 신촌동 134 연세대학교 대학원 전기전자공학과
TEL: +82-2-2123-4947
E-mail: mhlee@yonsei.ac.kr

뇌의 우반구와 좌반구에서 특정대역의 파워가 증감하는 현상을 말하는데 이 분야에서 많은 연구가 진행되고 있다[14-16].

동작상상, 즉 신체의 물리적인 움직임이 없이 신체의 움직임을 생각하는 것에 기반한 BCI 연구는 미국 Wadsworth 센터의 Wolpaw 그룹과 오스트리아 Graz대학의 Pfurtscheller 그룹에서 처음으로 시작하였다[18,19]. 동작상상만으로도 감각운동피질 내에서 무리듬을 변조시킬 수 있으며[2] 좌우손을 움직이는 상상을 할 때나 실제 움직일 때 무리듬 영역에서 ERD가 발현되며[5,20-24], 또한 beta파(20Hz 내외) 영역에서도 발현된다[14,25]. 그러나 EEG 기반 BCI상에서 동작상상만으로 얻는 결과와 실제 동작을 통해 얻는 결과를 일치하게 만드는 것은 쉽지 않다[26,27]. 그러므로 EEG 기반 BCI 상에서 동작상상 과제 수행의 효율을 높이기 위한 연구가 필요하다.

Schlogl과 Kim에 따르면 효율적인 훈련을 위해서는 EEG 기반 BCI시스템의 성능평가 분석을 통한 장비 및 피험자의 특성파악이 중요하다[27,28]. 2000년 미국 Wadsworth센터의 Wolpaw가 제안한 분류정확도와 정보전달률의 동시 평가 방법은 BCI 시스템의 성능평가에 가장 유용한 방법으로 볼 수 있다[29]. 일반적으로 피드백은 학습효율을 높이는 방법으로 사용되어 왔다[30-36]. 피드백 평가시 정확도와 정보전달률을 동시에 고려한 성능평가 연구는 2003년 McFarland의 논문에서 처음으로 제시되었으며[37] 신호처리 알고리즘 파라미터의 창크기 결정에도 평가 방법이 적용되었다[38,39].

선행연구들은 주로 EEG 기반 BCI장비로 한 번도 검사받지 않은 무경험자 (naive subject)를 대상으로[40,41] 훈련데이터와 평가데이터를 동일한 자극(cue)으로 검사했을 경우에 대해 성능평가를 진행하였다[15,42]. 2009년에 Kim은 훈련 및 평가데이터 서로 다른 자극을 통일성 없이 제시했을 경우에도 일관된 운동상상 특징을 보이는지를 시각, 청각, 시청각의 자극으로 훈련데이터, 평가데이터를 제시하여 확인한 결과, 단서의 변화는 정확도 향상에 큰 영향을 주지 않는다고 발표하였다[27]. 한편 2007년 Lotte에 따르면 신호처리기법에 따라 80%에서 100%까지 높은 성능을 낼 수 있다고 했다[43,44]. 또한 동작상상 과제를 효과적으로 수행하기 위한 시각적 피드백[2,6,45] 혹은 청각적 피드백[46,47]을 사용하였다. 2009년 Hwang은 Im이 개발한 실시간 뇌파 활동 모니터링 시스템[48]을 활용한 피드백 훈련을 통해 뇌파 특징 분류의 용이성과 분류정확도에 있어서 현저한 향상이 있었다고 하였다[30]. 하지만 가끔은 피드백으로 훈련을 받고 난 후의 EEG 기반 BCI 검사에서 오히려 유효한 특징이 발견되지 않기도 하고[2,9,47] 시각 운동 상상의 실제 결과로써 뇌활동 패턴이 완전히 다르게 만들어 지기도 한다[26]. 이는 운동상상과제에 대한 개인의 느낌이나 견해에 따라 다른 결과가 나오기도 한다는 것이다[49]. 2010년 Lee

는 그의 논문을 통하여 EEG 기반 BCI 동작상상 검사의 성능평가 중 EEG 모드와 창크기에 있어서의 뉴로피드백 효과에 대한 교차 평가한 결과를 소개한 바 있다[50]. 그러나 선행연구의 평가들은 성능평가요소의 일부만을 평가하였고 전체 요소에 대해 뉴로피드백 유무에 따른 교차 평가가 이루어지지 않았다.

본 논문에서는 뉴로피드백이 모든 경우에 있어서 성능향상을 가져 오지 않을 수도 있다는 가정하에 성능 향상을 저해하는 요소가 어떤 것인지를 뉴로피드백의 효과를 통해 살펴보고자 하였으며 따라서 EEG 기반 BCI 환경에서 활용될 수 있는 동작상상의 특징들을 뉴로피드백과 함께 사용하여 EEG 기반 BCI의 동작상상 평가에 사용되는 요소들에 대해 종류별로 뉴로피드백의 효과가 각각 어떻게 나타났는지 확인하고자 한다.

II. 본 론

본 논문에서는 뉴로피드백 유무에 따른 실험데이터를 얻기 위해 국내 락사(Laxtha)사의 32CH EEG장비(모델: WEG-32)를 사용하였고 샘플링 주파수 256 Hz로 피험자 뇌의 전기적 활동 신호를 수집하였다[27].

신호수집은 특정 이벤트가 실행될 때 두피에 부착된 전극을 통해 뇌파의 변화 상태가 시스템으로 전송되어 전기적으로 기록된다. 신호처리는 전처리, 특징추출, 특징분류로 구성되는데 전처리는 필터링이나 DC 성분 제거 이외에 공간적인 필터 (spatial filter)를 도입하는 것이 일반적이다[15]. 또한 특징 추출에 사용되는 주요 특징들은 특정 주파수 대역의 파워[16], 자동회귀(autoregressive, AR) 파라미터[51], 시공간적인 복잡도 인덱스[40], 공통공간패턴(common spatial pattern; CSP)[16,51,52] 등이 있는데 동작상상 BCI 연구에는 특정 대역파워 변화를 최대화 하는 특성상 ERD/ERS 분석에 CSP가 주로 사용된다[27].

공통공간패턴은 신체기관의 우측부위를 움직일 경우 뇌의 좌반구 두피에 부착한 C3 전극에서, 좌측부위를 움직일 경우 뇌의 우반구 두피에 부착한 C4 전극에서 뇌파가 활성화 되는 현상 (ERD/ERS)이 발생하는데[14-16], 이는 C3와 C4에서 주로 나타나기는 하지만 그 주위의 감각운동피질을 커버하는 전극에서 사람에 따라 상이하게 나타난다. 이 때 이 두 신호의 전극 간에 발생한 차이를 극대화하는 공간패턴 (spatial pattern)을 구하는 영상 신호 분석 알고리즘이다. 현재 가장 일반적인 알고리즘으로 알려져 있으며 많은 BCI 응용 연구에서 CSP를 사용하고 있다[15,16,43,52].

그리고 특징분류는 선형분류기(linear classifiers), 신경망(neural network), 최근거리이웃분류기(nearest neighbor classifiers)등이 있으며 BCI연구에서는 선형분류기인 선형

판별분석(linear discriminant analysis; LDA), 지원벡터머신(support vector machine; SVM), 최소자승 선형분류기 (least square linear classifier)가 많이 사용되어 왔다 [43,53-56].

본 연구에서는 16 채널 EEG의 평가실험을 통해 얻은 데이터를 대역 통과 필터링(band pass filtering, 9-13 Hz)하여 특징을 추출하는 방식의 공동공간필터를 사용하였으며, 공간필터(spatial filter)를 통과한 신호의 세기를 특징 벡터로 사용하였다. 또한 분류기로는 선형분류기(linear classifier)를 사용하였다.

III. 실험 설계

무경험 피험자 남녀 10명을 대상으로 확장된 국제 10/20 시스템(extended International 10/20 system)에 따라 16개의 위치에 전극을 피험자의 두피에 부착하여 컴퓨터 모니터와 스피커를 통해 2초간 빈화면을 보여주고 다시 2초 후에 십자기를 보여준다. 이어서 시작을 알리는 “삐”소리와 함께 4초간 시청각 자극을 제시하여 동작상상을 하게 한 다음, 뇌의 전기적 활동 신호를 수집하였다. 그 중에서 사지의 좌우 동작상상에 가장 현저한 결과를 얻을 수 있는 C3, C4 지점의 데이터를 취하여 9-13 Hz에서 대역 통과 필터링을 하였고 상대 대역 파워 스펙트럼 분석 결과를 피험자의 모니터를 통해 그림 1과 같이 실시간으로 피드백하였다.

비교 평가를 함에 있어 표 1과 같이 2가지 경우를 사용했다. 첫 번째 경우는, 훈련데이터가 뉴로피드백이 없는 시각 자극이고, 평가데이터는 피드백이 있는 청각 자극이다. 두 번째 경우는, 훈련데이터가 피드백이 있는 시각 자극이고, 평가데이터는 피드백이 없는 청각 자극이다.

성능 요인은 EEG BCI 알고리즘 기반의 동작상상에 대한 최적 성능을 평가함에 있어 매우 중요하다. 표 2와 같이 성능 평가 항목은 모두 5가지인데 뇌파모드(EEG mode), 특징벡터계산(feature vector calculation), 선택CSP채널(selected CSP channel), 선택분류기(selected classifier)

표 1. 비교 평가 조합

Table 1. Cross evaluation combination

실험	훈련데이터		평가데이터	
	피드백 유/무	자극의 종류	피드백 유/무	자극의 종류
1	무	시각	유	청각
2	유	시각	무	청각

표 2. 성능 평가 항목 및 세부 평가 요소

Table 2. Performance evaluation factors

번호	평가 항목	세부 평가 요소
1	뇌파모드	ERD, RP
2	특징벡터계산	log(var), mean, sum(abs), log(power)
3	선택CSP채널	ch2, ch4, ch8, ch16
4	선택분류기	LDA, LS, SVM
5	창크기	3초, 2초, 1초

및 창크기(window size)가 있다.

뇌파 수집모드는 ERD, RP(readiness potential, 준비전위) 방법이 있고 특징벡터계산은 log(var), mean, sum(abs), log(power), 4가지의 선택이 있으며 식 (1), (2), (3), (4)를 사용하여 각각의 값을 산출하였다.

$$\log(\text{var}) = \log\left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right) \tag{1}$$

$$\text{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \tag{2}$$

$$\text{sum}(\text{abs}) = \sum_{i=1}^N |x_i| \tag{3}$$

$$\log(\text{power}) = \log\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2\right) \tag{4}$$

선택된 CSP 채널 번호는 2, 4, 8 및 16이 있고 또한 선택된 분류기는 LDA, LS 및 SVM 3가지가 있으며 창크기는 3 초, 2 초 및 1 초, 3가지로 선택 가능하다. 이 모든 경

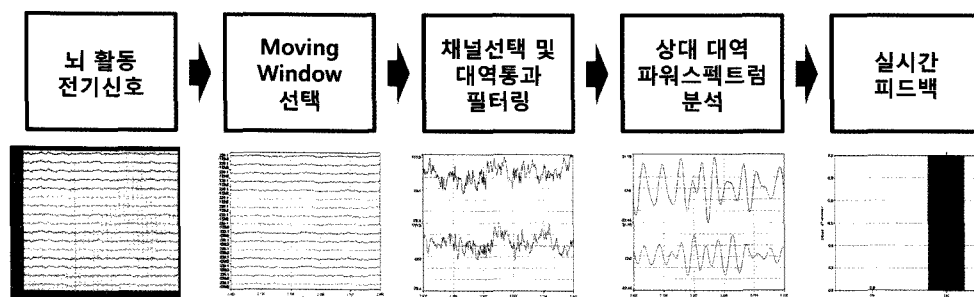


그림 1. 뉴로피드백 개념도

Fig. 1. Concept diagram of neurofeedback

우에 대해 동일한 자극에 대해 훈련데이터와 평가데이터를 제시하여 뉴로피드백을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우에 대하여 구분하여 실험하였다.

IV. 실험 결과

본 논문에서는 뉴로피드백을 사용하지 않은 실험과 뉴로피드백을 사용한 실험 간의 교차 평가를 통해 두 가지 측면에 대해 결론을 얻었다. 이 분석에서는 표 1과 같이 첫 번째는 뉴로피드백 없이 시각 자극에 의한 훈련데이터와 뉴로피드백을 이용한 청각 자극에 의한 평가데이터에 대해 성능을 평가하였고 두 번째로 뉴로피드백을 이용한 시각 자극에 의한 훈련데이터와 뉴로피드백 없이 청각 자극에 의한 평가데이터에 대해 성능 평가를 하였다. 또한 성능 평가 항목으로 표 2와 같이 5가지를 고려하였다.

1. 비교 평가(1) - Train: No feedback, Test: Feedback

피드백 없이 훈련하고 피드백을 주면서 평가한 경우에 대한 교차 평가이다. 그림 2는 ERD/RP의 결과를 보여 준다.

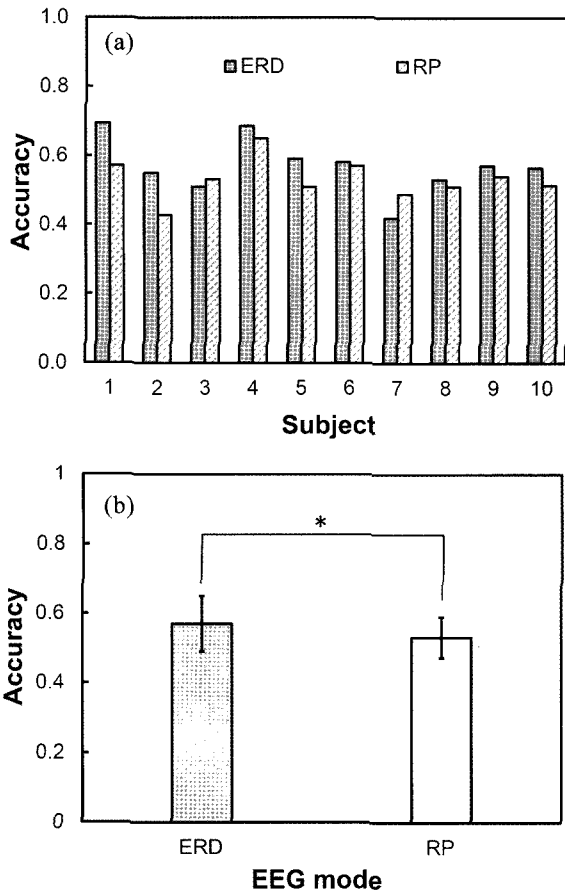


그림 2. ERD/RP 교차평가 평균값(1). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 2. ERD/RP average of cross evaluation (1). (a) accuracy, (b) total average

1번, 4번 피험자 각각의 경우에, ERD에서 개략 70%의 정확도를 보인다. 총 평균값에 있어서는 ERD 평균값이 RP 평균값보다 크다($p < 0.05$).

그림 3은 특징벡터계산 결과를 보여 준다. 각 피험자의 경우에, mean 값 없이 70% 이상의 정확도를 보이고 있다. 총 평균값에 있어서, mean 평균값은 다른 특징의 평균값보다 작으며 sum(abs) 평균값은 최고의 정확도를 보여준다($p < 0.05$).

선택CSP채널의 결과가 그림 4에 보여 지는데, 피험자 5번, 7번, 8번, 9번 각각의 경우가 각 채널에 대해 약간의 차이를 나타내었고 그 외의 경우는 특정 채널 값이 높거나 낮은 것으로 나타났다. 총 평균값의 경우엔, 채널수가 증가할 때 평균값은 감소했다.

분류기의 결과는 그림 5에서 보여준다. 피험자 각자에 있어서, 피험자 1번이 약 70%의 정확도를 보였고 4번은 SVM 빼고 약 70%의 정확도를 보였다. 다른 경우들은 전반적으로 60% 이하의 정확도를 나타냈다. 총 평균값의 경우, LS가 최고의 정확도를 보였고 그 다음이 LDA, 마지막이 SVM 분류기였다($p < 0.05$).

창 크기의 결과는 그림 6에서 보여진다. 1번과 4번의 피

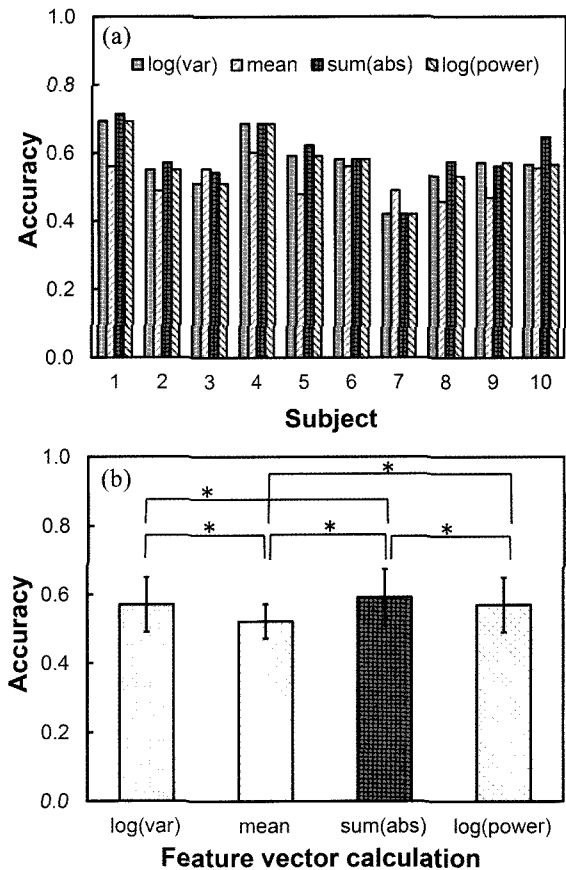


그림 3. 특징벡터계산(1). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 3. Feature vector calculation (1). (a) accuracy, (b) total average

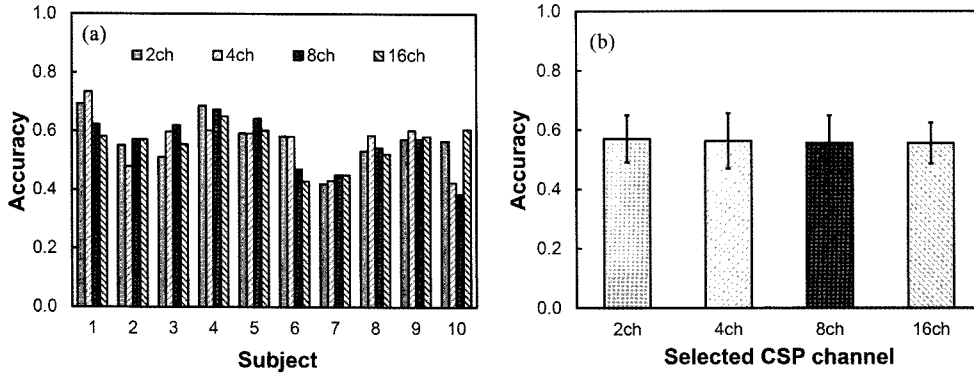


그림 4. 선택CSP채널(1). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 4. Selected CSP channel. (a) accuracy, (b) total average

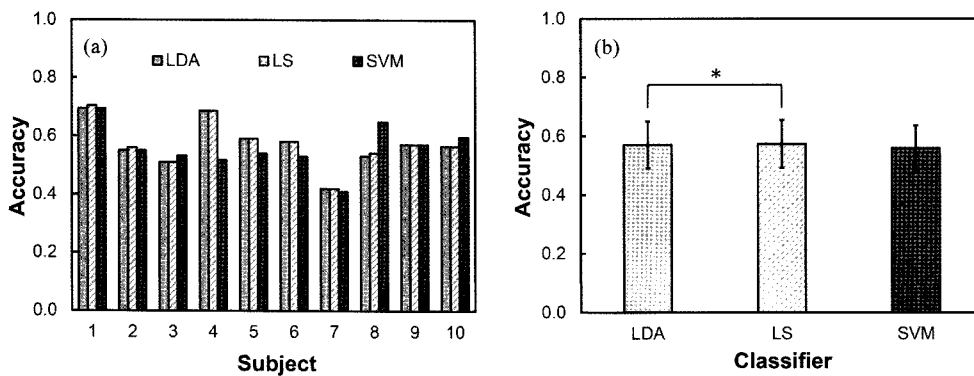


그림 5. 분류기 (1). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 5. Classifier (1). (a) accuracy, (b) total average

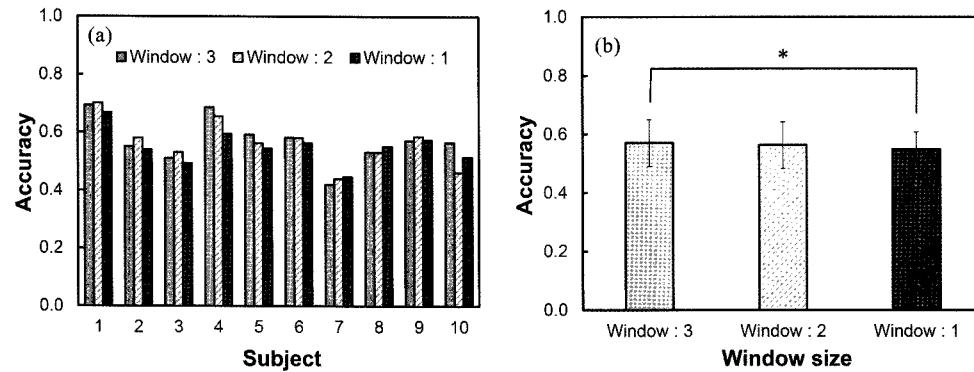


그림 6. 창 크기(1). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 6. Window Size (1). (a) accuracy, (b) total average

협자가 부분적으로 약 70% 정확도를 보였고 그 외의 경우는 대체적으로 60% 이하의 정확도를 나타냈다. 총 평균값의 경우, 3초인 경우가 가장 높은 정확도를 보였으며 그 다음이 2초, 마지막은 1초였다.

2. 비교 평가(2) - Train: Feedback, Test: No feedback

피드백을 준 훈련과 피드백을 주지 않은 평가의 경우에 대

한 교차평가이다. 성능 평가 항목에 따라, 우선적으로, 뇌파 모드가 ERD인지 RP인지에 따라서 총 10명의 피검사에 대해서 비교하였다. ERD/RP의 결과는 그림 7에서 보여주고 있다. 피험자 1번, 5번, 6번 그리고 9번의 경우 ERD와 RP 간에 큰 격차가 있었고 총 평균값에 있어서는 RP평균값이 ERD평균값보다 크다는 것을 보여 주었다.

특징벡터계산의 결과는 그림 8에서 보여 지는데, 피험자

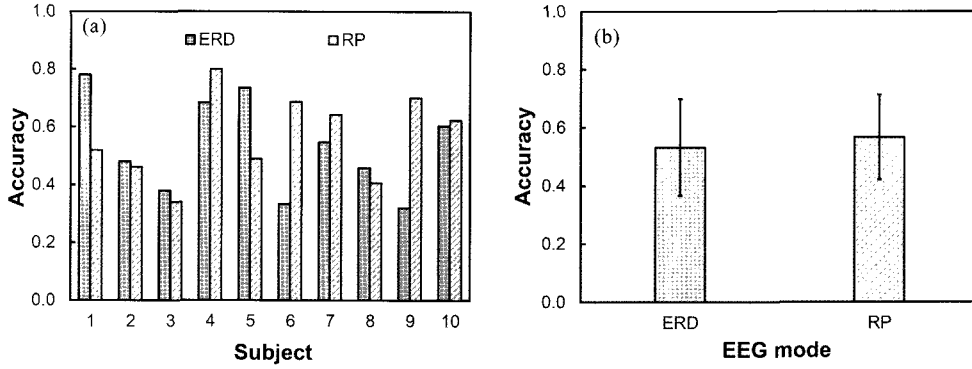


그림 7. ERD/RP (2). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 7. ERD/RP (2). (a) accuracy, (b) total average

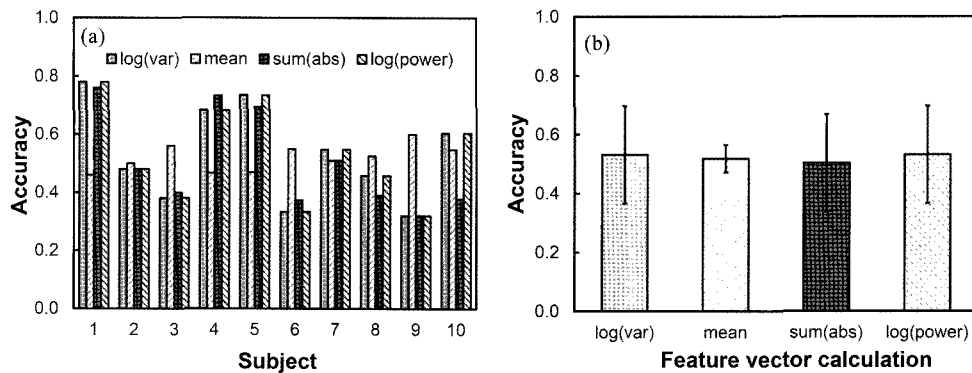


그림 8. 특징벡터계산(2). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 8. Feature vector calculation (2). (a) accuracy, (b) total average

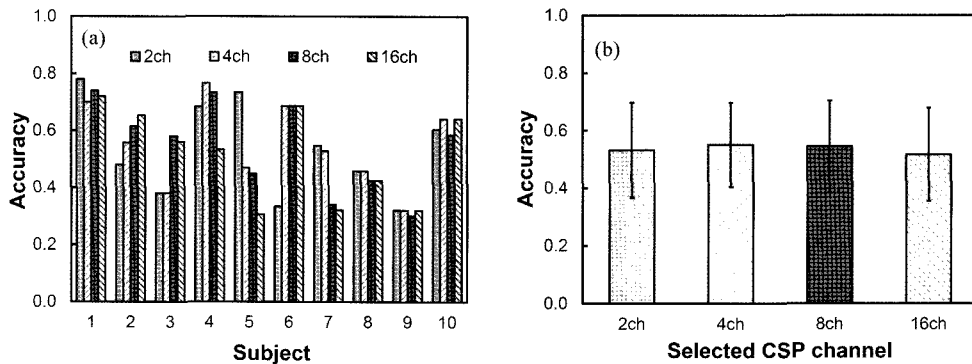


그림 9. 선택CSP채널(2). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 9. Selected CSP channel (2). (a) accuracy, (b) total average

각각에 있어서, 피험자 1번, 3번, 4번, 5번, 6번, 9번 그리고 10번은 각 특징 간에 큰 차이를 보였고 특히 10번 피험자만 빼고 mean값이 다른 특징의 평균값보다 작았다. 총 평균값에 있어서는, sum(abs)의 평균값이 다른 특징의 평균값에 비해 낮았다.

선택CSP채널의 결과는 그림 9에서 보여 주고 있다. 피험자 각각의 경우에 있어서, 피험자 1번, 8번, 9번 그리고 10

번은 각각의 채널에서 작은 차이가 있었다. 다른 경우들은 특정 채널에서 높거나 낮은 것으로 나타났다. 총 평균값에 있어서는, 4채널의 평균값이 가장 컸고 16채널 평균값이 가장 적었다.

분류기의 결과는 그림 10에서 보여 진다. 피험자 각각의 경우에 있어서, 피험자 1번과 5번이 70% 가량의 정확도를 보였고 다른 경우들은 4번 대상자만 빼고 대체적으로 60%

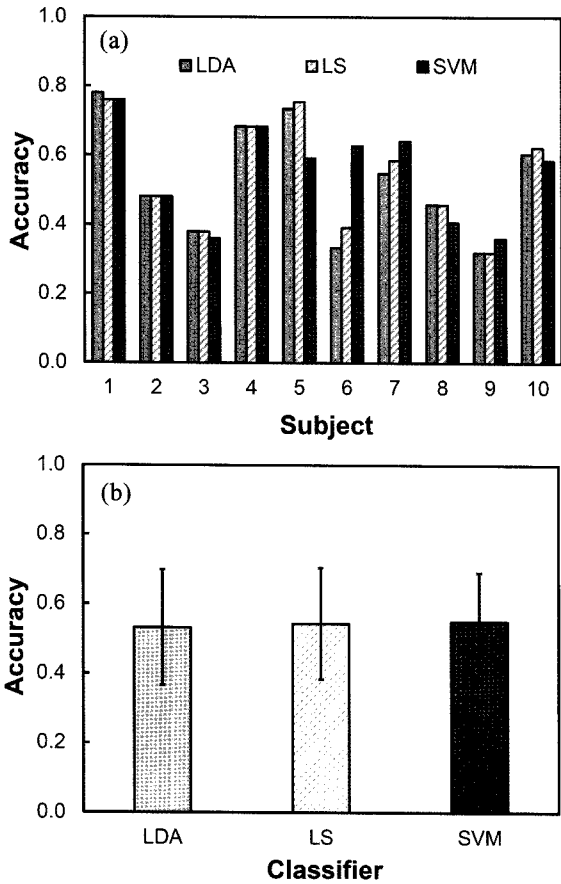


그림 10. 분류기 (2). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 10. Classifier (2). (a) accuracy, (b) total average

이하의 정확도를 보였다. 총 평균값의 경우에는, SVM이 최고의 정확도를 보였고 두 번째가 LS, 마지막이 LDA 분류기였다.

창 크기의 결과는 그림 11에서 나타난다. 피험자 각각의 경우에 있어서, 피험자 4번과 5번이 70% 가량의 정확도를 보였고 대상자 1번은 부분적으로 70% 이상의 정확도를 보였다. 다른 경우에는 대체적으로 60% 이하의 정확도를 보였다. 총 평균값의 경우에는, 창 크기 1초가 최고의 정확도를 보였고 두 번째가 3초, 마지막이 2초의 경우였다.

3. 비교 분석

ERD/RP, 창 크기와 선택CSP채널에 대한 결과에 대해 CSP필터 분포를 파악했고 다른 성능 요소들은 CSP필터 분포를 변화시키지 않는다는 것도 알게 되었다. 또한 ERD/RP와 창 크기에 대한 2채널의 CSP필터 즉, CSP 1 filter, CSP last filter를 얻었다. 그림 12는 교차평가를 통해 평균을 낸 2가지 경우를 비교하였다. CSP filter 분포는 동작상상에 의해 어느 부분이 활성화되고 비활성화되는지를 보여준다. 붉은색은 가장 활동적인 부분을 보여주며 푸른색은 가장 비활성화된 부분을 보여준다. 노란색은 중간상태를 보

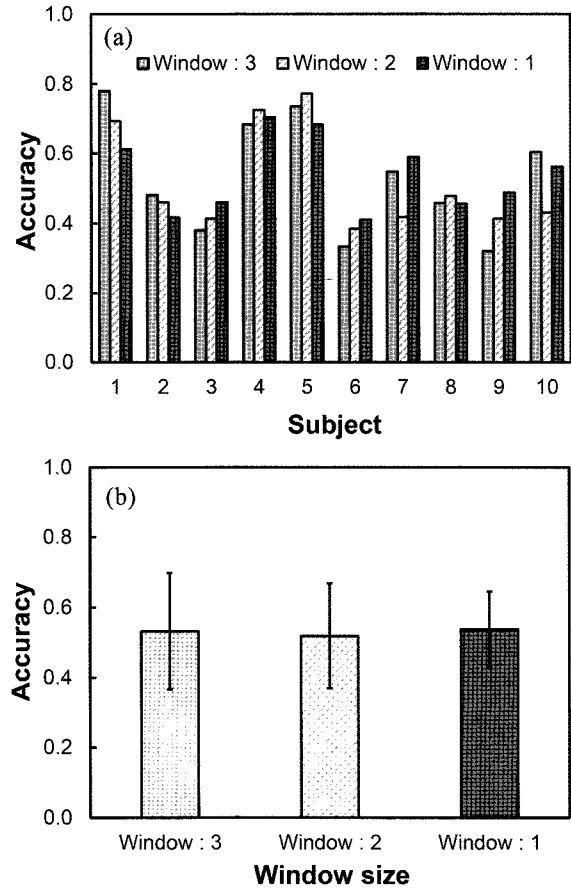


그림 11. 창 크기 (2). (a) 정확도, (b) 총평균
Fig. 11. Window size (2). (a) accuracy, (b) total average

여준다. CSP filter 분포는 평가데이터세트가 아니라 훈련데이터세트에 영향을 많이 받는다.

그림 12에서 보는 바와 같이 ERD/RP 경우에 있어서, CSP filter 분포들은 ERD/RP와 feedback, no feedback 간에 완전히 다르다. 창 크기의 경우에는, CSP filter 분포들은 거의 유사하지만 색상의 농도는 중간 활성화 정도가 변했다는 것을 의미하는 창 크기가 감소할 때 바뀌게 된다.

그림 13에서는 EEG 모드, 특징벡터계산, 공통공간패턴 채널, 분류기, 창크기에 대해 뉴로피드백을 실시한 조건인 경우 알고리즘 수행 전반에 걸쳐 다소 높은 정확도를 나타내었고 RP에서만 예외의 경우가 나타난 것을 보여준다.

V. 결 론

본 연구에서는 뉴로피드백에 기반한 EEG 기반 BCI의 현실적인 가능성을 찾기 위해 신호처리 전과정에 대한 BCI 알고리즘을 평가했다. 본 연구를 통해 EEG 기반 BCI 성능평가 요소별 뉴로피드백 유무에 따른 효과에 대한 결과로, 일반적으로 성능평가요소에 있어서 대부분의 경우에 뉴로피드

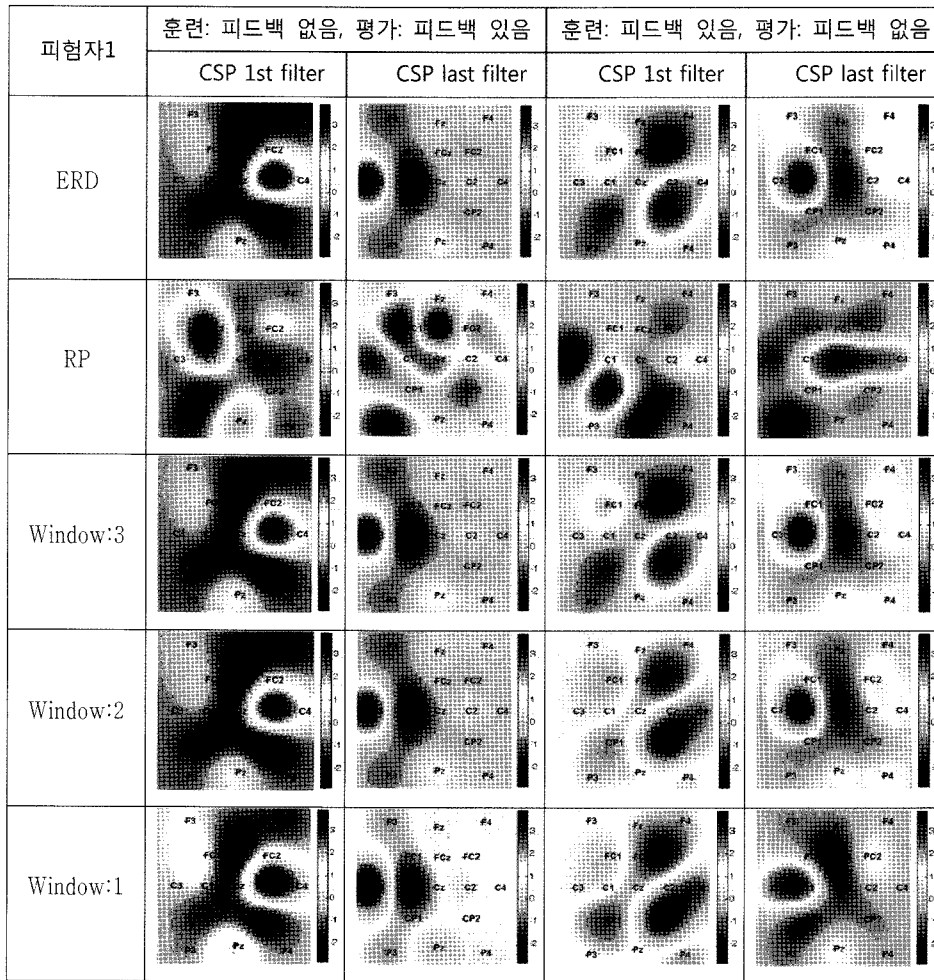


그림 12. CSP filter 분포도 ERD/RP, window size
 Fig. 12. CSP filter distribution ERD/RP, window size

302

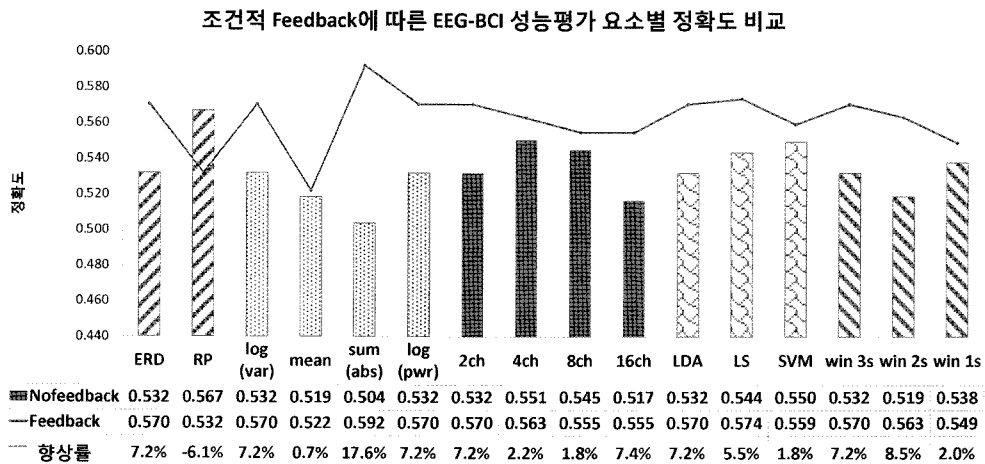


그림 13. 조건적 v에 따른 EEG 기반 BCI 성능평가 요소별 정확도
 Fig. 13. Accuracy comparison of motor imagery performance evaluation factors using EEG based BCI by conditioned neurofeedback

백이 있을 경우에 성능향상을 가져오며 특별한 경우에는 그렇지 않은 예외적인 경우도 발생할 수 있다는 사실을 확인할 수 있었다. 본 연구의 결과는 BCI시스템 기반 EEG의 특정 분류기, BCI 사용 능력 평가 시스템에 기반한 EEG

의 개발을 위한 일반적이며 강화된 피험자 동작상상 적응 평가의 최적화 알고리즘에 필요한 근거가 될 것이다.

참고문헌

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland *et al.*, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767-791, 2002.
- [2] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat *et al.*, "The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects," *NeuroImage*, vol. 37, no. 2, pp. 539-550, 2007.
- [3] A. Chatterjee, V. Aggarwal, A. Ramos *et al.*, "A brain-computer interface with vibrotactile biofeedback for haptic information," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 4, no. 1, pp. 40, 2007.
- [4] B. Kamousi, A. N. Amini, and B. He, "Classification of motor imagery by means of cortical current density estimation and Von Neumann entropy," *Journal of neural engineering*, vol. 4, pp. 17, 2007.
- [5] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlogl *et al.*, "Mu rhythm (de) synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks," *NeuroImage*, vol. 31, no. 1, pp. 153-159, 2006.
- [6] J. A. Pineda, D. S. Silverman, A. Vankov *et al.*, "Learning to control brain rhythms: making a brain-computer interface possible," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 11, no. 2, pp. 181-184, 2003.
- [7] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger *et al.*, "A spelling device for the paralysed," *Nature*, vol. 398, no. 6725, pp. 297-298, 1999.
- [8] J. D. Bayliss, "Use of the evoked potential P3 component for control in a virtual apartment," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 113-116, 2003.
- [9] U. Hoffmann, J. M. Vesin, T. Ebrahimi *et al.*, "An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects," *Journal of Neuroscience methods*, vol. 167, no. 1, pp. 115-125, 2008.
- [10] E. C. Lalor, S. P. Kelly, C. Finucane *et al.*, "Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment," *EURASIP journal on applied signal processing*, vol. 2005, pp. 3156-3164, 2005.
- [11] M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun *et al.*, "Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 211-214, 2000.
- [12] F. Galan, M. Nuttin, E. Lew *et al.*, "A brain-actuated wheelchair: asynchronous and non-invasive Brain-computer interfaces for continuous control of robots," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 9, pp. 2159-2169, 2008.
- [13] G. Pfurtscheller, C. Neuper, G. Muller *et al.*, "Graz-BCI: state of the art and clinical applications," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 1-4, 2003.
- [14] G. Pfurtscheller, and C. Neuper, "Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans," *Neuroscience letters*, vol. 239, no. 2-3, pp. 65-68, 1997.
- [15] H. Ramoser, J. Muller-Gerking, and G. Pfurtscheller, "Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 4, pp. 441-446, 2000.
- [16] Y. Wang, S. Gao, and X. Gao, "Common spatial pattern method for channel selection in motor imagery based brain-computer interface," pp. 5392-5395, 2005.
- [17] G. Dornhege, J. R. Millan, T. Hinterberger *et al.*, "Toward brain-computer interfacing," vol. 74, 2007.
- [18] J. R. Wolpaw, D. McFarland, and T. Vaughan, "Brain-computer interface research at the Wadsworth Center," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 222-226, 2000.
- [19] G. Pfurtscheller, C. Neuper, C. Guger *et al.*, "Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 216-219, 2000.
- [20] G. Pfurtscheller, and F. Lopes da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 11, pp. 1842-1857, 1999.
- [21] M. Jahanshahi, and M. Hallett, "The Bereitschaftspotential: Movement-related cortical potentials," 2003.
- [22] G. Pfurtscheller, "EEG event-related desynchronization (ERD) and event-related synchronization (ERS)," *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields*, vol. 958, 1999.
- [23] M. Lotze, P. Montoya, M. Erb *et al.*, "Activation of cortical and cerebellar motor areas during executed and imagined hand movements: an fMRI study," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 11, no. 5, pp. 491-501, 1999.
- [24] G. Pfurtscheller, and C. Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123-1134, 2001.
- [25] D. McFarland, L. Miner, T. Vaughan *et al.*, "Mu and Beta Rhythm Topographies During Motor Imagery and Actual Movements," *Brain Topography*, vol. 12, no. 3, pp. 177-186, 2000.
- [26] C. Neuper, R. Scherer, M. Reiner *et al.*, "Imagery of motor actions: differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG," *Cognitive Brain Research*, vol. 25, no. 3, pp. 668-677, 2005.
- [27] J.K Kim, D.H Kang, Y.B Lee *et al.*, "Performance Evaluation of EEG-BCI Interface Algorithm in BCI(Brain Computer Interface)-Naive Subjects," *Journal of biomedical engineering research : the official journal of the Korean Society of Medical & Biological Engineering*, vol. 30, no. 5, pp. 428-437, 2009.
- [28] A. Schlogl, J. Kronegg, J. Huggins *et al.*, "Evaluation criteria for BCI research," 2007.
- [29] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks *et al.*, "Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 164-173, 2000.
- [30] H. J. Hwang, K. Kwon, and C. H. Im, "Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface (BCI)," *Journal of Neuroscience methods*, vol. 179, no. 1, pp. 150-156, 2009.
- [31] 이혜경, and 최승진, "브레인 컴퓨터 인터페이스를 위한 기계 학습," *정보과학회지 = Communications of the Korea*

- information science society, vol. 25, no. 3, pp. 28-34, 2007.
- [32] S.-W. Choi, "Past current and future of Neurofeedback," *Institute of Brain Education*, vol. 6, pp. 55-73, 2010.
- [33] B. Ki-Ja, Y. Seon-Gyu, and P. Pyung-Woon, "A Reserch on the Effect Neurofeedback Traing before & After About Emotional and Attention Deficit Characteristics by Timeseries Linear Analysis : for Primary Student," *Journal of Information Technology Applications & Management*, vol. 14, no. 4, pp. 43-59, 2007.
- [34] W. Weon Hee, G. Yi Seon, and G. Kang Hyung, "Effects of a Neurofeedback Program on Brain Function and Stress in High School Students," *Journal of Korean Academy of Child Health Nursing*, vol. 14, no. 3, pp. 315-324, 2008.
- [35] 박인순, and 박병운, "뉴로피드백을 이용한 뇌기능 최적화 연구-임상사례 중심." pp. 64-85.
- [36] 정지혜, 김정열, and 이성재, "뉴로피드백 훈련이 성장기 아동의 불안정한 뇌파와 비활성뇌파에 미치는 영향과 학습효과." pp. 205-231.
- [37] D. J. McFarland, W. A. Sarnacki, and J. R. Wolpaw, "Brain-computer interface (BCI) operation: optimizing information transfer rates," *Biological psychology*, vol. 63, no. 3, pp. 237-251, 2003.
- [38] S. Parini, L. Maggi, A. C. Turconi *et al.*, "A robust and self-paced BCI system based on a four class SSVEP paradigm: algorithms and protocols for a high-transfer-rate direct brain communication," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2009, pp. 1-11, 2009.
- [39] R. Leeb, F. Lee, C. Keinrath *et al.*, "Brain-computer communication: motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 15, no. 4, pp. 473-482, 2007.
- [40] C. Guger, G. Edlinger, W. Harkam *et al.*, "How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)?," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 145-147, 2003.
- [41] B. Blankertz, F. Losch, M. Krauledat *et al.*, "The Berlin Brain-Computer Interface: accurate performance from first-session in BCI-naive subjects," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 10, pp. 2452-2462, 2008.
- [42] Y. Wang, S. Gao, and X. Gao, "Common spatial pattern method for channel selection in motor imagery based brain-computer interface." pp. 5392-5395.
- [43] F. Lotte, M. Congedo, A. Lecuyer *et al.*, "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces," *Journal of neural engineering*, vol. 4, pp. R1, 2007.
- [44] D. J. McFarland, A. T. Lefkowitz, and J. R. Wolpaw, "Design and operation of an EEG-based brain-computer interface with digital signal processing technology," *Behavior research methods*, vol. 29, no. 3, pp. 337-345, 1997.
- [45] R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman *et al.*, "Walking by thinking: The brainwaves are crucial, not the muscles!," *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 15, no. 5, pp. 500-514, 2006.
- [46] T. Hinterberger, N. Neumann, M. Pham *et al.*, "A multimodal brain-based feedback and communication system," *Experimental Brain Research*, vol. 154, no. 4, pp. 521-526, 2004.
- [47] F. Nijboer, A. Furdea, I. Gunst *et al.*, "An auditory brain-computer interface (BCI)," *Journal of Neuroscience methods*, vol. 167, no. 1, pp. 43-50, 2008.
- [48] C. H. Im, H. J. Hwang, H. Che *et al.*, "An EEG-based real-time cortical rhythmic activity monitoring system," *Physiological Measurement*, vol. 28, pp. 1101, 2007.
- [49] J. Annett, "Motor imagery: Perception or action?," *Neuropsychologia*, vol. 33, no. 11, pp. 1395-1417, 1995.
- [50] Y.-B. Lee, C. Lee, D. Kang *et al.*, "Cross Evaluation for Characteristics of Motor Imagery Based EEG-Brain Computer Interface Algorithm Using Neuro-Feedback," pp. 1980-1981, 2010.
- [51] C. Guger, H. Ramoser, and G. Pfurtscheller, "Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI)," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 4, pp. 447-456, 2000.
- [52] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm *et al.*, "Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 1, pp. 41-56, 2008.
- [53] K. Fukunaga, "Introduction to statistical pattern recognition," 1990.
- [54] A. Schlogl, K. Lugger, and G. Pfurtscheller, "Using adaptive autoregressive parameters for a brain-computer-interface experiment," vol. 4, pp. 1533-1535 vol. 4, 1997.
- [55] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data mining and knowledge discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121-167, 1998.
- [56] K. R. Muller, C. W. Anderson, and G. E. Birch, "Linear and nonlinear methods for brain-computer interfaces," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 165-169, 2003.