

뇌컴퓨터접속(BCI) 무경험자에 대한 EEG-BCI 알고리즘 성능평가

김진권¹, 강대훈¹, 이영범¹, 정희교², 이인수², 박해대², 김은주², 이명호¹

¹연세대학교 전기전자공학과, ²식품의약품안전청 전자의료기기과

Performance Evaluation of EEG-BCI Interface Algorithm in BCI(Brain Computer Interface)-Naive Subjects

Jinkwon Kim¹, Dae Hun Kang¹, Young Bum Lee¹, Hee Gyo Jung², In Su Lee², Hae Dae Park², Eun Ju Kim², Myoung Ho Lee¹

¹Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, Seoul, Korea

²Electronic Medical Devices Division, Korea Food & Drug Administration, Seoul, Korea

(Received August 13, 2009. Accepted September 28, 2009)

Abstract

The Performance research about EEG-BCI algorithm in BCI-naive subjects is very important for evaluating the applicability to the public. We analyzed the result of the performance evaluation experiment about the EEG-BCI algorithm in BCI-naive subjects on three different aspects. The EEG-BCI algorithm used in this paper is composed of the common spatial pattern(CSP) and the least square linear classifier. CSP is used for obtaining the characteristic of event related desynchronization, and the least square linear classifier classifies the motor imagery EEG data of the left hand or right hand. The performance evaluation experiments about EEG-BCI algorithm is conducted for 40 men and women whose age are 23.87 ± 2.47 . The performance evaluation about EEG-BCI algorithm in BCI-naive subjects is analyzed in terms of the accuracy, the relation between the information transfer rate and the accuracy, and the performance changes when the different types of cue were used in the training session and testing session. On the result of experiment, BCI-naive group has about 20% subjects whose accuracy exceed 0.7. And this results of the accuracy were not effected significantly by the types of cue. The Information transfer rate is in the inverse proportion to the accuracy. And the accuracy shows the severe deterioration when the motor imagery is less then 2 seconds.

Key words : Index Terms - Brain Computer Interface, Common Spatial Pattern, EEG, Performance evaluation

1. 서론

뇌 컴퓨터접속(Brain Computer Interface; BCI) 기술은 뇌로부터 직접 신호를 획득하여 신체 다른 기관의 표현 없이 외부 기기를 컨트롤하는 기술을 말한다. 뇌로부터 신호를 측정하는 방식은 비침습적(non-invasive) BCI와 침습적(invasive) BCI로 크게 나누어지는데, 구현 및 연구의 편리성으로 인해 비침습적 BCI의 연구가 활발하다. 비침습적 BCI 기술의 핵심은 EEG와 피검자 대상의 생각사이의 연관성을 찾아내는 것이다. 기존의 많은 연구들에서 ERD(Event Related Desynchronization)/ERS(Event Related synchronization), RP(Readiness Potential), P300 evoked potential, slow cortical potentials과 같은 EEG의 특징

파형들을 이용하여 생각과 EEG의 연관성을 찾아내고 있다[1]. 이 중 ERD와 ERS는 특정 생각을 하는 경우 뇌의 일부 부위의 특정 대역의 파워가 감소하거나 증가하는 특징을 보이는 현상으로 많은 연구의 대상이 되고 있다[2-4]. CSP(Common Spatial Pattern)는 EEG-BCI 알고리즘의 이진분류(binary classification) 응용에서 multichannel EEG 데이터의 분류(class)에 따른 특정 대역파워 차이를 최대화 하는 공간필터(Spatial filter)를 분석해 내는 알고리즘이다. 특정 대역파워 변화를 최대화 하는 특성상 ERD와 ERS 분석에 CSP가 주로 사용된다[5].

BCI는 사용 대상에 따라 특성의 차이가 크고 최근까지 연구의 방향이 BCI의 구현 가능성에 초점이 맞추어졌기 때문에 주로 BCI 정확도가 높고 BCI 경험이 많은 소수에 대해 평가 실험이 이루어져 왔다. 최근에 이르러 BCI 경험이 없는 대상에 대해 BCI 알고리즘의 성능이 어떻게 나타나는지에 대한 연구결과가 발표되고 있다[6,7]. BCI 무경험자에 대한 BCI 알고리즘의 성능 평가는 BCI의

Corresponding Author : 이명호
서울특별시 서대문구 신촌동 연세대학교 연세공학원 212C호
Tel : +82-2-2123-4946 / Fax : +82-2-312-2770
E-mail : mhlee@yonsei.ac.kr
“본 연구는 2008년도 식품의약품안전청 용역연구개발과제의 연구개발비 지원(08142의료기370)에 의해 수행 되었으며 이에 감사드립니다.”

일반인에 대한 실현 가능성을 평가함에 있어서 매우 중요한 요소이다. 본 논문에서는 기존의 연구들이 BCI 알고리즘의 정확도 측면에 집중하여 분석한 것에 추가하여 훈련과 평가 데이터 사이에 다른 종류의 단서(cue)로 신호를 주었을 경우에도 지속적으로 높은 성능을 보이는지, 또한 BCI 무경험자들에게 정보전달속도와 정확도 사이에는 어떤 관계가 나타나는지에 대해 평가해 보았다. 위와 같은 다양한 측면에서의 성능평가는 BCI 응용의 구현 범위를 넓혀주고 일반인의 BCI 특성에 대한 분석을 위해 중요하다.

II. 이론적 배경

A. 성능평가 알고리즘의 구성

본 연구의 목적은 훈련받지 않은 BCI 무경험자가 일반적인 BCI 알고리즘을 대상으로 어느 정도의 성능을 낼 수 있는지에 대해 평가함에 있다. 따라서 본 연구 팀은 사용 알고리즘으로 현재 BCI 연구 분야에서 가장 널리 사용되고 있는 기본적 알고리즘 형태를 사용하였다. 성능평가 알고리즘의 구성은 그림 1과 같다. 본 연구에서는 평가실험을 통해 획득한 16 채널의 EEG를 대역통과 필터링하여 특징추출 방식으로 CSP를 사용하였으며, 이를 통해 얻어진 공간필터를 통과한 신호의 파워를 특징벡터로 사용하였다. 분류기로는 최소자승선형분류기(Least Square Linear Classifier)를 사용하였다.

B. 공통공간패턴

공통공간패턴(Common Spatial Pattern; CSP)는 두 신호의 분류 간의 분산 차이를 최대화 하는 공간필터를 추출하는 신호 분석 알고리즘이다. 대역통과 필터링 후 신호의 분산은 신호의 해당 대역파워와 같은 의미를 갖기 때문에 분류의 구분이 신호의 특정 대역파워 차이와 관련을 갖는 경우 효과적인 알고리즘이다. EEG는 ERD와 ERS라는 생각의 조절과 관련한 특정 대역파워와 변동하는 특징을 갖고 있기 때문에 현재 많은 연구에서 CSP를 사용하여 BCI 응용을 구현하고 있다[3,4,8]. 임의의 두 분류를 양의 분류(+) 또는 음의 분류(-)로 표현할 경우 $C \in +, -$ 대역통과 필터링된 EEG의 공분산 행렬(covariance matrix)은 아래의 식(1)과 같이 표현된다.

$$\Sigma^{(c)} = \frac{1}{|I_c|} \sum_{i \in I_c} X_i X_i^T \quad (C \in +, -) \quad (1)$$

위의 식(1)에서 X_i 는 i 분류에 속하는 대역통과 필터링된 EEG 신호이며, 일정 길이의 윈도우 함수로 추출된 신호의 행렬로 채널 수 \times 윈도우 함수의 길이를 크기로 갖는다. I_c 는 c 분류에 속한 EEG 데이터 집합을 나타낸다. 식(1)을 통해 얻어진 $\Sigma^{(+)}$ 과 $\Sigma^{(-)}$ 은 generalized eigen vector를 통해 대각행렬(diagonal matrix)를 얻게 되며, 얻어진 대각행렬을 아래의 식(2)와 같은 관계를 갖는다.

$$\begin{aligned} W^T \Sigma^{(+)} W &= \Lambda^{(+)} \\ W^T \Sigma^{(-)} W &= \Lambda^{(-)} \\ \Lambda^{(+)} + \Lambda^{(-)} &= I \end{aligned} \quad (2)$$

위의 식(2)에서 나타난 바와 같이 두 분류의 공분산 행렬은 generalized eigen vector로 구성된 행렬 W 를 공통으로 갖고 대각행렬로 변환되어 그 합이 항등행렬(identity matrix)이 된다. 즉, $\Lambda^{(+)}$ 의 한 요소가 커지면 해당 $\Lambda^{(-)}$ 의 요소가 작아진다. 이는 해당 generalized eigen vector로 사영된 신호의 특징이 양의 분류의 해당 대역파워가 커지면 음의 분류의 해당 대역파워가 작아지는 특징을 갖는다고 해석할 수 있다. 반대의 경우 또한 마찬가지이다. 이와 같은 차이를 통해 ERD/ERS의 특징을 효과적으로 추출해 낼 수 있다. 두 분류의 해당 대역파워 차이가 크게 나타나는, 즉 $\Lambda^{(+)}$ 과 $\Lambda^{(-)}$ 의 요소 차이가 큰 공간필터를 선택하여 ERD/ERS의 특징을 추출해내며, 통과한 EEG 신호는 식(3)과 같이 얻을 수 있다.

$$x_{CSP}(t) = W^T x(t) \quad (3)$$

C. 최소자승선형분류기

최소자승선형분류기(Least Square Linear Classifier)는 훈련 데이터와 해당 훈련데이터의 분류데이터를 선행행렬방정식으로 표현하여 의사역행렬(pseudo inverse matrix)을 통해 최적분류초

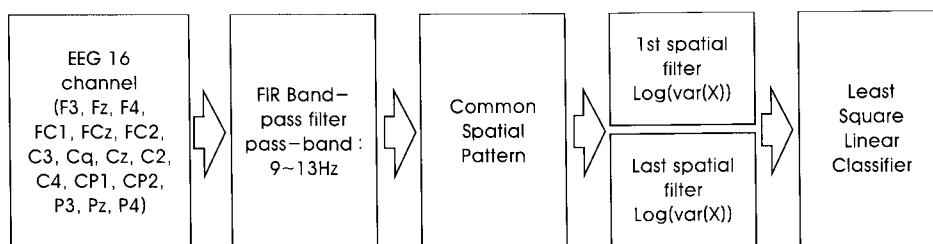


그림 1. 성능평가 BCI 알고리즘의 구성
Fig. 1. The configuration of the evaluated BCI algorithm

평면을 얻는 방법을 말한다. 훈련데이터의 행렬을 X 라고 하면, 이 행렬은 훈련데이터의 수 \times 훈련 데이터의 차원 수의 크기를 갖는다. 행렬 X 와 분류 행렬 Y 사이에는 식(4)의 관계가 성립한다.

$$\begin{aligned} XA &= Y \\ A &= (X^T X)^{-1} X \end{aligned} \quad (4)$$

분류초평면을 정의하는 가중치행렬 A 를 위의 식(4)를 통해 얻을 수 있고, 이렇게 얻은 행렬 A 는 훈련데이터와 분류초평면까지의 제곱 거리의 합 측면에서 선형최적분류를 수행한다.

III. 평가 실험의 구성

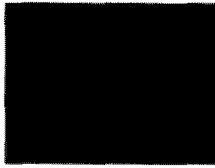
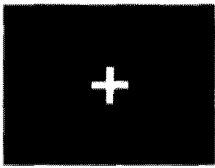

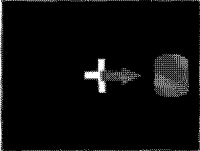
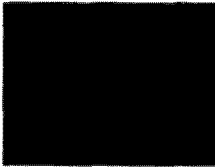

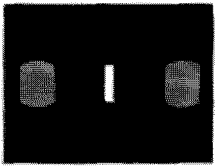

BCI 무경험자에 대한 EEG-BCI 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 본 연구팀은 제안 EEG-BCI 알고리즘에 대한 평가실험을 수행하였다. 평가 대상은 BCI 관련 실험경험이 없는 40명을 대상(남녀 각 20명씩, 23.87±2.47세)으로 동의하에 실험을 수행하였다. 총 10일에 걸쳐 하루에 4명을 대상으로 실험을 진행했다. 실험 대상자들은 정신적 질환이 없었고, 의약품 복용하고 있지 않았다.

실험 환경은 커튼을 통해 실험 외부 환경과 격리 시켰으며, 피험자는 실험의 단서가 제시되는 모니터에 집중하도록 유도하였다. 피험자는 실험 전에 되도록 움직임을 자제하도록 주의를 주었으며, 굳이 움직일 경우 평가데이터에 영향을 미치지 않도록 단서가 제시되지 않는 휴식 기간에 움직이도록 하였다. 또한 관리자는 피험자의 움직임, 외부 환경의 변화 등을 기록하여 추후 EEG 데이터 분석에 활용할 수 있도록 하였다. 피험자의 운동심상(motor imagery)은 왼팔 또는 오른팔을 움직이는 상상을 하도록 지시하였으며, 어떤 형태의 움직임인지에 대해서는 제한을 두지 않았다.

평가실험은 평가의 측면에 따라 두 단계로 구성되었다. 단계 1은 BCI 무경험자가 시각적인 자극을 통해 단서를 받은 데이터로 EEG-BCI 알고리즘을 학습시키고, 동일하게 시각적인 자극을 통해 단서를 받은 데이터로 EEG-BCI 알고리즘을 평가하는 단계이다. 즉, 단계 1은 훈련 데이터와 평가데이터가 같은 자극을 통해 발생하였을 경우의 EEG-BCI 알고리즘 성능평가를 목표로 하였다. 단계 1의 실험 프로토콜은 표 1의 실험 1~3에 제시되어 있다. 실험 1~3은 각각 50회의 시도(trial)로 구성이 되어 있으며, 각 시도는 2초의 black screen, 2초의 fixation cross, 그리고 4초의 시각단서(visual cue)로 구성이 되어 있다. Black screen은 시도 사이의 간

표 1. 실험 프로토콜의 구성

Table 1. The configuration of the experiments

단계 1 : 실험 1~3 (시각단서 : Visual cue)			
실험 phase	Black screen	Fixation cross	시각단서
exp. 1~3 interval	2 sec.	2 sec.	4 sec.
단서(Cue) (Screen & Sound)			 
단계 2 : 실험 4~6 (청각단서 : Auditorial cue)			
실험 phase	Blank screen	청각단서	
Interval	exp. 4	3~4 sec.	3~4 sec.
	exp. 5	2~3 sec.	2~3 sec.
	exp. 6	1~2 sec.	1~2 sec.
단서(Cue) (Screen & Sound)		 	

격을 뜻하며, fixation cross 화면은 운동심상의 준비를 뜻한다. 시각단서 화면에서 표 1에 나타난 바와 같이 시작을 알리는 소리(왼쪽 분류, 오른쪽 분류 구별 없이 같은 소리가 제시됨.)와 함께 화면 상에 왼쪽 또는 오른쪽을 나타내는 화살표가 중앙에 표시된다. 시각단서는 4초간 유지된 후 black screen으로 바뀌면서 끝을 알리는 소리가 출력된다. 피험자는 시각단서가 제시되는 4초 동안 지속적으로 운동심상을 수행하도록 하였다. 차후 EEG 데이터 분석에 있어서는 이 시각단서 부분만을 윈도우 함수로 추출하여 분석할 것이기 때문에 움직임은 시각단서 부분을 피해서 하도록 하였다. 이와 같은 구성으로 한 시도는 8초의 길이를 갖게 되며, 실험당(실험 1, 2, 3) 50회씩 수행하도록 하였다. 이들을 3-교차검증(3-fold cross - validation) 하였다.

단계 2는 훈련 데이터와 평가데이터가 의미는 같지만 단서를 제공하는 방식이 다른 경우에도 BCI의 정확도가 어느 정도 유지되는지를 평가하고, 정보전달 속도와 정확도와의 관계에 대해 평가하기 위해 실험 프로토콜을 구성하였다. 단계 2의 실험 프로토콜은 표 1의 하단부에 제시하였다. 단계 2도 실험 4~6으로 세 번의 실험으로 구성되었는데, 실험 4~6은 실험 1~3과 달리 청각단서(auditory cue)를 사용한다는 점에서 차이를 갖는다. 각 시도는 blank screen 부분과 청각단서 부분으로 구성되어 있으며, 실험 4에서 실험 6으로 진행함에 따라 지속시간이 짧아지게 구성하였다. 청각단서는 초기 black screen에서 청각단서가 지속되고 있음을 나타내는 화면으로 변경되면서, 소리로 'left' 또는 'right' 신호를 제공하였다. 단계 1의 실험들과는 다르게 화면상으로는 왼쪽과 오른쪽 부류의 경우에서 어떤 차이도 나타나지 않으며 피험자에게 주어지는 실험의 조건은 오직 소리로만 출력되게 하였다. 시각단서에서와 같이 청각단서 화면이 나타나는 시간 동안 운동심상을 유지하도록 하였다. 실험 4의 경우 3~4초간의 blank screen이 나타나고 이후 3~4초간의 청각단서가 나타나도록 하였고, 실험 5의 경우 이보다 평균 1초 짧은 2~3초간, 실험 6의 경우 또 다시 이보다 평균 1초 짧은 1~2초간 각 phase가 유지되도록 하였다.

EEG 측정 전극의 위치는 운동심상을 대상으로 실험을 진행하였으므로, 운동심상이 발생하는 운동피질 부분에 전극이 집중적으로 위치할 수 있도록 배치하였다. 선정된 전극은 F3, Fz, F4, FC1, FCz, FC2, C3, C1, Cz, C2, C4, CP1, CP2, P3, Pz, P4로 총 16개

전극을 사용하였으며, 왼쪽 귀 뒷 부분에 접지전극을, 오른쪽 귀 뒷 부분에 reference 전극을 부착하였다. EEG 측정 장비는 락싸(주)의 PolyG-A 장비를 사용하였으며, 실험 프로토콜을 진행하는 프로그램은 PolyG-A의 API DLL을 사용하여 자체 제작하였다.

IV. 실험 결과

위의 평가 실험 1~6에서 얻어진 데이터는 ERD의 주파수 대역인 9~13Hz로 대역통과 필터링을 거치게 된다. ERD의 주파수 대역은 최적의 주파수 대역을 찾는 연구가 진행될 정도로 성능에 주요한 영향을 미치는데, 기존의 연구에서 ERD는 μ 리듬(8~12Hz)과 β 리듬(15~30Hz) 중앙부에서 나타난다는 연구가 발표되었고 [9], 최근의 연구에서 운동심상을 구별하는 연구에서 10~13Hz 대역에서 왼손과 오른다리의 구별 능력이 높다는 결과가 나타났다 [7]. 본 연구에서는 최적 ERD 주파수 대역을 얻기 위한 사전평가에서 기존 연구들을 바탕으로 9~13Hz 대역에서 출발하여 4Hz 씩 대역을 늘려가며 최적 주파수 대역을 탐색하였고(9~13Hz, 9~17Hz, 9~21Hz, 9~25Hz), 9~13Hz 대역에서 최대 정확도를 얻어냈다.

대역통과 필터링된 EEG 데이터는 시각단서 또는 청각단서 부분만 추출하여 CSP 데이터 분석에 사용하였다. 이 과정에서 사용된 윈도우 함수의 길이는 실험 1~4의 경우 3초, 실험 5의 경우 2초, 실험 6의 경우 1초이며, 윈도우 함수를 통한 추출은 단서신호가 발생한 뒤 0.5초 후부터 0.5초 마다 수행하도록 했다. 추출되는 EEG 신호는 0.5초 전 윈도우 함수 범위 내 모든 신호가 단서신호 제시 기간 중에 있던 신호로 한정하였다(그림 2). 윈도우 함수를 통한 추출을 0.5초 후부터 수행하는 이유는 단서신호 발생 후 ERD 특징이 발현되는 시간을 고려한 것으로 사전평가에서 0초, 0.5초, 1초, 1.5초 후로 조건을 변화시켜가며 최대 정확도를 보이는 0.5초를 사용하였다. 윈도우 함수의 길이 차이를 통하여 생각의 변화 및 감지 속도와 정확도 사이에 어떤 관계가 나타나는지를 단계 2의 조건에서 평가하였다.

추출된 EEG 데이터는 CSP 분석을 통해 generalized eigenvector의 고유값(eigen value)을 얻었다. 본 연구에서는 $\Lambda^{(+)}$ 고유값을 최대로 하는 공간필터(first spatial filter)와 최소로 하는 공간필터

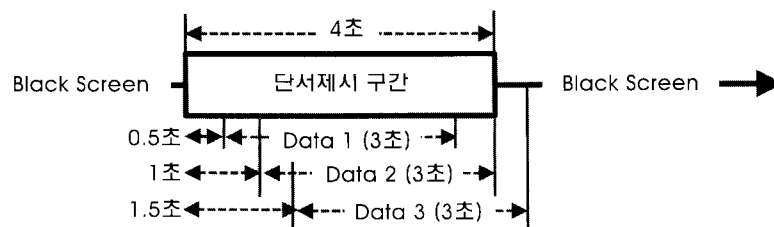


그림 2. 윈도우 함수를 통한 EEG 데이터 추출에 대한 실험 1의 경우 예시, 단서제시구간 길이 4초, 윈도우 함수의 길이 3초, 단서신호 발생 뒤 0.5초 후부터 0.5초 마다 데이터 추출

Fig. 2. The example of the experiment 1 where window function was used to extract EEG data, the cue was presented for 4 seconds, the length of the window function was 3 seconds, and the data was extracted every 0.5 seconds after 0.5 seconds after cue signal.

(last spatial filter)를 사용하였다. 대역통과 필터링을 한 신호에 CSP를 수행하면, 분석되는 두 분류 신호의 해당 대역의 분산을 고유값으로 나타낸다. 따라서 두 분류 간의 해당 대역파워 차이가 가장 크게 나는, 즉 고유값의 차가 가장 크게 나타나는 첫 번째 공간 필터와 마지막 공간 필터를 사용하였다. 본 연구와는 다르게 기존 연구 중에는 본 연구보다 공간 필터를 더 많이 사용했던 연구[4]도 있었으나 본 연구의 목적은 새로운 BCI 알고리즘 개발이 아닌 BCI 무경험자에 대한 BCI 알고리즘 평가에 있었기 때문에 많은 공간 필터를 사용하지는 않았다.

추출된 EEG 데이터를 공간 필터를 이용하여 필터링 한 후 아래의 식(5)를 통하여 각 공간 필터에 대한 특징을 추출하였다.

$$\log(\text{var}(X_{csp}^{(+)})), \quad \log(\text{var}(X_{csp}^{(-)})) \quad (5)$$

식(5)에서 $X_{csp}^{(+)}$ 과 $X_{csp}^{(-)}$ 는 각각 $\Lambda^{(+)}$ 고유값을 최대로 하거나 $\Lambda^{(-)}$ 고유값을 최대로 하는 두 공간 필터에 의해 얻어진 신호를 나타낸다. 위의 식(5)를 통해 각 공간 필터 마다 하나의 특징을 얻게 되므로 분별기에서 사용될 특징 벡터는 2차원 벡터이다. 얻어진 특징 벡터를 기반으로 분별기는 최소자승선형분류기를 사용하였다.

A. BCI 무경험자의 BCI 정확도

본 연구에서는 동일한 알고리즘에 훈련 데이터와 평가 데이터의 구성을 달리하여 세 가지 측면에 대해 평가를 진행 하였다. BCI 무경험자의 BCI 정확도를 평가해보기 위해 단계 1의 실험 1~3을 3-교차검증하여 시각단서로 신호를 준 훈련 데이터와 동일한 단서 신호로 진행된 평가 데이터간의 정확도를 평가해 보았다. 표 2에 단계 1의 평가 결과를 제시하였다. 운동심상의 평가시간(윈도우

함수의 길이)은 3초로 하였다. 정확도 0.7이 넘는 경우에 배경색과 굵은 글자체 표시를, 0.6이 넘는 경우에는 굵은 글자체 표시를 하였는데, 50번의 이진분류(binary classification)에서 임의로 결과가 나온 경우 60% 이상의 정확도를 갖게 될 확률은 5% 미만이고, 70% 이상의 정확도가 나올 확률은 0.1% 미만이다. 정확도가 누락된 경우는 실험 진행 시 프로그램 오류나 전극 부착의 결함 등으로 인해 EEG 신호를 사용할 수 없는 경우를 뜻한다. 표 2의 평균 결과를 보면, EEG 신호를 사용 가능했던 36명의 대상 중 0.7 이상의 정확도를 보인 대상이 7명(19.4%)이며, 0.6이상의 정확도를 보인 대상은 18명(50%, 0.7이상과 누적 계산하였음)이었다.

B. 서로 다른 종류의 단서를 사용한 BCI 정확도

단계 1의 실험 1~3과 단계 2의 실험 4,5를 사용하여 훈련 데이터와 평가 데이터 사이에 주어진 단서의 종류가 정확도에 어떠한 영향을 미치는지 평가하였다. 평가는 총 세 가지 형태로 이루어졌는데, 시각단서만을 사용하여 훈련데이터와 평가데이터를 구성한 경우(평가 A), 청각단서만을 사용하여 훈련데이터와 평가데이터를 구성한 경우(평가 B), 시각단서를 훈련데이터로, 청각단서를 평가 데이터로 구성한 경우(평가 C)이다. 평가 A는 실험 1~3에서 두 실험을 각각 훈련데이터, 평가데이터로 교차 평가하여 총 6가지 경우의 평균을 나타낸 것이다. 평가 B는 실험 4,5를 각각 훈련데이터, 평가데이터로 교차 평가한 총 2가지 경우의 평균이다. 평가 C는 실험 1~3에서 한 실험을 훈련데이터로, 실험 4,5에서 한 실험을 평가데이터로 사용한 총 6가지 경우의 평균이다. 윈도우 함수의 길이는 모두 2초로 고정하여 평가하였다. 이와 같은 방식으로 평가를 수행한 이유는 단계 2의 실험들이 다른 운동심상 지속시간을 가지고 있어 평가시간 2초 이상의 동일한 조건을 구성하기 위해서이다. 평가 A~C는 모두 1개의 실험을 훈련데이터와 평가데이터

표 2. 단계 1 조건에서의 EEG 기반 BCI 평가실험의 정확도
Table 2. The accuracy of the evaluation experiment of the EEG based BCI under the step 1 condition

실험 일자	단계 1의 3-교차검증의 평균 성능			
	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	0.6356	0.5896	0.5083	0.6238
2	0.7161	0.7996	0.6966	0.6489
3	0.5848	0.6679	0.4809	0.5397
4	0.7193	0.6491	0.6320	0.5522
5	0.4789	-	0.6134	0.6376
6	0.4975	-	0.4847	0.5083
7	0.7956	0.7244	0.5906	0.4962
8	0.4911	0.5807	-	0.5591
9	0.5398	0.7431	0.5617	-
10	0.7822	0.4941	0.6683	0.6598

로 사용하였다. 표 3의 결과를 보면, 평가 A에서는 정확도 0.7 이상이 3명(8.6%), 0.6 이상이 12명(34.3%)이었고, 평가 B에서는 0.7 이상이 3명(8.6%), 0.6 이상이 10명(28.6%)이었다. 평가 C에서는 0.7 이상이 5명(14.3%), 0.6 이상이 12명(34.3%)이었다.

C. 정보전달속도와 BCI 정확도의 관계

단계 2의 실험 4~6은 운동심상의 지속시간의 변화가 정확도에 어떠한 영향을 미치는지 평가하였다. 실험 4는 윈도우 함수의 길이가 3초, 실험 5에서는 2초, 실험 6에서는 1초로 변경시키면서 정보전달 속도를 조절하였다. 아래의 표 4에 정보전달 속도와 정

표 3. 단서 종류에 따른 EEG 기반 BCI 평가실험의 정확도

Table 3. The accuracy of the evaluation experiment of the EEG based BCI in accordance with the types of cues

평가 A) 시각훈련-시각평가 : 훈련 및 평가 dataset : exp. 1,2,3				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	-	0.4953	0.4845	0.6597
2	0.6982	0.7818	0.6489	0.6360
3	0.5652	0.6458	0.4937	0.4993
4	0.6307	0.5497	0.5903	0.5314
5	0.5179	-	0.5272	0.5268
6	0.4972	-	0.4755	0.5313
7	0.7108	0.6556	0.5850	0.5934
8	0.4650	0.5250	-	0.5558
9	0.5457	0.6273	0.5458	-
10	0.7640	0.5034	0.5834	0.6232

평가 B) 청각훈련-청각평가 : 훈련 및 평가 dataset : exp. 4,5				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	-	0.3880	0.5117	0.5248
2	0.7629	0.7265	0.6972	0.6937
3	0.5947	0.6282	0.4408	0.5807
4	0.4236	0.5369	0.5539	0.5461
5	0.5584	-	0.4730	0.4618
6	0.4675	-	0.5253	0.6106
7	0.5535	0.5599	0.5525	0.4387
8	0.4794	0.6323	-	0.6774
9	0.5827	0.5611	0.5041	-
10	0.7905	0.4824	0.4919	0.6978

평가 C) 시각훈련-청각평가 : 훈련 dataset : exp. 1,2,3. 평가 dataset : exp. 4,5				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	-	0.5132	0.4956	0.6128
2	0.7461	0.7878	0.6251	0.7202
3	0.6340	0.7232	0.5197	0.4943
4	0.6284	0.5583	0.5610	0.5409
5	0.4724	-	0.4981	0.5709
6	0.5679	-	0.5257	0.4918
7	0.6639	0.5569	0.5671	0.5705
8	0.5081	0.5788	-	0.6317
9	0.5804	0.5545	0.5463	-
10	0.7759	0.5039	0.5245	0.6493

확도간의 평가 결과를 제시하였다. 표 4의 상단에 제시된 평가 D에서는 실험 1~3을 훈련데이터로 실험 4를 평가데이터로 사용한 경우이며, 위에서 두 번째 제시된 평가 E에서는 실험 1~3을 훈련

데이터로 실험 5를 평가데이터로 사용한 경우이다. 표 3의 세 번째 제시된 평가 F는 실험 6을 평가데이터로 사용한 경우이며, 마지막으로 제시된 평균 성능은 평가 D과 평가 E의 성능의 평균값이다.

표 4. 단계 2 조건에서의 EEG 기반 BCI 평가실험의 정확도

Table 4. The accuracy of the evaluation experiment of the EEG based BCI under the step 1 condition

평가 D) 훈련 dataset : exp. 1,2,3. 평가 dataset : exp. 4				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	-	0.4259	0.4423	0.3036
2	0.7358	0.7414	0.9020	0.7857
3	0.6604	0.7500	0.5000	0.4151
4	0.5556	0.4717	0.5000	0.7736
5	0.5439	-	0.3137	0.5455
6	0.4902	-	0.6000	0.5510
7	0.6897	0.4444	0.4909	0.6604
8	0.4400	0.6066	-	0.7833
9	0.6800	0.6667	0.4075	-
10	0.8431	0.3846	0.4667	0.8689
평가 E) 훈련 dataset : exp. 1,2,3. 평가 dataset : exp. 5				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	0.6102	0.5789	0.4918	0.5833
2	0.7966	0.7377	0.6102	0.6552
3	0.8500	0.7627	0.5424	0.3509
4	0.6349	0.5968	0.6500	0.5517
5	0.4262	-	0.6071	0.5517
6	0.6610	-	0.5156	0.5082
7	0.5000	0.6949	0.6724	0.4915
8	0.6667	0.7213	-	0.5738
9	0.5000	0.6842	0.4035	-
10	0.7797	0.6271	0.4355	0.6724
평가 F) 훈련 dataset : exp. 1,2,3. 평가 dataset : exp. 6				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	0.4844	0.5077	0.5333	0.5667
2	0.6102	0.5738	0.7015	0.5246
3	0.6716	0.6066	0.4627	0.5410
4	0.5410	0.5080	0.6290	0.4576
5	0.6923	-	0.5079	0.6393
6	0.4516	-	0.5238	0.5000
7	0.6377	0.4516	0.6406	0.5323
8	0.4839	0.6719	-	0.6308
9	0.4219	0.4844	0.4118	-
10	0.6721	0.4839	0.6949	0.6667
단계 2의 평균 성능(D+E)				
실험 일자	피험자 번호			
	1	2	3	4
1	0.6102	0.5024	0.4671	0.4435
2	0.7662	0.7395	0.7561	0.7204
3	0.7552	0.7564	0.5212	0.3810
4	0.5952	0.5342	0.5750	0.6627
5	0.4850	-	0.4604	0.5486
6	0.5756	-	0.5578	0.5296
7	0.5948	0.5697	0.5817	0.5760
8	0.5533	0.6639	-	0.6786
9	0.5900	0.6754	0.4055	-
10	0.8114	0.5059	0.4512	0.77063

평균 성능 산출시 평가 F의 값을 사용하지 않은 이유는 평가 F의 윈도우 함수의 길이가 1초로 줄어들면서 성능에 큰 하락이 나타났기 때문이다. 표 3의 결과를 보면, 평가 D에서는 정확도 0.7 이상이 9명(25.7%), 0.6 이상이 16명(45.7%)이었고, 평가 E에서는 0.7 이상이 6명(16.7%), 0.6 이상이 19명(52.8%)이었다. 반면 평가 F에서는 0.7 이상이 1명(2.8%), 0.6 이상이 14명(38.9%)이었다. 표 3의 평균 결과를 보면, 0.7 이상의 정확도를 보인 대상이 8명(22.2%)이며, 0.6이상의 정확도를 보인 대상은 13명(36.1%)이었다.

V. 결과 및 고찰

위의 평가결과를 토대로 본 연구팀은 BCI 무경험자에 대한 BCI 알고리즘 성능평가의 세 가지 측면에 대한 결론을 얻어낼 수 있었다.

첫 번째로 BCI 무경험자의 BCI 정확도는 어느 정도의 성능을 보이는지를 평가하였다. BCI 알고리즘의 정확도에 관한 연구는 많이 수행되어 왔으나 대부분 훈련된 선발 집단을 대상으로 수행하였고, BCI 무경험자에 대한 연구는 최근에 이르러서야 진행되었다[6,7]. 기존의 BCI 무경험자에 대한 연구가 아닌 경우에는 최근 BCI 응용의 정확도는 응용 및 사용한 신호처리 기법에 따라 80%에서 100%까지 높은 성능을 보여주고 있다[10,11].

반면, 본 연구팀의 평가결과는 표 2에서 제시된 바와 같이 BCI 무경험자 36명에 대해 0.7 이상의 정확도를 보인 대상이 7명(19.4%)이었으며, 0.6이상의 정확도를 보인 대상은 18명(50%)이었다. 같은 BCI 무경험자에 대해 평가를 수행한 Blankertz B. 등의 연구[7]에서는 14명의 대상 중 8명(57.1%)이 0.84이상의 정확도를 보였으며, 12명(85.7%)이 0.7 이상의 정확도를 나타냈다. 또 다른 BCI 무경험자에 대해 평가를 수행한 C. Guger 등의 연구 [6]를 따르면 총 99명중 92명(92.9%)에 대해 0.6 이상의 정확도를 나타냈다. 이와 같은 차이는 Blankertz B. 등의 연구와 C. Guger 등의 연구는 feedback을 통해 운동심상을 강화하였으며, 본 연구에서는 운동심상의 평가시간을 3초로 제한하고 있으나, Blankertz B. 등의 연구는 화면에 표시되는 커서를 움직여 목표지점에 닿을 때까지 운동심상의 지속시간을 제한하지 않았고(대체로 3초에서 10초 사이의 시간이 소요됨), C. Guger의 연구에서는 8초 동안의 운동심상을 통해 목표지점에 도달하는지를 평가해 본 평가 결과와 차이를 보였다. 또한, 본 연구는 16개 채널의 운동피질 부분의 EEG를 사용하였으며 Blankertz B. 등의 연구는 55개, C. Guger의 연구는 C3, Cz 부근의 4개의 EEG 채널을 사용하였다. 본 연구의 결과를 통해서 BCI 무경험자도 feedback 없이 운동심상을 한다는 생각만으로도 일부 피험자에 대해 BCI 응용이 가능함을 보였다. 또한 운동피질 부분만을 측정하는 EEG 채널로도

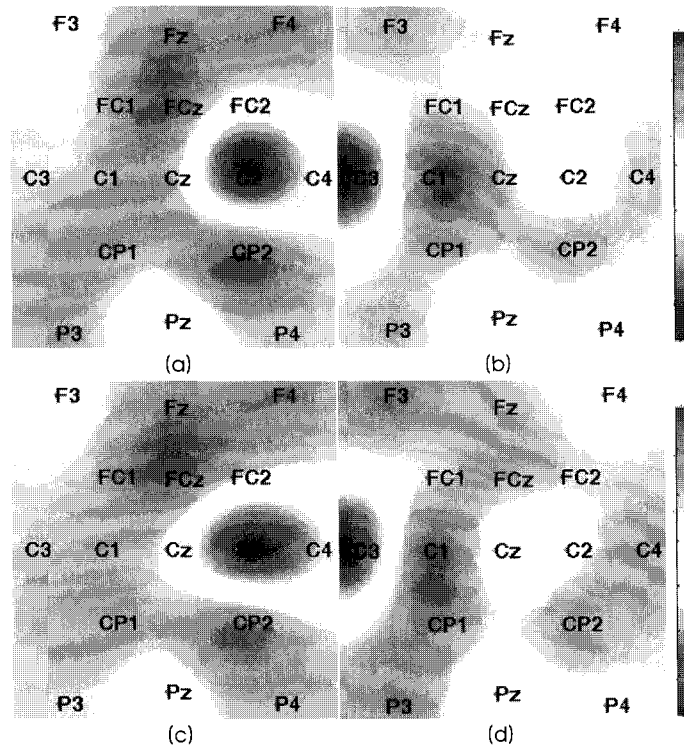


그림 3. 10-1번 피험자의 공간필터의 계수 분포, (a) 시각단서 사용시 첫 번째 공간필터, (b) 시각단서 사용시 마지막 공간필터, (c) 청각단서 사용시 첫 번째 공간필터, (d) 청각단서 사용시 마지막 공간필터

Fig. 3. The distribution of the spatial filter coefficients of subject 10-1, (a) The first spatial filter using visual cues, (b) The last spatial filter using visual clues, (c) The first spatial filter using auditory cues, (d) The last spatial filter using auditory cues

이와 같은 결과를 얻을 수 있었다.

다음은 훈련 데이터와 평가 데이터에서 다른 종류의 단서를 사용하여 EEG 데이터를 획득한 경우에도 일관된 성능을 나타낼 수 있는가 하는 점이다. 기존의 많은 연구에서는 훈련 데이터와 평가 데이터를 동일한 종류의 단서를 사용한 경우가 많았으나[3,4], 이런 단서의 통일성 없이도 일관된 운동심상 특징을 보이는지 평가해보았다. 표 3이 이를 평가해보기 위해 훈련데이터와 평가데이터 사이에 사용된 단서의 종류를 변화시킨 결과들이다. 표 3의 평가 A~C는 전체적으로 표 2와 비교해 낮은 성능을 보여주는데 이는 훈련데이터를 한 개의 실험에서만 수집하여 훈련데이터의 수가 적고, 운동심상의 평가시간을 2초로 더 짧게 제한하였기 때문이다. 평가 A는 시각단서만을 사용해 훈련 및 평가데이터를 구성한 경우이며, 평가 B는 청각단서만을 사용해 훈련 및 평가데이터를 구성한 경우이다. 두 경우 모두 단일 종류의 단서를 사용해 EEG 데이터를 구성하였다. 반면에, 평가 C는 시각단서를 이용해 훈련데이터를 획득하고 청각단서를 이용해 평가데이터를 획득함으로써 서로 다른 종류의 단서를 사용해 훈련 및 평가데이터를 구성하여 그 영향을 알아보려 하였다. 평가 결과에 따르면 평가 A, B, C에서 정확도 0.6 이상인 피험자가 각각 12명, 10명, 12명으로 큰 차이를 보이지 않았다. 또한, 높은 정확도를 보이는 피험자는 평가 A, B, C에서 모두 일괄적으로 높은 정확도를 보여 단서의 차이로 인한 성능 영향은 크지 않은 것으로 나타났다. 또한, 그림 3은 피험자 중 평가 A, B, C에서 가장 높은 성능을 일관되게 보여주었던 10-1번 피험자의 공간필터의 계수 분포이다. 그림 3의 (a)와 (b)는 시각단서를 이용하였을 때의 첫 번째 공간필터와 마지막 공간필터 계수의 분포를 나타낸 것이며, (c)와 (d)는 청각단서를 이용하였을 때의 첫 번째 공간필터와 마지막 공간필터 계수의 분포를 나타낸 것이다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 사용한 단서가 다르더라도 첫 번째 공간필터는 C2 부분에서 가장 작은 값을 나타냈으며, 마지막 공간필터에서는 C3 부분에서 가장 작은 값을 나타냈다. 10-1번 피험자의 경우 공간필터 계수의 분포가 왼쪽 또는 오른쪽에 대한 운동심상을 하는 것으로 운동 피질 부분에 큰 차이를 보여 적절한 실험이 수행되었음을 보여준다. 시각단서를 사용한 경우와 청각단서를 사용한 경우의 공간필터 계수의 상관도(correlation)를 분석해 보았을 때 첫 번째 공간필터 사이에서 $r=0.94485$, 마지막 공간필터 사이에서 $r=0.87641$ 로 나타났다. 이와 같은 결과를 통해 시각단서를 사용하여 획득한 데이터와 청각단서를 사용하여 획득한 데이터 사이에 높은 운동심상의 상관성을 유추할 수 있다.

마지막으로 정보전달속도와 정확도의 관계에 대해 평가해 보았다. 단계 2의 평가 D, E, F는 각각 단서의 지속시간의 크기가 4~3초, 3~2초, 2~1초이며 CSP에 사용된 신호의 추출 길이가 각각 3초, 2초, 1초이다. 단서의 지속시간이 짧을수록 피험자는 빠르게 생각을 조절해야 하며, 윈도우 함수의 길이가 짧을수록 피험자의 생각 변화를 빠르게 검출해 낼 수 있다. 두 요소 모두 정보전달속도의 빠르기에 영향을 주는 요소이다. 표 3의 평가 D~F의 결과를 토대로 정보전달속도에 따른 정확도 영향을 평가해보면, 윈도우 함

수의 길이가 3초에서 2초로 감소했을 때에는 0.7 이상의 정확도를 보인 피험자가 9명에서 6명으로 감소했으나 2초에서 1초로 감소했을 경우에는 0.7 이상의 정확도를 보인 피험자가 6명에서 1명으로 크게 감소했다. 또한 0.6 이상의 정확도를 보인 피험자에서는 3초에서 2초로 감소하였을 때 16명에서 19명으로 오히려 늘었으나 2초에서 1초로 감소하였을 때는 13명으로 줄었다. 이를 통해 운동심상 지속 시간 및 윈도우 함수의 길이가 2초 이상이 경우에 정확도가 일정 수준 유지되나 그 이하로 감소할 경우 큰 정확도 하락이 있음을 알 수 있다. 이는 기존의 Leeb R. 등의 연구[12]에서 2초의 윈도우 함수의 길이가 가장 적절했다고 한 연구 결과와 유사한 결과이다. 이를 기반으로 EEG-BCI 무경험자의 경우에도 운동심상을 조절하는데 소요되는 시간이 기존의 훈련된 대상과 유사하게 2초 정도가 소요됨을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 BCI 무경험자에 대한 BCI 알고리즘의 다양한 측면에서의 성능평가를 수행하였다. 평가 실험결과 운동피질 부분만을 측정하는 EEG 채널 기반으로 feedback이 없이도 일부 피험자에 대해 BCI 응용이 가능하다는 결과를 보였다. 또한 BCI 알고리즘의 훈련 데이터에서 사용된 단서와 동일한 종류의 단서가 아니라더라도 같은 의도의 운동심상을 수행하는 것만으로도 동일한 종류의 단서가 사용된 수준의 정확도를 얻을 수 있었다. 정보전달율을 높이기 위해 EEG 획득 시에 운동심상 지속시간과 분석에서 윈도우 함수의 길이를 줄이고 평가했을 경우 짧은 길이의 운동심상 데이터를 사용할 경우 정확도가 낮아졌으며, 해당 EEG 데이터에서 일정 수준의 정확도를 얻기 위해서는 2초 이상의 운동심상을 유지해야 했다.

EEG 기반의 BCI 실험은 실험 대상과 프로토콜의 약간의 차이에 의해 많은 성능 차이를 나타낸다. 본 실험은 EEG 기반 BCI 알고리즘에 대한 연구 중 많은 피험자를 사용한 연구인 편이나 워낙 실험 결과의 변동성이 커 유의미한 통계적 결과를 얻기가 어려워 추세만을 보일 수 있었다. 향후 보다 정제된 EEG 기반의 BCI 평가실험이 보다 많은 피험자를 대상으로 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] G. Dornhege, J. del R. Mill'an, T. Hinterberger, D. McFarland, and K.-R. Müller, editors. "Towards Brain-Computer Interfacing", MIT Press, 2006.
- [2] Pfurtscheller G, Lopes da Silva FH., "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles", *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, Issue 11, Nov. 1999, pp. 1842-1857.
- [3] Ramoser H., Muller-Gerking J., Pfurtscheller G., "Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined handmovement", *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, Issue 4, Dec. 2000, pp. 441-446.

- [4] Yijun Wang, Shangkai Gao, Xiaorong Gao, "Common Spatial Pattern Method for Channel Selection in Motor Imagery Based Brain-computer Interface", *IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 17-18 Jan. 2006, pp. 5392-5395.
- [5] 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, Dec. 2000, pp. 447-456
- [6] C. Guger, G. Edlinger, W. Harkam, I. Niedermayer, G. Pfurtscheller, "How Many People are Able to Operate an EEG-Based Brain-Computer Interface (BCI)?", *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, vol. 11, Issue. 2, Jun. 2003, 145-147.
- [7] Blankertz B., Losch F., Krauledat M., Dornhege G., Curio G., Muller K.-R., "The Berlin Brain-Computer Interface: Accurate Performance From First-Session in BCI-Naïve Subjects", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Volume 55, Issue 10, Oct. 2008, pp. 2452-2462
- [8] Blankertz B., Tomioka R., Lemm S., Kawanabe M., Muller K.-R., "Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, Issue 1, Jan. 2008, pp. 41-56
- [9] Pfurtscheller G., C. Neuper, "Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans", *Neuroscience Letters*, vol. 239, Issue 2-3, Dec. 1997, pp. 65-68
- [10] F Lotte, M Congedo, A Lecuyer, F Lamarche and B Arnaldi, "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces", *Journal of Neural Engineering*, vol. 4, 2007, R1~R13.
- [11] Dennis J. Mcfarland, A. Todd Lefkowitz, and Jonathan R. Wolpaw, "Design and operation of an EEG-based brain-computer interface with digital signal processing technology", *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, vol. 29, Issue 3, 1997, pp. 337~345.
- [12] Leeb R., Lee F., Keinrath C., Scherer R., Bischof H., Pfurtscheller G., "Brain - Computer Communication: Motivation, Aim, and Impact of Exploring a Virtual Apartment", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 15, Issue 4, Dec. 2007, pp. 473-482.