

Support Vector Machine 기반 Genetic Algorithm과 Binary PSO를 이용한 최적의 EEG 채널 선택 기법

Optimal EEG Channel Selection by Genetic Algorithm and Binary PSO based on a Support Vector Machine

김 준 엽, 박 승 민, 고 광 은, 심 귀 보*

(Jun Yeup Kim¹, Seung-Min Park¹, Kwang-Eun Ko¹, and Kwee-Bo Sim¹)

¹School of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University

Abstract: BCI (Brain-Computer Interface) is a system that transforms a subject's brain signal related to their intention into a control signal by classifying EEG (electroencephalograph) signals obtained during the imagination of movement of a subject's limbs. The BCI system allows us to control machines such as robot arms or wheelchairs only by imaging limbs. With the exact same experiment environment, activated brain regions of each subjects are totally different. In that case, a simple approach is to use as many channels as possible when measuring brain signals. However the problem is that using many channels also causes other problems. When applying a CSP (Common Spatial Pattern), which is an EEG extraction method, many channels cause an overfitting problem, and in addition there is difficulty using this technique for medical analysis. To overcome these problems, we suggest an optimal channel selection method using a BPSO (Binary Particle Swarm Optimization), BPSO with channel impact factor, and GA. This paper examined optimal selected channels among all channels using three optimization methods and compared the classification accuracy and the number of selected channels between BPSO, BPSO with channel impact factor, and GA by SVM (Support Vector Machine). The result showed that BPSO with channel impact factor selected 2 fewer channels and even improved accuracy by 10.17~11.34% compared with BPSO and GA.

Keywords: brain-computer interface, binary particle swarm optimization, genetic algorithm, support vector machine

1. 서론

루게릭병(amyotrophic lateral sclerosis) 또는 잠금 증후군 (locked-in syndrome)와 같은 질병을 가진 환자는 보통 사람과 같이 듣고 보고 주변에서 일어나는 일에 대해 지각이 가능하다. 위 질병은 의식이 존재하지만 원하는 대로 사지를 움직이지 못하는 증상이며 이로 인해 세상과 소통하거나 일상생활을 하는데 큰 불편함을 가지고 있다. 사용자의 의도와 직접적 연관이 되는 신호를 뇌로부터 측정하고 측정된 뇌 신호를 컴퓨터를 이용하여 신호처리, 패턴인식 등의 과정을 거쳐 제어 신호로 변환시켜 휠체어, 로봇 팔 등을 제어 할 수 있는 BCI 기술은 위와 같은 증상의 환자에게 뇌파 측정 및 기계 장비의 도움으로 의사전달을 할 수 있게 함으로써 외부와 소통 할 수 있는 방안을 제안함으로써 세계적 관심을 받고 있다[1].

뇌 활동은 전기적 활동과 자기적 활동 모두 생성하게 되는데 대부분 BCI는 뇌 활동의 전기적 측정에 중점을 두며 이러한 전기적 신호를 측정하기 위해 사람 두피에 설치하는 센서에 의존하게 된다. EEG는 두피에 설치된 전극(또는

채널)으로부터 기록되는 전기적 활동을 의미하며 EEG 신호는 비침습적 방식으로써 뇌 절개 수술을 행하지 않고 뇌파 측정이 가능 하다는 점에서 널리 사용되고 있다. 그러나 EEG는 눈의 움직임 또는 깜빡임(EOC: electrooculographic activity)과 측정부위의 근육 움직임(EMG: electromyographic activity)과 같은 생체 자기적 신호의 또는 연결 전기선에 의해 영향을 받는 등 잡음의 영향을 받기 쉽다.

현재 BCI 시스템에서는 뇌파 측정을 위해 두피에 설치하는 채널을 적은 수부터 백 개 이상의 개수를 사용한다. 잡음 성분이 적은 우수한 신호 성분을 얻기 위하여 채널과 두피가 닿는 부위에 소모성 전극 젤을 주입하여 뇌파 측정을 하게 되는데 많은 채널을 사용하는 경우 준비 과정의 긴 소요 시간으로 인해 실험 도중 젤이 마르게 되는 현상이 발생하며 또한 매 session 마다 반복적으로 채널을 설치해야 하는 불편함이 발생하게 된다. 그로인해, 대부분의 그룹은 실험 준비 시간과 불편함을 줄이기 위해 적은 채널의 수를 사용하기 위해 노력하고 있다. 그러나 동일한 실험 조건 하에 실험을 진행하더라도 각각의 피험자마다 활성화 되는 뇌 영역에 분명한 차이가 발생하게 되기 때문에 적은 수의 채널을 사용하게 되는 경우 정확한 뇌파 측정을 못할 수 있게 된다.

팔 다리를 움직이거나 미세한 근육의 수축 등은 뇌 활동을 변경하게 한다. 움직이기 전의 준비과정 또는 움직임 상 상 또한 감각영역과 운동영역으로부터 측정되는 뇌의 활동

* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received January 7, 2013 / revised March 5, 2013 / accepted March 13, 2013

김준엽, 박승민, 고광은, 심귀보: 중앙대학교 전자전기공학부
(jy915@cau.ac.kr/sminpark@cau.ac.kr/kkeun@cau.ac.kr/kbsim@cau.ac.kr)

※ 본 논문은 한국연구재단 중견연구지원사업(No. 2012-0008726)에서 지원하여 연구하였음.

파형을 변하게 만든다. 이러한 뇌 파형은 특정 주파수 밴드(delta, theta, alpha, beta, and gamma)에 의해 분류가 되며 특정 주파수에서의 파형의 증가를 ERD (Event-Related Desynchronization)라하며 감소를 ERS (Event-Related Synchronization)라 한다[2]. 오른손 움직임 상상에 의해 생성되는 뇌 신호는 전극 위치 C_3 에서 가장 활성화 되며 왼손 움직임 상상에 의해 생성되는 뇌 신호는 전극 위치 C_4 에서 가장 활성화 된다. 발 움직임 상상의 경우 전극위치 C_2 에서 가장 활성화 된다[3].

본 논문에서는 국제적으로 명명된 전극 부착인 10-20 system 방식으로 구성된 채널을 사용 하였다[4]. BPSO 알고리즘, channel impact factor를 접목한 BPSO 알고리즘, GA 알고리즘을 이용하여 적은 수의 채널을 사용하면서도 채널의 영역이 각각의 피험자의 활성화되는 뇌 영역을 포함시킬 수 있는 최적의 채널 조합을 선택 및 특징 추출 하는 방법을 제안하였다. Channel impact factor를 접목한 BPSO의 경우 왼손 오른손 움직임 상상 실험 시 가장 활성화 되는 채널 C_3 와 C_4 및 부근채널이 선택되는 확률을 높이기 위하여 각각의 채널에 channel impact factor를 부여하여 C_3 와 C_4 부근의 채널들에 보다 높은 가중치를 부여하는 선택방법을 제안하였다. 3개의 알고리즘을 통하여 얻은 최적의 채널의 조합을 이용한 정확도와 모든 채널을 사용 하였을 때의 정확도를 비교 분석하였다. 특징 추출 방법으로는 CSP [5]를 사용하였으며 분류기로는 SVM을 적용하였다[6].

II. 관련 연구

1. Particle swarm optimization

PSO는 GA와 마찬가지로 확률 기반 최적화 기법으로서 새들이 동시에 무리를 짓고 종종 방향을 갑자기 바꾸거나 흩어지고 다시 무리를 짓는 군집 행동을 통해 군집 체계를 이루는 생태계의 행동패턴에 기반을 두고 있다[7]. PSO는 GA보다 적은 파라미터와 간단한 수식을 이용함에도 불구하고 성능이 뛰어나 최근 국내에서도 다양한 분야에 적용이 되고 있다[8,9]. PSO는 각각의 particle로 이루어져 있는 swarm으로 구성이 되어 있으며 각각의 particle들은 해 공간에서 위치하게 된다. 그 위치에서의 값을 fitness 값으로 표현을 하며 각각의 particle들은 해 공간에서 특정 속도로 탐색을 하게 된다. 이때 속도는 각각의 particle들의 이전 위치, 이전 속도, p_k^i 로 표현되는 각각의 particle이 기억하고 있는 최고의 위치, p_k^g 로 표현되는 swarm이 기억하고 있는 최고의 위치에 의해 결정이 된다. PSO의 과정은 다음과 같다.

1) 파라미터를 초기화 한다.

1-1) k_{max} , c_1 , c_2 값을 설정한다.

1-2) particle의 위치값 x_0^i 를 초기화 한다.

1-3) particle의 속도값 v_0^i 를 초기화 한다.

2) 각 iteration k에 대해 다음 과정을 반복한다.

2-1) 각 x_k^i 에 대하여 $f_k^i = f(x_k^i)$ 를 계산한다.

2-2) 각 i 에 대해 $f_k^i \leq f_{best}^i$ 비교 후 p_k^i 로 저장한다.

2-3) 모든 i 에 대해 $f_k^i \leq f_{best}^g$ 비교 후 p_k^g 로 저장한다.

2-4) 각 particle의 속도를 다음 식으로 계산한다.

$$v_{k+1}^i = v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \quad (1)$$

2-5) 각 particle의 값을 (4)에 따라 갱신한다.

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad (2)$$

3) 반복 과정을 종료하며 p_k^g 값을 최적해로 결정한다.

이때 $i = 0, \dots, N-1$, N 로 N 은 particle의 총 개수를 의미 하며 k_{max} 는 iteration의 maximum값을 의미한다. c_1 과 c_2 는 임의의 상수를 의미하며 r_1 과 r_2 는 0과 1사이의 임의의 실수를 의미한다.

2. Binary particle swarm optimization

BPSO는 PSO와 속도 업데이트 방식은 동일하나 위치 값을 0 또는 1의 값을 가져야 하는 점에 다르다[10]. 즉, PSO의 discrete한 방법이다. BPSO의 속도 업데이트 방식은 다음과 같다.

$$s(v) = (1 + e^{-v})^{-1} \quad (3)$$

$$x_{k+1}^i = 1 \text{ if } \zeta < s(v_{k+1}^i) \quad (4)$$

$$x_{k+1}^i = 0 \text{ if } \zeta > s(v_{k+1}^i) \quad (5)$$

이때 ζ 는 0과 1사이의 임의의 실수이다. 위치 값 결정 시 판단 기준이 되는 ζ 의 값이 작은 경우 particle이 1의 위치 값을 가질 확률이 높아지게 되고 반대로 ζ 의 값이 큰 경우 particle이 0의 위치 값을 가질 확률이 높아지게 된다.

3. Genetic algorithm

GA는 생태계에서 생물이 자연에 적응하는 과정과 이를 인공적으로 설계하기 위하여 1970년대 John Holland에 의해 처음으로 도입되었다[11]. GA는 자녀들이 부모들로부터 유전을 물려받는 체계에 기초를 두고 있으며 초기화, fitness 평가, 재생산, 교배, 돌연변이의 5단계로 구성이 되어져 있다. 초기화 단계로는 해 공간상에서 잠재적으로 최적해가 될 수 있는 객체들로 이루어진 집단이 구성이 되며 이때 초기 개체들은 해 공간상에 임의적으로 분배가 된다. Fitness 평가는 생태계에서 생물이 얼마나 잘 적응하는지에 대해 평가하는 개념으로써 각각의 개체들이 부호화 된 이후 측정이 된다. 상대적 fitness 값에 의해 현재 집단을 구성하는 개체들의 일부가 재생산 과정으로 선택이 된다. 특정 개체들의 fitness 값이 다른 개체들보다 높은 경우 재생산 과정에서 선택될 확률이 높아지고 반대의 경우 선택될 확률이 낮아지게 되어 개체가 사라지게 된다. 재생산에 의해 선택된 개체들은 유전자 정보를 교환하는 교배 과정으로 인해 새로운 개체로 바뀌게 된다. 돌연변이는 기존 유전자들의 정보 교환으로 유전자 변형을 하는 교배과정과는 다르게 돌연변이 확률보다 낮은 1개 이상의 유전자 정보를 반대 값으로 변형함으로써 유전자에게 새로운 정보를 제공한다. 위의 5단계는 새로운 집단이 최적의 값을 찾을 때 까지 반복 실행하게 된다.

III. 제한하는 채널 최적화 알고리즘

1. Binary particle swarm optimization을 이용한 채널 선택 방법

각각의 피험자마다 동일한 실험조건 하에 실험에 참여하더라도 활성화되는 뇌 영역에 차이가 발생하게 된다. 이점을 극복하기 위해 많은 채널을 사용하는 방안이 있는데 이 경우 계산의 복잡성, 긴 실험 준비 시간, 피험자의 집중력 저하 등의 문제가 발생하게 된다. 이 문제를 극복하기 위한 방안으로 각각의 피험자에게 해당되는 최적의 채널의 조합을 구하기 위하여 최적화 알고리즘 중 BPSO를 사용하였다.

그림 1은 BPSO를 BCI 시스템의 채널선택 방법으로 적용하는 과정을 나타낸다. 측정된 raw 뇌파 신호를 신체 움직임 상상 시 발생하는 뇌 영역 중 ERD/ERS 현상이 두드러지게 발생하는 β 파 (13~30Hz)와 μ 파 (8~13Hz)만을 사용하기 위하여 raw 신호를 bandpass filter (8~30Hz)에 적용하여 다른 주파수 성분을 제거 및 잡음성분을 최소화 시켰다 [12]. Bandpass filter를 거친 신호의 특징을 명확하게 표현하여 분류 성공률을 높이기 위하여 한 클래스에 속한 데이터들에 대해 분산을 최대로 하는 동시에 나머지 클래스에 대한 분산을 최소화 하는 CSP 알고리즘을 이용하여 특징 추출을 하였다. 특징 추출된 데이터를 SVM을 이용하여 각각의 클래스를 분류 하도록 하였다.

모든 채널을 사용 하는 대신 최적화 알고리즘인 BPSO를 BCI에 적용하여 최적의 채널을 찾기 위한 방법으로 해의 공간을 채널의 공간으로 설정을 하였으며 채널의 사용 유무의 0 또는 1의 값으로 표현을 하였다. 이 때 1은 채널의 사용을 의미하며 0은 채널을 사용하지 않는 것을 의미한다. particle의 수를 100개로 설정 하였으며 maximum iteration을 500으로 설정 하였다. 파라미터 c_1 , c_2 는 각각 2의 값으로

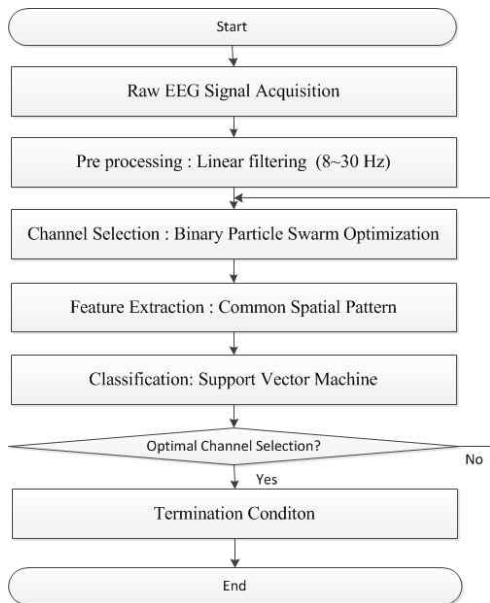


그림 1. Binary particle swarm optimization의 BCI 시스템 적용 과정.

Fig. 1. Flowchart of binary particle swarm optimization applied in BCI system.

설정 하였으며 초기 속도 값, 초기 위치 값을 임의의 값으로 설정을 하였다. 임의의 값으로 설정된 초기 위치 중 1의 위치 값에 해당하는 채널의 신호만을 이용 하여 특징 추출 및 분류과정을 거쳐 정확도를 측정하였다. 이때 적은 채널을 사용하면서 높은 정확도를 얻는 것을 목표로 하기 때문에 정확도와 사용되는 채널의 수를 fitness 함수에 포함시켜 아래와 같이 설정하였다.

$$fitness = 0.7 \times \frac{accuracy}{100} + 0.3 \times \left(\frac{C_T - C_S + 1}{C_T} \right) \quad (6)$$

이때 C_T 는 총 채널의 수를 의미하며 C_S 는 선택된 채널의 수를 의미한다. 사용되는 채널의 수보다 정확도에 비중을 높게 설정하기 위하여 정확도와 사용되는 채널의 비율을 7:3으로 설정하였다. 위치와 속도 업데이트 식에 의해 매 iteration마다 선택되는 채널이 변경되며 iteration이 maximum값이 되기까지 위치, 속도, p_k^i , p_k^g 값을 업데이트 한다. iteration이 maximum값을 넘는 경우 p_k^g 에 해당하는 채널의 조합을 최적의 채널의 조합이라 한다.

2. Channel impact factor를 접목한 binary particle swarm optimization을 이용한 채널 선택 방법

운동심상에 대한 실험을 하는 경우 다른 채널영역 보다 왼손 움직임 상상의 경우 채널 C_4 영역에서 뇌파가 가장 활성화 되며 오른손 움직임 상상의 경우 채널 C_3 영역에서 뇌파가 가장 활성화 된다. 그러나 이러한 채널뿐만 아니라 근접한 채널 위치에서도 뇌파가 활성화 되는데 채널 선택 시 중요 채널의 선택 확률을 높이는 방안으로 BPSO에 channel impact factor를 접목시키는 방법을 제안하였다[13]. 각 채널 간의 거리를 이용하여 가장 중요한 C_3 와 C_4 을 중심으로 거리를 5개 구간으로 설정을 하였다. 왼손, 오른손의 움직임 상상의 경우 뇌의 좌우 대칭성을 고려하여 뇌의 좌반구 부분에 대해서 거리를 나누었으며 impact factor를 {0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1}로 설정 하였다. 가장 활성화 되는 C_3 와 C_4 채널에 0.6의 channel impact factor를 설정 하였으며 거리 등급이 멀어 질수록 큰 channel impact factor 값을 가지도록 설정 하였다. 설정된 channel impact factor를 BPSO에 접목시키기 위하여 BPSO의 위치 업데이트 공식(4), (5)을 다음과 같이 변형하였다.

$$x_{k+1}^i = 1 \text{ if } \zeta\delta < S(v_{k+1}^i) \quad (7)$$

$$x_{k+1}^i = 0 \text{ if } \zeta\delta > S(v_{k+1}^i) \quad (8)$$

이때 δ 는 channel impact factor를 의미한다. δ 값이 작아 질수록 위치 값 판단 기준이 낮아지게 되기 때문에 particle 이 1의 값을 가질 확률이 높아지게 된다. 즉, 채널이 선택 될 확률이 높아지게 된다. 반면에 δ 값이 커질수록 위치 값 판단 기준이 높아지게 되므로 채널이 선택될 확률은 낮아지게 된다. Channel impact factor를 BPSO에 접목함으로써 중요 채널 또는 부근 채널이 선택될 확률을 높임과 동시에 중요하지 않은 채널은 선택될 확률을 낮춤으로써 채널의 개수를 줄일 수 있는 방안이 제안되었으며 BCI에 적용되는 절차는 실험제안 I 과 동일하다.

3. Genetic algorithm을 이용한 채널 선택 방법

BPSO와 마찬가지로 최적화 알고리즘 중 하나인 GA를 이용하여 최적의 채널조합을 찾는 방안을 제시 하였다. BPSO와 동일하게 해의 공간을 채널의 공간으로 설정하였으며 수식 (6)과 같은 fitness 값을 사용하였다. BPSO의 설정과 동일하게 maximum iteration을 500으로 설정 하였으며 100개의 객체를 사용하였다. 재생산 방식으로는 Roulette Wheel을 사용하였으며 교배 확률은 0.8, 돌연변이 확률은 0.011로 설정하였다.

IV. 움직임 상상 BCI 시스템 기반 최적 EEG 채널 선택 실험 및 결과 분석

1. 실험 데이터 수집 및 활용

본 논문에서는 BCI competition IV의 dataset I을 training 및 test 데이터로 사용하였다[14]. 건강한 피험자 7명이 실험에 참여 하였으며 그림 2과 같이 59개의 채널을 두피에 설치 후 실험이 진행 되었다.

실험은 feedback 없이 3개 클래스 (왼손, 오른손, 발) 중 2개 클래스만 선택되어 해당 움직임을 상상 하는 방법으로 진행이 되었다. 한 session당 200회의 2클래스의 (한 클래스 당 100회의) 움직임 상상을 유발하는 자극이 제시되었다.

그림 3은 BCI competition IV 중 dataset I을 측정하는 실험에 대한 패러다임을 도시하였다. 0 ~ 2초 사이에 모니터는 빈 화면으로 표시가 되어져 있다. 이 시간동안 실험에 참여한 피험자는 자극이 주어지기 전 긴장을 풀고 실험에 준비를 한다. 2 ~ 8초 까지 6초 동안 모니터 중앙에 십자가 표시가 나타나게 된다. 빈 화면에서 십자가가 나타나면 곧 자극이 주어진다라는 의미를 나타낸다. 4초에 시각 자극으로써 왼쪽, 오른쪽, 아래를 나타내는 화살표가 십자가와 겹쳐

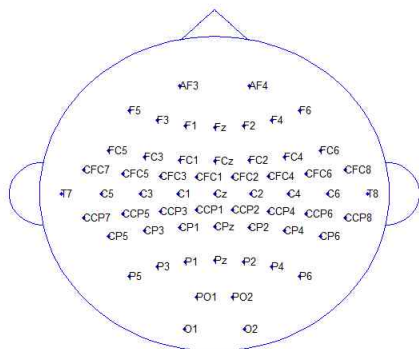


그림 2. 데이터 측정 시 사용된 59 채널의 전극 위치.
Fig. 2. Position of 59 EEG channels used for data acquisition.

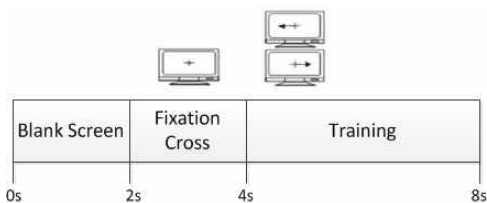
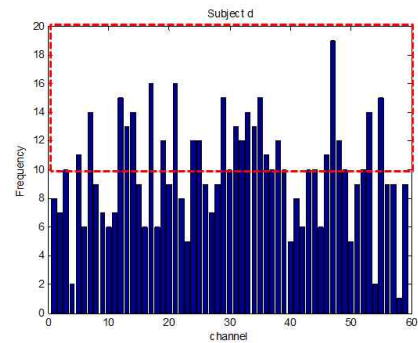


그림 3. BCI competition IV data I 실험 패러다임.
Fig. 3. Experiment Paradigm of BCI competition IV data I.

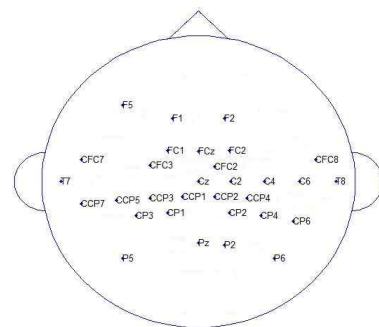
나타나게 되는데 이때 왼쪽 화살표는 왼손 움직임을, 오른쪽 화살표는 오른손 움직임 상상하라는 의미이며 아래쪽 화살표는 발 움직임 상상하라는 의미이다. 피험자는 시각 자극에 맞게 움직임 상상을 하기로 사전 훈련을 받았다.

2. 실험 결과

실험에 참가한 7명의 데이터 중 왼손, 오른손 움직임 상상 실험에 참여한 피험자 3명(피험자 b, d, e)에 대한 데이터를 사용하였다. BPSO와 channel impact factor 접목한 BPSO, GA 알고리즘을 이용한 제안된 최적의 채널 선택 기법으로 각각의 피험자에게 20번의 채널 선택 실험을 시행 하였다. 그림 4는 피험자 d에 대해 20번 채널 선택 실험 시행 시 선택 된 채널의 히스토그램 및 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 위치를 나타내고 있다. BPSO 알고리즘을 적용 시 maximum iteration동안 최적의 채널 조합을 찾지 못하는 경우가 발생하여 각각의 실험 시행동안 다른 채널의 조합이 구해지는 것을 확인 하였다. 논문[15]에서는 RFE (Recursive Feature Elimination) 방법을 사용하여 channel의 수를 줄여 test error 값을 측정하여 적은 수의 채널을 선택 하는 방법을 제안하였다. 논문 결과로 각 피험자마다 test error 값이 급격히 증가하는 채널의 수를 측정 하였는데 30 개 정도의 채널을 사용하는 경우 모든 피험자의 test error 낮은 것을 확인 할 수 있다. 이를 이용하여 각각의 채널들이 20번의 실험동안 선택된 빈도를 확인하기 위해 히스토



(a)



(b)

그림 4. (a) 피험자 d에 대해 BPSO 알고리즘을 이용하여 선택된 채널의 히스토그램, (b) 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 위치.

Fig. 4. (a) Histogram of selected channels for subject d by BPSO, (b) selected channels position for subject d which have more than 10 times frequencies.

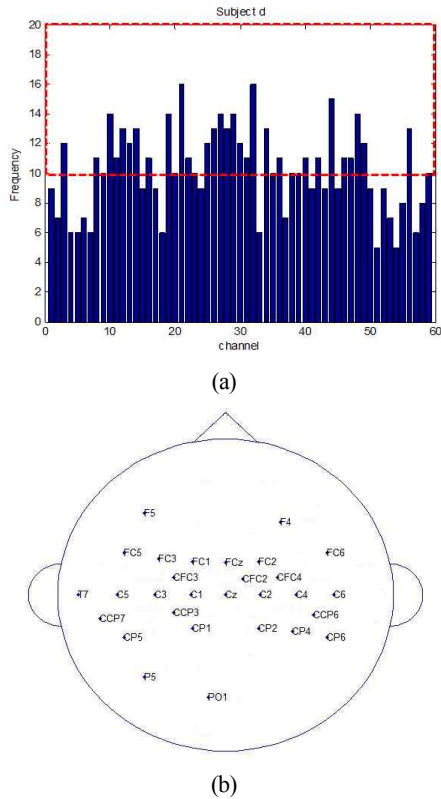


그림 5. (a) 피험자 d에 대해 channel impact factor를 접목한 BPSO 알고리즘을 이용하여 선택된 채널의 히스토그램, (b) 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 위치.

Fig. 5. (a) Histogram of selected channels for subject d by BPSO with channel impact factor, (b) selected channels position for subject d which have more than 10 times frequencies.

그림으로 표현을 하였으며 채널의 수가 대략 30개가 되도록 평균 10번 이상 선택된 채널의 조합을 피험자의 최적의 채널의 조합으로 선택하였다. 그림 4(b)는 이에 해당하는 채널의 위치를 표시하고 있다.

그림 5는 피험자 d에 대해 channel impact factor를 접목한 BPSO를 이용하여 20번의 채널 선택 실험 시행 시 선택된 채널의 histogram 및 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 위치를 나타내고 있다. 중요채널 및 부근의 채널들이 선택될 확률을 높이기 위해 channel impact factor를 사용한 목적과 같이 중요 채널 부근의 채널들이 선택된 빈도가 전반적으로 높은 것을 확인 할 수 있다. 또한 그림 4(b)와 그림 5(b)를 비교하면 channel impact factor를 고려한 경우 C₃와 C₄ 및 부근의 채널들이 보다 많이 선택된 것을 확인할 수 있다.

그림 6은 GA 알고리즘을 이용하여 20번의 채널 선택 실험 시행 시 선택된 채널의 히스토그램 및 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 위치를 나타내고 있다. 그림 6(a)를 보면 그림 4(a)와 그림 5(a)와는 다르게 선택된 채널이 불규칙하게 선택된 것을 확인 할 수 있으며 그림 6(b)에서와 같이 빈도 10 이상의 채널의 조합이 채널 C₃와 C₄ 부근에 집중되기 보다는 전반적으로 퍼져 있는 것을 확인 할 수 있다. 이를 통해 GA의 경우 최적화 과정 중 maximum iteration 기간 동안 최적의 채널의 조합을 찾는 확률이 BPSO 보다는

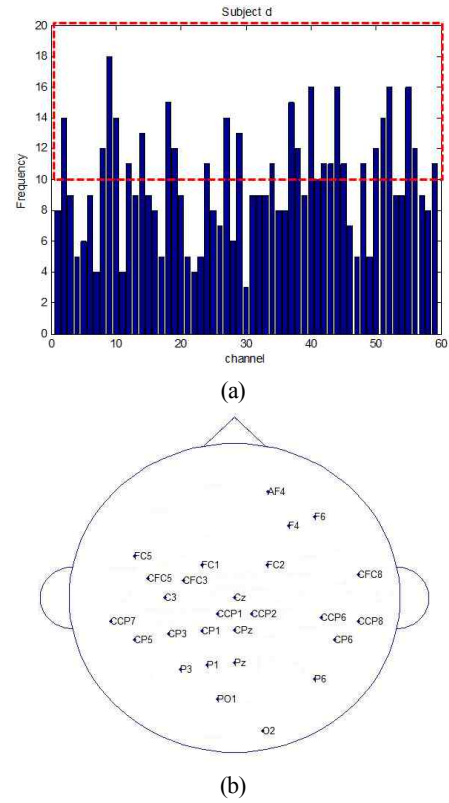


그림 6. (a) 피험자 d에 대해 GA 알고리즘을 이용하여 선택된 채널의 히스토그램, (b) 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 위치.

Fig. 6. (a) Histogram of selected channels for subject d by GA, (b) selected channels position for subject d which have more than 10 times frequencies.

표 1. 20번 실험 시행 시 제안된 3가지 알고리즘을 적용하였을 때의 선택된 평균 채널수와 평균 정확도 비교.

Table 1. Comparison the average number of selected channels and average accuracy between the suggested 3 algorithms during 20 times experiment.

	피험자 b		피험자 d		피험자 e	
	채널수	정확도	채널수	정확도	채널수	정확도
BPSO	29	66.7	29	74.9	30	74.3
BPSO with δ	29	70.95	30	78.19	28	75.08
GA	31	69.11	28	63.56	28	64.13

낮은 것을 확인 할 수 있으며 그로 인해 선택된 채널들이 채널의 공간에 수렴하지 못하는 것을 확인 할 수 있다.

표 1은 제안된 3가지의 알고리즘을 이용하였을 때 선택된 v평균 채널의 수와 이때의 평균 정확도의 비교를 나타내는 표이다. 표 1과 그림 4, 5, 6에서 보듯이 같은 알고리즘을 각각의 피험자에게 적용시켰을 경우 선택되는 채널의 수에는 차이가 발생하며 그로 인해 정확도 또한 차이가 발생하는 것을 확인 할 수 있다.

이와 같이 channel impact factor를 고려한 BPSO의 경우 BPSO의 경우 보다 1~2개의 채널수 차이가 발생하지만 중

요채널 C_3 와 C_4 및 보다 많은 부근의 채널이 선택됨으로써 0.78 ~ 4.25%의 정확도가 향상된 것을 확인 할 수 있다. 중요채널 C_3 와 C_4 및 부근 채널의 채널 선택 확률을 높임으로써 정확도가 향상된 것을 확인 할 수 있다. GA의 경우 BPSO에 의해 선택된 채널보다 채널 공간상에서 선택된 채널들이 널리 퍼지는 현상을 그림 6에서 확인 하였으며 이로 인해 피험자 b의 경우 2.41%의 정확도가 높지만 피험자 d, e의 경우보다는 정확도가 10.17 ~ 11.34% 낮은 것을 확인 할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 많은 채널을 사용하였을 때 계산의 복잡성 및 실험 조건의 불편함을 줄이기 위한 방안으로 최적화 알고리즘인 BPSO와 GA를 이용하여 최적의 채널 조합을 구하는 알고리즘을 제안하였다. 같은 알고리즘을 피험자에게 적용 시켰을 때 각 실험마다 다른 채널의 조합이 구해졌으며 이 문제점을 극복 하기 위하여 20번의 실험을 실행하여 10번 이상의 빈도를 가진 채널의 조합을 최적의 채널 조합으로 설정 하였다. 제안된 알고리즘을 적용하여 채널 조합을 구하였을 때 GA보다는 BPSO의 정확도가 더 높았으며 채널 C_3 와 C_4 및 많은 부근의 채널이 선택이 되었다. 채널 C_3 와 C_4 부근 채널의 선택 확률을 높이기 위하여 channel impact factor를 부여하여 BPSO에 접목시켰으며 GA와 BPSO보다 정확도가 10.17 ~ 11.34% 이상 향상 된 것을 확인 하였다. 본 결과를 통하여 BPSO with channel impact factor 알고리즘이 BPSO, GA 알고리즘보다 최적의 채널의 조합에 수렴하는 확률이 가장 높은 것을 확인 할 수 있었으며 그로 인해 정확도가 가장 높은 것을 확인 할 수 있었다. 추후에는 BPSO with channel impact factor를 이용하여 선택된 채널만을 이용하여 움직임 상상을 통한 로봇을 실시간으로 제어 할 실험을 할 예정이다.

REFERENCES

- [1] J. Wolpaw, N. Birbaumer, W. Heetderks, D. McFarland, P. Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L. Quatrano, C. Robinson, and T. Vaughan, "Brain-computer interface technology: A review of the First International Meeting," *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 164-173, 2000.
- [2] C. Guger, R. Leeb, D. Friedman, V. Vinayagamoorthy, G. Edlinger, and M. Slater, "Controlling virtual environments by thoughts," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, no. 4, pp. e36, 2007.
- [3] A. Schlögl, F. Lee, H. Bischof, and G. Pfurtscheller, "Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005," *Neural Engineering*, vol. 2, pp. 14-22, 2005.
- [4] R. W. Homan, J. Herman, and P. Purdy, "Cerebral location of international 10-20 system electrode placement," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 66, no. 4, pp. 376-382, 1987.
- [5] C. Guger, R. Leeb, D. Friedman, V. Vinayagamoorthy, G. Edlinger, and M. Slater, "Controlling virtual environments by thoughts," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, no. 4, pp. e36, 2007.
- [6] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, pp. 121-167, 1998.
- [7] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ*, pp. 1942-1948, 1995.
- [8] J. Y. Kim, S. M. Park, K. E. Ko, and K. B. Sim, "Swarm control of distributed autonomous robot system based artificial immune system using PSO," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 5, pp. 465-470, May 2012.
- [9] H. S. Son, J. B. Park, K. and Y. H. Joo, "The reduction methodology of external noise with segmentalized PSO-FCM: Its application to phased conversion of the radar system on board," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 7, pp. 638-643, Jul. 2012.
- [10] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "A discrete binary version of the particle swarm algorithm," *IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 5, pp. 4104-4108, 1997.
- [11] Andries p.Engelbrecht, *Computational Intelligence An Introduction Second Edition*, John Wiley & Sons, Ltd. 2007.
- [12] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, no. 11, pp. 1842-1857, 1999.
- [13] J. Y. Kim, S. M. Park, K. E. Ko, and K. B. Sim, "Optimal EEG channel selection using BPSO with channel impact factor," *Proc. of KIIS Fall Conference(in Korean)*, vol. 22, no. 2, pp. 35-36, 2012.
- [14] A. Schlögl, F. Lee, H. Bischof, and G. Pfurtscheller, "Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005," *Neural Engineering*, vol. 2, pp. 14-22, 2005.
- [15] T. N. Lal, M. Schroder, T. Hinterberger, J. Weston, M. Bogdan, N. Birbaumer, and B. Schölkopf, "Support vector channel selection in BCI," *IEEE Trans. Biomed. Engineering*, vol. 51, no. 6, pp. 1003-1010, 2004.



김 준 엽

2012년 중앙대학교 전자전기공학부(공학사). 2012년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석사 3차. 관심분야는 Brain-Computer Interface System, Particle Swarm Optimization, Neuro-Robotics 등.



박 승 민

2010년 중앙대학교 전자전기공학부(공학사). 2010년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석·박사 통합과정. 관심분야는 Brain-Computer Interface, Intention Recognition, 소프트웨어컴퓨팅 등.



고 광 은

2007년 중앙대학교 전자전기공학부(공학사). 2007년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석·박사 통합과정. 관심분야는 Human-Computer Inter-action, Brain-Computer Interface System, Intention Recognition, Neuro-Science, Neuro-Robotics, 소프트웨어컴퓨팅 등.



심 귀 보

1984년 중앙대학교 전자공학과(공학사). 1986년 중앙대학교 전자공학과(공학석사). 1990년 The University of Tokyo 전자공학과(공학박사). 1991년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수. 2002년~현재 중앙대학교 중소기업산학협력센터 센터장. 2006년~2007년 한국지능시스템학회 회장. 2007년~현재 (사)한국산학연합회 서울지역협회 회장. 2009년~2010년 중앙대학교 중앙도서관장 및 박물관장. 2011년~현재 중앙대학교 스마트지능로봇연구센터 센터장. 관심분야는 인공생명, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 의도 인식, 감성 인식, 유비쿼터스 지능형로봇, 지능시스템, 컴퓨테이션 인텔리전스, 지능형 홈 및 홈 네트워크, 유비쿼터스 컴퓨팅 및 센서 네트워크, 소프트웨어 컴퓨팅(신경망, 퍼지, 진화연산), 다개체 및 자율분산로봇시스템, 인공 번역시스템, 지능형 감시시스템 등. ICROS Fellow.