

# EEG 신호 정확도 향상을 위한 시뮬레이션 소프트웨어 개발

## Development of Simulation Software for EEG Signal Accuracy Improvement

정해성\*, 이상민, 권장우  
H. S. Jeong, S. M. Lee, J. W. Kwon

### 요 약

본 논문에서는 EEG 신호 기반 기기 또는 소프트웨어를 사용하기 위해 사용자가 본인의 EEG 신호 정확도를 확인하고, 훈련을 통하여 자신의 EEG 신호 정확도를 향상시킬 수 있는 시뮬레이션 소프트웨어를 제안한다. 실험 데이터로는 풍경사진을 보며 편안한 상태에서 발생하는 신호와 수학문제를 풀며 집중 시에 발생하는 신호를 사용한다. 입력되는 EEG 신호는 독립 성분 분석(Independent Component Analysis, ICA)을 적용하여 잡음을 최소화하고 대역 통과 필터(Band Pass Filter)를 통하여 베타파( $\beta$ , 14-30Hz)만을 취득한다. 취득한 베타파 대역 데이터에서 제곱평균제곱근(Root Mean Square, RMS) 알고리즘을 통하여 특징 정보를 추출하고 지지 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)에 적용하여 분류한다. 분류된 결과는 사용자가 바로 확인할 수 있으며 훈련 전 피험자의 평균 정확도는 79.21%이었던 반면, 연속적인 훈련으로 최고 91.67%의 정확도를 보였다. 이처럼 본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어는 사용자가 직접 자신의 EEG 신호 정확도를 향상시키는 훈련을 통하여 정확도 향상이 가능하고, EEG 신호 기반으로 이루어진 BCI 시스템의 효율적인 사용을 기대할 수 있다.

### ABSTRACT

In this paper, we introduce our simulation software for EEG signal accuracy improvement. Users can check and train own EEG signal accuracy using our simulation software. Subjects were shown emotional imagination condition with landscape photography and logical imagination condition with a mathematical problem to subject. We use that EEG signal data, and apply Independent Component Analysis algorithm for noise removal. So we can have beta waves( $\beta$ , 14-30Hz) data through Band Pass Filter. We extract feature using Root Mean Square algorithm and That features are classified through Support Vector Machine. The classification result is 78.21% before EEG signal accuracy improvement training. but after successive training, the result is 91.67%. So user can improve own EEG signal accuracy using our simulation software. And we are expecting efficient use of BCI system based EEG signal.

Keyword : BCI, EEG, Simulation software, ICA, SVM

## 1. 서론

접 수 일 : 2016.07.08

심사완료일 : 2016.08.02

게재확정일 : 2016.08.08

\* 정해성 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 석사과정  
hsjeong@inha.edu (주저자)

이상민 : 인하대학교 전자공학과 교수  
sanglee@inha.ac.kr (공동저자)

권장우 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 교수  
jwkwon@inha.ac.kr (교신저자)

※ "본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음"(IITP-2016-H8601-16-1003)

뇌의 활동 과정을 통하여 발생하는 EEG (Electroencephalogram, 뇌전도) 신호를 분석하여 임의의 장치를 제어하는 일련의 시스템을 BCI(Brain computer interface) 시스템이라 한다. EEG 신호를 측정하는 방법은 측정 전극을 대뇌 피질 안으로 삽입하여 측정하는 방법이 있으며 이외에는 두피에 직접 전극을 접촉하여 측정하는 비 침습적 방법이 있다.

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2010-0020163)의 지원으로 수행되었습니다.

전자의 경우는 비교적 신호의 질이 우수하다는 장점이 있지만 전극을 대뇌 피질 안으로 삽입해야 한다는 단점이 있고, 후자는 측정은 간편하지만 측정된 EEG 신호에 많은 잡음이 있어 해석이 쉽지 않다는 단점이 있다[1].

BCI 시스템은 일반적으로 다음과 같은 구성을 갖는다. 채널을 선택하여 인간의 EEG 신호를 측정하고 잡음을 제거하며, 사용자 의도나 상태 등을 예측하기 위해 주파수 영역 또는 시간 영역에서 특징 정보를 추출하여 분류 알고리즘에 적용하는 단계를 거친다. 최종적으로 예측된 결과는 컴퓨터 또는 기계를 조정하는 명령을 생성한다[2].

대부분의 EEG 신호를 측정하는 경우에는 비교적 간편한 방법인 비 침습적 방법을 사용하며, 이 경우에는 신호의 잡음 제거 단계가 필수적으로 수반된다. 일반적으로 EEG 신호의 잡음을 제거하는 방법으로는 대역 통과 필터(Band Pass Filter), 주 성분 분석(Principal Component Analysis, PCA), 독립 성분 분석(Independent Component Analysis, ICA) 등이 있다[3, 4].

EEG 신호는 0.5 - 50Hz의 주파수를 가지고 있으며, 그 이상 대역의 주파수를 가진 신호는 잡음이 많아 임상적으로는 의의가 없는 것으로 알려져 있다. EEG 신호는 크게 대역별로 알파파( $\alpha$ , 8-13Hz), 베타파( $\beta$ , 14-30Hz), 세타파( $\theta$ , 4-7Hz) 그리고 델타파( $\delta$ , 0.5-3Hz)로 나눌 수 있으며, 이 중 베타파는 각성, 문제풀이와 같이 집중 시에 주로 활성화된다[5].

EEG 신호의 정확성 문제에 대해서는 관련 연구가 꾸준히 진행되고 있다. A.B.R Suleiman 등은 고속 푸리에 변환과 단시간 푸리에 변환(Short-time Fourier Transform, STFT)을 이용하여 3가지 클래스에 대한 EEG 신호를 분류하였다[6]. 또한 G.Costantini 등은 EEG의  $\mu$ 파 대역 데이터를 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform, FFT)을 통하여 파워 스펙트럼을 계산하고, 지지 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)으로 분류하는 연구를 진행하였다.[7]

개인에 따라 EEG 신호는 다른 양상을 보이고, 훈련을 통해 자신의 EEG 신호의 방출량은 조절이 가능하기 때문에 EEG 신호가 약한 경우 이를 향상시키기 위해서 적절한 훈련을 한다면 EEG 신호의 활성도를 높일 수 있다[8, 9].

이에 본 논문에서는 사용자가 자신의 EEG 신호 활성도를 강화하여 EEG 신호의 정확도를 향상시킬 수 있도록 훈련하고 입력된 EEG 신호에 따라서 정해진 명령을 산출하는 EEG 신호 정확도 향상을 위한 시뮬레이션 소프트웨어를 제안한다. (그림 1)은

본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어를 사용하여 훈련하는 과정을 나타낸 것이다.

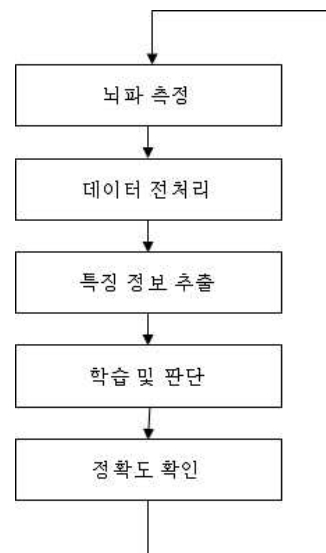


그림 1. EEG 신호 정확도 향상을 위한 시뮬레이션 소프트웨어 훈련 과정

Fig. 1. The training process for EEG signal accuracy improvement using Simulation software.

## 2. 연구방법

### 2.1 개발 환경

본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어는 EEG 신호 기반의 BCI 시스템을 사용하기 위해 사용자가 본 소프트웨어를 통한 신호 강화 훈련을 하여 자신의 EEG 신호를 더욱 활성화시키는 것에 목적이 있으며 Windows 7 운영체제, Matlab R2016a 환경에서 개발되었다.

최초에 사용자는 자신의 EEG 신호를 측정하여야 하며, 본 논문에서는 감성적인 정보처리와 논리적인 정보처리에 대한 각각의 EEG 신호를 분류하여 정확도를 확인하는 절차로 진행되었다. 각 정보처리는 피험자에게 감성적인 정보처리 확인을 위한 풍경사진과 논리적인 정보처리 확인을 위한 수학문제를 제시하여 유도되도록 하였다.

### 2.2 전체 구성 및 기능

(그림 2)는 본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어의 사용 예를 순서도로 나타낸 것이다. 사용자는 자신의 감성적인 정보처리와 논리적인 정보처

리에 대한 EEG 신호 데이터를 학습데이터로 입력시킨다. 입력된 학습 데이터는 신호 처리 과정을 거쳐 소프트웨어에 학습 데이터로 사용된다. 이후 자신의 다른 EEG 신호 데이터를 테스트 데이터로 입력하게 되면 소프트웨어는 지지 벡터 머신 알고리즘을 기반으로 입력된 데이터가 어떠한 클래스에 해당하는 데이터인지 분류한다.

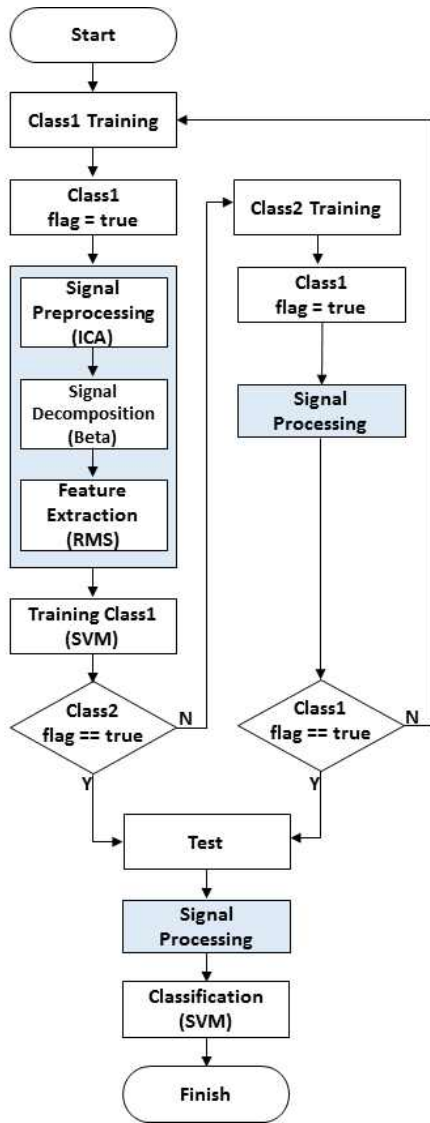


그림 2. EEG 신호 정확도 향상을 위한 시뮬레이션 소프트웨어 순서도  
 Fig. 2. The flow diagram for EEG signal accuracy improvement using simulation software

또한 분류된 결과를 토대로 시뮬레이션 소프트웨어는 해당하는 명령어를 생성하게 된다. (그림 3)은 본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어 실행 화면으로써 좌측에는 훈련 및 테스트 버튼이 있으며 테스트 결과를 중앙 화면을 통해 확인할 수 있고

우측에서는 분류된 정보를 조합하여 명령어를 생성하는 것을 보여준다. 생성되는 명령어는 (표 1)과 같다.

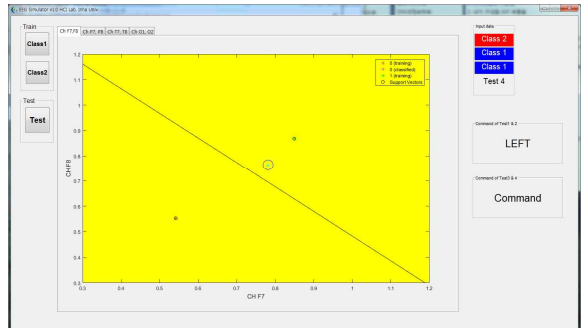


그림 3. EEG 신호 정확도 향상을 위한 시뮬레이션 소프트웨어 실행 화면  
 Fig. 3. The execution screen of simulation software for EEG signal accuracy improvement.

표 1. 제어 명령 생성 표

Table 1. The table of control command.

입력 1	입력 2	제어 명령
논리적	감성적	UP
논리적	논리적	DOWN
감성적	감성적	LEFT
감성적	논리적	RIGHT

### 3. 실험방법 및 결과

#### 3.1 실험 환경 및 데이터

본 논문에서는 EEG 신호 데이터를 수집하기 위해 Emotiv사의 EPOC Headset을 사용한다. 이 기기는 블루투스 기능을 통하여 무선으로 EEG 신호 측정이 가능하며, 샘플링 주파수 128Hz로 기록이 가능하다. 14개의 채널을 통해 EEG 신호를 측정할 수 있으며, 본 논문에서는 EPOC Headset으로 측정 가능한 부위 중 측정 부위를 고르게 분포시켜 8개의 채널을 선정하여 측정하였다. 선정된 채널은 (그림 4)과 같이 10-20 국제 표준 전극 배치법을 기준으로 F7, F8, T7, T8, P7, P8, O1, O2 에 위치한다.

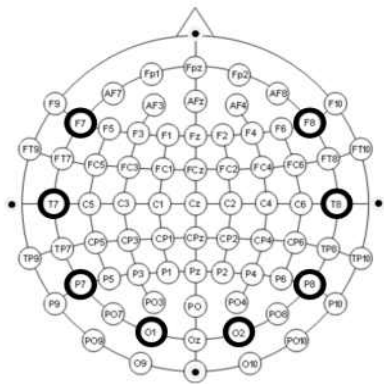


그림 4. 10-20 국제 전극 배치법을 기준으로 한 채널 F7, F8, T7, T8, P7, P8, O1, O2의 위치  
 Fig. 4. Location of Ch F7,F8,T7,T8,P7,P8,O1,O2 in Ten-twenty electrode system.

피험자는 건강한 20대 남성 3명을 대상으로 하였고 논리적인 정보처리와 감성적인 정보처리를 분류하기 위하여 측정 및 실험하였다. 실험은 데이터의 신뢰성을 위해 어둡고 소음이 적은 실내 환경에서 진행되었으며, 피험자는 EPOC Headset을 착용하고 (그림 5)와 같은 풍경사진과 수학문제를 보며 감성적인 정보처리와 논리적인 정보처리를 유도하도록 하였다. EEG 신호 측정은 각 피험자별로 4회 씩 측정되었으며, 이 후 본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어를 통한 EEG 정확도 향상 훈련을 거치고 4회 다시 측정하였다.



$$3 + 9 + 4 - 5 = x$$

그림 5. 감성적 정보처리와 논리적 정보처리를 유도하기 위해 제시된 사진 일부  
 Fig. 5. The shown pictures for emotional imagination and logical imagination inducement.

### 3.2 데이터 전처리 및 특징 정보 추출

#### 3.2.1 독립 성분 분석(Independent Component Analysis, ICA)

EEG 신호는 잡음에 취약하여 오염되기 쉽다는 특성을 가지고 있다. 본 연구에서는 각 채널별로 잡음을 제거하기 위해 독립 성분 분석 알고리즘을 사용하였다. 독립 성분 분석은 확률적 통계 기법을 이용하여 혼합되어 있는 신호에서 원래의 신호를 찾는 알고리즘이다. 측정된 신호  $x_i(t)$ 로부터 독립 성분  $s_j(t)$ 을 구하기 위한 독립 성분 분석 과정은 (식 1)과 같다.

$$x_i(t) = \sum_{i=1}^n a_i s_i(t) \tag{1}$$

$a_{ij}$ 는  $s_j(t)$ 로부터  $x_i(t)$ 를 생성하기 위한 가중치를 나타낸다. 측정된 신호로부터 분리된 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^n w_i x_j(t) \tag{2}$$

$y_i(t)$ 는 분리된 독립된 신호이며,  $w_i$ 는 혼합 계수를 나타낸다. 측정된 신호로부터 독립 신호를 분류하기 위해  $X=AS$ 의 행렬 식을 정의한 후,  $W$ 의 역행렬을 구하고 이것이  $A$ 와 같다면  $Y$ 는  $S$ 와 같은 신호라 할 수 있다[10]. (그림 6)는 측정한 raw 데이터에 독립 성분 분석 알고리즘을 적용하여 잡음을 제거한 비교 그래프이다.

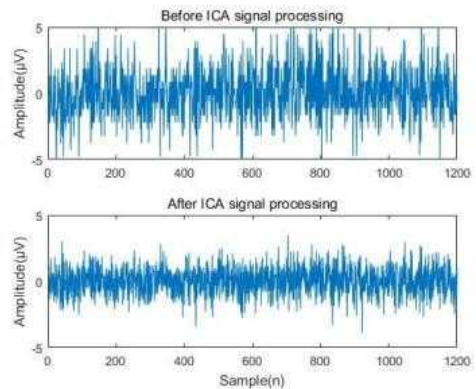


그림 6. 채널 F7 감성적 정보처리에 대한 독립성분 분석 적용 EEG 신호 신호  
 Fig. 6. The EEG signal of emotional imagination before and after ICA in CH F7.

#### 3.2.2 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform, FFT)

독립 성분 분석 기법을 적용한 후 고속 푸리에 변환을 이용하여 베타파(13-25Hz)의 주파수를 확인

하였다. 알파파는 심리적 완화 상태에서 주로 활성화되며 베타파는 각성, 문제풀이 등 집중 시에 주로 활성화되는 것으로 알려져 있다. 실험 환경 특성상 피험자에게 실험으로써의 부담이 없이 얇아 심리적 안정을 기대할 수 없으므로 판단하여 본 실험에서는 베타파만을 이용하여 연구를 진행하였다.

본 실험에서는 풍경사진을 보고 있을 때와 수학 문제를 풀 때의 진폭 값을 비교하였다. (그림 7)은 서로 다른 두 정보처리에 대한 주파수 영역에서의 진폭 차이를 가시적으로 보여주고 있다. 감성적인 정보처리를 할 때 보다 논리적인 정보처리를 할 때에 베타 대역의 EEG 신호 진폭이 더 높아지는 것을 확인할 수 있다.

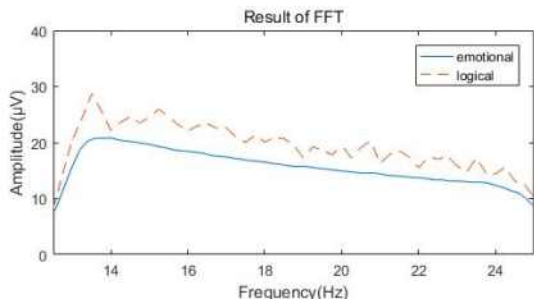


그림 7. 채널 F7 베타대의 독립 성분 분석 적용 EEG 신호 그래프

Fig. 7. The graph of EEG signal after ICA in Ch F7  $\beta$ band.

### 3.2.3 특징 정보 추출

본 실험에서는 획득한 베타파 신호에서 사용하는 특징 정보 추출 알고리즘으로는 절대차분평균값 (Difference Mean Absolute Value, DAMV), 절대평균값 (Mean Absolute Value, MAV), 제곱평균제곱근 (Root Mean Square, RMS)을 이용하며, 이를 통해 감성적인 정보처리와 논리적인 정보처리에서의 차이를 구체화한다. 이 후 보다 정확성이 높은 알고리즘을 선정하여 시뮬레이션 소프트웨어 개발에 적용하고자 한다. 절대차분평균값은 일정 시간동안 신호의 절대 값을 적분한 값이며 (식 3)과 같이 정의된다.

$x$ 는 측정된 EEG 신호고  $i$ 는 샘플의 순서이며,  $N$ 은 전체 샘플의 수를 나타낸다. 제곱평균제곱근은 신호의 진폭을 절대 값으로 바꾸어 평균으로 나타낸 값이며 (식 4)로 정의한다. 제곱평균제곱근은 원신호를 크게 변형시키지 않고 수학적으로 계산할 수 있다는 장점을 가지고 있으며 (식 5)로 정의할 수 있다[11, 12].

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2} \quad (3)$$

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (4)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (5)$$

추출된 각 특징 정보는 패턴 분류 알고리즘인 지지 벡터 머신을 거쳐 분류 정확도를 확인한다.

## 3.3 분류

본 논문에서는 분류를 위한 알고리즘으로 패턴 분류 기법 중 하나인 지지 벡터 머신을 이용하였다 [13]. 이에 다양한 특징 정보들을 적용하여 정확도를 확인하였다. 시뮬레이션 소프트웨어 사용 전에 측정된 EEG 신호 데이터를 기반으로 한 실험 결과 피험자 모두에게서 높은 정확도를 보인 특징 정보 알고리즘은 제곱평균제곱근으로 나타났으며 (표 2)에서 볼 수 있다. 이 후 실험 결과를 바탕으로 제곱평균제곱근을 적용하여 시뮬레이션 소프트웨어를 개발하였으며 피험자는 이 소프트웨어를 이용하여 정확도 향상 훈련을 한 후 EEG 신호를 측정하여 결과를 산출하였다.

표 2. 특징 정보 별 분류 정확도  
Table 2. The table of classification accuracy.

구분		1회	2회	3회
N1	DAMV	80.65%	77.86%	70.89%
	MAV	79.13%	73.72%	69.14%
	RMS	84.11%	81.82%	74.67%
N2	DAMV	68.42%	70.53%	75.93%
	MAV	79.91%	65.26%	63.77%
	RMS	75.56%	70.45%	79.28%
N3	DAMV	62.26%	75.28%	78.05%
	MAV	76.19%	81.71%	73.17%
	RMS	78.95%	87.01%	87.08%

## 3.4 훈련 과정

피험자는 최초 4회의 EEG 신호 측정 후 5분가량의 쉬는 시간을 가지고 본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어를 사용하여 EEG 신호 정확도 훈련 과정을 거쳤다.

피험자는 사진을 보며 감성적인 정보처리와 논리적인 정보처리에 대한 EEG 측정을 진행하였으며

측정될 때마다 해당 측정 데이터를 시뮬레이션 소프트웨어에 입력시켜 결과를 확인했다. 먼저 감성적인 정보처리에 대한 데이터를 입력하였으며 이것을 Class 1에 할당하여 초록색 점으로 나타내었다. 또한 논리적인 정보처리에 대한 데이터를 입력하여 Class 2에 할당하여 빨간색 점으로 나타내었다. 이후 테스트 과정에서 데이터가 입력이 되면 어느 Class에 해당되는지 판별하여 해당 색깔로 나타내고 큰 원으로 표시하였다.

(그림 8)은 테스트 과정에서 감성적인 정보처리에 대한 EEG 신호 데이터를 입력한 것이다. 입력된 데이터가 감성적인 정보처리에 대한 데이터임에도 불구하고 논리적인 정보처리와의 경계에 가깝게 위치해있다는 것을 알 수 있다. 이 경우 피험자에게는 좀 감성적인 정보처리를 유도하고자 더 감성적이라고 판단되는 사진을 제시하여 피험자에게로부터 EEG 신호의 정확도 향상을 유도했다. 그 결과 반복적인 실험을 통해서 (그림 9)과 같이 논리적인 정보처리와의 경계를 더 벗어나는 것을 확인할 수 있었다.

훈련을 충분히 거쳤다고 판단되었을 때 피험자에게는 EEG 신호를 4회 측정하도록 하였다. 측정된 데이터는 훈련 전의 데이터에서 추출한 특징 정보인 제곱평균제곱근을 바탕으로 정확도를 비교하였다.

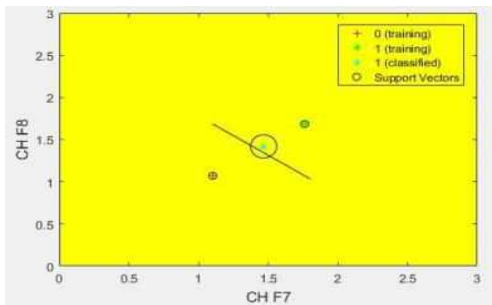


그림 8. 낮은 정확도의 EEG 신호 분류 그래프  
Fig. 8. The graph of low classification accuracy.

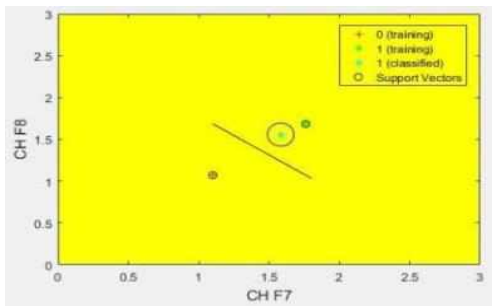


그림 9. 향상된 정확도의 EEG 신호 분류 그래프  
Fig. 9. The graph of improved classification accuracy.

### 3.5 실험결과

본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어를 사용하여 연속적인 정확도 향상 훈련을 거친 피험자는 최종적으로 (표 3)과 같은 결과를 보여주었다.

피험자 모두의 EEG 신호 정확도가 시뮬레이션 소프트웨어 사용 전이었던 평균 79.21%보다 향상되었다는 것을 확인할 수 있었으며 그 중 한 피험자에게서는 최고 92.31%의 정확도를 보여주고 있다.

표 3. 시뮬레이션 소프트웨어 사용 전·후 정확도  
Table 3. Accuracy of after and before training using simulation software.

구분	훈련 전			훈련 후		
	1회	2회	3회	1회	2회	3회
N1	87.11%	81.82%	74.67%	87.10%	82.93%	84.79%
N2	75.56%	70.45%	79.28%	88.03%	80.17%	84.85%
N2	78.95%	87.01%	87.08%	90.71%	89.52%	91.67%

### 4. 결론

본 논문에서는 EEG 신호 정확도 향상을 위한 시뮬레이션 소프트웨어를 개발하였다. 개발한 소프트웨어는 감성적인 정보처리와 논리적인 정보처리에 대한 EEG 신호의 차이를 이용하여 EEG 신호의 정확도를 확인할 수 있는 기능을 가진다.

또한 사용자 스스로가 EEG 신호의 정확도 향상을 위해 훈련이 가능하며 BCI 시스템을 이용한 소프트웨어 및 기기들의 이용을 더욱 용이하게 할 수 있으며, 쉽게 결과를 확인하여 자신에게서 측정된 EEG 신호가 원하는 제어 명령을 생성하고 있는지 알 수 있게 된다.

본 논문에서 진행한 실험의 피험자는 모두 전보다 시뮬레이션 소프트웨어를 통한 EEG 신호 정확도 향상 훈련을 한 후 정확도가 향상된 것을 확인할 수 있었다. 그 중 한 피험자에게서는 최고 91.67%라는 정확도를 확인할 수 있었다.

신체적 장애가 있는 사람들이 본 논문에서 개발한 시뮬레이션 소프트웨어를 사용하여 자신의 EEG 신호 정확도를 발달시키는 훈련을 거친다면 BCI 시스템으로 구성된 소프트웨어 또는 기기를 효율적으로 사용할 수 있음으로써 자신의 신체적 한계를 극복하는 데 큰 도움이 될 것으로 기대한다.

향후 본 시뮬레이션 소프트웨어의 효율적인 EEG 신호 정확도 향상 훈련과 정교한 사용자 컴퓨터 상



호작용을 위해 UI 및 UX를 설계하는 작업을 거쳐 소프트웨어 구조 개선에 대한 연구를 진행할 예정이다.

**REFERENCES**

[1] J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland, Gert Pfurtscheller and T.M. Vaughan, "Brain-computer Interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, pp. 765-791, 2002.

[2] Marcel van Gerven et al, "The brain- computer interface cycle," *J.Neural Eng.*, vol. 6 041001, 2009.

[3] Stetson, P. F., "Independent component analysis of pulse- oximetry signals," *Engineering in Medicine and Biology Society, IEMBS'04. 26th Annual International Conference of the IEEE.* vol. 1, 2004.

[4] Xue, Z., Li, J., Li, S. and Wan, B., "Using ICA to Remove Eye Blink and Power Line Artifacts in EEG," *Proceedings of the First international Conference on Innovative Computing, Information and Control*, 2006.

[5] David Starling, "Temporal Analysis of EEG patterns in a biofeedback based Brain Computer Interface," *Tech Report no. CYB/2003/UG/DJS/1.*

[6] A. R. Cabrera, "Feature Extraction and Classification for Brain-Computer Interfaces," *Aalborg: Aalborg University, Denmark*, 2009.

[7] G. Costantini, M. Todisco, D. Casali, M. Carota, G. Saggio, L. Bianchi, M. Abbafati and L. R. Quitadamo, "SVM Classification of EEG Signals for Brain Computer Interface," *Proc. of the 2009 Conference on Neural Nets WIRN09: Proceedings of the 19th Italian Workshop on Neural Networks*, pp. 229-233, 2009.

[8] Dennis J. McFarland, Gregory W. Neat, Richard F. Read and Jonathan R. Wolpaw, "An EEG-based method for graded cursor control," *Psychobiology*, vol. 21, no. 1, pp. 77-81, 1993.

[9] Jonathan R. Wolpaw, Dennis J. McFarland, Gregory W. Neat and Catherine A. Forneris, "An EEG-based brain-computer interface for cursor control," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 78, pp. 252-259, 1991.

[10] Glen D.Brown, Satoshi Yamada and Terrence J.Sejnowski, "Independent component analysis at the neural cocktail party," *TRENDS in Neurosciences*, vol. 24, no. 1, 2001

[11] K.S Kim, H.H Choi, C.S Moon, C.W Mun, "Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions," *Current Applied Physics*, vol. 11, no. 3, pp. 740-745, 2011.

[12] Ali A.Abdul-latif, "Power changes of EEG signals associated with muscle fatigue: The Root Mean Square analysis of EEG bands," *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, pp. 531-534, 2004.

[13] C. Cortes, V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machines Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.



**정해성(Haesung Jeong)**

2014년 - 현재 인하대학교 컴퓨터 정보공학과 석사과정  
 2014년 2월 인하대학교 컴퓨터정보 공학과 졸업(학사)

Interest: Human-Computer Interaction, Bio-signal processing, Internet of Things



**이상민(Sangmin Lee)**

2006년 9월 - 현재 인하대학교 전자공학과 교수  
 2005년 3월 - 2006년 8월 전북대학교 생체정보공학부 교수  
 2002년 4월 - 2005년 2월 한양대학교 의공학교실 연구교수  
 2000년 2월 인하대학교 졸업(박사)  
 1995년 1월 - 2002년 3월 삼성전자 종합기술원 책임연구원

Interest: Bio-signal processing, Rehabilitation Engineering, Hearing



**권장우(Jangwoo Kwon)**

- 2012년 - 현재 인하대학교 컴퓨터  
정보공학과 교수
- 2006년 - 2012년 정보통신산업진  
흥원 인재양성단장
- 1998년 - 2009년 동명대학교 컴퓨  
터공학과 부교수
- 1996년 - 1998년 특허청 사무관
- 1996년 8월 인하대학교 전자공학과  
졸업(박사)

Interest: Human-Computer Interaction,  
Signal processing, Intelligent  
Systems