

# 바이오 피드백을 이용한 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템<sup>†</sup>

경북대학교 배일한 · 반상우 · 이민호

## 1. 서 론

인간과 컴퓨터의 연결에 인간의 두뇌에서 발생하는 신호를 계측하여 원하는 목적에 이용하는 brain computer interface(BCI)에 관한 연구가 최근에 활발히 이루어지고 있다[1]. BCI는 뇌에서 발생하는 뇌파 신호의 해석 및 분석을 통하여 뇌와 컴퓨터 간에 통신 채널을 형성함으로써 사람이 입, 눈, 손 등의 근육 움직임을 통하지 않고 상호간에 정보를 전달할 수 있도록 하는 인터페이스 방법이다. 뇌파를 이용함으로써 신체적 불편함으로 인해 정상적인 대화가 불가능한 장애자들에게 대화의 수단을 제공하고 컴퓨터와 휠체어 등을 조작할 수 있도록 도와주는 중요한 역할을 수행할 수 있다. Human computer interface(HCI)를 위한 방법으로 눈 주위의 전위 신호(electrooculogram, EOG)나 근전도(electromyogram, EMG) 등을 이용하는 방법도 있다. 이와 같은 방법들은 전극 부착 위치의 제약에 따른 사용자의 불편함과 인간의 신체에서 발생하는 다양한 신호원들 중 일부만을 이용함에 따른 응용의 제한성 등이 문제가 된다. 이에 보다 일반적인 방법으로 사람의 정신 활동 상태에 따라 뇌 신경세포의 전기적 활동이 다르게 나타나는 특징을 가진 미약한 전위 신호인 뇌파신호(electroencephalogram, EEG)를 뇌 표면에서 측정하여 이용하는 BCI를 구현하는 연구가 많이 진행되고 있다[2,3,4]. EEG 신호를 이용한 BCI 연구에서도 event related potential(ERP)의 요소들 중 P300을 이용하거나,  $\mu$ 와  $\beta$ 파를 이용하는 연구 또는 slow cortical potential(SCP) 등에서 얻은 특징들을 이용하는 방법들이 소개되고 있다[2,5,6]. 한편, 사람이 특정 부위의 근육 움직임을 발생시켰을 때  $\mu$ 파 영역에서 뇌의 활동에 따라 뇌파의 비동기 현상으로 주파수는 증가하는 대신 뇌파의 진폭이 상대적으로 줄어드는 event related desynchronization(ERD) 현상이 나타난다. 이러한 현상이 손이나 발의 움직임을 상상 하는 것만으

로도 동일한 뇌파 현상이 나타나는 것을 이용한 연구도 많이 이루어지고 있다[7].

뇌파 인식기의 구성방법으로는 피험자들에게 특정한 정신 상태를 상상하게 하고 두뇌의 서로 다른 작용을 EEG 센서에서 계측되는 신호의 특징을 이용하는 pattern recognition approach와 operant conditioning approach 방법이 소개되고 있다. Pattern recognition approach 방법은 컴퓨터만의 훈련을 통한 인식기 구성방법으로 헬싱키의 ABI 연구팀과 오스트리아의 Graz 연구팀 등이 이용하고 있다[3,4]. Operant conditioning approach 방법은 피험자만의 훈련을 통한 인식기 구성방법으로 미국의 Wadsworth center 등에서 이용하고 있다[2]. 이와 같은 인식기들은 피험자나 컴퓨터만의 훈련을 통한 인식기들로 효율적인 인식기 구성에 어려운 점이 있다. 이에 보다 나은 인식 성능을 얻기 위해 본 논문에서는 bio-feedback을 이용하여 pattern recognition approach와 operant conditioning approach 방법을 융합한 hybrid approach 방법을 사용하였다.

현재까지 2-3가지 정신 상태에 대한 인식 시스템은 많은 연구팀에 의해 개발이 되어 있으며 50-70%의 인식률을 나타내고 있다[1-4]. 그러나 이러한 인식률 또한 원하는 한 방향에 대하여 측정시마다 혹은 몇 번의 측정을 통합하여 하나의 결과를 나타내는 등의 방법이 있어 연구팀 별로 통일된 기준의 인식률을 나타내지 못하고 있다.

본 연구에서는 EEG 신호를 이용하여 상, 하, 좌, 우 4 방향으로 커서 이동 방향을 제어할 수 있는 time-multiplexing 기법을 이용한 BCI 시스템을 개발하였다. 대뇌 피질의 기능에 대한 신경생리학적 및 심리학적 이해 및 뇌파 발생과의 관련성에 대한 이해를 바탕으로 Fp1, Fp2, Cz, C3, C4, T4 등의 여러 전극 위치를 활용하였다. 여러 전극으로부터 측정된 뇌파에 대해서  $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  등 다양한 주파수 대역별 분석을 통해 뇌파 신호의 특징을 분리해 냈다. 분리한 신호의 특징 정보를 이용하여

<sup>†</sup> 본 논문은 KNVRT의 연구비 지원에 의해 수행되었음

bio-feedback을 통한 컴퓨터와 피험자의 상호훈련을 수행하는 하이브리드 인식을 구현하였다.

다음 2장에서 BCI를 위한 EEG 신호 측정 및 전처리 과정을 설명하고, support vector machine과 time multiplexing 기법을 이용한 인식기 구성에 대해 설명한다. 3장에서는 구현한 시스템을 이용한 실험 결과를 기술하고, 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. BCI 시스템

### 2.1 EEG 신호 측정

일반적인 뇌파 측정에는 32 채널 또는 64 채널 이상의 센서를 두피에 붙이고, 특정 자극에 따른 두뇌작용을 관찰한다. 다음 그림 1은 10-20 시스템 상 전극 배치도 및 운동 영역 피질도를 나타낸 것이다.

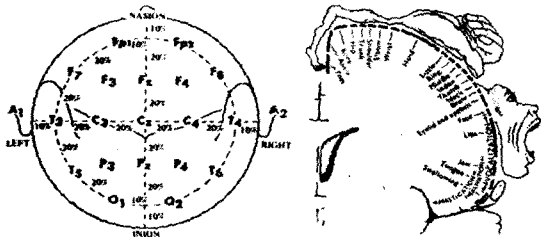


그림 1 10-20 시스템 상 전극 배치도 및 운동 영역 피질도

뇌파는 그림 1의 운동 영역 피질도에서와 같이 신체 특정 부위의 표상에 있어서 그 신체 부위의 이용도와 밀접한 상응 관계를 가진다. 또한 사람이 몸의 일부분을 움직일 때와 움직임을 상상할 때 뇌파의 발생 위치와 특성이 유사하다는 특징을 가지고 있다. 인간은 도구를 조작하거나 말을 하기 위하여 손과 혀를 빈번히 세밀하게 사용한다. 이런 운동을 표상하는 운동피질은 섬세하고 미묘한 통제를 제고하기 위하여 훨씬 팽대되어 있다. 이를 바탕으로 mental task로 혀, 발, 좌, 우 손의 움직임을 상상할 때의 각각의 뇌파 특성을 얻기 위하여 전극은 그림 1에서와 같이 각각 T4, Cz, C3, C4의 위치에 부착을 하였고 또한 인간의 고등한 정신기능과 관련이 깊고 주의적 동작을 질서 있게 전개하는 능동적 사고와 관련한 정신활동이 이루어지는 전두엽의 위치 Fp1, Fp2에 전극을 부착하였다. 소형 저가의 BCI 시스템 구현을 위해서는 사용되는 전극의 수를 최소화해야 하며, 4개의 전극만으로도 기본적인 BCI 시스템을 구현할 수 있다고 알려져 있다(2).

이 논문에서는 피험자에 따라 mental task에 따른 뇌파의 측정을 위해 Fp1, Fp2, C3, C4나 Fp1, Fp2, Cz, T4의 위치에 4개의 전극을 사용하였으며 실험 공

간은 암실이나 특수한 방음 처리가 된 제약된 환경에서 실험을 하지 않고 그림 2와 같이 피험자와 실험을 모니터링하는 사람 사이에 간단한 칸막이 정도만을 설치하여 일반 연구실 환경에서 수행하였다.

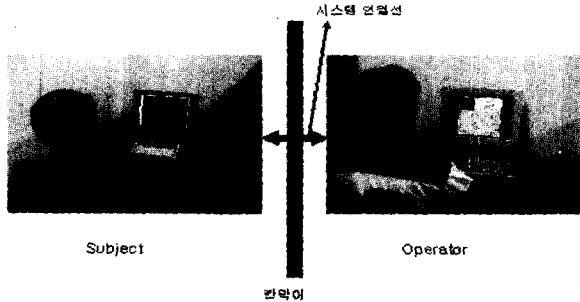


그림 2 뇌파 측정 환경

뇌파의 신호가 매우 미약하여 주위 상황의 변화에 민감하게 반응하므로 움직임에 의해 발생하는 EMG 신호를 최소화하기 위하여 operator에 의해 컴퓨터를 조작하여 피험자는 상상만을 하게 하였다. 한편, 측정 시간 조절을 통하여 눈 깜박임에 의한 EOG 신호와 같은 잡음 신호를 최소화하는 등 안정된 상황에서 측정을 실시하였다(8).

측정 시간은 1회 테스트마다 그림 3에서와 같이 전, 후 6초 간의 mental task 사이에 2초 간의 준비 시간을 두고 측정을 하였다. 아울러 컴퓨터와 피험자의 상호 훈련을 통하여 mental task 시의 측정 시간을 줄여 나가는 실험을 반복적으로 수행 하였다. 연속적인 반복 실험을 위해서는 피험자에게 실험에 대한 명령을 주는 방법 또한 실험의 결과에 큰 영향을 주는 요소로 작용한다.

본 연구에서는 시각 자극을 이용한 다양한 명령 제시 방법에 대한 실험을 통해 피험자의 상상에 의해 발생되는 뇌파에 미치는 영향이 최소가 되는 명령 자극 종류와 제시 방법을 결정하였다. 한편, 연속적인 실험에서 피험자가 피곤함을 느끼게 되면 원하는 뇌파를 얻기가 어려워지기 때문에 피험자가 편안하게 느낄 수 있는 그림 4와 같은 자극 제시 방법을 최종적으로 적용하였다.

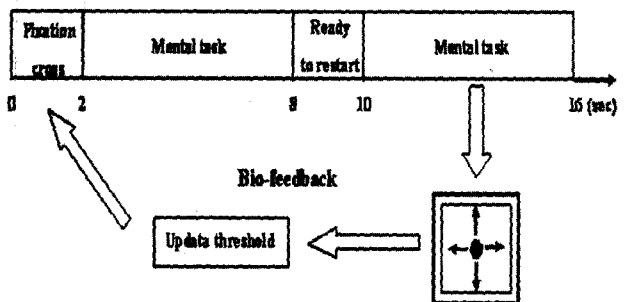
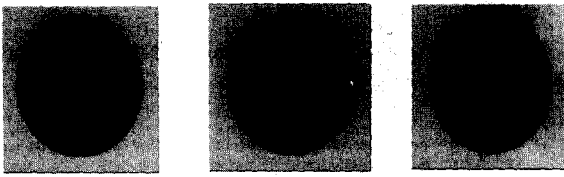


그림 3 1회 테스트간의 측정 시간



(a)준비 자극 (b)집중 자극 (c)비집중 자극

그림 4 뇌파 측정시 자극

매회 측정 시 실험 시작 2초 동안은 mental task를 시작하기 위한 준비 시간임을 알리기 위해 그림 4의 (a)와 같은 준비 자극을 제시하였고, 연속된 두 번의 mental task 사이의 준비 시간에도 동일한 자극을 제시하였다. 한편, 6초 간의 mental task 시간 동안에는 피험자에게 집중 상태를 요구할 때에는 그림 4 (b)와 같은 집중 자극을 제시하고, 비집중 상태를 명령할 때에는 그림 4의 (c)와 같은 비집중 자극을 제시 하였다.

## 2.2 전처리

측정된 신호에는 EEG 고유 신호 외에도 여러 가지의 잡음이 첨가되어 데이터의 손실을 가진 신호이다. 이러한 잡음들을 제거하는 방법으로 1-30 Hz 통과대역을 갖는 대역통과 필터 이외에도 혼합된 신호들에 대해 사전 정보없이 원래의 신호원들을 찾을 수 있는 방법으로 상호 정보량을 최소화하거나, 엔트로피를 최대화하는 과정을 통해 미지 신호원들을 분리해 낼 수 있어, 음성신호 처리, 영상신호처리 및 뇌파신호처리 등에 효과적으로 사용되고 있는 독립성분분석 알고리즘(independent component analysis, ICA)을 이용하여 잡음 신호들 중 뇌파에 해당하는 신호를 추출하여 보았다(9). 그러나 ICA를 수행한 후 뇌파신호는 측정 채널수의 부족으로 뇌파로 간주할 수 있는 저주파이며, 고주파 특성을 갖는 신호를 분류해낼 수 없었다. 그래서 대역 통과 필터를 통과한 신호를 hanning window를 만들어 깎스현상을 막아주고 맥동의 문제점을 억제하여 FFT를 통한 각 주파수 영역에서의 값의 크기를 구하여 특징 벡터를 구성 하였다.

## 2.3 인식기 구성

사람은 집중할 때와 집중을 하지 않을 때 뇌파의 주파수 파워 값의 특성 차이를 보인다는 뇌파에 대한 이해를 토대로 집중, 비집중에 대한 반복 측정을 하였다. 파워 값의 뚜렷한 차이를 보이는 주파수 대역을 찾고 이 주파수 대역에서의 파워 값을 이용하여 2클래스 분류의 인식률을 최대화하고 이 2클래스 인식 문제를 연속적으로 적용하는 time multiplexing 기법을 이용하여 4방향 제어를 위한 4클래스 인식기를 구현하였다.

실험 초기에는 off-line으로 데이터를 얻어 특정 주파

수 영역대에서의 특성을 구하여 인식기를 구성하고, 집중, 비집중에 대한 패턴 인식 성능 향상을 위해 반복 실험을 통해 얻어지는 새로운 데이터의 특성을 실시간으로 반영하는 on-line 형태의 인식기를 구현 하였다.

Off-line 인식기 구현에는 support vector machine(SVM)을 이용하였다. SVM은 입력 공간의 비선형적인 높은 차수를 feature space에서 선형적으로 투영한 후, 분리 경계면과 가장 분리 경계면에 인접한 점(support vector)과의 거리를 최대화하여 각 feature 사이의 최적의 경계를 제시하여 준다(10).

실험 초기의 off-line 인식기 구현을 위해서, 실험을 통해 여러 위치의 전극에서 측정된 뇌파 신호에 대해 전처리를 거치고, 전처리된 신호에서 여러 주파수 대역에서의 평균 파워 값을 SVM의 입력으로 이용하여 집중, 비집중 2 클래스로 분류하는 인식기를 구현하였다. 하지만, 초기에 SVM을 이용하여 구한 두 클래스의 최적 경계면은 다양한 실험 환경의 변화에 따른 뇌파 신호의 특성 변화에 따라, 두 클래스의 인식률이 낮아지는 결과를 보였다. 따라서 본 연구에서는 실험 초기에 구성된 인식기가 실시간 환경에 우수한 성능을 가질 수 있도록 하기 위해, 반복된 실험 측정 시 피험자의 측정 환경 변화에 따라 발생하는 뇌파 신호의 변이 특성이 실시간으로 인식기에 반영되도록 SVM으로 구한 초기 경계면 정보를 식(1)를 이용하여 보정하였다. 이러한 보정을 통해 실시간 환경에 적응적인 on-line 인식기를 구현할 수 있었다. 식(1)에서와 같이 집중, 비집중 상태를 분류하는 경계면 정보 T는 이전의 집중, 비집중 시 평균 파워 값과 현재 측정된 데이터의 평균 파워 값의 차이에 대한 일정 비율을 반영하여 보정하게 된다.

$$T(t+1) = \frac{M_{con}(t+1) + M_{not\_con}(t+1)}{2} \quad (1)$$

$$M_{con}(t+1) = M_{con}(t) + \eta \times \Delta\theta_{con} \quad (\eta = \frac{1}{40})$$

$$M_{not\_con}(t+1) = M_{not\_con}(t) + \eta \times \Delta\theta_{not\_con}$$

$$\Delta\theta_{con} = M_{con}(t) - M_{con}(t+1)$$

$$\Delta\theta_{not\_con} = M_{not\_con}(t) - M_{not\_con}(t+1)$$

식(1)에서 T는 경계면 값을 나타내고, Mcon, Mnot\_con은 집중, 비집중시 특정 주파수 영역의 평균 파워 값이다.

한편 많은 뇌파 연구들에서 강조하고 있는 bio-feedback을 통한 피험자의 훈련도 동시에 수행하게 하였다. 피험자가 특정 방향과 관련된 상상을 했을 때 인식기에 의해 측정된 뇌파의 특성 분석 결과 상상한 방향과 관련

된 것인지 아니면 다른 특성의 뇌파가 나온 것인지를 알려준다. 이를 통해 피험자는 다음 실험에서 bio-feedback 효과로 향상된 뇌파 특성을 나타내기 위해 피험자의 뇌가 스스로 훈련을 하게 되고 원하는 뇌파 특성에 점점 근접하도록 반복 훈련을 하였다.

### 3. 컴퓨터 모의실험

집중, 비집중시 뇌파의 특성에 뚜렷한 차이를 나타내는 전극의 위치 및 주파수 영역을 찾기 위해 Fp1, Fp2, C3, C4, Cz, T4의 위치에 전극을 두고 반복 실험을 하였다. 그리고 mental task로는 집중시에는 혀, 발, 좌, 우 손의 움직임을 상상하게 하였고 비집중시는 아무 상상을 하지 않거나 공포를 상상하게 하여 반복 실험을 하였다. 반복 실험 결과의 분석을 통해 각 피험자 별로 최대의 신호 분리 특성을 갖는 전극의 위치, 상상의 종류를 결정 하였다. 혀, 발, 좌, 우 손의 움직임에 대한 자극을 제시하여 반복 실험한 결과 피험자 A, C의 경우는 오른손의 움직임 상상시, 피험자 B의 경우는 발의 움직임을 상상할 때 특정 주파수 대역에서의 파워 값이 비집중시 파워 값과 뚜렷한 차이를 보였다. 이런 특징을 바탕으로 피험자 A, C의 경우 오른손의 움직임, B의 경우 발의 움직임을 상상하게 하였고 비집중시는 아무 상상을 하지 않도록 하고 뇌파를 측정 하였다. 측정된 뇌파의 원 신호 중 순수 EEG 신호를 얻기 위하여 ICA를 사용 하였다. 그림 5는 C3, C4, Fp1, Fp2에서 측정된 EEG 신호의 한 예를 보이고 있다. 그림에서 보는바와 같이 4개의 신호가 모두 유사해 보이며, 눈의 움직임과 같은 잡음 성분이 포함되어 있음을 알 수 있다.

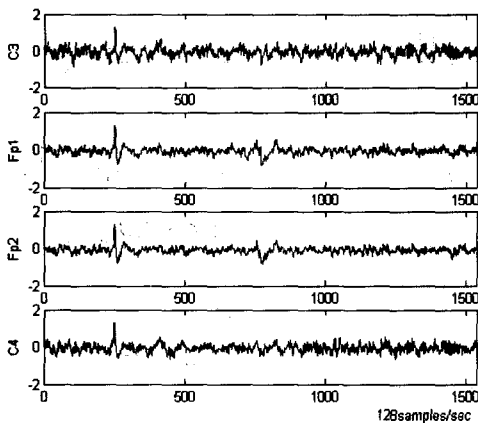


그림 5 채널별 뇌파신호

잡음 성분으로부터 뇌파 신호를 추출하기 위해 ICA를 사용한 후 얻은 4개의 신호는 다음 그림 6에 나타나 있다. ICA를 통해 분리된 4개의 신호들은 순수 뇌파 이외에 심박동, 호흡, 미세한 근육의 움직임, 장비자체의

신호 간섭 등의 잡음 영향으로, time domain에서 저주파이며, 고주파 신호의 특성을 나타내는 순수 뇌파의 분리가 잘 이루어지지 않았다.

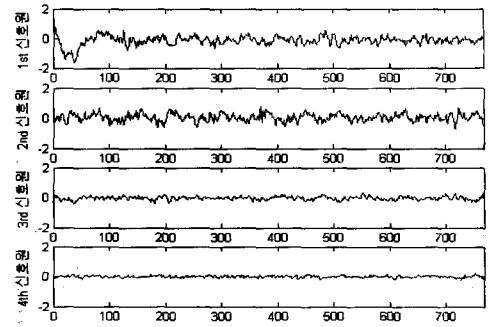
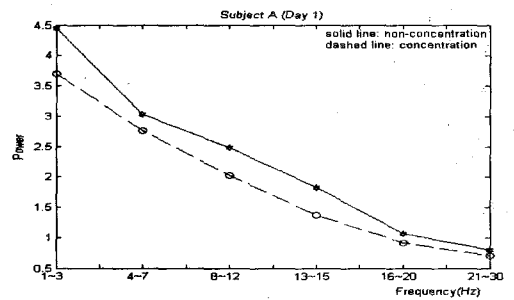
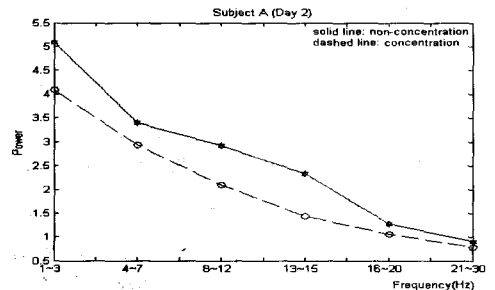


그림 6 ICA를 수행한 후 뇌파신호

이에 전처리 방법으로 ICA를 이용한 순수 뇌파신호의 구별이 용이하지 않아 또 다른 방법으로 뇌파신호의 특징을 추출하기 위하여 각 전극 위치별 6초간 128Hz로 표본화된 신호를 128 point FFT를 이용하여 각 주파수 대역에서의 에너지 값으로 특징 벡터를 구성하였다. 반복 실험을 통해 원신호의 주파수 영역별 파워 값이 전극의 위치는 Fp1의 위치에서 집중, 비집중에 대해 가장 뚜렷한 차이를 보였고 반복 측정시마다 일정한 값을 나타내었다. 주파수 영역은 그림 7에서와 같이 사람에 따라 SMR 영역(13-15Hz)에서 가장 뚜렷하고 안정된 차이 특성을 보이는 피험자가 있는 반면, 그림 8에서와 같이  $\theta$ 영역(4-7Hz)에서 차이 특성이 나타나는 피험자도 있었다.

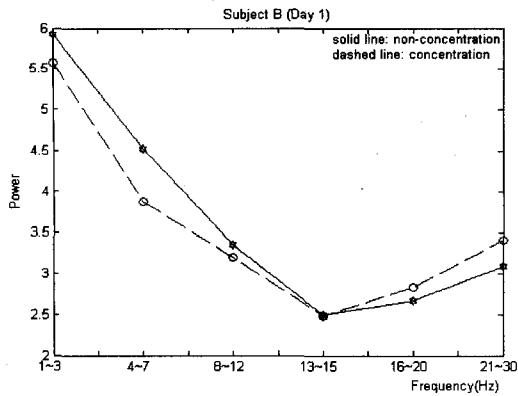


(a) 초기 실험 후 주파수 영역별 파워 값

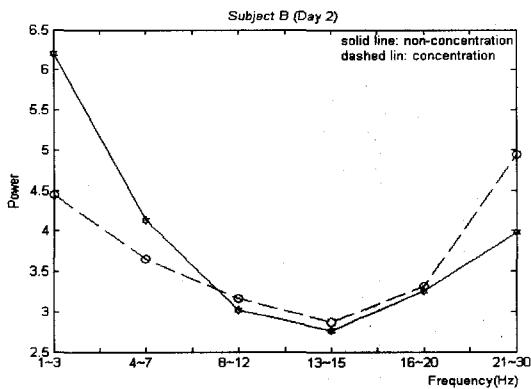


(b) 반복 실험 후 주파수 영역별 파워 값

그림 7 피험자 A의 집중, 비집중시 Fp1 채널에서의 주파수 영역별 파워 값



(a) 초기 실험 후 주파수 영역별 파워 값



(b) 반복 실험 후 주파수 영역별 파워 값

그림 8 피험자 B의 집중, 비집중시 Fp1 채널에서의 주파수 영역별 파워 값

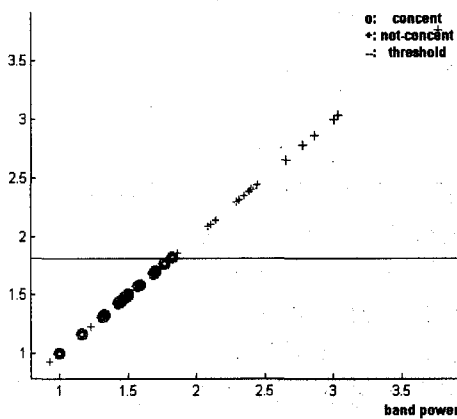


그림 9 SVM을 이용한 집중, 비집중 두 클래스의 분리

이와 같은 주파수 영역 분석을 통해 피험자의 정신 상태에 따른 특징을 나타내는 주파수 구간을 찾아내었다. 피험자에 따른 측정 전극의 위치와 주파수 대역을 찾은 후 그림 9에서와 같이 집중, 비집중시의 파워 값을 SVM을 이용하여 오인식되는 데이터를 고려한 두 클래스 경계면의 임계 값을 정하여 2 클래스에 대한 인식기를 구성 하였다.

간 집중 또비집중을 반복하도록 하는 것을 1 trial로 하는 실험을 반복하였다. 한편, 상, 하, 좌, 우 4방향에 대해 (집중, 집중), (집중, 비집중), (비집중, 집중), (비집중, 비집중) 등 4 가지 상상의 조합을 각각 할당하고, time-multiplexing 기법을 통하여 4방향 인식기를 구성한 후 반복적인 훈련을 수행하였다.

피험자에 대한 4방향 인식 결과는 표 1-4와 같고, 그림 10은 전, 후반 정신 상태의 뇌파 측정 시간을 단축시켜 가면서 측정된 4방향에 대한 인식률을 나타낸다. 표 1, 2는 두 클래스를 분리하는 경계면의 임계 값을 40trial을 테스트 한 후 off-line으로 보정해 주는 방식으로 인식기를 구현한 경우의 실험 결과이다. 표 2의 결과는 표 1의 실험 후 몇 일간의 훈련을 반복 수행한 후의 결과이다. 그리고 표 3,4는 매 trial마다 식(1)을 이용하여 임계 값을 보정하는 방식으로 구현된 인식기의 실험 결과이다. 표 4의 결과는 표 3의 실험 후 몇 일간의 훈련을 반복 수행한 후의 결과이다. 두 경우 모두 반복 수행을 통해 인식률의 향상이 나타나는 것으로 분석된다. 표 3, 4를 표 1, 2와 대조 분석해 보면 지속적인 반복 훈련과정에서 매 측정 시 뇌파의 특성을 인식기에 반영해 주는 방법이 대체적으로 인식률이 높게 나타났다. 이러한 결과는 인식 결과에 대한 bio-feedback에 의한 피험자의 훈련 뿐만 아니라, 인식기도 실시간으로 인식률 향상을 위한 적응적 훈련을 하게 되었기 때문으로 분석된다. 또한 bio-feedback에 의한 피험자와 컴퓨터 상호간의 반복 훈련의 효과는 그림 10에서도 볼수 있다. Training day 1-3은 전, 후반 정신 상태를 6초간 측정된 인식률이고 4-7은 정신 상태 측정시간을 4초간으로 단축시킨 후 훈련을 통한 인식률을 나타내었다. 측정 시간의 단축 이후에 반복적인 훈련을 수행할수록 전 반적인 인식률 향상이 나타남을 알 수 있다. 이와 같은 인식률 향상을 통해 반복 훈련의 효과에 의한 분석이 가능하였다.

한편, 표 1-4의 결과에서와 같이 피험자에 따라 인식률에 상당한 차이를 보이고 있는데 이는 뇌파 특성이 분명한 사람과 그렇지 않은 사람이 있기 때문인 것으로 분석된다. 실험을 통해 피험자에 따라 뇌파의 특성뿐만 아니라, 반복 실험을 통한 훈련에 있어도 짧은 시간에 훈련 효과를 보이는 피험자가 있는 반면, 장시간의 훈련에도 훈련 효과가 미비한 피험자도 있는 것으로 분석되었다. 이는 뇌파를 이용한 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템을 구현하는데 있어 각 피험자의 특성에 대한 정확한 분석과 고려가 무엇보다 중요한 요소로 작용한다는 것을 보이는 것이다.

표 1 피험자별 4 방향 인식 결과(초기 실험 데이터)

Subject	Confusion matrix(%)				
		Up	Down	Left	Right
A(60%)	Up	100	0	0	0
	Down	30	70	0	0
	Left	50	0	50	0
	Right	30	30	20	20
B(42.5%)	Up	70	0	30	0
	Down	60	30	10	0
	Left	50	0	50	0
	Right	40	30	10	20
C(32.5%)	Up	30	20	20	30
	Down	20	20	10	50
	Left	20	20	0	60
	Right	0	20	0	80

표 2 피험자별 4 방향 인식 결과(반복 훈련 후 실험 데이터)

Subject	Confusion matrix(%)				
		Up	Down	Left	Right
A(87.5%)	Up	90	0	10	0
	Down	10	90	0	0
	Left	0	0	90	0
	Right	0	20	0	80
B(47.5%)	Up	70	10	20	0
	Down	50	50	0	0
	Left	50	0	50	0
	Right	20	50	10	20
C(40%)	Up	40	30	30	0
	Down	20	30	40	10
	Left	10	20	30	40
	Right	10	20	10	60

표 3 피험자별 4 방향 인식 결과(초기 실험 데이터-매 trial 마다 threshold update)

Subject	Confusion matrix(%)				
		Up	Down	Left	Right
A(67.5%)	Up	100	0	0	0
	Down	30	70	0	0
	Left	30	0	70	0
	Right	20	30	20	30
B(47.5%)	Up	70	0	30	0
	Down	40	50	10	0
	Left	40	10	50	0
	Right	30	40	10	20
C(35%)	Up	70	20	10	0
	Down	60	20	20	0
	Left	40	20	40	0
	Right	40	0	50	10

표 4 피험자별 4 방향 인식 결과(반복 훈련 후 실험 데이터-매 trial 마다 threshold update)

Subject	Confusion matrix(%)				
		Up	Down	Left	Right
A(85%)	Up	80	0	20	0
	Down	10	90	0	0
	Left	10	0	90	0
	Right	0	20	0	80
B(55%)	Up	60	20	20	0
	Down	10	80	0	10
	Left	50	0	50	0
	Right	10	40	20	30
C(42.5%)	Up	70	20	10	0
	Down	50	30	20	0
	Left	20	20	50	10
	Right	40	0	40	20

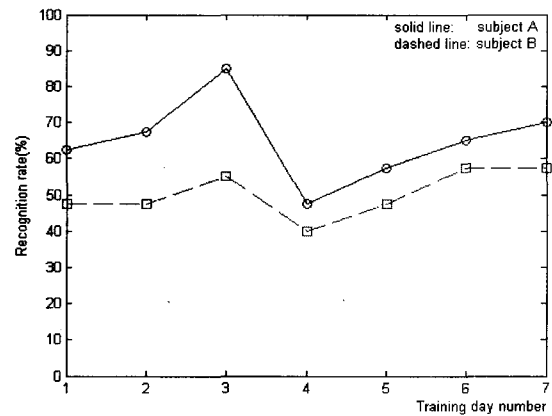


그림 10 측정 시간 변화에 따른 4 방향 인식률

#### 4. 결론

본 논문에서는 대뇌의 신경생리학적 기능과 뇌파와의 상호연관성에 대한 이해를 바탕으로 뇌파를 이용한 4 방향 인식이 가능한 BCI 시스템을 구현하였다. 뇌파신호의 종류 및 EEG 신호는 mental task에 따라 각기 뇌의 다른 위치에서 발현을 하고 동일한 mental task에 대해서도 주변 환경이나 피험자의 정신 상태 및 신체 상태 등에 의해 많은 변동을 나타낸다. 정확한 EEG 신호의 특징을 얻기 위해서는 전극의 위치선택 및 신호 측정 시 환경이 매우 중요함을 알 수 있다.

정확한 뇌파의 특징을 찾기 위해 여러 곳의 전극의 위치(Cz, C3, C4, T4, Fp1, Fp2 등)에서 손, 발, 혀의 움직임 상상 및 편안한 상태등의 여러 가지 mental task에 대한 EEG 신호를 측정 하였다. 측정된 뇌파는 전 처리를 하고 특정 주파수 대역에서의 파워 값을 집중, 비집중에 대한 분류기준으로 삼고 이를 time mul-

tiplexing 기법을 이용하여 인식기를 구성 하였다. 이렇게 구성된 인식기를 사용하여 실시간 측정 시 피험자의 상황에 의해 발생할 수 있는 데이터의 변이에 의한 오차를 줄이기 위해 recognition threshold를 측정시마다 보정하였고 bio-feedback을 이용하여 피험자의 훈련도 수행하였다. 반복적인 인식기 및 피험자의 학습을 통하여 최고 87.5%라는 4 방향 인식률을 얻을 수 있었다.

향후, 상당기간의 컴퓨터, 피험자의 훈련을 통한 좀 더 정확도가 높은 패턴 인식기 구성 및 실시간 적응 시스템을 위한 인식기의 실시간 학습 기능에 대한 연구가 필요하다. 또한 보다 다양한 뇌파 특성 분석 및 mental task 와 뇌파 특성과의 관계에 대한 연구가 더욱 더 필요하다.

### 참고문헌

[1] J. R. Wolpaw, N. Birbaume and D. J. McFarland, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 13, pp. 767~791, 2002.

[2] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland and T. M. Vaughan, "Brain-computer interface research at the Wadsworth Center," *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 224~226, 2000.

[3] Janne Lehtonen, "EEG-based brain computer interfaces," preprinted.

[4] G. Pfurtscheller, et al, "Current trends in Graz brain-computer interface(BCI) research," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 216~219, 2000.

[5] M. Middendorf, G. McMillan, G. Callhoun and K. S. Jones, "Brain-computer interfaces based on the steady-state visual evoked response," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 211~214, 2000.

[6] M. Polak and A. Kostov, "Feature extraction in development of brain-computer interface: a case study," *The 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 20, no. 4, pp. 2508~2061, 1998.

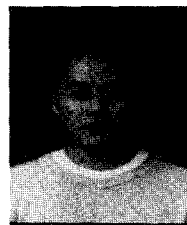
[7] J. A. Pineda, B. Z. Allison and A. Vankov, "The effects of self movement, observation, and imagination on  $\mu$  rhythms readiness potentials(RP's): toward a brain-computer interface(BCI)," *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 219~222, 2000.

[8] 김대식, 최장욱, "뇌파 검사학," *고려의학*, 2001

[9] A. Hyvarinen and E. Oja, "Independent component analysis," *Neural Networks*, vol. 13, pp. 411~430, 2000.

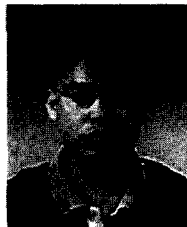
[10] Simon Haykin, "Neural Networks," Prentice Hall, 1999.

#### 배 일 한



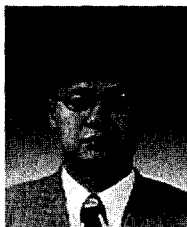
2001 경북대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)  
 현재 경북대학교 전자공학과 석사과정  
 관심분야: Brain computer interface system, 신경망, 패턴인식  
 E-mail : ihdream@lge.com

#### 반 상 우



1992 경북대학교 전자계산학과 졸업(이학사)  
 1995 경북대학교 대학원 전자계산학과 졸업(이학석사)  
 1995. 3~2001. 2 경북대학교 센서기술연구소 연구원  
 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정  
 관심분야: Biologically inspired vision system, 신경망, Brain computer interface system  
 E-mail : swban@abr.knu.ac.kr

#### 이 민 호



1988 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)  
 1995 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사, 박사)  
 1995. 9~1998. 2. 한국해양대학교 전기공학과(전임강사, 조교수)  
 1998 3~현재 경북대학교 전자전기공학부/센서기술연구소(조교수)  
 관심분야: 신경망, 지능정보처리시스템, Brain computer interface system, Biologically inspired intelligent system  
 E-mail : mholee@knu.ac.kr