

# EEG 분석과 분류시스템

## EEG Analysis and Classification System

정 대 영\*, 김 민 수\*\*, 서 희 돈\*\*\*

Dae-Young jung\*, Min-Soo Kim\*\*, Hee-Don Seo\*\*\*

### 요 약

최근 웨이블릿 변환은 많은 분야에서 다양하게 적용된다. 본 논문에서 tasks 뇌파의 중요한 몇가지 특성과 검출을 위한 다비치 웨이블릿은 뇌파분석에 필요하다. 우리가 제안한 시스템은 다른 방법보다는 특성과 검출에 높은 성능을 가졌다. 본 연구의 뉴럴시스템의 구조는 하나의 은닉층과 3계층 피드포워드층은 오류 BP 학습알고리즘을 적용하였다. 4명의 피험자에게 알고리즘을 적용하여 92%분류율을 보였다.

제안된 시스템은 웨이블릿과 신경망으로 tasks 뇌파의 보다 정확하게 분석함을 보였다. 모의실험결과 tasks 뇌파는 의사의 노동력을 줄일수 있고 정량적 해석이 가능함을 보였다.

### ABSTRACT

Recently, wavelet transform have been applied to various kinds of problems in many fields. In this paper, we propose method of Daubechies wavelet to detect several kinds of important characteristic waves in tasks EEG that are needed to diagnose EEG. We show that our system could be attained higher performance in detecting characteristic waves than the other methods. In this system, the architecture of the neural network is a three layered feed-forward networks with one hidden layer which implements the error back propagation learning algorithm. Applying the algorithms to 4 subjects show 92% classification rates.

The proposed system shows a little more accurate diagnosis for task EEG by Wavelet and neural network. From the simulation results by the implemented system, we demonstrated this research can be reduce doctor's labors and quantitative diagnosis of task EEG.

**Key Words** : tasks EEG, Daubechies wavelet, tasks, neural network

### I. 서 론

1924년 오스트리아의 Hans Berger에 의해서 측정된 이래 뇌파신호는 뇌의 활동 및 간질상태 등의 뇌기능 장애의 진단에 필수적이다[1]. 일반적으로 뇌파 신호는 주파수에 따른 대역별 특성과 시간영역에서의 특성, 그리고 뇌기능과 관련된 공간적 특성을 함께 가지고 있다. 뇌파 신호에서 임상적으로 사용되는 유효한 주파수 성분은 대개 100Hz미만이다. 측정된 뇌파 신호는 주파수 대역에 따라 델타(delta)파, 세타(theta)파, 알파(alpha)파, 베타(beta)파와 감마(gamma)파로 나누어지며 각 대역에서의 뇌파 스펙트럼은 뇌 기능에 따라 공간적으로 특정한 패턴과 크기를 갖게 된다[2]. 뇌의 특성과 기능을 파악하는

방법들로는 뇌 전위를 측정하는 EEG(electroencephalogram), fMRI, MEG (magnetoencephalography)와 방사선 동위원소를 이용하는 PET(positronemission tomography) 방법 등이 이용된다. 뇌파를 이용한 측정법은 간단하게 사용할 수 있는 장점을 가지고 있으며, fMRI나 PET장치는 뇌의 인지과정을 시간적으로 충분히 따라갈 정도가 되지 않기 때문에 temporal resolution에서는 뇌파가 우수하고, 손쉽게 적용할 수 있어서 현재 간질특성 해석[3-5]과 인지과정 등에 널리 사용되고 있다.

뇌파는 간질특성 해석과 인간의 정보처리 활동에 대한 정보를 내포하여, 인간의 의사를 컴퓨터가 인지하도록 하는 BCI (Brain Computer Interface) 연구에 응용되고 있다[6-9]. 특히 의사를 표현하는 동작과 관련된 뇌파의 특성 등이 실험을 통해서 밝혀지고 있는데, 어떤 동작을 실행하려고 의도하거나 상상하는 것만으로도 특정 성분에 변화가 생기게 된다. 따라서 본 실험에서 인간의 인지와

\*대구기능대학 메카트로닉스과 \*\*포항공대 \*\*\*영남대학교 전자정보공학부

접수 일자 : 2004. 7. 27 수정 완료 : 2004. 10. 27

논문 번호 : 2004-2-5

정에서 일어나는 정신작용을 뇌파를 이용하여 해석해 보려고 한다.

본 연구에서는 웨이블릿 변환을 통한 신호의 주파수 해석에서는 기존의 웨이블릿 중에서 시간 영역과 주파수 영역에서의 특성이 우수한 것으로 알려진 Daubechies 웨이블릿 변환(wavelet transform)[10]을 이용하였으며, Daubechies family 중 db5와 db6을 사용하였다. 뇌파는 8 단계의 주파수 대역신호 즉, 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 저역통과필터를 통과한 수면단계의 뇌파신호(A1~A8)와 고역통과필터를 통과한 신호(D1~D8)로 각각 분할하여 처리하였다. 여기서 A1~A8은 저주파성분으로써 원신호의 파형을 나타내며 D1~D8은 고주파성분으로써 고주파 대역에서 신호의 특성과 에너지를 나타낸다. 뇌파의 분류를 위해서는 뇌파에 대한 특정 패턴정보와 순방향 다층 신경망을 통해 인지적 정신상태를 분류하는 알고리즘을 개발하였다. 그리고 인지적 정신상태를 분석하는 실험을 통해서 BCI 연구에 응용하고자 한다.

## II. 뇌파 특성과 측정법

뇌파는 주로 두피 전극에서 포착된 두피뇌파(scalp EEG)를 말한다. 두피상(intact scalp)에서 측정되는 뇌파의 전위변동은 약 1~60Hz의 주파수와 5~300 $\mu$ V의 전위변동을 한다. 뇌파는 어떠한 질병을 찾아내는 것이 아니라, 뇌의 기능적 변화를 나타내며, 뇌파상의 변화를 주는 요인은 개인차, 연령, 의식상태의 변화, 정신활동 및 지각 자극, 신체의 생리적 변화, 뇌 내 병적 과정 혹은 질환 상태 등을 나타낼 수 있다. 그림 1은 본 연구의 10-20전극 배치법[11]이다.

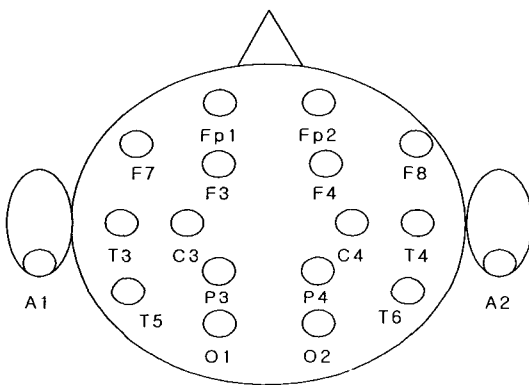


그림 1 10-20 전극배치법

Fig 1. Electrodes placement according to 10-20 system

### 2. 1 BCI 시스템

인지적 정신상태의 판별을 위한 실험장비는 모니터, 뇌파증폭장치, 뇌파획득장치, 캡전극(cap electrode) 과 오퍼레이터(operator)이다. 측정에 필요한 조건으로는 모니터

화면과 피험자와의 거리는 약 50cm정도이고, 편한 자세로 앉은 상태에서 실험한다. 피험자는 외부의 환경에 영향을 받지 않는 조건 즉 방음실 외부에 위치하도록 한다. 그림 2에는 뇌파측정 실험장면으로서 피험자는 컴퓨터 모니터에서 제시되는 문제에 자극하여 이 자극에 대해서 판단하여 키를 선택한다. 뇌파획득을 위한 시스템은 BIOPAC 사의 EEG100B 증폭기와 캡전극을 통하여 데이터를 입력으로 받는다. 그리고 실험에 필요한 오퍼레이터는 피험자의 뇌파상태를 관측할 수 있고, 또한 실험에 필요한 장치의 관리와 조정을 할 수 있다.

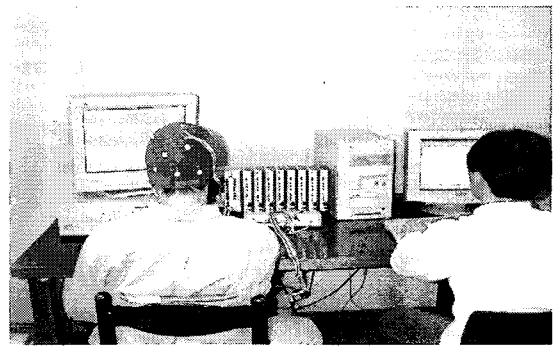


그림 2 뇌파측정 실험

Fig 2. Experiment of EEG measurement

### 2. 2 BCI 실험 방법

본 실험에서 인지적 정신상태 해석을 위한 태스크(tasks)에 대한 실험과정은 모니터 명령어가 제시되기 전 과정을 visual process이며, 다음으로 명령어가 모니터 화면을 통해서 제시되고 있을 때를 mental process이며, 다음으로 결정단계로 어떤 것을 선택하기 위한 과정을 action selection process라 한다. 마지막으로 키보드에 선택하는 과정을 거침으로 시간타이밍은 끝이 난다. 본 실험에서 실험 tasks의 내용을 시간 순서적으로 나타내면 아래 그림 3과 같다.

1. 실험준비를 위한 Preparation process 과정은 3[sec]동안이며, 조용한 음악이 나오면서 기다린다.
2. 준비기간이 지나면 피험자 모니터에 문제가 제시된다. 피험자는 10[sec]안에 제시된 문제에 대해서 키를 선택한다.
3. 문제의 선택과 제시시간이 끝나면 다른 유형의 문제를 기다리는 시간 3[sec]동안 기다린다.

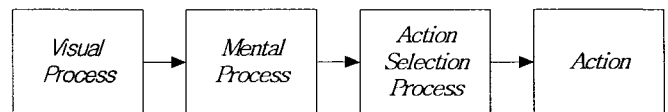


그림 3 tasks 에 의한 피실험자 정신상태

Fig 3. Mental state of the subject for tasks

인지적 정신활동에 의한 피험자의 뇌파는 16개 전극 (Fp1, Fp2, C3, C4, O1, O2, T3, T4, F3, F4, P3, P4, F7, F8, T5, T6) 을 통하여 측정했다. 본 연구에서는 피험자의 정신적 사고와 관련된 뇌파를 관측하므로 전두엽 부분의 전극에서의 뇌파를 추출한다. 뇌파 추출은 두피에 부착한 전극을 통하여 전달되는 뇌파전위는 데이터 획득 장치(data acquisition system)를 통하여 250Hz로 샘플링 되어 실험자의 컴퓨터에 나타나고, 동시에 기억장치에 저장된다. 데이터 획득장치에서는 ADC(analog to digital converter), 증폭기(amplifier), 필터링, 직렬데이터전송 등의 과정을 거쳐서 아날로그 뇌파신호를 디지털 신호로 변환하여 컴퓨터로 전송한다.

### III. 신호처리 및 EEG 분류시스템

#### 3. 1 웨이블릿 변환

웨이블릿 해석은 연속신호와 이산신호의 경우에 모두 적용될 수 있으며 다양한 분야에서 그 응용 가능성을 인정받고 있다. 웨이블릿 변환이 고전적인 푸리에 변환과 구별되는 근본적인 차이점은 단구간 푸리에 변환의 경우 모든 주파수대역에 대하여 동일한 크기의 필터 윈도우를 사용하는 반면 웨이블릿 변환은 고주파 대역에서는 폭이 좁은 윈도우를, 저주파 대역에서는 폭이 넓은 윈도우를 사용한다는 것이다. 따라서 웨이블릿 해석은 상대대역폭 불변해석이라고도 말하며, 주파수 대역의 변화폭은 항상 주파수 값에 비례한다. 푸리에 변환이 주어진 신호를 사인(sine)과 코사인(cosine) 기저함수(basic function)를 이용하여 표현하는 것과는 달리 웨이블릿 변환은 일정한 시간-주파수 정보를 가지는 기저함수로 표현한다. 그래서 푸리에 변환이 정제된 신호(stationary signal)해석에 유리한 반면에 웨이블릿 변환은 비정제 신호(non-stationary signal)해석에 이점이 있다. 웨이블릿 변환에 사용되는 기저함수로는 스케일링(scaling) 함수와 마더 웨이블릿(mother wavelet)이 있으며 마더 웨이블릿은 다음 식(1)과 같이 표현된다.

$$W_{\psi, a, \tau} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad \text{with } a, \tau \in R, \quad a \neq 0 \quad (1)$$

여기서,  $a$ 는 스케일링 파라미터(scaling parameter)이며,  $\tau$ 는 천이 파라미터(translation parameter)이며,  $\frac{1}{\sqrt{a}}$ 은 정규화 인자(normalization factor)이다.

웨이블릿 변환은 연속 웨이블릿 변환과 이산 웨이블릿 변환(DWT: discrete wavelet transform)으로 분류한다.

이산신호(discrete signal)  $s(t)$ 에 대한 연속시간 영역에서 연속 웨이블릿 변환은 다음 식(2)와 같이 주어진다.

$$W_{\psi}(f, a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \Psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (2)$$

$$= \langle s(t), \Psi_{a, \tau}(t) \rangle$$

식(8)에서 스케일 파라미터와 천이 파라미터가 각각  $a = 2^m, \tau = n \cdot 2^{-m}$   $m, n \in$  정수 로 주어질 때 이산 웨이블릿 변환은 식(3)과 같이 얻어진다.

$$DWT(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \sum_k s(k) \Psi(2^{-\frac{m}{2}} k - n) \quad (3)$$

위의 식에서 알 수 있듯이 이산 웨이블릿은 연속 웨이블릿을 샘플화하여 변형시킨 형태로 표현된다.

본 연구에서는 유한 폐구간 내에서만 0이 아닌 값을 가지는 시간영역에서 컴팩트한 지지대를 갖는 직교 웨이블릿의 일종인 Daubechies 웨이블릿 함수는 아래의 식 (4)의 두 스케일(two-scale) 관계를 정의하는 계수인  $p_k$ 에 의해 정의되는데, 이러한  $p_k$ 가 정의되면 웨이블릿 함수의 직교성 때문에 식 (5)의  $q_k$ 가 식 (6)의 관계에 의해 정의되며, 셀프 듀얼(self-dual)하게 된다.

$$\psi(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} p_k \psi(2t-k) \quad (4)$$

$$\Psi(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} q_k \Psi(2t-k) \quad (5)$$

$$q_n = (-1)^n \overline{p_{-n+1}} \quad (6)$$

일반적으로 많이 사용되는 계수는 2부터 20까지의 짝수가 많이 사용된다. 계수의 숫자가 많아질수록, 웨이블릿 함수는 더 부드럽어지며, 푸리에 영역에서 지역화 되는 특징이 좋아진다. 그러나 시간영역에서 0이 아닌 값을 가지는 범위는 더욱 넓어지게 된다. 신경망 입력으로 사용된 웨이블릿 계수는 주로 10을 사용하였다.

#### 3. 2 신경망

본 논문에서는 순방향 다층 신경망으로 BP(back propagation) 알고리즘을 이용하여 신경망의 학습을 3단계로 나누어 실시했다[12]. 1단계로 학습입력 패턴을 신경망에 입력하여 출력을 구했다. 2단계는 출력과 목표치의 차이 즉, 오차를 구했다. 3단계는 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 연결강도 및 은닉층의 연결강도를 변경시켰다.

본 연구에서  $s$ 개의 학습패턴 쌍(  $x_1, d_1$  ), (  $x_2, d_2$  ), ..., (  $x_s, d_s$  )의 수는 일정한 범위를 정하여 선정한 것과 최대치와 최소치를 정하여 실험의 결과로 얻어졌다. 그리고 연결강도  $v$ 와  $w$ 는 임의의 작은 값으로 초기화했으며, 적절한 학습률이 정해졌다. 다음의 식(7)과 (8)은 연결강도가 변경되는 형태의 식이다.

$$NET_z = XV^T, z = f(NET_z) \quad (7)$$

$$NET_y = ZW^T, y = (NET_y) \quad (8)$$

목표치  $d$ 와 최종출력  $y$ 를 비교하여 제곱오차  $E$ 를 아래 식(9)과 같이 구했다.

$$E = \frac{1}{2} (d - y)^2 \quad (9)$$

그리고 식(10)은 출력층의 오차 신호  $\delta_y$ 를 구한 것이고, 식(11)은 은닉층에서 전파되는 오차신호  $\delta_z$ 이다.

$$\delta_y = (d - y) y (1 - y) \tag{10}$$

$$\delta_z = f'(\neq T_z) \sum_{j=1}^m \delta_{y_j} w_{zj} \tag{11}$$

다음은  $k$  학습 단계에서의 은닉층과 출력층 간의 연결강도 변화량  $\Delta w^k$  및 입력층과 은닉층 간의 연결강도 변화량  $\Delta v^k$  값을 구했다.

$$\Delta w^k = \alpha \delta_{y_j} z_j, \Delta v^k = \alpha \delta_{z_j} x_j \tag{12}$$

여기서 학습패턴 쌍을 입력하여 연결강도를 변경하고, 오차 E가 특정 범위  $E_{max}$  보다 적어지면 학습을 종료했다. 신경망 최대학습 횟수는 2500번으로 두도록 하였으며, 평균자승오차는 0.001을 기준으로 설정하였다. 그림 4는 본 논문에서 사용한 신경망의 구조이다.

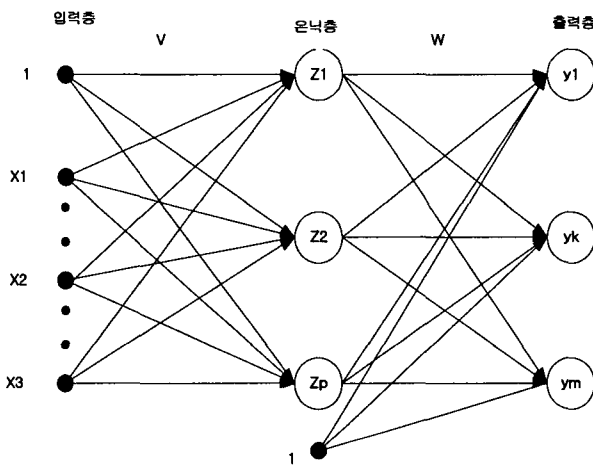


그림 4 다층 신경망 구조  
Fig 4. Structure of multi-layer neural network

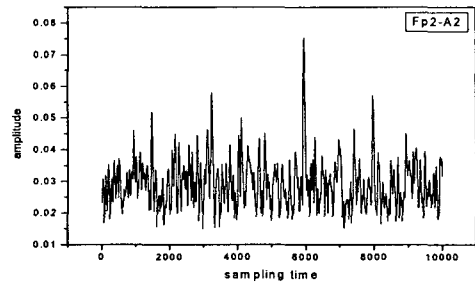
3. 3 특성과 추출

캡 전극을 통해서 획득한 뇌파 신호는 대역통과 필터를 통과시켜 각 전극에 추출된 뇌파가 알파, 베타, 세타와 감마 파형을 걸러낸다. 아래 표 1은 BPF(band pass filtering) 주파수 대역에 따른 대역폭영역이다. 그림 5는 뇌파종류와 피험자가 눈을 감고 있을 때와 눈을 뜨고 있을 때 각 주파수 대역으로 신호 처리한 결과이며, 알파, 베타, 세타와 감마파로 구분하여 필터링 한 결과이다.

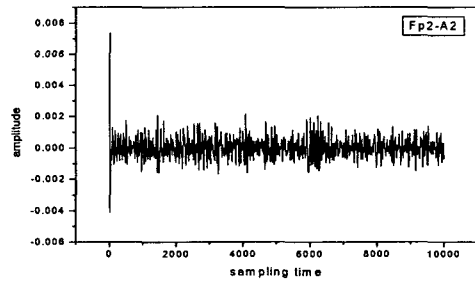
표 1. 주파수대역통과 필터

Table 1. BPF of frequency band.

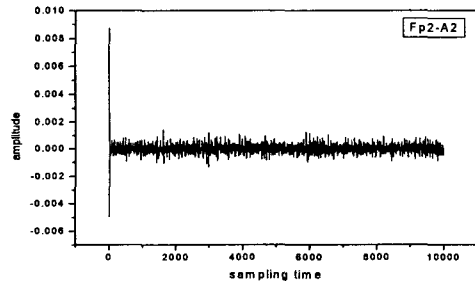
BPF	Alpha	Beta	Theta	Gamma
Hz	8~13Hz	14~30Hz	4~7Hz	31~50Hz



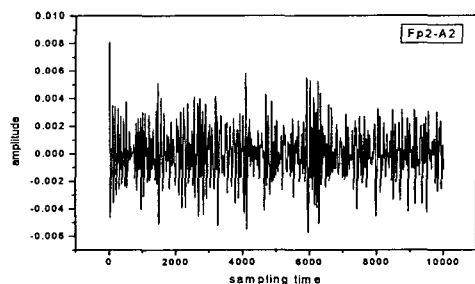
(a) Fp2 source signal



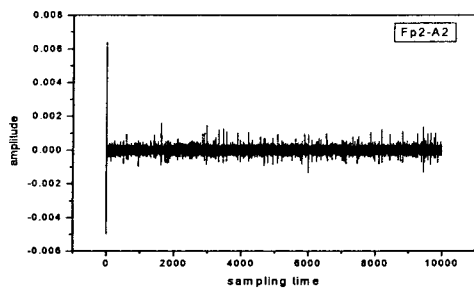
(b) Alpha band frequency



(c) Beta band frequency



(d) Theta band frequency



(e) Gamma band frequency

그림 5 눈 상태에 의한 뇌파

Fig 5. EEG by eye(open, close) states

#### IV. 실험 및 결과

##### 4. 1 BCI 실험결과

본 연구는 인지적 정신상태 판별을 위하여 4명의 피험자(대학생, 대학원생)에 대해서 3가지 태스크에 대한 실험을 하였다. 각 태스크 마다 뇌파신호 획득, 분석과 분류하는 실험을 하였다. 실험에 검출된 뇌파는 피험자 모니터에 제시되는 태스크를 보고 판단하는 문제로 키 입력 1초 전 뇌파를 검출하여 정신상태를 분류하는데 사용했다. 검출한 뇌파를 분류하기 전에 하는 작업으로는 각 태스크 상태를 웨이블릿 변환을 이용하여 분석한다. 각 피험자에게 태스크가 제시되어 반응할 때 신호를 분석하였고, 수학연산, 색 판정과 한자(고사성어)를 판단하는 순으로 나타내었다. 그림 6은 태스크 수행시 웨이블릿 분해 해석한 결과이다. 그림 7은 C3 전극에서 검출한 뇌파를 이용해서 휴식상태와 각 태스크에 대한 파형을 시간영역으로 해석한 결과이다. 그림 8은 왼손/오른손 움직임 구별하기 위해 웨이블릿 분해법을 이용해서 D5레벨의 주파수 영역해석을 통해서 왼손/오른손 움직임을 구별하였다. 그림 9는 휴식상태와 인지상태일 때 실험한 결과, 휴식상태(baseline)는 알파파가 발생하였고, 정신활동 수행 시 베타파가 발생함으로써 쉽게 구분이 가능하였다. 그림 10에서는 태스크 수행시 뇌파를 주파수 영역으로 해석한 결과이며, 인지적 과제 수행시는 베타파가 발생하였고 같은 전극에서도 각 태스크에 따라서 뇌파가 약간은 차이가 있음을 보였다. 그림 11은 본 연구의 신경망의 학습률에 대한 반복회수를 나타내고 있는데 5천번 이상 시 0.01이하의 에러를 나타냄을 알 수 있다.

본 실험에서 4명의 피험자(subjects)을 통해서 실험한 결과 표2에서 각 실험의 결과 수학연산 과제와 색을 판단문제가 분류의 정확도가 다소 높음을 확인할 수 있었다.

그림 12에는 각 태스크에 대한 분류 실험한 결과를 막대 그래프로 나타내었는데 대체적으로 92% 가깝게 분류함을 나타내었다.

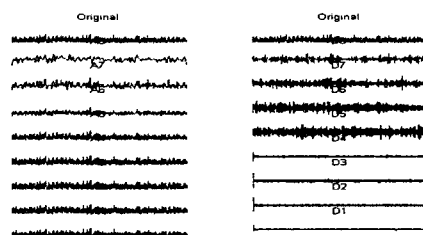
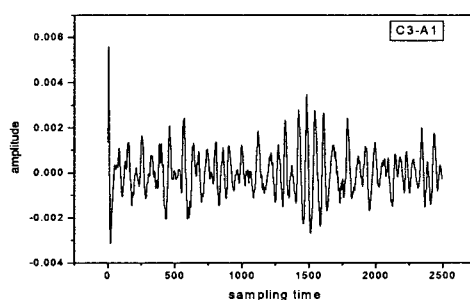
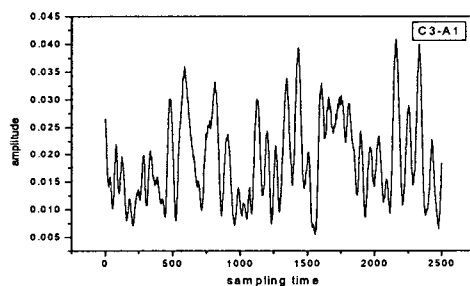


그림 6 태스크 뇌파의 웨이블릿 분해

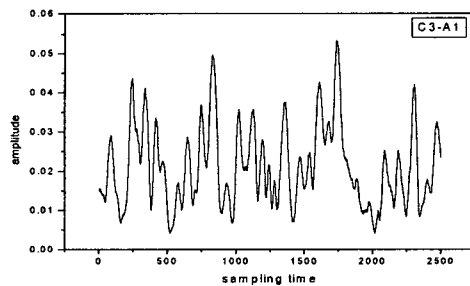
Fig 6. Wavelet decomposition of task EEG



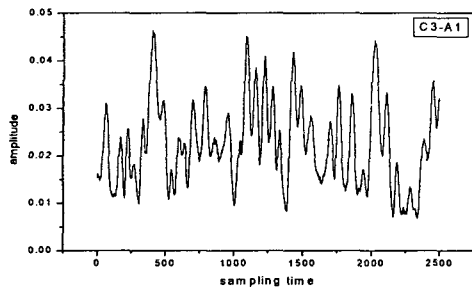
(a) Baseline



(b) Mathematical tasks

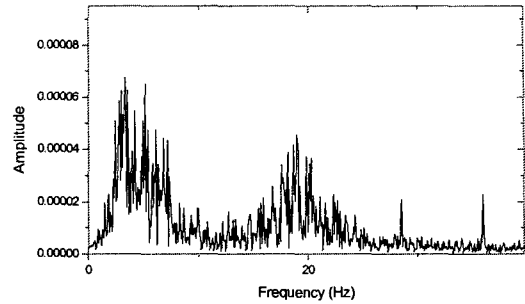


(c) Color decision tasks

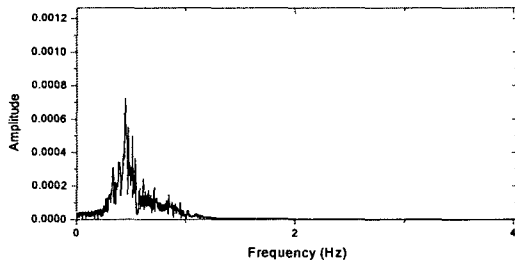


(d) Chinese phrase tasks

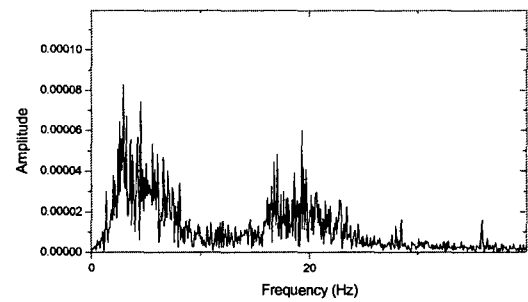
그림 7 다스크에 대한 시간영역 해석  
Fig 7. Analysis of time domain for tasks



(b) Math. tasks

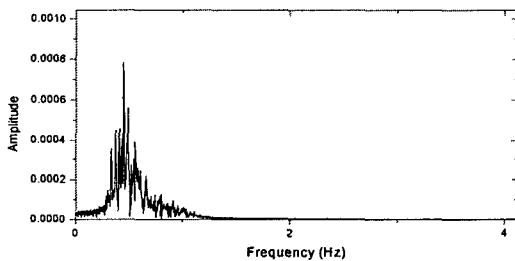


(a) Left



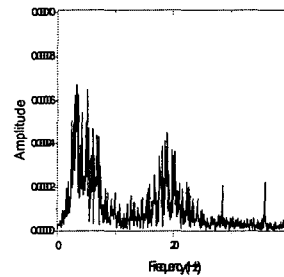
(c) Color decision task

그림 9 task에 의한 FFT해석  
fig 9. Analysis of FFT for tasks

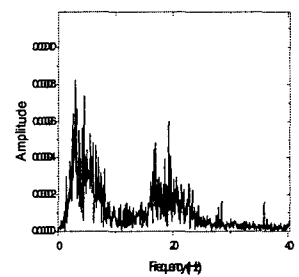


(b) Right

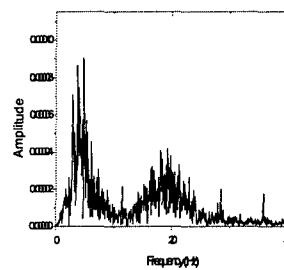
그림 8 왼손/오른손의 주파수 비교  
Fig 8. Compare of left hand to right hand



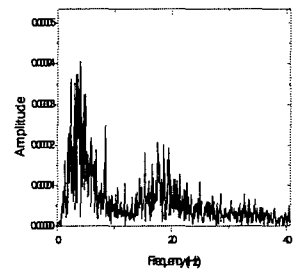
(a) c31



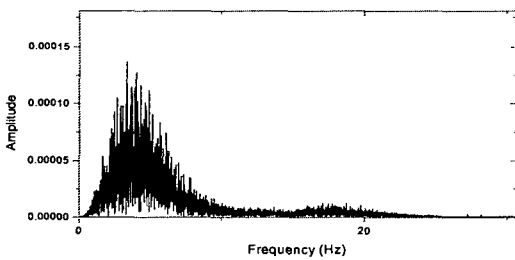
(b) c32



(c) c33



(d) o11



(a) Baseline

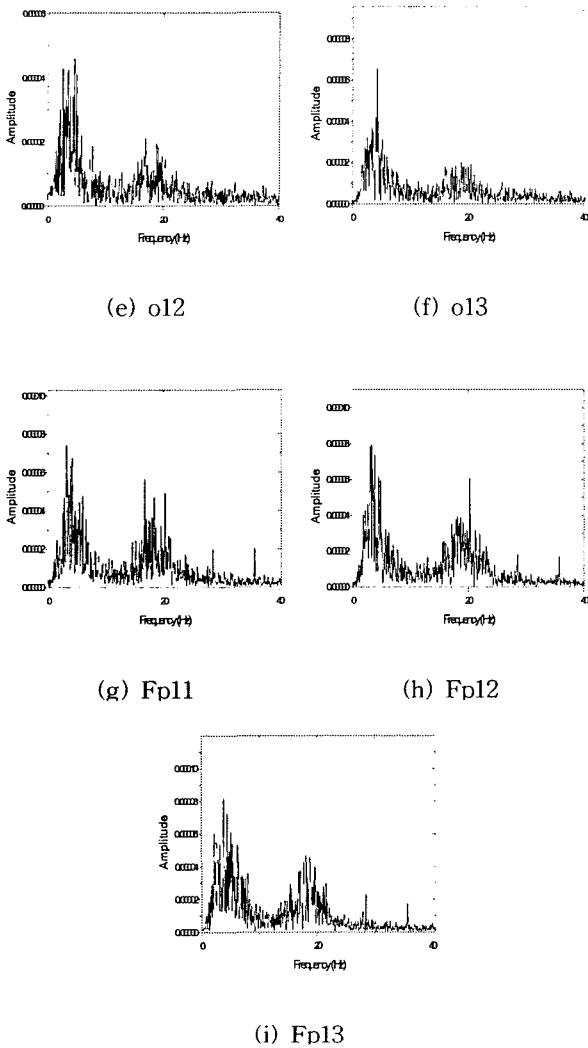


그림 10 주파수영역 뇌파분석

Fig 10. Analysis of EEG in frequency domain

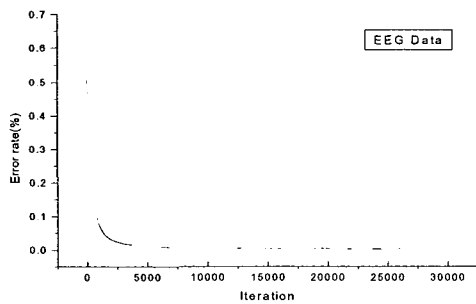


그림 11 신경망 실험

Fig 11. Experimental of neural network

표 2. 정신 태스크에 대한 실험결과

Table 2. Result of experiment for mental tasks

Subjects	Input results	Test total/w rong	Key input	Time aver. (sec)
A	Mathematical Tasks	10/0	Right	6.5
B	Chinese Phrase Tasks	10/3	Left	7.5
C	Mathematical Tasks	10/1	Right	6.3
D	Mathematical Tasks	10/1	Left	6.8

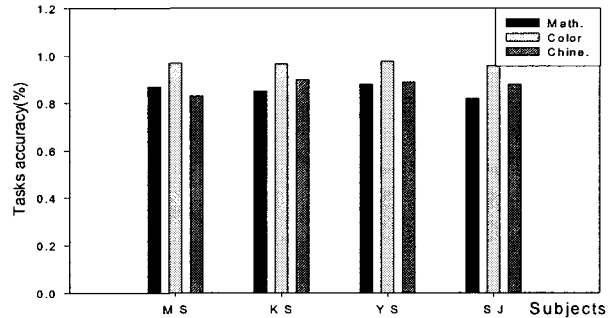


그림 12. 피험자에 의한 인지적판정결과

Fig. 12 Result of cognitive decision experiment by subjects

## V. 결 론

인지적 정신과제 수행시의 뇌파분석은 BCI 시스템으로 구성하여 수행했다. 이 실험에서 과제 수행시 피험자의 정신상태를 판별하는 것과 뇌기능을 확인하기 위한 과정으로 피실험자의 뇌파정보를 이용하여 피험자가 반응하는 상태를 해석하였다. 그리고 각 피험자별로 나타나는 특징들의 상세 규칙을 설정하고 실험에 참가한 피험자에게 공통적으로 나타나는 특징들을 규칙으로 삼았다. 제안한 방법으로 여러 피험자에 대한 데이터 분석 결과를 가지고 피험자의 인지적 정신상태를 파악하는데 중요한 근거가 되었다. 본 연구의 인지적 판단에 의한 실험결과 92% 이상의 판단 성공률을 기록하였다. 이러한 결과들은 왼손/오른손 구별과 같은 다른 판단 방법들과 결합할 경우 보다 나은 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다. 뇌파분석 작업은 전문지식이 요구되는 반면에 많은 시간이 소요되고 단순 반복적으로 이루어진다. 그리고 해석의 주관적 판단으로 인하여 같은 뇌파 기록에 대한 의견 불일치가 생긴다. 따라서 컴퓨터를 이용한 뇌파 검출과 자동 분류는 객관성을 높이고 정량적인 해석을 위해서는 필수

적이다. 본 연구에서 제안한 웨이블릿 변환에 의한 주파수 분할 해석법과 신경망을 이용한 분류시스템은 분석시간의 단축과 뇌파신호에 대한 판별력을 높일 수 있어 뇌과전문가에게 유용할 것이다. 향후 뇌파신호의 보다 정확한 분류를 위해서는 다양한 형태의 뇌파 데이터를 이용한 검출 및 분석 알고리즘의 개발이 필요하다.

**참 고 문 헌**

[1] R. Cooper, J.W. Osselton, J.C. Shaw, EEG Technology, 3rd. Butterworths, Boston, 1980.

[2] E. Niedermeyer and F. Da Silva, Electroencephalography, Basic Principle, Clinical applications, and related fields, 3rd, Williams &Wilkins, Baltimore,1993.

[3] D. J. Koffler, J. Gotman, Automatic detection of spike-and-wave bursts in ambulatory EEG recordings", *Electroenceph and clin Neuroph*, Vol. 76, pp. 317-324, 1985.

[4] L. D. Iasemidis, " Epileptic Seizure Prediction and Control", *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, Vol. 50, pp. 549-558, 2003.

[5] M. D. Alessandro, R. Esteller " Epileptic Seizure Prediction Using Hybrid Feature Selection Over Multiple Intracranial EEG Electrode Contacts", *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, Vol. 50, pp.603-615, 2003.

[6] G. R. Muller, C. Neuper, "Implementation of a Telemonitoring System for the Control of an EEG-Based Brain-Computer Interface", *IEEE Trans. on Neural System and Rehabilitation Eng.*, Vol. 11, pp. 54-59, 2003.

[7] S. G. Mason, G. E. Birch, "A General Framework for Brain-Computer-Interface Design", *IEEE Trans. on Neural System and Rehabilitation Eng.*, Vol. 11, pp. 70-85, 2003.

[8] Min-Soo Kim and Hee-Do Seo, "Analysis of EEG Signals During Mental Tasks," The 2003 international Conference on METMBS, Las Vegas, Nevada, pp. 256-259, 2003.

[9] Min-Soo Kim and Hee-Don Seo, "System for a Cognitive Analysis of EEG Based Neural Networks," The SICE Annual Conference, Fukui, Japan, pp. 627-630, 2003.

[10] I. Daubechies, "Orthogonal bases of compactly supported wavelets", *Comm. pure Appl. Math*, Vol. XLT, no.7, pp. 909-996, 1988.

[11] 김대식 외2인, 뇌파 검사학, 고려의학, pp. 51-200, 2001.

[12] 오창석, 뉴로컴퓨터, 지성출판, pp. 189-207, 1996.



**정 대 영(Dae-Young Jung)**  
 1995년 경일대 전자공학과 (공학사)  
 1997년 영남대 전자공학과 (공학석사)  
 2000년 3월~현재 영남대 전자공학과 박사수료

1990년 2월~현재 대구기능대학 메카트로닉스과 교수  
 관심분야: 의공학, 제어 및 자동화



**김 민 수(Min-Soo Kim)**  
 1996년 영남대 전기공학과 (공학석사)  
 2004년 영남대 전자공학과 (공학박사)  
 2004년 8월~현재 포항공대 Post doc.

관심 분야: 의공학, 생체신호처리



**서 희 돈(Hee-Don Seo)**  
 1973년 영남대 전자공학과 (공학사)  
 1987년 일본 동북대학교 (공학박사)  
 1973년~1980년 삼성전자  
 1987년~현재 영남대 전자정보공학부 교수

관심 분야: 센서의 집적화 의공학, 집적화 가속도 센서, 시각기술