

# 웨이브렛 변환과 파워스펙트럼 분석을 통한 EEG 안정상태의 정량적 인식 Quantitative Recognition of Stable State of EEG using Wavelet Transform and Power Spectrum Analysis

김영서\*, 박승환\*, 남도현\*\*, 김종기\*\*\*, 길세기\*\*\*\*, 민홍기\*\*\*\*\*

Young-Sear Kim\*, Seung-Hwan Park\*, Do-Hyun Nam\*\*, Jong-Ki Kim\*\*\*, Se-Kee Kil\*\*\*\*, Hong-Ki Min\*\*\*\*\*

## 요 약

일반적으로 EEG 신호는 Alpha파, Beta파, Theta파, Delta파로 구분할 수 있다. Alpha파는 사람에게 있어서 가장 우세한 파형으로써 정신적으로 안정 시 잘 나타나는 뇌파이며, Beta파는 흥분 시 우세하게 나타난다. 본 연구에서는 EEG의 안정 상태를 정량적으로 나타내기 위해 웨이브렛 변환과 파워 스펙트럼 분석을 이용하였다. EEG신호를 웨이브렛 변환을 통해 Alpha파와 Beta파만 검출하여 고속 푸리에 변환을 이용 Alpha파와 Beta파의 파워 스펙트럼을 구하였다. 이후 Beta파의 파워 스펙트럼에 대한 Alpha파의 파워 스펙트럼 비율로 정의되는 상대적 안정상태비(Stable State Ratio)를 계산하였다. 그 결과 피험자가 정상적인 활동 상태에서 정신적으로 편안한 안정 상태에 이르기까지 5분 이내가 16%, 5~10분 사이가 9%, 그리고 최소 10분 이상의 시간이 소요되는 피험자집단이 총 69%로 우세하게 나타났다.

## Abstract

The EEG signal in general can be categorized as the Alpha wave, the Beta wave, the Theta wave, and the Delta wave. The alpha wave, showed in stable state, is the dominant wave for a human EEG and the beta wave displays the excited state. The subject of this paper was to recognize the stable state of EEG quantitatively using wavelet transform and power spectrum analysis. We decomposed EEG signal into the alpha wave and the beta wave in the process of wavelet transform, and calculated each power spectrum of EEG signal, using Fast Fourier Transform. And then we calculated the stable state quantitatively by stable state ratio, defined as the power spectrum of the alpha wave over that of the beta wave. The study showed that it took more than 10 minutes to reach the stable state from the normal activity in 69 % of the subjects, 5 -10 minutes in 9%, and less than 5 minutes in 16 %.

**Keywords** : EEG, Stable State Ratio, Stable State of EEG, Wavelet transform, Power spectrum analysis, Fast Fourier Transform.

## I. 서 론

EEG(electroencephalogram)는 대뇌 피질의 전기적 활동을 기록한 것으로 뇌의 활동, 측정시의 상태 및 뇌기능에 따라 변화하는 신호로, 최근 자극에 따른 EEG의 변화를 이용한건을 가하지 않은 일반적인 상태 연구[1],[2],[3]나 특정 병증이나 수면 등 특정 조건이 EEG에 미치는 영향 등에 대한 연구[4],[5]가 많이 진행되고 있다. 반면 본 논문

에서는 어떠한 자극이나 특정한 조에서 안정상태의 정도를 인식 할 수 있는 방법을 제시하려 한다. EEG를 주파수별로 분류하면 Alpha파, Beta파, Theta파, Delta파로 구분할 수 있다. 이 중 Alpha파는 안정 상태에서 주로 검출되며, Beta파는 흥분상태에서 주로 검출되는 것으로 알려져 있다 [6]. 하지만, 장시간의 EEG 기록상에서 직접 눈으로 안정 상태를 찾아내는 것은 상당히 어려우며, 해석의 주관적 판단으로 인하여 진단의 신뢰도가 떨어질 수도 있다. 따라서 객관성 높은 진단과 정확한 안정상태의 검출을 보조하기 위하여 안정상태의 정량적인 검출법이 요구된다[7]. EEG 신호의 측정 시 신호의 진폭은 측정 여건에 따라 달라질 수 있으며, 같은 정도의 안정상태나 흥분상태라 하더라도 각 피험자마다 Alpha파나 Beta파의 에너지는 다를 수 있

\*을지대학교 의료공학과, \*\*클립소프트, \*\*\*건양대학교 정보보호학과, \*\*\*\*와세다 대학교 정보생산시스템과, \*\*\*\*\*인천대학교 정보통신공학과  
논문 번호 : 2007-3-4 접수 일자 : 2007. 6. 7  
심사 완료 : 2007. 7. 25

으므로, 단순히 EEG 신호에서 주파수 분석적인 방법을 사용하여 분리해낸 Alpha파나 Beta파, 그리고 파형의 파워스펙트럼 에너지가 안정상태의 정량적인 표현이 될 수는 없다.

이에 본 논문에서는 웨이브렛을 사용, 획득된 EEG 신호를 주파수 분해하여 Alpha파와 Beta파를 구한 후, 안정상태를 나타내는 Alpha파의 파워스펙트럼과 활동상태를 나타내는 Beta파의 파워스펙트럼을 시계열상에서 단위 시간별로 동시에 계산하여, 그 비율로써 활동상태에서 안정상태로 이르는 경과시간을 검출하고자 하였다. 따라서 본 논문에서 제안한 상대적 안정상태비가 클수록 강한 안정상태를 나타낸다고 할 수 있으며, 객관적으로 유용한 피험자의 안정상태를 시계열상에서 정량적으로 검출하는 방법을 제안한다.

II. 웨이브렛을 이용한 Alpha파, Beta파 추출

일반적으로 EEG는 신호를 받는 두부의 위치에 따라 두피상 뇌파, 피질뇌파, 심부뇌파, 시상뇌파로 나눌 수 있으며, 본 연구에서 사용한 데이터는 두피상 뇌파이다. 또한, 아무런 자극이 없을 때 주파수에 따라 약 0.3~3.5Hz의 Delta파, 약 4~7Hz의 Theta파, 8~12Hz의 Alpha파, 13~34Hz의 Beta파로 분류할 수 있다. Alpha파는 사람에게 있어서 가장 우세한 파형으로 정신적으로 안정시, 두정부 및 후정부에서 잘 나타나는 뇌파이다. Beta파는 사람이 흥분시 잘 나타나며 전두부에서 우세하게 나타난다. Theta 파는 소아나 성인의 렘수면 시 잘 나타나며, Delta 파는 깊은 수면 중이나 의식이 없는 상태에서 주로 나타난다. 본 연구에서는 안정 상태를 기반으로 실험을 진행하였으므로, Alpha파와 Beta파만 검출하여 사용하였다[6]. 웨이브렛(Wavelet) 변환은 신호처리, 압축과 복원, 웨이브렛 신경회로망 등에 널리 사용되고 있는 도구로서 일반적으로 주파수 분석에 많이 사용하는 푸리에 변환과 달리 주파수 축으로의 데이터 변환시 시간 정보를 잃어버리지 않는 장점이 있다[8]. 따라서 본 논문에서와 같이 시간의 진행에 따른 각 주파수 대역의 스펙트럼의 변화를 추적하는 경우, 웨이브렛은 적절한 방법이라 할 수 있다.

그림 1은 임의의 신호  $y(n)$ 를 웨이브렛 변환해서 저주파수 영역과 고주파수 영역의 신호들로 나누고, 이것을 다시 원래의 신호로 재구성하는 일반적인 웨이브렛 해석을 나타낸 그림이다. 임의의 신호에 웨이브렛 변환을 가하면 저역통과필터(LPF)  $g(n)$ 을 통과한 저주파수 신호  $y_0(n)$ 과 고역통과필터(HPF)  $h(n)$ 을 통과한 고주파 신호  $y_1(n)$ 으로 나누어진다. 여기서,  $g(n)$ 과  $h(n)$ 을 분해필터

(analysis filter)라고 한다. 만약,  $g(n)$ 과  $h(n)$ 이 모두 이상적인 halfband 저역통과필터와 halfband 고역통과필터라면 원래의 신호를 정확하게 두 주파수 영역의 신호로 표현할 수 있을 것이다. 그러나 실제로는 두 개의 필터가 이상적이지 않기 때문에 재생 오차가 생긴다. 이러한 두 주파수 영역의 서브 샘플링(subsampling) 신호를 원래의 신호로 재구성하기 위해서는 합성필터라고 부르는 저역통과필터  $g'(n)$ 과 고역통과필터  $h'(n)$ 을 이용해서 각각의 신호를 업 샘플링(upsampling)한다.

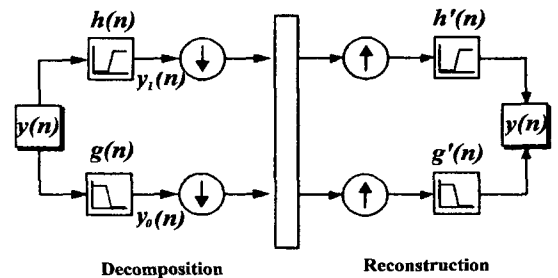


그림 1. 웨이브렛 변환을 이용한 신호 재구성(복원)  
Fig. 1. Signal reconstruction using wavelet transform.

본 연구에서 사용한 EEG 데이터는 전극(electrode)을 통해 검출된 생체신호를 256hz의 샘플링주파수로 A/D변환하여 text file로 data base화한 데이터로 8개의 EEG 채널중에서 Alpha파가 강하게 나타나는 전두엽 검출신호를 사용하여 실험을 진행하였다[2]. EEG 신호의 샘플링 주파수가 256 Hz이므로 나이퀴스트의 원리에 따라 0 ~ 128 Hz를 유효한 주파수 범위로 볼 수 있으며, 신호를 아래 그림 3에 보이는 것처럼 웨이브렛을 사용하여 7단계까지 분해하면 아래의 표 1과 같이 주파수 범위를 나타낼 수 있다.

표 1. 레벨에 따른 주파수대역

Table 1. Frequency bandwidth according to level.

level	A	frequency	D	frequency
1	cA <sub>1</sub>	0 Hz ~ 64 Hz	cD <sub>1</sub>	64 Hz ~ 128 Hz
2	cA <sub>2</sub>	0 Hz ~ 32 Hz	cD <sub>2</sub>	32 Hz ~ 64 Hz
3	cA <sub>3</sub>	0 Hz ~ 16 Hz	cD <sub>3</sub>	16 Hz ~ 32 Hz
4	cA <sub>4</sub>	0 Hz ~ 8 Hz	cD <sub>4</sub>	8 Hz ~ 16 Hz
5	cA <sub>5</sub>	0 Hz ~ 4 Hz	cD <sub>5</sub>	4 Hz ~ 8 Hz
6	cA <sub>6</sub>	0 Hz ~ 2 Hz	cD <sub>6</sub>	2 Hz ~ 4 Hz
7	cA <sub>7</sub>	0 Hz ~ 1 Hz	cD <sub>7</sub>	1 Hz ~ 2 Hz

위의 표 1에 나타난 것처럼 Alpha 파의 주파수는 7단계로 분리된 웨이브렛 components 중 cD<sub>4</sub>에 포함되어 있다. cD<sub>4</sub>를 다시 웨이브렛 분해하면 아래의 그림 4처럼 cD<sub>4</sub>A<sub>1</sub>(8 ~ 12 Hz)와 cD<sub>4</sub>D<sub>1</sub>(12 ~ 16 Hz)로 나눌 수 있으며, cD<sub>4</sub>A<sub>1</sub>의 주파수는 Alpha파의 일반적인 주파수인 8 ~

12 Hz와 일치한다. 또 16~34Hz에 해당하는 Beta파의 경우는, 16~32Hz의 범위인 cD<sub>3</sub> component와 거의 일치함을 알 수 있다. 이에 본 논문에서는 cD<sub>4</sub>A<sub>1</sub>을 Alpha파로, cD<sub>3</sub>를 Beta파로 추출하여 사용하였다.

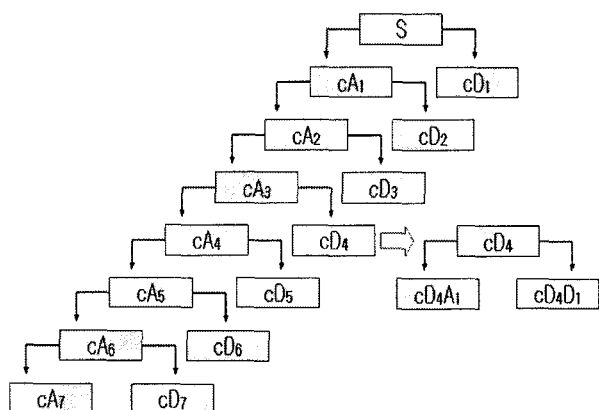


그림 2. 웨이블릿 콤포넌트 cD<sub>4</sub>의 신호분리

Fig. 2. Signal decomposition of cD<sub>4</sub> component using wavelet transform.

### III. Alpha파와 Beta파의 파워스펙트럼 추정

파워스펙트럼 해석(Power spectral analysis)은 수행하는 방법에 따라 상관함수법, FFT법 및 선형예측모델법이 있다. 일반적으로는 상관함수법과 FFT법을 사용되며, 데이터의 길이를 충분히 길게 얻을 수 없는 경우에는 보통 선형예측모델법을 사용한다. 상관함수법은 자기상관함수를 계산하고 이를 푸리에(Fourier)변환하여 랜덤잡음(random noise)의 파워스펙트럼밀도를 추정하는 방법이다. 이것은 어떤 시각  $t$ 에서의  $f$ 의 값  $f(t)$ 와 이것보다  $\tau$ 만큼 떨어진 시각에서의  $f$ 의 값  $f(t+\tau)$ 와의 곱을 계산하고, 그것을  $f(t)$ 가속하는 집합에 대해서 평균하는 것을 나타낸다. 따라서 자기상관함수(autocorrelation function)는  $\tau$ 만의 함수가 되고  $t$ 에는 관계하지 않는다. 만약 과정이 에르고딕적(ergodic)이면 집합평균을 시간평균으로 바꿀 수 있다. 이것은 하나의 신호에 대해서 시간차  $\tau$ 가 어떤 두 개의 신호 값 사이에 어느 정도 관계가 있는가(상관성)를,  $t$ 를 무한대의 범위로 바꾸어 시간적으로 평균하는 것이다. 상관함수는 무한히 긴 시간의 평균을 채택하고 있지만 실제의 측정에서는 유한한 길이의 데이터에서 계산하므로 통계적 오차가 발생하게 된다. 따라서 이러한 오차를 작게 하기 위하여 동일한 형태를 한 창함수(window function)를 사용한다. 상관함수법은 스펙트럼 분해능이 유효 데이터 길이에 의해 결정되는 단점이 있다. 따라서 시간적으로 데이터의

길이를 길게 검출할 수 없는 경우에 이 방법으로는 한계가 있다.

FFT법은 상관함수를 추정하지 않고 검출한 시계열의 푸리에 변환으로부터 직접 스펙트럼을 추정하는 방법으로서 피어리오드그램(Periodogram)법이라고도 한다. 이 방법은 푸리에 변환을 고속으로 계산하여 실용적이다. 이 방법에 의한 스펙트럼 추정은 유한개의 데이터 수열을 몇 개의 부분 열로 나누어 각각의 파워 스펙트럼을 추정한 후 각 부분 열이 독립이라고 간주하여 평균화하여 추정한다. 따라서 창함수를 사용하여 데이터를 나누기 때문에 구간의 양단에서 데이터가 불연속적으로 변환되어 이상적인 스펙트럼과 다르게 왜곡된 성분이 발생할 수 있다. 또한 상관함수법과 마찬가지로 스펙트럼 분해능이 유효 데이터 길이에 의해 결정되는 단점이 있다. 따라서 시간적으로 데이터의 길이를 길게 검출할 수 없는 경우에는 사용할 수 없는 경우도 있다.

선형예측모델법은 데이터의 길이가 짧은 경우에는 상관함수법이나 FFT법에 비해 우위를 보일 수 있으나, 본 논문에서 사용한 EEG의 데이터는 약 20분 이상의 데이터(256 Hz, 360,000 샘플이상)로 충분히 긴 길이이므로 복잡한 계산 방법에 비해 장점이 거의 없다고 할 수 있다. 또한 상관함수법과 FFT법의 경우, 위에서 설명한 대로 유한 길이의 윈도우 함수를 사용하면 거의 같은 방법이라 할 수 있어 비교적 사용이 편리한 FFT법을 사용하였다. FFT법에서는 상관함수를 추정하지 않고 관측 데이터의 푸리에 변환으로부터 직접 파워스펙트럼이 추정된다. 측정된 데이터 중에서 단지 데이터의  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ 만을 이용하여 파워스펙트럼을 추정한다면 식(2-1)와 같다.

$$P_{PER}(f) = \frac{1}{N\Delta t} \left| \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} x_n \exp(-j2\pi f n \Delta t) \right|^2 \quad (2-1)$$

여기서 주파수간격은  $-1/(2\Delta t) \leq f \leq 1/(2\Delta t)$ 이다.

$N$ 개의 동일한 간격의 주파수  $f_m = m\Delta f$  Hz의 이산 집합에 대하여 식 2-5에 FFT를 사용하여 파워스펙트럼을 추정하면 식(2-2)과 같다.

$$P_m = \hat{P}_{PER}(f_m) = \frac{1}{N\Delta t} |X_m|^2 \quad (2-2)$$

여기서  $m=0, 1, \dots, N-1$ 이고  $\Delta f = 1/N\Delta t$ 이다.

$\hat{P}_m$ 은 파워스펙트럼밀도를 만들기 위해 요구되는  $N\Delta t$ 의 시간간격으로 나눈다는 것을 제외하고는 에너지스펙트럼밀도( $\delta_m = |X_m|^2$ )에 대해서 이상적이다. 여기서  $X_m$ 은 DFT(Discrete Fourier Transform)이며 식(2-3)과

같이 나타낸다.

$$X_m = \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} x_n \exp(-j2\pi m \Delta f n \Delta t) \quad (2-3)$$

또한 식(2-2)은 식(2-3)을 이용하여 식(2-4)와 같이 변형할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{P}_m &= \frac{1}{N\Delta t} (\Delta t \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp(-j2\pi f n \Delta t)) (\Delta t \sum_{l=0}^{N-1} x(l) \exp(-j2\pi f l \Delta t)) \\ &= \frac{\Delta t}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} x(n)x(l) \exp(-j2\pi f \Delta t (n-l)) \\ &= \Delta t \sum_{m=-(N-1)}^{N-1} \frac{1}{N} \left\{ \sum_{n=0}^{N-|m|-1} x(n)x(n+|m|) \right\} \exp(-j2\pi f m \Delta t) \\ &= \Delta t \sum_{m=-(N-1)}^{N-1} \hat{R}_{xx}(m) \exp(-j2\pi f m \Delta t) \quad (2-4) \end{aligned}$$

이같이 피어리도그램은 시간차 N-1까지의 상관함수의 이산 푸리에변환에 대응하고 있음을 알 수 있다.

이  $\hat{P}_m$ 의 계산에서는 추정 정밀도가 나쁜  $m=N$ 근방의 값도 포함한 모든  $\hat{R}_{xx}(m)$ 를 사용하고 있으므로 통계적인 변동이 커지는 것이 예상된다. 또한 식(2-3)과 같이 이산 푸리에변환은 데이터를 유한개로 절단하므로 이상적인 스펙트럼과 다르게 왜곡된 파형이 발생할 수 있다. 따라서 상관함수법과 마찬가지로 윈도우함수를 도입해서 바꿔 쓰면 식(2-4)은 식(2-5)로 된다.

$$X_m = \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} w_R x_n \exp(-j2\pi m \Delta f n \Delta t) \quad (2-5)$$

여기서  $w_R(n)$ 은 구형 윈도우이므로 식(2-6)과 같다.

$$w_R(n) = \begin{cases} 1, & \text{for } 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{for } n < 0, n > N-1 \end{cases} \quad (2-6)$$

이와 같이 데이터 수열을 유한한 길이로 절단하는 윈도우 함수를 데이터윈도우라 한다. 이산 푸리에 변환에서는 데이터 수열을 길이 N의 주기신호로 간주하고 계산한다. 따라서 구형윈도우로 데이터를 자르면 양단에서 데이터가 불연속으로 변화되고 이상적인 스펙트럼에서 왜곡된 성분이 추정된다. 이를 주파수 영역에서 보면  $w_R(n)$ 과  $x(n)$ 의 곱의 푸리에 변환으로 되므로 주파수영역에서는

컨벌루션 적분이 된다. 이는 결국 상관함수법과 동일한 경우가 된다.

샘플링 간격  $\Delta t$ 가 일정하다는 조건하에서 데이터 N을 증가시키고 계산된 주파수보다도 세밀하게 되면 주파수 분해능이 향상된다. DFT 성질에 기인하여 주기성을 가정한 전체 파워는 식(2-7)과 같으며,

$$power = \sum_{m=0}^{N-1} \hat{P}_m \Delta f \quad (2-7)$$

$\hat{P}_{PER}$ 의 구형적분 근사를 기준으로 한다.

만약  $\Delta f$ 성분이  $\hat{P}_m$ 에 합쳐지면 식(2-8)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \hat{P}_m &= \hat{P}_m \Delta f = \frac{1}{(N\Delta T)^2} |X_m|^2 \\ &= \left| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \exp(-j2\pi mn/N) \right|^2 \quad (2-8) \end{aligned}$$

#### IV. 상대적 안정상태비의 제안

본 논문에서는 웨이브렛 변환을 통해 추출한 Alpha파와 Beta파의 파워스펙트럼을 각각 구한 후, 그 비율로써 상대적 안정상태비 Stable state ratio를 다음 식 (2-9)와 같이 제안한다.

$$StableStateRatio = \frac{Alpha파의파워스펙트럼}{Beta파의파워스펙트럼} \quad (2-9)$$

일반적으로 Alpha파는 정신적으로 안정한 상태에서, Beta파는 흥분 또는 긴장된 상태를 나타낸다고 알려져 있다. 그러나 측정 시 신호의 진폭은 측정 여건에 따라 달라질 수 있으며, 같은 정도의 안정상태나 흥분, 긴장상태라 하더라도 각 피험자마다 Alpha파나 Beta파의 에너지는 다를 수 있으므로, 단순히 EEG 신호에서 주파수 분석적인 방법을 사용하여 Alpha파나 Beta파를 분리해 내거나, 분리해낸 파형의 파워 스펙트럼 에너지가 안정상태의 정량적인 표현이 될 수는 없다. 이에 본 논문에서는 식 (2-9)와 같이 흥분 또는 긴장상태의 활동상태를 나타내는 Beta파의 파워 스펙트럼에 대한 안정상태에서 우세한 Alpha파의 파워 스펙트럼의 상대적인 비율을 구함으로써 피험자의 안정상태의 정도를 정량적으로 나타내고자 하였으며, 본 연구에서는 그 방법을 제안하고 실험을 통해 이를 검증하였다.

#### V. 실험 및 결과

본 논문에서는 안정한 상태를 인식하기 위하여, 조용한 환경에서 눈을 감은 상태로 총 95명에 대해 측정되었다. 실험을 위해 사용한 데이터는 시간을 동기화시킨 총 13개의

채널 신호 즉, 1개의 시간 채널, 8개의 EEG 채널, 1개의 EMG 채널, 2개의 호흡신호 채널로 구성된 데이터 중에서 전두엽에서 검출된 6번 채널의 데이터이며, 전극(electrode)을 통해 검출된 생체신호를 256hz의 샘플링주파수로 A/D 변환하여 text file로 data base화한 후 Matlab ver 7.1+sp3을 이용, 실험을 진행하였다.

획득된 총 95명의 생체 신호 데이터 중 20 분미만의 짧은 데이터 등 40명의 데이터는 무효처리하고 총 55명분의 데이터에 대해 웨이브렛을 이용하여 EEG 신호의 alpha 파, beta 파를 추출하였으며. 이후 alpha, beta, 전체 EEG 신호의 파워스펙트럼 추정을 행하고, 식 (2-9)에 정의한 beta파에 대한 alpha의 파워스펙트럼의 상대적 안정상태비를 검출하도록 하였다.

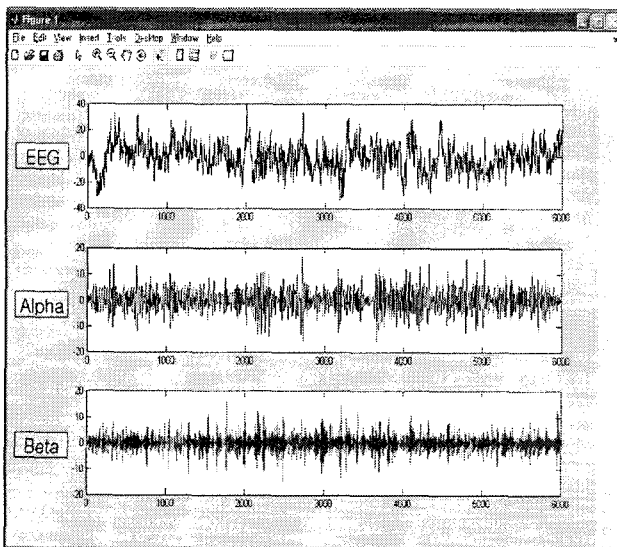
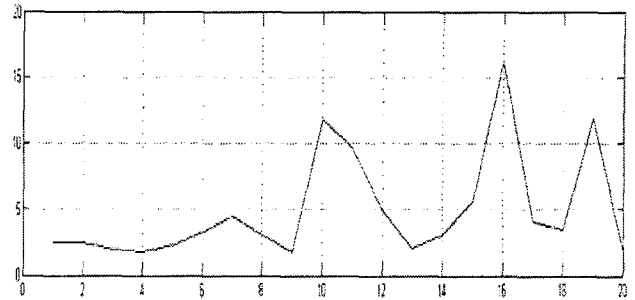


그림 3. alpha파, beta파의 신호 추출

Fig. 3. Extraction of alpha wave and beta wave.

위의 그림 3은 본래의 EEG 신호 파형과 웨이브렛 변환에 의해 추출된 alpha 파, beta 파를 도시한 것이며, 그림 4는 총 20분간의 1분당 alpha\_spectrum/ beta\_spectrum인 상대적 안정상태비를 나타낸다. 그림에서 가로축은 시간(단위:분)을 나타내며, 세로축은 스펙트럼의 비를 나타내며, 상대적 안정상태비 값이 클수록 피험자는 강한 안정상태를 나타낸다고 할 수 있다. 표시된 그림에 해당하는 피험자의 경우 10분, 16분, 19분경에 상대적으로 강한 안정상태를 나타내었다고 볼 수 있다.

표 3은 획득된 생체 데이터 중 길이가 충분히 길지 못한 데이터를 제외한 나머지 55명의 데이터에 대한 1분단위의 평균 상대적 안정상태비에 대한 통계이다.



Alpha파의 파워스펙트럼  
Beta파의 파워스펙트럼

그림 4. EEG신호 파워 스펙트럼 결과

Fig. 4. The result of power spectrum of EEG.

각 피험자마다 계속 1~2분 사이에 나타나는 최대 안정상태비 값은 불완전한 측정 초기상태 값으로 무시하였으며, 피험자별 최대 안정상태비를 기준으로 상대적으로 강한 안정상태로의 도달 비율 결과를 그림 5에 나타내었다.

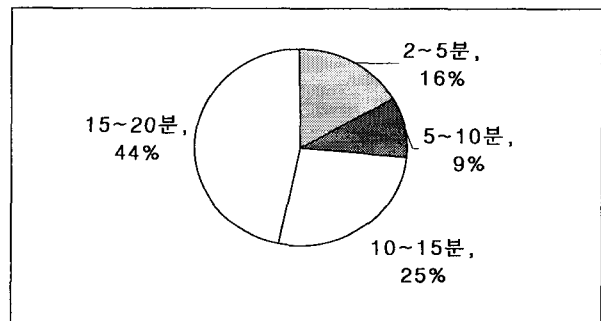


그림 5. 안정상태 도달 비율

Fig. 5. The Stable state arrival ratio.

식 (2-9)에서 정의한 상대적 안정상태비는 본 연구의 피험자 집단에서 최고치가 최저 1.49에서 16.23까지 다양하게 나타나고 있으며, 단지 6명의 피험자에게서만 2이하의 낮은 값을 보이고 있는데, 이는 개인적 또는 체질적인 원인에 기인하는 것으로 생각 할 수 있겠다. 결과에서와 같이 피험자가 정상적인 활동상태에서 정신적으로 편안한 안정상태에 이르기까지 5분 이내가 16%, 5~10분 사이가 9%, 그리고 최소 10분 이상의 시간이 소요되는 피험자집단이 총 69%로 우세하게 나타났다.

## VI. 결론 및 추후과제

EEG 측정 시 신호의 진폭은 측정 여건에 따라 달라질 수 있으며, 같은 정도의 안정상태나 흥분상태라 하더라도 각 피험자마다 Alpha파나 Beta파의 에너지는 다를 수

표 3. 상대적 안정상태비 값

Table 3. Statistical data of stable state ratio.

피험자	1분	2분	3분	4분	5분	6분	7분	8분	9분	10분	11분	12분	13분	14분	15분	16분	17분	18분	19분	20분
4	1.69	3.10	2.28	2.13	1.67	2.70	0.76	1.32	1.54	2.40	3.03	3.65	3.17	3.02	1.00	1.21	3.12	2.04	3.07	1.99
6	1.11	1.24	1.10	1.89	2.63	0.82	1.68	1.07	1.09	1.16	1.54	1.19	1.57	0.85	1.58	1.80	2.24	1.43	2.26	1.44
8	0.36	0.86	0.51	1.24	2.02	2.17	2.66	2.11	1.10	1.68	2.20	1.15	1.57	3.83	3.32	0.64	1.20	1.58	2.35	2.12
10	1.33	1.43	1.08	1.37	1.08	1.47	0.79	1.41	1.52	3.12	2.95	2.11	2.29	1.96	1.60	1.89	3.29	1.96	1.25	1.47
12	0.87	1.12	0.44	1.02	1.49	0.68	1.18	1.30	1.09	1.09	0.96	0.71	0.90	1.20	1.16	0.99	1.32	1.27	0.75	1.34
14	2.76	2.99	2.35	2.49	1.89	1.78	3.34	1.83	3.58	1.62	1.47	1.19	2.75	2.26	2.34	1.46	3.14	1.52	2.22	4.38
18	1.85	2.02	1.53	2.23	2.14	0.91	2.21	1.34	2.18	1.09	2.10	1.58	1.02	3.02	2.45	1.73	0.94	1.04	2.66	0.97
21	3.10	4.77	5.00	3.38	7.00	3.64	5.08	5.92	6.14	4.48	7.90	9.52	5.81	6.02	9.41	7.23	9.52	5.88	7.29	6.95
23	1.83	1.98	1.74	1.01	1.54	1.85	1.19	1.66	1.75	1.01	2.25	1.45	1.55	1.41	1.66	1.89	1.29	4.03	2.05	1.15
24	4.24	3.34	2.98	4.98	4.24	3.49	4.06	3.66	2.33	2.74	3.50	4.88	2.51	2.79	4.22	3.04	2.88	3.74	4.40	3.48
25	2.95	4.21	2.91	1.50	3.83	2.70	1.64	2.40	2.32	2.52	4.35	4.32	2.58	4.32	4.40	4.66	2.93	3.13	4.40	2.90
26	7.16	3.98	3.67	2.86	3.24	3.91	2.99	1.96	5.55	7.10	4.39	3.16	3.57	7.22	5.48	4.67	4.90	7.85	2.61	3.65
27	1.46	1.16	2.15	2.36	3.50	2.75	1.99	2.42	3.02	2.07	1.86	1.28	2.84	2.82	2.38	2.50	2.44	2.10	1.64	1.95
31	1.06	0.98	2.12	2.08	1.66	1.59	0.61	1.41	1.67	0.99	2.09	1.97	1.87	1.17	1.47	1.59	0.90	0.69	3.40	0.70
34	1.58	1.53	1.75	0.94	1.06	1.46	1.39	1.74	0.95	1.15	1.64	0.74	1.23	1.04	0.99	0.96	0.72	1.25	1.28	1.40
36	1.59	1.64	2.59	3.63	3.37	3.38	3.53	2.25	2.59	2.29	3.39	3.56	3.23	1.77	2.12	2.71	4.77	3.42	3.56	2.58
37	3.13	2.77	3.64	1.28	2.14	1.77	2.30	2.00	1.35	2.11	2.54	2.03	2.49	1.81	1.85	1.26	2.91	2.08	2.54	1.75
38	2.65	2.62	4.67	2.29	1.79	1.64	2.18	1.34	1.13	0.71	1.70	2.27	1.17	1.38	1.14	1.70	1.81	1.24	2.29	1.37
39	1.52	2.40	1.46	1.50	2.36	1.31	1.95	1.91	2.37	1.46	3.28	4.05	2.67	3.13	3.35	2.81	2.10	2.36	2.88	2.41
40	3.28	2.30	3.76	3.33	3.84	3.77	3.44	4.77	1.87	2.16	4.06	2.72	4.12	2.73	2.64	2.13	2.96	3.03	3.02	1.58
41	2.10	2.79	2.35	2.43	1.94	2.55	2.79	3.12	2.14	1.65	2.22	2.56	2.07	4.07	5.22	3.96	2.51	5.37	6.11	2.66
42	0.40	0.50	0.50	0.35	0.53	0.98	1.43	1.34	0.70	0.62	1.12	1.52	0.77	1.95	0.93	1.89	2.20	3.10	2.27	0.76
44	1.92	1.76	3.19	1.59	1.41	1.31	2.16	2.04	1.31	1.32	1.56	2.09	0.94	1.65	1.69	3.22	2.57	1.16	1.75	1.79
45	1.78	1.49	2.52	2.01	4.15	2.93	2.91	2.76	2.60	3.50	2.81	4.34	3.03	3.81	6.17	2.34	1.50	1.98	2.65	2.04
46	1.26	1.04	0.99	0.82	1.08	0.91	0.97	0.98	1.05	1.41	0.55	1.13	0.91	0.83	1.05	0.66	1.11	1.05	1.93	1.69
47	2.67	1.94	4.03	4.23	5.21	5.87	3.13	4.93	2.52	4.61	3.90	4.19	2.39	3.49	5.20	2.84	3.36	3.27	4.74	7.75
51	1.81	2.11	1.51	1.48	2.00	2.14	1.14	1.81	2.05	1.19	2.20	1.87	1.70	2.45	1.28	1.46	1.87	1.51	1.60	1.52
53	0.81	1.33	1.11	1.27	2.38	1.27	1.34	3.70	2.52	0.93	2.47	2.44	1.36	2.37	1.53	1.97	3.06	2.66	1.96	1.97
55	4.47	2.02	0.99	3.33	2.59	2.87	1.62	1.91	1.11	1.53	1.96	2.10	3.24	2.39	3.23	3.06	2.69	3.45	2.04	3.33
57	2.95	3.06	2.21	1.49	2.96	3.32	2.63	2.49	3.36	3.61	2.28	4.03	4.18	2.96	3.38	2.47	3.11	3.58	2.29	2.69
58	3.84	2.15	1.99	1.34	4.04	1.58	2.94	1.95	2.20	1.66	2.50	3.54	3.64	2.03	3.60	2.49	2.41	3.16	2.02	1.46
61	5.96	3.39	2.19	3.99	5.20	6.35	5.01	7.81	7.14	4.43	5.08	4.87	6.02	5.33	3.79	6.92	3.42	3.44	9.54	4.46
62	2.34	2.32	3.41	2.79	2.77	3.16	3.40	2.70	2.73	2.45	1.43	1.87	3.37	2.47	3.27	3.44	4.67	2.32	2.96	3.63
63	2.28	1.49	1.83	1.88	2.42	1.98	4.49	2.86	2.35	3.31	6.51	5.76	2.08	1.23	2.25	2.35	2.81	2.92	2.49	3.58
64	1.03	1.23	1.18	1.05	0.89	1.20	1.39	1.64	1.39	1.46	1.49	0.92	0.83	1.07	1.06	1.67	1.88	1.20	0.33	1.08
65	1.76	3.15	1.62	2.04	0.85	0.81	2.57	0.30	3.44	2.35	3.19	2.70	2.99	1.73	1.73	2.74	2.59	2.86	1.88	3.77
66	1.85	2.95	2.10	1.28	2.13	3.10	1.80	1.90	1.22	2.29	1.47	2.22	2.31	2.24	1.90	2.14	0.83	1.96	1.66	1.10
67	1.58	1.71	1.04	1.19	1.32	2.00	0.92	1.00	1.85	1.62	1.07	0.91	1.65	1.09	1.40	2.20	1.54	1.14	1.78	2.26
71	1.02	0.70	0.66	0.81	1.31	1.59	1.92	1.72	2.10	2.64	2.71	2.21	1.97	1.26	2.07	0.82	2.12	0.99	1.02	1.95
72	1.50	2.19	1.49	2.24	2.01	1.30	2.15	2.63	2.13	1.57	1.30	2.30	1.85	1.38	1.02	2.09	1.25	1.59	1.57	1.08
73	1.06	1.25	1.19	1.25	1.64	1.28	1.18	1.20	1.41	1.39	1.14	1.32	0.92	1.25	1.51	1.58	1.36	1.57	1.90	1.74
78	2.54	3.03	1.70	2.04	0.68	2.95	2.19	3.47	1.90	1.94	2.52	2.01	3.27	2.72	3.10	2.90	2.53	4.90	2.60	2.71
81	1.29	2.44	2.48	2.02	1.81	2.02	2.71	2.38	2.55	1.89	2.01	3.31	2.49	1.71	2.97	2.40	3.46	1.85	2.48	1.62
82	1.42	1.08	1.45	1.53	2.35	2.01	0.83	0.98	2.02	2.87	2.26	2.04	2.90	0.93	1.21	3.18	3.02	2.18	1.71	2.34
83	1.86	2.17	1.57	2.23	3.87	2.31	2.46	1.88	1.78	2.55	2.49	3.01	1.68	1.77	2.48	2.97	1.27	2.81	1.39	2.43
84	1.72	1.32	1.27	1.39	1.58	0.84	1.17	1.29	1.23	1.59	0.92	1.62	1.89	1.30	1.27	1.50	1.48	1.70	1.35	0.78
85	3.93	3.79	2.87	3.09	3.60	2.88	4.07	3.70	4.05	2.63	5.20	3.38	2.82	3.77	3.50	3.25	2.82	4.90	3.73	5.82
86	1.01	2.05	0.68	0.87	1.07	1.09	0.93	1.03	0.72	1.37	1.10	1.66	1.13	1.44	1.31	2.08	0.85	1.25	0.89	1.98
87	3.46	6.63	5.27	7.15	4.14	4.16	5.31	3.16	3.44	4.99	8.70	4.69	7.78	4.82	4.18	3.47	5.81	6.41	3.95	4.14
88	2.16	1.79	0.97	2.28	1.10	1.11	1.77	1.64	1.87	1.42	2.01	1.60	2.11	1.51	2.12	1.01	1.01	1.50	2.07	1.28
89	1.70	0.98	1.59	2.13	1.64	1.74	0.47	0.89	0.69	1.84	1.02	1.22	0.83	1.77	1.98	1.42	1.21	0.98	0.78	0.61
90	2.76	2.98	2.93	2.11	1.89	3.00	2.17	2.79	2.91	1.57	2.59	1.86	2.02	3.03	1.98	2.24	2.46	1.12	2.43	1.86
92	4.35	3.48	3.36	1.89	1.85	1.49	2.38	2.74	4.33	2.61	2.11	2.67	1.86	2.19	1.97	3.28	3.03	1.95	4.35	2.71
93	2.41	2.48	1.96	1.79	2.31	3.31	4.44	3.09	1.78	11.76	9.71	4.93	2.07	3.09	5.61	16.23	4.05	3.50	11.95	1.74
95	3.96	3.02	2.32	2.61	2.15	2.18	1.72	2.00	2.14	3.47	1.47	2.07	1.63	2.96	0.62	3.22	2.25	2.28	2.99	0.19

있으므로, 단순히 EEG 신호에서 주파수 분석적인 방법을 사용하여 Alpha파나 Beta파를 분리해내거나, 분리해낸

파형의 파워 스펙트럼 에너지가 안정상태 비율의 정량적인 표현이 될 수는 없다. 이에 본 논문에서는 EEG의 안정상태를 정량적으로 나타내기 위한 방법으로 Beta파의 파워스펙

트럼에 대한 Alpha파의 파워스펙트럼 로 정의되는 상대적 안정상태비 Stable State Ratio를 제안하고 실험을 통해 검출하였다. 또한 본 논문에서는 베타파를 베타-I과 베타-II로 분리하지 않고 일반적으로 활동상태에서 우세한 파형을 베타파로 정의하여 실험을 시행하였으며, 내원한 피험자로부터 EEG측정을 실시하여 심신이 가장 편안한 상태인 안정상태를 추정하고자 하였다. 실험 인원 총 95명 중 유효데이터 55명에 대해 획득한 전두엽에서의 EEG 신호에서 웨이브렛 변환을 통해 Alpha파와 Beta파를 검출하였으며, 검출된 Alpha파와 Beta파의 파워 스펙트럼을 구하여 본 논문에서 제안한 상대적 비율인 안정상태비를 계산하였다. 일반적으로 서양의학에서 안정상태에서는 Alpha파, 흥분상태에서는 Beta파가 강하게 나타나는 것으로 알려져 있다. 반면 동양의학에서는 주로 호흡의 상태를 가지고 심신의 안정상태를 나타낸다. 추후 호흡의 길이여부와 Alpha파에 따른 안정상태 사이의 연관성 및 피험자의 성별, 나이별 연관성에 대해서도 연구가 필요할 것이다.

### 참고 문헌

- [1] D. Kim, S. Woo, "A Study on the EEG Characteristics According to the Changes of Waist Tightening," Journal of Industrial science researches, Vol.22, No.1, pp.219-224, 2005
- [2] D. Cho, J. Sim, "Comparison of Relative Activity by EEG Regions According to EEG Biofeedback Training for 10 Weeks," Korea sport research, Vol. 16, No. 2, pp.421-430, 2005
- [3] I. Bae, M. Lee, "EEG Based Brain-Computer Interface System Using Time-multiplexing and Bio-Feedback," Journal of the Korean Sensors Society, Vol.13, No.3, pp.236-243, 2004
- [4] J. Jang, S. Cho, B. Kim, "Automatic Sleep Stage Scoring Using Single-channel EEG Signal," Vol. 2, No. 2, pp.129-135, 2002
- [5] J. Jung, M. Kim, "Classification of Schizophrenia Using an ANN and Wavelet Coefficients of Multichannel EEG," Vol.24, No.2, pp.99-106, 2003
- [6] J. Barlow, "The Electroencephalogram: Its Patterns and Origins," MIT Press, 1993
- [7] K. Kopitzki, P. C. Warnke, and H. Timmer, "Quantitative analysis by renormalized entropy of invasive EEG recordings in focal epilepsy," Phys. Rew. E. 58(4) 1998
- [8] Rioul, Olivier and Martin Vetterh, "Wavelets and signal processing," IEEE Signal Processing Magazine , pp.14-18, October 1991



김 영 서 (Young-Sear Kim)

1987년 2월 인하대 전자공학과(공학사)  
1989년 2월 인하대 전자공학과(공학석사)  
2007년 인천대 정보통신공학과(박사과정)  
2007년 7월 현재 을지대학교 의료공학과  
전임강사

관심분야 : 의료정보, 생체신호계측 및 처리, 임상의공학



박 승 환 (Seung-Hwan Park)

1984년 2월 인하대 전자공학과(공학사)  
1990년 2월 인하대 전자공학과(공학석사)  
1995년 8월 인하대 전자공학과(공학박사)  
2007년 7월 현재 을지대학교 의료공학과  
조교수

관심분야 : 생체신호 계측 및 처리, 재활 기기 및 시스템



남 도 현 (Do-Hyun Nam)

2000년 2월 인천대 전자계산학과(공학사)  
2004년 2월 중앙대 정보대학원(공학석사)  
2007년 인천대 정보통신공학과(박사과정)  
1996년 - 2004년 인크루트 연구소장  
2004년 - 현재 클립소프트 연구소장

관심분야 : 센서네트워크, 보안, 디자인패턴



김 중 기 (Jong-Ki Kim)

1977년 2월 인하대 수학과(이학사)  
1982년 2월 인하대 수학과(이학석사)  
1992년 2월 인하대 수학과(이학박사)  
2007년 인천대 정보통신공학과(박사과정)  
1993년 - 현재 건양대학교 정보보호학과  
부교수

관심분야 : 센서 네트워크, 보안, 정보보호 및 암호



길 세 기 (Se-Kee Kil)

1998년 2월 인하대 전자공학과(공학사)  
2000년 2월 인하대 전자공학과(공학석사)  
2006년 8월 인하대 전자공학과(공학박사)  
2007년 7월 현재 와세다 대학교 대학원  
정보생산시스템과 초청연구원

관심분야 : 생체신호처리, 영상신호처리, 센서네트워크



민 홍 기 (Hong-Ki Min)

1979년 인하대학교 전자공학과(공학사)  
1981년 인하대학교 전자공학과(공학석사)  
1985년 인하대학교 전자공학과(공학박사)  
1985년-1991년 한국과학기술연구원  
선임연구원

1993년 - 1994년 Univ. of Delaware 방문교수

1991년 - 현재 인천대학교 정보통신공학과 교수

관심분야 : 센서네트워크, 신호처리, 재활공학, HCI