

## 웨이브렛과 신경회로망을 이용한 뇌 유발 전위의 인식에 관한 연구

최완규, 나승유, 이희영  
전남대학교 RRC-HECS, 전자공학과  
Tel : +82-62-530-1753; Fax : +82-62-530-1759

### A Study on Recognition of the Event-Related Potential in EEG Signals Using Wavelet and Neural Network

Wan Kyu Choi, Seung You Na, Heyoung Lee  
RRC-HECS, Dept. of Electronics Eng., Chonnam National University, Puk-Ku, Kwangju  
E-mail: syna@chonnam.ac.kr

#### Abstract

Classification of Electroencephalogram(EEG) makes one of key roles in the field of clinical diagnosis, such as detection for epilepsy. Spectrum analysis using the fourier transform(FT) uses the same window to signals, so classification rate decreases for nonstationary signals such as EEG's.

In this paper, wavelet power spectrum method using wavelet transform which is excellent in detection of transient components of time-varying signals is applied to the classification of three types of Event Related Potential(EP) and compared with the result by fourier transform. In the experiments, two types of photic stimulation, which are caused by eye opening/closing and artificial light, are used to collect the data to be classified.

After choosing a specific range of scales, scale-averaged wavelet spectrums extracted from the wavelet power spectrum is used to find features by Back-Propagation(BP) algorithm. As a result, wavelet analysis shows superiority to fourier transform for nonstationary EEG signal classification.

#### I. 서론

EEG(electroencephalogram)는 대뇌 피질의 전기적 활동을 기록한 것으로 뇌의 손상이나 신경계의 이상, 그리고 간질이나 광자극성 발작과 같은 구조적인 뇌질

환을 진단하기 위해서, 특정한 자극에 의해 나타나는 뇌의 전기 생리학적인 반응인 유발전위(Event-related Potential)를 측정하는 방법이 이용되고 있다. 특히, 간질의 경우 발작 유무 추정, 발생 부위 진단, 치료 효과 판단 등을 모니터링 하는데 중요한 임상적 방법이다. 이러한 EEG 신호 패턴들은 시각 자극, 청각 자극, 자율 의도와 같은 외부 혹은 내부 요소들로 인해서 신호의 패턴들이 변화한다. 이들 요소들로부터 사용자의 의도를 EEG 패턴으로부터 측정할 수 있다면 가상 현실이나 원격 조종 장치, 장애자들의 외부와 통신 도구들로써 사용될 수 있을 것이다.

본 논문에서는 먼저 뇌파 신호를 수집하기 위한 2개의 채널을 갖는 뇌파 수집 시스템을 제작하고 이를 통해서 뇌파 신호를 PC로 읽어 들인다. 그리고, 뇌 유발 전위와 같이 시간에 따라 신호의 특성이 변화하는 Nonstationary 신호를 해석하는데 많이 이용되고 있는 웨이브렛 변환을 적용하여 특징 값들을 추출한다.

웨이브렛 변환(Wavelet transform)은 시간-주파수 필터링 특성을 가지면서 신경회로망의 입력노드의 수를 줄이고 EEG 유발전위의 특징 값을 추출하는데 이용한다. 동시에 푸리에 변환을 적용한 스펙트럼으로부터 특징 값들을, 동일한 구조를 갖는 신경회로망에 적용하여 두 가지 방법에 의한 특징 값들에 따른 유발 전위의 인식률을 비교하여 웨이브렛 변환에 의한 뇌 유발 전위 분석이 푸리에 변환에 의한 방법보다 인식률의 개선을 줄 수 있음을 입증한다.

#### II. 유발 전위

유발전위는 시각, 청각, 촉각, 미각, 후각 등의 외부 자극에 의하여 발생되지만 자발전위에 중첩되어 나타나

다. 이러한 유발전위는 자극을 주는 방식에 따라 TEP(Transient Evoked Potential)과 SEP(Stationary Evoked Potential)로 세분된다. TEP는 자극이 순간적으로 한 번 주어진 경우에 자극 직후 1 초 정도 나타나는 전위를 의미하고 SEP는 연속적인 자극 중에 발생하는 뇌파를 지칭한다. SEP는 특별한 신호처리과정을 거치지 않아도 쉽게 검출 될 정도로 신호가 크지만, TEP는 자발전위에 비교하여 신호강도가 10배정도 작기 때문에 TEP를 검출하기 위해서는 특별한 신호처리 과정이 필요하다. SEP는 이미 병원에서 많이 사용되며, 주로 1Hz에서 50Hz 정도의 선평자극을 이용하여, epilepsy 특히 광원성 epilepsy의 진단에 이용된다. 그리고 유발전위는 같은 반응 영역에서도 시간에 따라 서서히 변화하는 Nonstationary 파형이라는 것이 실험적으로 보고되면서 가능한 한 짧은 시간에 효과적으로 유발전위의 특징을 얻는 방법들이 연구되고 있다. 그림 1과 2는 본 논문에서 측정한 정상 활동 파형과 시각 유발전위 파형을 보여 준다.

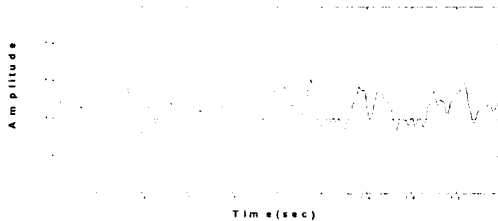


그림 1 정상 활동(Eye Opening)

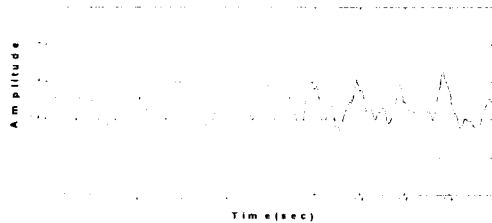


그림 2 Photic Stimulation

### III. 뇌파 수집 시스템의 구성

본 논문에서는 간단하게 뇌파 신호를 측정 할 수 있는 2채널 뇌파 수집 시스템을 구성했다. 먼저 아주 미약한 뇌파 신호를 증폭하기 위한 증폭부, 증폭과정에서 들어오는 잡음과 필요한 주파수 외의 신호를 제거하기 위한 필터부, 증폭된 신호를 A/D(Analog to Digital)변환하는 A/D 변환부, 변환된 값을 PC로 읽어들이는 인터페이스부 등을 제작하여 전체 실험 시스템은 뇌파 수집 시스템과 시각 자극을 주는 회로로 구성

하였다.

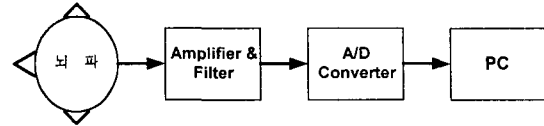


그림 3. EEG 수집 시스템의 블록도

### IV. 웨이브렛 변환과 파워 스펙트럼

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)을 이용한 시간-주파수 성분 분석은 Nonstationary한 생체 신호에 대해서 두 영역에서 동시에 분석하므로 돌발적인 신호의 분석에 있어 유리한 점과 고정된 형태의 기저 함수를 사용하지 않음으로서 각 주파수 대역에 따라 시간-주파수 분해능이 다른 특징을 가지고 있다. 본 논문에서는 신경회로망의 입력노드의 수를 줄이고 EEG 유발전위의 특징을 추출하기 위하여 연속 웨이브렛 변환(CWT)을 이용한다.

연속 웨이브렛 변환(Continuous Wavelet Transform: CWT)에서 신호  $x(t)$ 의 CWT은 다음과 같이 정의된다.

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (1)$$

식 (1)에서와 같이 변환된 신호는 모 웨이브렛(Mother Wavelet)인  $\psi(t)$ 와  $s$ 와  $\tau$ 의 두 변수에 관한 함수이다.  $s$ 는 스케일링(scaling) 요소로서 주파수와 관계된 인자이다.  $\tau$ 는 변이 인자로서 모 웨이브렛의 움직임에 따른 위치를 나타낸다. 따라서 CWT는 해석신호를 모 웨이브렛의 확대 또는 축소 그리고 천이된 인자로서 표현한다.

식(1)을 간단하게 하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{\tau,s}(t) dt \quad (2)$$

$$\psi_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3)$$

웨이브렛 분석에 사용되는 Morlet 웨이브렛은 여러 가지 모 웨이브렛 중에서 Nonorthogonal 변환으로 사용할 수 있고 대역폭의 크기 및 중심주파수의 이동을 미세하게 조정할 수 있어 신호의 분리 인식에 유용하게 사용되는 Morlet 웨이브렛 함수를 사용했다.

웨이브렛 함수에서 사용되는 스케일 선택은 Morlet 웨이브렛을 사용하여 높은 분해능을 얻기 위해 가장 작은 스케일을  $\frac{1}{fs}$ 로 설정하여 0.2Hz~128Hz까지 33 스케일 구간을 사용했다.

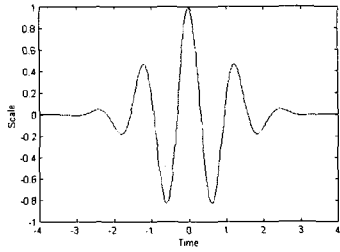


그림 4 Morlet Wavelet

웨이브렛 변환 결과에서 분산( $\sigma^2$ )을 구하여 정규화된 웨이브렛 파워 스펙트럼을 다음과 같이 구한다.

$$\frac{|CWT|^2}{\sigma^2} \quad (4)$$

3개의 자극에 대한 웨이브렛 파워 스펙트럼은 그림 5와 같다. 그리고 특징 추출을 위한 스케일  $s_1$ 과  $s_2$  밴드에서의 웨이브렛 파워 스펙트럼의 합은 Scale-averaged wavelet power로 정의하고 식 (5)을 통해서 구한다.

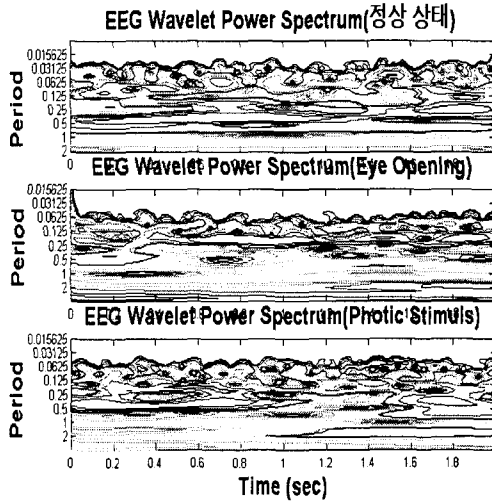


그림 5 Wavelet Power Spectrum(upper: Normal state, mid: Eye Opening, bottom: Photic Stimulation)

$$\frac{\delta_T \delta_i}{C_\delta} \sum_{j=s_1}^{s_2} \frac{|CWT|^2}{s_j} \quad (5)$$

$\delta_T$ 는 샘플링 주기,  $\delta_i$ 는 스케일에서 적절한 샘플을 주는 가장 큰 값(0.25),  $C_\delta$ 는 Morlet 웨이브렛의 reconstruction 파라메타(0.776),  $s_j$ 는 스케일이다.

### V. 신경 회로망

신경망은 규칙을 수식화 할 수 없는 인식과 분류 작업에 광범위하게 사용되고 있으며, 본 논문에서는 MLP(Multi Layer Perceptron)를 신경망 모델로 하였으며, 신경망을 학습하기 위한 학습 규칙으로는 감독학습인 역전파 학습(Back propagation)을 적용하였다. 역전파 학습 신경망은 입력과 출력층 사이에 1개 이상의 은닉층을 가지고 있는 구조를 이루며 입력과 출력 사이의 오차를 최소로 하는 델타 학습법(delta learning)을 통해 각 층 사이의 가중값을 조정해 가는 방식이다.

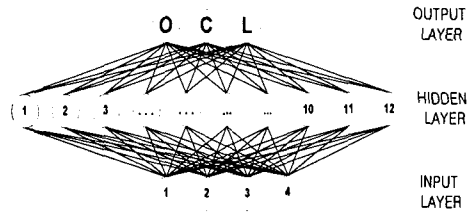


그림 6. 적용한 신경망의 모델

본 논문에서 사용한 신경망의 구조는 그림 6과 같이 입력층 노드수는 특징의 수에 따라 3개 또는 4개, 은닉층노드는 12개, 출력층 노드는 3개 구성되었고 활성화 함수는 시그모이드(Sigmoid) 함수를, learning rate는 0.5, momentum은 0.7을 사용하였고, 최대 반복횟수가 25000번 또는 평균 자승에러(MSE)가 0.1이하가 될 때까지 학습을 계속한다. 적용한 신경망의 평균 반복횟수는 13000번 정도였고 평균학습 시간은 4분 정도였으며, 은닉층이 2개일 경우에 5%정도의 인식을 향상은 있었으나, 학습 시간이 3배 이상으로 늘어났다.

### VI. 실험 결과

본 논문에서 피검사자는 25세~28세 성인 남자 5명을 대상으로 실험을 실시하였다. 측정시의 주변 환경은 외부로부터 소음이 적고, 최소한의 뇌파 측정을 위한 실험 장비만이 구비된 방에서 편안하게 앉은 상태에서 Eye Opening/Closing에 따른 유발 전위를 측정하며, 빛에 의한 시각자극은 피검사자는 눈을 뜨고 어두운 방에 편안하게 앉도록 하고 눈에서 50cm거리에서 5Hz의 주기로 빛을 On/Off 시켜 EEG 신호를 측정했다. 전극은 뇌파를 모니터링 하기 위해 가장 널리 쓰이는 Internal 10-20 Electrode System에 따라  $O_1$ 과  $O_2$ 에 부착하였으며, 노이즈 제거에 유리한 양극성 유도법에 따라서 256Hz의 샘플링 주파수로 3가지 형태의 뇌파 신호를 각각 60초 동안 측정하여 이 데이터를 신경회로망의 학습데이터로 사용하였고, 테스트 데이터는

피검사자가 임의로 눈의 상태를 바꾸거나 시각 자극을 주어서 420초 동안 총 600초 동안의 데이터를 피검사자 들로부터 측정하였다.

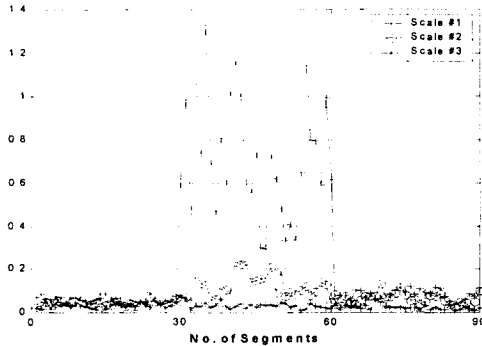


그림 7 웨이브렛 분석을 통한 3개 특징값의 분포 (Open상태(0~30), Close상태(31~60), Photic자극(61~90))

측정 데이터는 2초 간격으로 세그먼트하고, 이들 세그먼트에 대해서 각각 FFT을 적용한 스펙트럼과 웨이브렛 변환을 이용한 스펙트럼을 구한 후, 표 1에서와 같은 범위에서 추출한 특징값을 신경회로망에 적용하여 그 결과를 표 2, 3에 보였다.

표 1 Features Used in the Classification Experiments

	Input Vector to BP		
	0.062 ~ 0.125	0.125 ~ 0.25	0.25 ~ 1
Features from Wavelet Power Spectrum(Periods)	1 ~ 4	5 ~ 8	9 ~ 12
Features from Power Spectrum(Frequency)	13 ~ 30		

표 2 Classification Results of Eye States and Photic Stimulation

Type of the Features	BP with Wavelet Features	BP with FFT Features
Classification Rate of Eye States(%)	89%	80.2%
Classification Rate of Photic Stimulation(%)	82.6%	74.3%

눈의 상태에 따른 인식 문제에서 그림 7에서 추출된 특징의 분포로 볼 때 큰 차이점으로 인해서 높은 인식률에 보였고, 반대로 시각 자극과 Eye Opening의 인식에서는 낮은 인식률이 나타났다. 이는 3개의 상태를 인식하는 문제에서 전체 인식률의 저하가 푸리에 변환과 웨이브렛 변환에서 공통으로 나타났다. 이들에 대한 개선을 위한 노력이 더 필요 할 것 같다.

표 3 Classification Results of Three Types of the Photic Stimulation

Type of the Features	BP with Wavelet Features		BP with FFT Features	
	man A	83.2%	man A	78.6%
Classification Rate of Three Types(%)	man B	78.6%	man B	80.2%
	man C	86.5%	man C	81.3%
	man D	75.5%	man D	68.8%
	man E	71.2%	man E	61.1%
	Average	79%	Average	74%

## VII. 결론

본 논문에서는 저렴하게 2 채널 뇌파 측정 시스템을 제작하고, 이를 이용하여 3 가지 유발 전위를 측정하여 신경회로망을 이용한 뇌파 인식을 수행하였다. 푸리에 변환과 웨이브렛 변환을 통하여 유발 전위의 특징을 각각 추출하고 이를 신경회로망을 통한 분류 정확도를 비교하였다. 이를 실제 임상에 적용한다면, 뇌 유발 전위와 같은 Nonstationary 신호의 분류에 있어서 웨이브렛 변환의 향상된 분석 및 검출 성능을 확인해 볼 수 있을 것이다.

## 참고 문헌

- [1] Hagan, Demuth, Beale, "Neural Network Design", PWS Publishing Co., 1996
- [2] Angel R. Zapata F, "Design And Construction Of A System To Be Used In Clinical EEG Signal Processing", IEEE-EMBC and CMBEC, 1995
- [3] James Pardey, "Application Of Artificial neural Networks To Medical Signal Processing", IEE Savoy Place, 1994
- [4] Toshio Tsuji, "A Log-Linearized Gaussian Mixture Network and Its Application to EEG Pattern Classification", IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-part C: Application and Review, vol. 29, No 1, pp. 60-72, 1999
- [5] Neep Hazarika, Jean Zhu Chen, "Classification of EEG Signals Using the Wavelet Transform", IEEE DSP97, pp. 98-102, 1997
- [6] Stenfan Pittner and Sagar V. Kamarthi, "Feature Extraction From Wavelet Coefficients for Pattern Recognition Tasks", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, No. 1, 1999