

Wavelet변환을 이용한 VEP신호
진단에 대한 연구

°°서강도(徐康道), °최창호, °°°심재창, °°°°조진호
경북대학교 °전자.전기학부 °°°의공학과, °°한국수자원공사, °°°안동대학교 컴퓨터공학과

A Study on the Diagnosis of VEP Signal by using Wavelet transform

Gang Do Seo°°, Chang Hyo Choi°, Jae-chang Shim°°, Jin-Ho Cho°°°°°
°School of ElectronicElectric Engineering, Kyungpook National University
°°Korea Water Resources Corporation,
°°°School of Computer Engineering, Andong National University.
°°°°Department of Biomedical Engineering, Kyungpook National University

Abstract - In this paper, we analyze algorithms for diagnosing of VEP(visual evoked potential) signal. We used wavelet transform for the preprocessing of VEP signal data and back propagation neural network for the pattern recognition. We used several wavelets to study their effects and efficiency in the preprocessing of VEP.

The diagnosis system led to good results. We obtained the noise reduced and compressed signal with the wavelet transform of the training VEP signal. So it is possible to train the neural network faster and exact diagnosis processing is possible in the neural network. From the experimental results, we know that the discrimination ability of the neural network is changed by the type of basis vector and the proposed system is good to the diagnosis of VEP.

1. 서 론

일반적으로 망막의 정상 여부를 진단하기 위해서는 ERG신호 분석이 많이 이용되고 있다. 최근까지 ERG신호를 분석하기 위해 VEP(visual evoked potential) 시스템이 이용되고 있으나 이들은 잡음이 제거된 ERG신호만을 의사들에게 제공할 뿐 신호의 정상유무에 대한 데이터는 제공하지 못한다. 최신 심전도 진단기 등 현대화된 생체신호 진단기들은 신호에 대한 기초적인 이상유무 판별기능을 탑재함으로써 의료진의 진료에 대한 편의를 제공하고 있다. ERG에 대해서도 이와 같이 신호의 이상유무를 자동적으로 판별하여 결과를 제시할 수 있다면 편리할 것으로 사료된다.

본 논문에서는 시각기능을 조사하는 객관적인 검사 방법의 하나로서 VEP신호데이터 분석을 용이하게 하기 위한 연구를 수행하였다. VEP신호를 분석하기 위해서 신호압축 및 분석에 많이 사용되는 Wavelet변환과 패턴분류에 많이 사용하는 역전달 신경회로망(Back propagation neural network)을 이용하였다. 먼저 VEP신호의 Wavelet 변환을 통하여 신호분석에 적합한 레벨

의 계수를 추출하고 이를 역전달 신경회로망에 입력하여 학습시켰다. 실험결과로부터 판별된 오차들은 각각 Harr, Daubechies, Coiflets 및 Symlets의 기저함수에 따라 다르게 나왔다.

제안된 방법은 wavelet변환으로 VEP신호를 압축하여 신경회로망의 학습 및 진단속도를 향상시키고, wavelet 변환의 잡음감소효과로 진단오류를 줄일 수 있었다. 또한 VEP의 신호처리에 적합한 wavelet 기저함수를 찾을 수 있었다.

2. 본 론

2.1 신호처리방법

본 연구에서는 VEP 신호의 효과적 처리를 위하여 정상 유무를 알고있는 ERG신호에 대하여 wavelet변환을 이용하여 특징을 추출한 다음 패턴분류 능력을 갖도록 신경회로망을 학습시켰다. 그 후 임의의 VEP신호를 입력시켜 제안된 기법에 의해 신호의 정상유무를 판별하였다. 이를 위한 wavelet변환기의 구성은 그림 1과 같다.

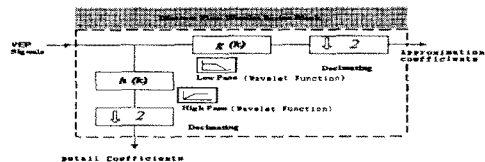


그림 1. Wavelet 변환
Fig.1. The wavelet transform.

VEP신호가 wavelet변환기를 통과하였을 때 다수의 계수들이 추출되지만 고역필터의 계수들은 VEP신호의 지역적인 특징만을 반영하게 되며 고주파의 잡음성분은 다량 내포하고 있다. 이에 반해 저역필터의 계수들은 VEP신호에서 전체적이고 망막의 생리현상의 주기를 잘 반영하는 성질을 가질 것으로 판단된다. 그러므로 본 연구에서는 고역필터의 계수를 버리고 저역필터의 계수들을 신경회로망 판별기에 입력시킨 다음 차수를 높여가면서 정상 및 비정상 VEP 신호에 대한 판별정도를 실험하였다.

Wavelet 변환실험에 사용된 기저함수는 각각 Haar, Daubechies, Coiflets 및 Symlets이며 이들은 그림 2와 같다. 그림의 상단에 있는 파형은 wavelet변환기의 저역측 6차계수의 변화의 일례를 나타낸 것이다.

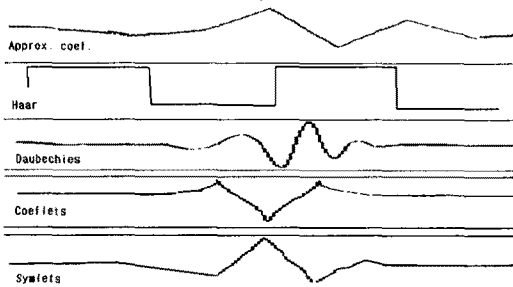


그림 2. 특성인수와 기저함수
Fig. 2. The approximation coefficients of VEP and basis vectors.

VEP신호의 효율적 판별을 위해서 신경회로망은 입력층, 은닉층 및 출력층의 3계층을 갖는 오차 역전달 방법을 사용하였으며 이것은 그림 3과 같다. 실험에서는 입력층 개수는 8, 은닉층 개수는 32, 출력층 개수는 9로 설정하였다. VEP 신호 중 정상 신호의 Wavelet 변환 계수를 입력하고 출력층에는 펄스 파형의 교사신호를 두고 학습시킨다.

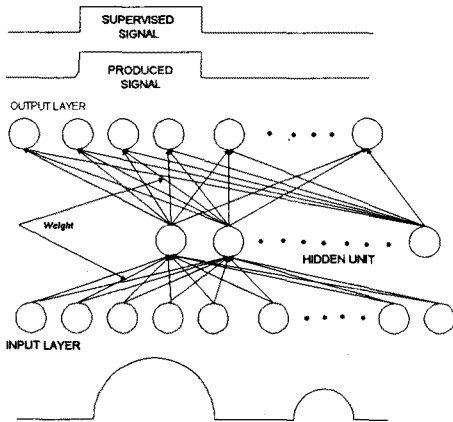


그림 3. 신경회로망의 구조
Fig. 3. The back propagation neural network structure.

정상적인 신호에 대하여 신경회로망을 학습시킨 후 VEP 신호의 Wavelet 변환 계수를 신경회로망의 입력층에 입력하였을 때 출력된 신호와 교사신호의 차이인 오차신호를 구하여 오차 값이 한계치를 벗어나면 정상신호가 아니라고 판단한다.

2.2 실험 및 고찰

정상 및 비정상의 VEP신호 데이터를 얻기 위하여 사용한 장비는 병원의 안과에서 일반적으로 사용되는 VEP에 의한 ERG 진단기기(UTAS-E2000)이다. 획득한 신호의 길이는 512이고 의사의 진단에 의해

정상신호와 비정상 신호를 구분하였다. 이들 VEP신호를 Wavelet변환하여 추출된 계수의 길이는 8이다. 실험에서는 Wavelet 기저함수를 변환시켜 다양한 계수들을 추출하였다. 정상 및 비정상 VEP신호의 판별결과 차수가 낮은 계수를 사용할수록 판별 오차는 작았다. 그러나 계수들의 수가 많아지기 때문에 최소한으로 양호한 판별특성을 유지하는 저역통과 6차 계수를 택하였다.

제안된 기법의 타당성을 정량적으로 검증하기 위하여 상기 출력 값과 교사신호 차이 값의 제곱근 취한 후 이 값들의 합을 식(1)에서 보인 오차값(RMSE: Root mean square error)으로 정의하였고 다양한 VEP신호에 대하여 4가지 기저에 따른 제안된 방법의 실험 오차 값은 표 1과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\sum (\text{교사신호} - \text{신경망출력값})^2 / N} \quad (1)$$

표 1에서와 같이 각 기저함수에 대한 오차는 상당히 다르게 나타났으나 정상 ERG와 비정상 ERG의 오차는 뚜렷한 차이를 보임으로써 제안된 방법이 VEP신호 해석에 적합함을 확인할 수 있다. 특히 여러 가지 기저함수들 중에서 Symlets 기저함수가 최소 오차를 나타냄으로써 VEP신호 해석에 가장 적합함을 알 수 있다.

표 1. Wavelet 기저함수에 따른 신경회로망 오차율(%)
Table 1. The error rates(%) of neural network as varying basis vectors.

Basis Function \ Signal Types	Error rate of Normal Signal(%)	Error rate of Abnormal Signal(%)
Haar	0	12.5
Daubechies	0	25.0
Coiflets	0	6.25
Symlets	0	0

3. 결 론

제안된 방법에서는 wavelet변환 및 신경회로망을 이용하여 VEP신호의 정상여부를 판단 가능하게 하였으며, VEP신호를 64:1로 압축시켜 신경회로망의 학습 및 진단속도를 향상시켰다. 또한 VEP신호의 잡음성분을 줄여 줌으로서 신경회로망의 패턴인식 오차를 줄일 수 있었다.

제안된 방법의 VEP 진단에는 Wavelet 변환의 기저함수 중에 Symlets 가 VEP의 신호판별에 가장 적합함을 알 수 있었고, Symlets 기저에 대해서는 오차율 "0"으로서 100%의 패턴분류능력이 있음을 보였다.

(참 고 문 헌)

- [1] P. M. Agante, J. P. Margues De Sa, "ECG Noise Filtering," Using Wavelets with Soft-thresholding Methods," Computers in Cardiology 26:535-538, 1999.
- [2] K. H. Chiappa, "Evoked Potentials in Clinical Medicine," New York, Raven Press, 1985.
- [3] R. D. Strum et al, "Discrete systems and digital signal processing," Addison Wesley, 1989.
- [4] N. Gets, "A Fast Discrete Periodic Wavelet Transform," College of Engineering University of California, Barkeley, 1992.
- [5] Matlab wavelet toolbox