

Wavelet 계수 억제에 의한 유발전위 뇌파 신호의 추출

*이용희, *박현석, 김강호, 김선일, *이두수
*한양대학교 공과대학 전자공학과
한양대학교 의과대학 계량의학교실

Extraction of evoked potentials using the shrinkage of wavelet coefficients

*Y. H. Lee, *H. S. Park, K. H. Kim, S. I. Kim, *D. S. Lee

*Dept. of Electronic Engineering, College of Technology, Hanyang University
Dept. of Medical Information, College of Medicine, Hanyang University

ABSTRACT

we propose the shrinkage of wavelet coefficients and the averaging method. The wavelet analysis decomposes the measured evoked potentials into scale coefficients and wavelet coefficients as a resolution level, respectively. And in the course of synthesis of evoked potentials, the presented method shrinks the wavelet coefficients, and then reproduces the evoked potentials and lastly averages it.

we measured VEP signal to simulate the presented method, and compared it with averaged signal and LMS algorithm. As a result of simulations, the proposed method gets improved VEP about 0.2-1.6db in comparison with the result of averaging method.

서론

EP는 일반적으로 두피상에서 측정되며 자발적인 뇌파(EEG : electroencephalogram)와 생리적인 다른 신호들(artifacts)의 영향으로 신호 대 잡음비(SNR : signal-to-noise ratio)가 매우 낮아 단일 횡수의 자극에 의해 얻는 것은 어려운 것으로 알려져 있다^[1,2]. 고전적인 EP의 대표적인 측정방법은 배경 EEG 및 아티팩트(artifacts)를 잡음으로, EP를 자극에 의해 시간에 관계없이 일정한 반응이 나타나는 안정 신호(stationary signal)로 가정하고 수십 회에서 수백 회의 반복적인 자극에 따른 응답을 평균 가산(averaging)함으로써 향상된 EP를 얻는 것이다^[1,2]. 그러나 이 방법은 많은 횡수를 산술적으로 평균 가

산함으로써 생리학적인 파형들이 누그러지는 경향이 있으며 이로 인해 임상에서 진료의 정확성과 다양성을 제공하는데는 한계가 있어 왔다. 최근들어 EP와 같은 비안정신호를 다루는데 시간-주파수 영역 해석법인 wavelet을 이용하는 연구가 시도되고 있다^[3,4]. Thakor는 EEG로부터 간질과 같은 이상 뇌파를 검출하거나 신경학적인 손상을 추정하는데 wavelet을 적용하여 좋은 동물 실험 결과를 얻어내 wavelet의 적용 영역을 넓혀 주었다. wavelet을 이용한 잡음 제거에 관한 연구는 의료용 영상 신호의 압축과 잡음 제거를 위해 wavelet 계수를 비선형 thresholding하는 방법이 최근에 이루어 졌다. 이 방법은 적용 필터에 의한 방법과는 달리 수렴 문제를 고려하지 않아도 되는 잇점이 있으나 비선형 thresholding에 의해 EP와 같이 상대적으로 미약한 임상 정보를 담고 있는 신호에서는 대부분의 미세한 EP를 잃게 되기 때문에 적용이 어렵다. 본 연구에서는 wavelet 계수를 선형적으로 축소 하는 방법을 이용하여 아티팩트 및 배경 잡음을 제거하고 평균 가산함으로써 짧은 시간 내에 효과적으로 EP신호를 얻는 방법을 제시한다.

II. wavelet 전개와 wavelet 계수 축소

1. wavelet(Wavelet) 전개

wavelet 해석은 Grossmann과 Morlet에 의해 수학적으로 소개된 이후 다양한 분야에서 시변신호를 다루는데 유용하게 적용되고 있다^[3,4,5]. 특히 Mallat에 의해 전개된 다해상도 wavelet 해석은 wavelet의 실제적인 응용에서 디지털 필터 뱅크로의 구현이 용이하여 많이 이용되고 있다. wavelet 해석은 Z 를 정수 집합 R 을 실수의 집합 R^+ 를 양의 실수의 집합

$L^2(R)$ 은 자승 적분가능 함수의 힐버트(Hilbert)공간으로 정의 할 때 $L^2(R) \rightarrow L^2(R^2)$ 으로 사상하는 변환이며 식 1)과 같이 척도 함수(scaling function) $\psi(t)$ 의 확장과 이동에 의해 수행된다.

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서 $a \in R^+, b \in R$ 이며 $\psi(t)$ 를 모 wavelet(mother wavelet) 함수라고도 한다. $\psi_{ab}(t)$ 는 wavelet 계열로서 정규 직교 기저 함수(orthonormal basis function)를 형성하며 이때 a 는 척도 인자, b 는 시간에 걸쳐 이동하는 인자이다. 이산 시간에서의 다해상도 wavelet 정규 직교 기저 함수는 a 와 b 를 $(a_n, b_n), n \in Z$ 으로 이산점에 대응시키고 $a_0=2, b_0=1$ 로 하여 식 2)와 같이 얻을 수 있다.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad j, k \in Z \quad (2)$$

식 2)는 주파수 영역에서 대수 척도의 계층구조를 형성하며 $L^2(R)$ 을 부공간 $\{V_j | j \in Z\}$ 로 구성하게 된다. 즉 부공간은 $f \in L^2(R)$ 일 때 임의의 신호 $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j-1}$ 이고 $V_j \subset V_{j-1}$ 이 성립함을 의미한다. 여기서 V_{j-1} 의 직교 여집합을 W_j 로 놓으면 $V_{j-1} = V_j \oplus W_j, V_j \perp W_j$ 이며 반복적으로 수행하면 $L^2(R)$ 공간은 무한한 W_j 공간으로 나타낼 수 있게 된다. 그림 1은 V_j 과 W_j 에 의해 형성된 옥타브 대역의 부공간과 직교 부공간을 나타낸 것이다. 이러한 wavelet의 실제적인 구현은 완전 복원(perfect reconstruction)조건을 만족하는 QMF(quadrature mirror filter)응답을 갖는 디지털 필터쌍으로 구현하게 된다^[12,13,14]. 입력 신호 $f(t)$ 가 부공간 V_j 에 있을 때 wavelet 공간에서의 $f(t)$ 는 식 3)으로 나타낼 수 있으며

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f^{(j)}[n] \psi(2^j t - n) \quad (3)$$

여기서 $f^{(j-1)}[n] = 2^j \langle f(t), \psi(2^j t - n) \rangle, n \in Z$ 이다.

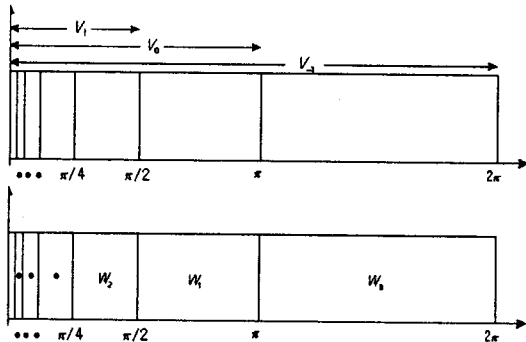


그림 1. 직교 부공간 V_j 와 W_j
Fig. 1. subspace of V_j and W_j

이것은 척도 계수로서 급수 2의 다운 샘플링(down sampling)과 필터링에 의해

$$f^{(j-1)}[n] = \sum_k \tilde{h}[k-2n] f^{(j)}[k] \quad (4)$$

로 얻을 수 있으며 직교 부공간을 구성하는 wavelet 계수는

$$d^{(j-1)}[n] = \sum_k \tilde{g}[k-2n] f^{(j)}[k] \quad (5)$$

로 구하게 된다. $f^{(j-1)}[n]$ 은 각 해상도 레벨에서 신호의 저역 통과 성분을, $d^{(j-1)}[n]$ 은 신호의 고역 통과 성분을 나타낸다. 여기서

$$\tilde{h}[n] = h[-n] \quad (6)$$

$$\tilde{g}[n] = g[-n] \quad (7)$$

$$g[n] = (-1)^n \tilde{h}[1-n] \quad (8)$$

이며 $h[n]$ 과 $g[n]$ 은 상호 척도 기저 계수(interscale basis coefficient)라고 한다.

2. wavelet 계수 축소

wavelet 계수 축소에 의한 아티팩트 제거 원리는 한정된 해상도 레벨에서 돌발적이고 큰 변화를 갖는 잡음등은 wavelet 공간에서 상대적으로 척도 계수보다는 wavelet 계수에 물리게 되므로 wavelet 계수를 축소하여 복원함으로써 잡음 제거 효과 및 압축 효과를 얻는 것이다. 부가된 잡음을 포함하고 있는 신호는 식 9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y[n] = f[n] + \sigma z[n], n = 0, \dots, N-1 \quad (9)$$

여기서 $f[n]$ 는 원 EP신호이며 $z[n]$ 는 $N(0,1)$ 인 Gaussian 백색 잡음, σ 는 잡음 레벨, $y[n]$ 는 측정된 신호이다. 식 9)는 wavelet 기저 함수가 정규 직교 함수 일 때 wavelet공간에서도 wavelet 변환 W 에 의해 식 10)과 같이 같은 진폭의 Gaussian 백색 잡음을 나타낸다. 따라서 wavelet 계수를 선형적인 축소하여 복원하는 방법을 이용하면 EP와 같이 미세한 신호의 손실을 막고 효과적으로 잡음을 제거할 수 있게 된다.

$$W(y[n]) = W(f[n]) + \sigma z[n] \\ = W(f[n]) + \sigma W(z[n]) \quad (10)$$

식 11)는 복원 수식으로 S_j 은 제안한 축소 함수이다.

$$f^{(j+1)}[n] = 2 \sum_k h[n-2k] f^{(j)}[k] \\ + S_j(2 \sum_k g[n-2k] d^{(j)}[k]) \quad (11)$$

$$S_j(f(t)) = \alpha f(t), 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (12)$$

이것은 wavelet 공간의 주파수 영역에서 부공간과 직교 부공간에서 직교 부공간을 α 에 의해 축소시킨 구조로 α 가 작으면 상대적으로 저역 성분이 커짐을 의미하며 α 가 큰 값이면 상대적으로 고역 성분이 커짐을 의미한다. 그림 2는 a)가 대상 신호로 그림에서는 64 point의 잡음 신호이며 b)는 본 연

Wavelet 계수 억제에 의한 유발전위 뇌파 신호의 추출

구에서 제시하는 wavelet 계수 축소방법으로 $\alpha=0.5$ 로 잡은 것이다.

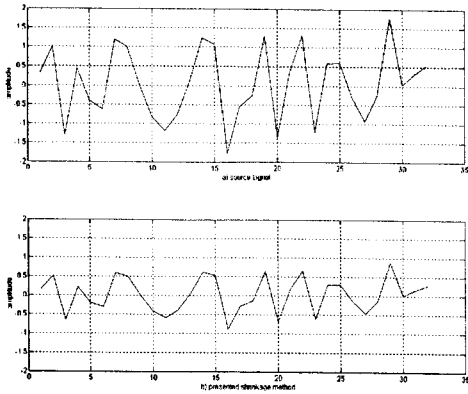


그림 2. wavelet 계수 축소 방법
Fig. 2. shrinkage of wavelet coefficients

III. 실험 및 고찰

제안한 wavelet 공간에서의 wavelet 계수 축소에 의한 EP의 추출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 시각 유발전위 뇌파(VEP)를 측정하여 해석하였다. 자극은 적색 LED matrix goggle 이며 자극 주기는 2회/sec를 주었고 자극의 형태는 눈을 뜬 상태에서 양쪽에 동시 자극을 주었다. EP의 측정은 Grass P511을 통해 CED 1401plus에서 샘플링 주파수 $f_s = 1024\text{Hz}$ 로 수집하였다. 측정 전극은 오른쪽 귀를 기준 전극으로 설정하고 후두부(occipital lobe)에서 측정하였다. VEP의 정량적 성능 평가를 위해 모의 실험의 기준 EP 데이터는 측정된 100회 평균 가산한 것으로 설정하고 잡음을 부가해 필요로 하는 SNR 신호를 얻었다. 실험에서 -6db와 -10db 신호를 사용하였다. 그림 3(a)는 정상인의 100회 평균 가산한 VEP신호이며 그림 3(b)는 모의 실험의 기준 데이터로 1회 자극의 -6db이며 그림 3(c)는 -10db 신호이다. 그림 4(a)는 8회의 -6db 데이터를 단순 평균 가산한 결과이며 그림 4(b)는 일반적으로 잡음 제거에 많이 이용되는 LMS(least mean square)적용 알고리즘을 수행한 후 평균 가산한 것이다. 전체 16회의 데이터를 대상으로 수렴 후 8회에서 16회까지의 데이터를 평균 가산한 출력이다. 여기서 수렴 특성 및 수렴 후 부가 잡음 특성을 줄이기 위해 step size는 0.005로 작게 설정하였으며 필터 차수는 33차, 주(primary) 신호는 -6db를, 기준(reference)신호는 -10db신호를 사용하였다. 평균 가산법에 비해 상당히 향상되었음을 알 수 있다. 그러나 필터링 과정에서 진폭이 줄어들었으며 EP의 특징을 파악하기에는 여전히 잡음이 많이 남아 있음을 알 수 있다.

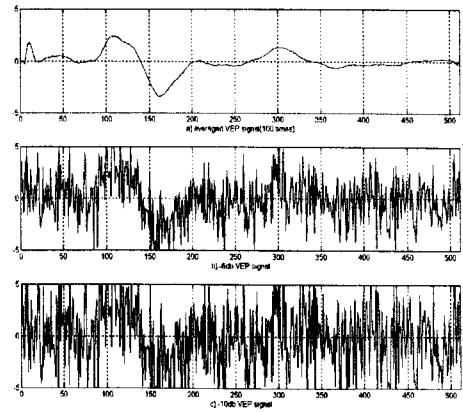
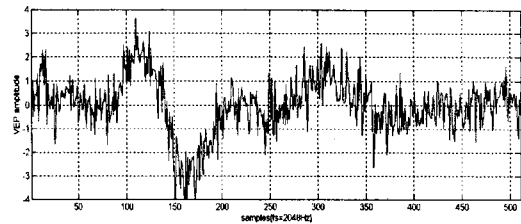


그림 3. 모의 VEP 데이터
a) 기준 VEP 신호(100회 가산 출력) (b) -6db (c) -10db

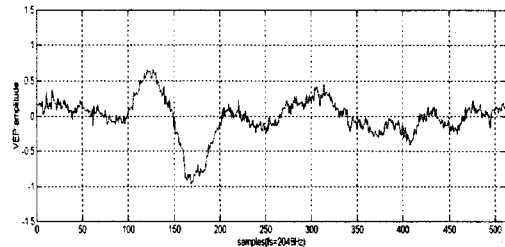
Fig. 3. VEP data for simulation
a) averaged VEP (100 times) (b) SNR : -6db
(b) SNR : -10db

제안한 wavelet 계수 축소를 이용한 VEP추출은 구조의 단순성을 제공하는 Haar wavelet과 주파수 영역에서 최대 평탄화를 제공하는 6tab의 Daubechies wavelet을 이용하였다. Daubechies 6-tab의 계수는 다음과 같다.

$$h = [0.3327 \ 0.8069 \ 0.4599 \ -0.1350 \ -0.085 \ 0.0352]$$

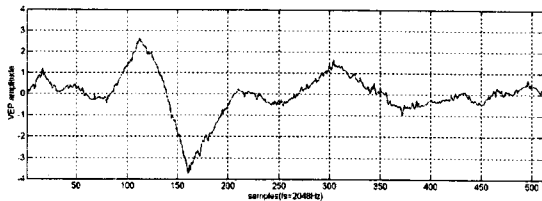


a) 8회 평균 가산한 VEP
a) averaged VEP (8 times)

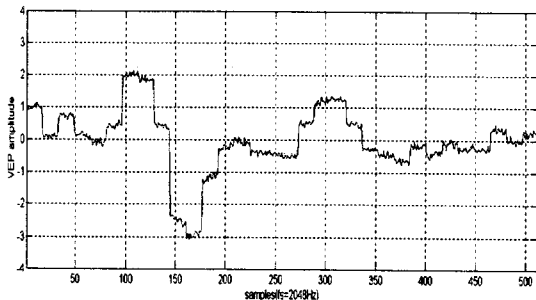


b) 적응필터 출력
(LMS algorithm : $\mu = 0.005$ filter order=33th)
b) result of adaptive filter
(LMS algorithm : $\mu = 0.005$ filter order=33th)

채적으로 wavelet 계수의 억제에 의한 방법이 유발전위 뇌파를 얻는데 기존의 방법에 비해 0.2-1.6db 정도 효과적임을 보여 준다.



c) 제시한 wavelet 계수 축소에 의한 결과
c) presented shrinkage method
(Daubeauches level 4, $\alpha=0.1$)



d) 제시한 wavelet 계수 축소에 의한 결과(Haar level 4, $\alpha=0.1$)
d) presented shrinkage method (Haar level 4, $\alpha=0.1$)

그림 4. EP 추출 방법의 출력 결과

Fig. 4. results of algorithms for the extraction of VEP

최종 복원 결과는 그림 4의 c)와 d)로서 $\alpha=0.1$ 일 때의 출력을 나타낸 것이다. c)는 Daubeauches wavelet을 이용한 것이며 d)는 Haar wavelet를 이용한 것이다. α 가 작을수록 복원 특성이 좋아지나 미세한 신호들이 사라지게 되며 또한 신호 대역 이상의 해상도 레벨을 전개할 경우 에일리어싱이 나타난다. 따라서 해상도 레벨은 wavelet을 전개할 때 다운 샘플링에 의한 에일리어싱이 일어나지 않도록 충분히 오버 샘플링(over sampling) 해야 한다. Daubeauches의 경우 기준 100회 평균 가산한 결과와 비교하여 평균 가산법과 적응 필터에 의한 결과보다 더 뚜렷한 EP특성을 나타냄을 알 수 있다. 표 1은 100회 가산한 기준 VEP신호와 SNR을 측정 한 것으로 제안한 방법이 적응필터에 의한 것 보다 약 0.2db정도($\alpha=0.1$) 아티팩트 제거에 효과적임을 알 수 있다. Haar wavelet의 경우 시간 영역에서의 불연속 특성으로 α 값이 약 0.25미만에서는 Daubeauchies wavelet 보다 특성이 좋지 못하다. 전

표 1. VEP추출 알고리즘의 결과 비교
Table 1. performance of algorithms for the extraction of VEP

단위 : 데시벨(db)

shrinkage 계수 α	Daubechie s 6tab, m=4	Haar m=4	Average	LMS (u=0.005, 33 tab)
0	0.1588	0.4149	-1.5585	-0.0538
0.05	0.1438	0.4087		
0.1	0.1153	0.3900		
0.25	-0.0484	0.2615		
0.5	-0.5482	-0.1686		
1	-2.0679	-1.5585		

IV. 결 과

유발전위 뇌파의 측정에서 짧은 시간내에 돌발적이고 큰 진폭을 갖는 EEG 및 배경 아티팩트를 효과적으로 제거하여 신뢰 할 수 있는 유발전위 뇌파만을 얻기위해 본 논문에서는 wavelet계수 축소에 의한 평균 가산법을 제시하였다. 이 방법은 EP의 측정에서 나타나는 배경 EEG 및 돌발적인 잡음을 효과적으로 제거할 수 있었고 기존의 평균 가산법, 적응 필터 방법들과 비교하여 0.2-1.6db 이상 향상된 VEP를 얻을 수 있었다. 본 연구 결과는 시간에 따라 변화하는 EP의 특성 파악 및 뇌의 기능적 해석에 이용될 수 있다.

참고 문헌

[1] Edmund M. Glaser, "Principles of Neuro-biological Signal Analysis", Academic Press, pp. 233-290, New York, 1976.
 [2] Samuel Sokol, "Visually Evoked Potentials: Theory, Techniques and Clinical Applications", Survey of Ophthalmology, Vol. 21, No. 1, July 1976.
 [3] Michael Unser, "A Review of Wavelets in biomedical applications", IEEE Proc. Vol. 84, No. 4, April 1996.
 [4] Nitish V. Thakor, "Multiresolution Wavelet Analysis of Evoked Potentials," IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 40. No. 11, November 1993.
 [5] Albert Cohen, "Wavelets: The Mathematical Background", IEEE Proc. Vol. 84, No. 4, April 1996.