

論文 97-34S-3-6

## 웨이브렛 계수의 축소와 평균 가산에 의한 유발전위뇌파신호의 추출

(Extraction of evoked potentials using the shrinkage and averaging method of wavelet coefficients)

李 龍 喜 \*, 李 斗 秀 \*

(Yong Hee Lee and Doo Soo Lee)

## 요 약

유발전위 뇌파의 측정에서 짧은 시간내에 효과적으로 아티팩트(artifacts) 및 배경 EEG를 제거하고 향상된 유발전위 뇌파를 얻기 위해 본 논문에서는 웨이브렛 계수의 축소와 평균 가산을 적용한다. 측정된 유발전위 뇌파 신호는 웨이브렛 해석을 통해 각 해상도 레벨에서 지역 통과 성분인 척도 계수와 고역 통과 성분인 웨이브렛 계수로 분해되며 주파수 영역에서 대수 척도의 대역 구조를 형성한다. 제시한 방법은 복원시 분해된 웨이브렛 공간에서의 계수를 축소함수를 이용하여 복원하고 평균 가산함으로써 향상된 유발전위 뇌파를 추정하게 된다. 모의 실험에서 시각 유발전위 뇌파를 측정하여 얻은 신호에 배경 잡음으로 가우시안 백색 잡음 및 실제의 EEG대역과 유사한 잡음을 부가한 신호를 이용하여 제시한 방법의 성능을 평가하고 기존의 평균가산법과 비교하였다. 웨이브렛 함수는 Daubechies 웨이브렛을 적용하였으며 모의 실험 결과 제시한 방법에 의해 추정된 유발전위뇌파는 기존의 평균 가산법의 결과보다 4레벨 웨이브렛 공간에서 약 0.2-1.6dB 향상되었다.

## Abstract

For the effective removal of artifacts and the extraction of an improved evoked potential response, we propose the averaging method using the shrinkage of wavelet coefficients. The wavelet analysis decomposes the measured evoked potentials into scale coefficients with low frequency components and wavelet coefficients with high ones as a resolution level, respectively. And in the course of synthesis evoked potentials, the presented method shrinks the wavelet coefficients, and then reproduces the evoked potentials, and lastly averages it. we measured visual evoked potentials to simulate the averaging method using the shrinkage of wavelet coefficients, and compared it with averaged signal. As a result of simulations, the proposed method gets improved VEP about 0.2-1.6dB in comparison with the averaging method with Daubechies wavelet in the resolution level four.

## I. 서 론

뇌의 손상이나 신경계의 이상, 그리고 간질이나 광 자극성 발작과 같은 구조적인 뇌질환을 진단하기 위해 특정한 자극에 의해 나타나는 뇌에서의 전기 생리학적 인 반응인 유발전위뇌파( evoked potential : EP)를

측정하는 방법이 이용되고 있다. 유발전위뇌파는 일반적으로 두피상에서 측정되며 자발적인뇌파(electroencephalogram : EEG)와 생리적인 다른 신호들(artifacts)의 영향으로 신호대잡음비(signal-to-noise ratio : SNR)가 매우 낮아 단일 횡수의 자극에 의해 얻는 것은 어려운 것으로 알려져 있다<sup>[1][2]</sup>. 고전적인 유발전위뇌파의 대표적인 측정방법은 배경 EEG 및 아티팩트(artifacts)를 잡음으로, 유발전위뇌파를 자극에 의해 시간에 관계없이 일정한 반응이 나타나는 안정 신호(stationary signal)로 가정하고 수십 회에서

\* 正會員, 漢陽大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Hanyang University)

接受日字: 1996年8月29日, 수정완료일: 1997年3月10日

수백 회의 반복적인 자극에 따른 응답을 평균 가산함으로써 향상된 유발전위뇌파를 얻는 것이다<sup>[11][2]</sup>. 그러나 이 방법은 많은 횡수를 산술적으로 평균 가산함으로써 생리학적인 파형들이 누그러지는 경향이 있으며 이로 인해 임상에서 진료의 정확성과 다양성을 제공하는데는 한계가 있어 왔다. 최근의 연구에서는 유발전위뇌파가 같은 반응영역에서도 시간에 따라 서서히 변화하는 비안정성(nonstationary) 파형이라는 것이 실험적으로 보고되면서 가능한 한 짧은 시간에 효과적으로 유발전위뇌파의 특징을 얻는 방법들이 연구되었다<sup>[31-19]</sup>. 이러한 방법 대부분은 적응 필터를 이용한 것으로 측정된 유발전위뇌파의 신호대잡음비가 극히 나쁘기 때문에 보통은 전처리 잡음 제거 과정에 사용하며 평균 가산법과 병행하여 사용하는 것이 일반적인 방법이다<sup>[31-17]</sup>. 최근들어 유발전위뇌파와 같은 비안정신호를 다루는데 시간-주파수 영역 해석법인 웨이브렛을 이용하는 연구가 시도되고 있다<sup>[18][19]</sup>. 웨이브렛을 이용한 잡음 제거에 관한 연구로는 의료용 영상 신호의 압축과 잡음 제거를 위해 웨이브렛 계수를 축소하여 잡음을 제거하는 방법이 제시되면서 활발하게 이용되고있다<sup>[10][11]</sup>. 이 방법은 수렴 문제를 고려하지 않아도 되는 잇점이 있으며 신호의 에너지 대부분이 낮은 주파수에 몰려있는 경우에 효과적으로 이용할 수 있는 장점을 가지고 있다<sup>[11]</sup>. 본 연구에서는 대부분 낮은 대역에 신호가 몰려 있는 유발전위 뇌파에 웨이브렛 계수의 축소와 평균가산법을 적용하여 아티팩트 및 배경 잡음을 제거하고 짧은 시간내에 효과적으로 향상된 유발전위뇌파신호를 얻는 방법을 제시한다.

II. 웨이브렛 전개와 웨이브렛 계수 축소

1. 웨이브렛(Wavelet) 전개

웨이브렛 해석은 Grossmann과 Morlet에 의해 수학적으로 소개된 이후 다양한 분야에서 시변신호를 다루는데 유용하게 적용되고 있다<sup>[12]-[16]</sup>. 특히 Mallat에 의해 전개된 다해상도 웨이브렛 해석은 웨이브렛의 실제적인 응용에서 디지털 필터 뱅크로의 구현이 용이하여 많이 이용되고 있다<sup>[15]</sup>. 웨이브렛 해석은  $Z$ 를 정수집합  $R$ 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 기저 웨이브렛 함수(wavelet

basis function)  $\psi(t)$ 의 확장과 이동에 의해 수행된다.

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

여기서  $a \in R^+, b \in R$  이며  $\psi(t)$ 를 모 웨이브렛 (mother wavelet) 함수라고도 한다.  $\psi_{ab}(t)$ 는 웨이브렛 계열로서 정규 직교 기저 함수(orthonormal basis function)를 형성하며 이때  $a$ 는 척도 인자,  $b$ 는 시간에 걸쳐 이동하는 인자이다. 이산 시간에서의 다해상도 웨이브렛 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.

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

식 (2)는 주파수 영역에서 대수 척도의 계층구조를 형성하며  $L^2(R)$ 을 부공간  $\{V_j | j \in Z\}$ 로 구성 하게 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.

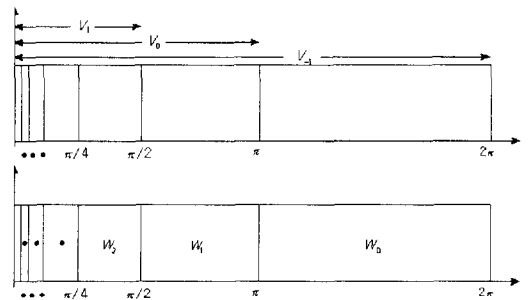


그림 1. 직교 부공간  $V_j$ 와  $W_j$   
Fig. 1. subspace of  $V_j$  and  $W_j$  (orthonormal complement of  $V_j$ ).

이러한 웨이브렛의 실제적인 구현은 완전 복원(perfect reconstruction)조건을 만족하는 QMF( quadrature mirror filter)응답을 갖는 디지털 필터쌍으로 구현하게 된다<sup>[14]-[16]</sup>. 입력 신호  $f(t)$ 가 부공간  $V_j$ 에 있을때 웨이브렛 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. 이것은 척도 계수로서 급수 2의 다운 샘플링(down sampling)과 필터링에 의해 식 (4)와 같이

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

얻을 수 있으며 직교 부공간을 구성하는 웨이블릿 계수는 식 (5)와 같이

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

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. 웨이블릿 계수 축소(wavelet shrinkage)

웨이블릿 계수의 축소는 본래 영상 신호의 압축 및 잡음제거를 위한 방법으로 전개되었다<sup>[10]-[11]</sup>. 이 방법은 한정된 해상도 레벨에서 돌발적이고 큰 변화를 갖는 성분은 웨이블릿 공간에서 상대적으로 척도 계수 보다는 웨이블릿 계수에 몰리게 되므로 웨이블릿 계수를 축소시켜 축소된 계수만으로 복원함으로써 잡음 제거 효과 및 압축효과를 얻는 것이다. 부가된 잡음을 포함하고 있는 신호는 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

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

여기서  $f[n]$ 는 원 유발전위 뇌파신호이며  $z[n]$ 는  $N(0,1)$ 인 가우시안(gaussian) 백색 잡음,  $\sigma$ 는 잡음 레벨,  $y[n]$ 는 측정된 신호이다. 식 (9)는 웨이블릿 기저 함수가 정규 직교함수일 때 웨이블릿 공간에서도 웨이블릿 변환  $W$ 에 의해 식 (10)과 같이 같은 진폭의 가우시안 백색 잡음을 나타낸다.

$$\begin{aligned} W(y^{(j)}[k]) &= W(f^{(j)}[k] + \sigma z^{(j)}[k]) \\ &= W(f^{(j)}[k]) + \sigma W(z^{(j)}[k]) \end{aligned} \quad (10)$$

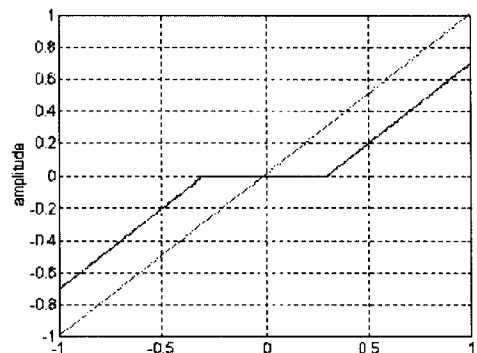
여기서 첨자  $k$ 는 웨이블릿 공간에서의 계수 인자이며  $j$ 는  $j$ 레벨에서의 웨이블릿공간을 의미한다. 식 (11)은 웨이블릿 계수 축소에 의한 웨이블릿 복원 수식으로  $S_j$ 는 웨이블릿 축소 함수이다.

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

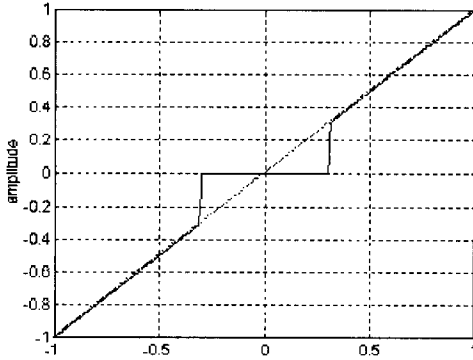
본 논문에서는 Donoho에 의해 전개된 soft shrinkage과 hard shrinkage 웨이블릿 계수 축소함수를 이용하였다<sup>[12]</sup>. 이 함수는 식 (12)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{soft shrinkage function} \quad S_j(f(t)) &= \text{sign}(f(t)) (|f(t)| - t_n)_+ \\ \text{hard shrinkage function} \quad S_j(f(t)) &= f(t) \{ |f(t)| > t_n \} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서  $t_n$ 은 임계값으로 웨이블릿 공간에서 일반적으로 상수값을 사용한다<sup>[11]</sup>. soft shrinkage함수는 웨이블릿 공간에서 계수들을 임계값  $t_n$ 만큼 빼줌으로써  $t_n$ 보다 작은 레벨의 웨이블릿 계수를 제거하는 함수이다. hard shrinkage함수는  $t_n$ 이 크면 복원시 웨이블릿 계수에서 임계값보다 큰 값을 이용하고 나머지 계수는 영으로 취하여 복원함을 의미하며  $t_n$ 이 작으면 상대적으로 많은 웨이블릿 계수를 복원시 이용하는 것을 의미한다. 이러한 방법은 대부분의 에너지가 낮은 대역에 몰려있고 웨이블릿 공간 전체에 특징적인 정보가 나타나는 신호에 효과적이다. 유발전위 뇌파 신호의 경우 대부분의 에너지가 낮은 대역에 몰려 있으며 유발전위 뇌파를 특징 지우는 중요한 latency peaks( N75, P100, N145...)는 웨이블릿 공간에서 다른 아티팩트들보다 상대적으로 큰 진폭을 갖게 된다.



(a) soft shrinkage function



(b) hard shrinkage function

그림 2. 웨이브렛 계수 축소 함수

Fig. 2. shrinkage function of wavelet coefficients.

본 논문에서는 이러한 특징을 이용하여 웨이브렛 공간에서 웨이브렛 계수 축소함수를 이용하여 배경 아티팩트를 제거하고 상대적으로 진폭이 큰 latency peaks의 특징만을 복원시 이용함으로써 향상된 유발전위뇌파를 얻게 된다. 그림 2는 웨이브렛 계수 축소 함수를 설명한 것이다. 실선은 웨이브렛 계수 축소 함수에 의해 얻어지는 결과이며 점선은 항등(identity)함수이다.

### 3) 평균 가산(averaging)

평균 가산법은 신호대잡음비가 극히 낮은 주기적인 신호에서 단순하게 신호대잡음비를 향상시키는 방법으로 많이 이용되고 있으며 유발전위뇌파의 측정에서도 단순한 방법으로 현재도 사용되고 있다<sup>[11][2]</sup>. 본 논문에서는 웨이브렛 계수 축소 방법과 병행하여 과거 수백회의 평균 가산에 비해 짧은 횟수의 평균 가산을 수행한다. 이 방법은 신호 자체가 같은 자극에 의해 같은 반응이 나오는 안정 신호이며 잡음은 랜덤 잡음이란 가정하에 적용 된다.  $i$ 번째 자극에 의해 측정된 유발전위뇌파신호를  $y_i[n]$ 라 하고  $f[n]$ 를 자극에 의해 나타나는 유발전위뇌파,  $z_i[n]$ 를  $i$ 번째 응답에 추가된 아티팩트, 자극 주기를  $T$ , 자극 횟수를  $M$ 이라 할 때

$$y_i[n] = f[n] + z_i[n], \quad i=1,2,\dots,M, \quad 0 \leq n \leq T \quad (13)$$

로 나타낼 수 있다.  $z_i[n]$ 는 백색 잡음으로 가정한다. 일반적으로 평균 가산은 식 (14)에 의해 전개 된다.

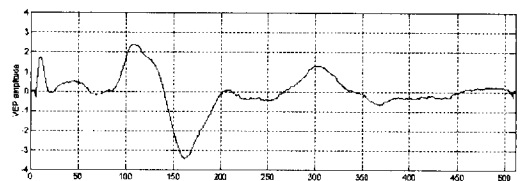
$$\begin{aligned} \tilde{f}[n] &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_i[n] \\ &= f[n] + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M z_i[n] \end{aligned} \quad (14)$$

## III. 실험 및 고찰

제안한 웨이브렛 공간에서의 웨이브렛 계수 축소에 의한 유발전위뇌파의 추출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 시각 유발전위뇌파(VEP)를 측정하여 해석하였다. 자극은 적색 LED matrix goggle 이며 자극 주기는 2회/sec를 주었고 자극의 형태는 눈을 뜬 상태에서 양쪽에 동시 자극을 주었다. 유발전위뇌파의 측정은 Grass P511앰플을 통해 CED 1401plus에서 샘플링 주파수  $f_s = 1024\text{Hz}$ 로 디지털 변환하여 수집하였다. 측정 전극은 오른쪽 귀를 기준 전극으로 설정하고 후두부(occipital lobe)에서 측정하였다. 제시한 방법의 성능 평가를 위해 모의 실험의 기준 유발전위뇌파 데이터는 100회 평균 가산한 것으로 설정하고 잡음을 부가해 필요로 하는 신호대잡음비를 갖는 신호를 얻었다. 잡음은 2가지 형태로 모델링 하였다. 첫째는 배경 잡음을 가우시안 백색 잡음을 부가해 사용하였으며 둘째는 일반적인 EEG배경 아티팩트를 실제와 비슷하게 식 (15)과 같이 단극을 갖는 잡음으로 모델링하였다<sup>[17]</sup>.

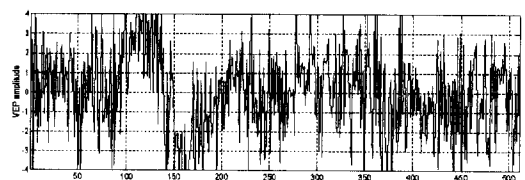
$$v_k = av_{k-1} + n_k \quad (15)$$

여기서  $a$ 는 자기회귀(autoressive)모델 파라미터이며  $n_k$ 는 가우시안 백색 잡음이다. 본 논문에서는 배경 EEG모델 계수로  $a=0.7$ 을 사용하였다. 모의 실험에서 사용한 신호의 신호대잡음비는 실제의 경우에서와 같은 -6dB신호를 만들어 사용하였다.



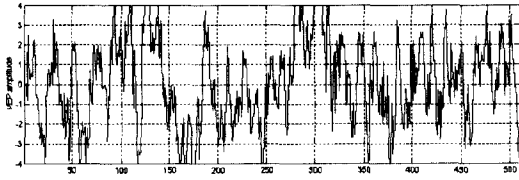
(a) 기준 VEP 신호(100회 가산 출력)

(a) averaged VEP (100 times)

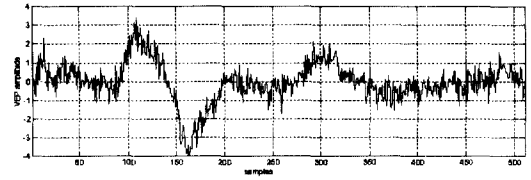


(b) -6dB 모의 신호 (가우시안 백색 잡음 부가)

(b) VEP with white gaussian artifacts



(c) -6dB 모의 신호 (단극 모델 잡음 부가)  
(c) VEP with first-pole artifacts

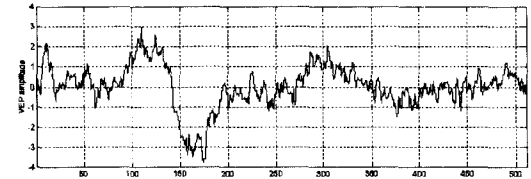


(a) 가우시안 백색 잡음을 부가한 신호의 평균가산 결과  
(a) result of white gaussian artifacts model

그림 3. 모의 VEP 테이터

Fig. 3. VEP signals for simulation.

그림 3(a)는 정상인의 100회 평균 가산한 VEP신호이며 그림 3(b)는 모의 실험의 기준 테이터로 가우시안 백색 잡음을 부가한 1회 자극의 -6dB 유발전위뇌파 신호이다. 그림 3(c)는 단극을 갖는 잡음을 부가한 유발전위 뇌파 신호이다. 그림 4는 기존의 방법인 평균 가산법의 결과를 나타낸 것으로 그림 4(a)는 가우시안 백색 잡음을 부가해 얻은 -6dB 유발전위뇌파 신호를 16회 평균 가산한 결과이며 그림 4(b)는 단극을 갖는 잡음을 부가한 유발전위 뇌파를 16회 평균 가산한 결과이다. 유발전위뇌파의 중요한 latency peaks를 얻기에는 여전히 아티팩트가 많이 남아 있음을 알 수 있다.



(b) 단극 모델 잡음을 부가한 신호의 평균가산 결과  
(b) result of first-pole artifacts model

그림 4. 평균 가산법에 의한 유발전위뇌파의 결과(16회 평균 가산)

Fig. 4. results of averaging methods(16회 평균 가산).

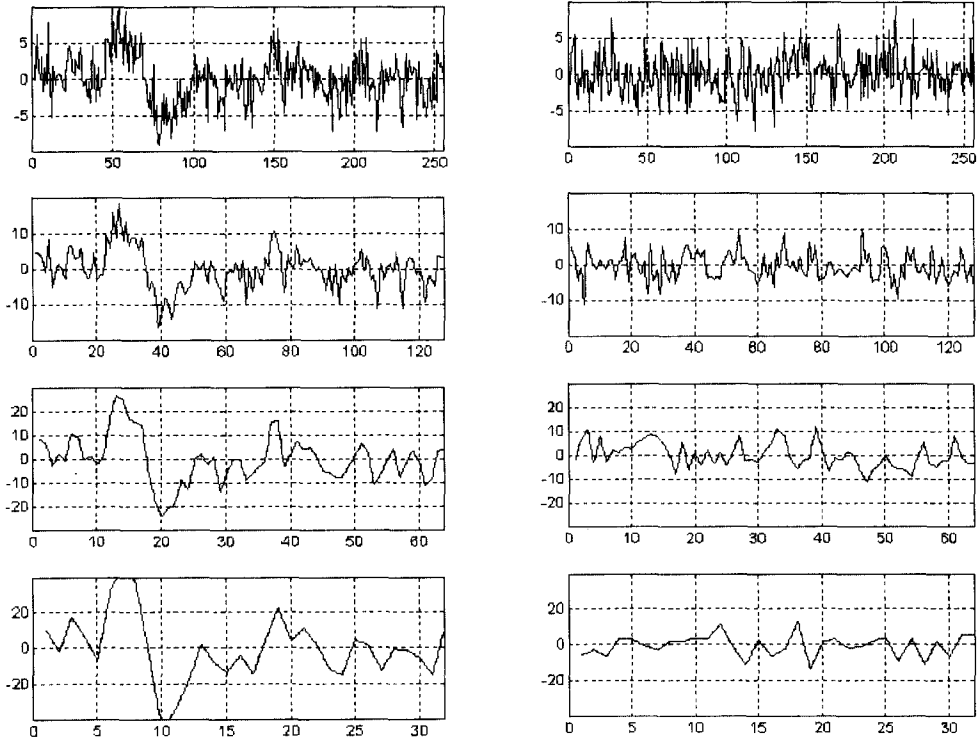


그림 5. 척도 레벨에 따른 웨이브렛 공간에서의 VEP 신호( $m=4$ )

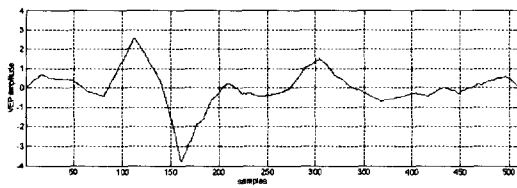
Fig. 5. Subspace of VEP signal as scaling level  $m=4$ .

제한한 웨이브렛 계수 축소를 이용한 시각 유발전위 뇌파의 추출은 주파수 영역에서 최대 평탄화를 제공하는 6 tab의 Daubechies 웨이브렛을 이용하였다. Daubechies 6-tab의 계수는 다음과 같다.

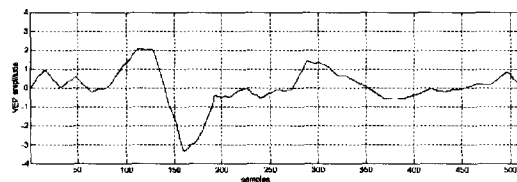
$$h = [ 0.3327 \ 0.8069 \ 0.4599 \ -0.1350 \ -0.0854 \ 0.0352 ]$$

그림 5은 4 레벨의 Daubechies 웨이브렛 변환을 수행한 결과이다. 좌측이 측정된 유발전위뇌파신호의 척도 레벨  $m$ 에 따른 웨이브렛 부공간  $V_m$ 으로 저역 통과 성분이며 우측이 이에 직교 부공간인  $W_m$ 으로 고역 통과 성분이다.

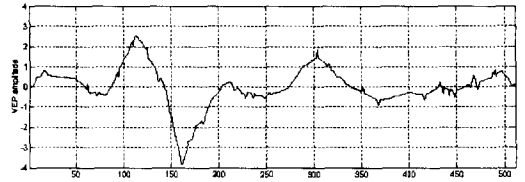
최종 복원 결과는 그림 6의 (a)-(d)로서 웨이브렛공간에서 최대 진폭을 기준하여 80%인  $t_n=0.8$ 로 설정한 후 얻은 결과이다. 이것은 최대 진폭을 기준하여 20%의 웨이브렛 계수만으로 복원한 것을 의미한다. (a)와 (c)는 가우시안 아티팩트 모델 신호를 Daubechies 웨이브렛을 이용하여 각각 soft-shrinkage과 hard-shrinkage을 하여 얻은 것이며 (b)와 (d)는 단극으로 아티팩트를 모델링한 신호에 Daubechies 웨이브렛을 이용하여 각각 soft-shrinkage과 hard-shrinkage을 한 것이다. 결과에서 보듯이 latency peaks들이 뚜렷하게 나타나 있음을 볼 수 있다. 그림 4의 평균가산법에 비해 두드러진 특징을 얻을 수 있다.



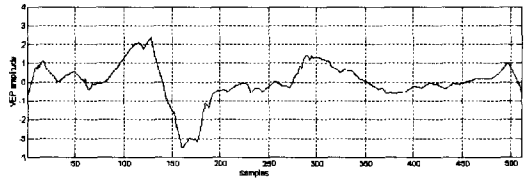
(a) 가우시안 아티팩트 모델 신호의 soft shrinkage 함수 결과  
(a) soft shrinkage (gaussian artifacts)



(b) 단극 아티팩트 모델 신호의 soft shrinkage 함수 결과  
(b) soft shrinkage (first pole artifacts)



(c) 가우시안 아티팩트 모델 신호의 hard shrinkage 함수 결과  
(c) hard shrinkage (gaussian artifacts)



(d) 단극 아티팩트 모델 신호의 hard shrinkage 함수 결과  
(d) hard shrinkage (first pole artifacts)

그림 6. 웨이브렛 계수 축소방법에 의한 결과 (16회 평균 가산,  $t_n=0.8$ )

Fig. 6. results of wavelet shrinkage methods (all 16 times averaging,  $t_n=0.8$ ).

표 1. VEP추출 알고리즘의 결과 비교

Table 1. Performance of algorithms for the extraction of VEP.

단위 : 데시벨(dB)

artifact model shrinkage level	soft shrinkage 함수		hard shrinkage 함수		평균 가산 출력	
	가우시안 모델	단극 모델	가우시안 모델	단극 모델	가우시안 모델	단극 모델
0.0	1.0723	-0.9958	1.0723	-0.9958		
0.1	0.5695	0.5840	-1.0698	0.9386		
0.2	-0.2192	-0.3726	-0.9987	-0.8803		
0.3	0.0405	-0.2245	0.6967	-0.8281		
0.4	0.0509	-0.1251	-0.5389	-0.6798		
0.5	0.0918	-0.0625	-0.3276	-0.3772		
0.6	0.1452	-0.0277	-0.3702	-0.3322	-0.8044	-0.6870
0.7	0.1879	0.0039	0.0723	0.2961		
0.8	0.2003	0.0305	0.1022	-0.1916		
0.9	0.2037	0.0433	0.2151	0.0017		
1.0	0.2013	0.0491	0.2013	0.0491		

표 1은 그림 3(a)의 100회 평균 가산한 VEP신호와 shrinkage 레벨에 따른 결과적인 신호의 신호대잡음비를 측정된 것이다. 그림 7은 각 웨이브렛 축소 함수 및 아티팩트 모델에 대해 그림 3(a)의 기준 VEP신호와 평균자승오차를 측정된 것이다. 같은 임계값에서

soft-shrinkage가 hard-shrinkage에 비해 평균자승 오차가 작음을 알 수 있다. 전체적으로 웨이브렛 계수의 축소에 의한 방법이 유발전위 뇌파를 얻는데 기존의 평균 가산법에 비해 0.2-1.6dB 정도 효과적임을 보여 주고 있다.

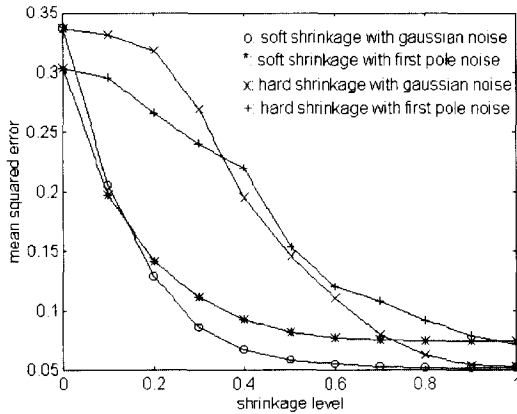


그림 7. 웨이브렛 축소 함수 결과의 평균자승오차  
Fig. 7. MSE of results by shrinkage methods.

#### IV. 결 론

유발전위 뇌파의 측정에서 짧은 시간내에 돌발적이고 큰 진폭을 갖는 EEG 및 배경 아티팩트를 효과적으로 제거하여 신뢰 할 수 있는 유발전위 뇌파만을 얻기 위해 본 논문에서는 웨이브렛계수 축소에 의한 평균 가산법을 제시하였다. 모의 실험에서 배경 아티팩트를 가우시안 백색 잡음과 단극 모델 각각에 대해 웨이브렛 계수 축소함수를 적용해 평가를 수행 하였다. 결과적으로 유발전위뇌파의 측정에서 나타나는 배경 EEG 및 아티팩트를 효과적으로 제거할 수 있었고 기존의 평균 가산법과 비교하여 0.2-1.6dB 이상 향상된 VEP를 얻을 수 있었다. 이 방법은 유발전위뇌파와 같이 대부분의 에너지가 낮은 대역에 몰려 있으면서 특징적인 peak를 갖는 다른 신호의 해석에도 적용될 수 있을 것으로 본다.

#### 참 고 문 헌

[1] Edmund M. Glaser, "Principles of Neurobiological 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] Xiao-Hu Yu and Zhen-Ya He, "Time-Varying Adaptive Filter for Evoked Potential Estimation," IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 41. No. 11, November 1994.  
[4] Christopher A. VAZ, "Adaptive Fourier Estimation of Time-Varying Evoked Potentials", IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 36, No. 4 April 1989.  
[5] D.H Lange and G.F.Inbar, "Estimation of Morphologically Varying Single Evoked Brain Potentials", Proc. of the 16th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 217-218, November 1994.  
[6] Earl R. Ferrara, JR.,and Bernard Widrow, "Multichannel Adaptive Filtering for Signal Enhancement", IEEE Trans. Vol. ASSP-29, No. 3 June 1981.  
[7] E. C. Ifeachor, "A new microcomputer-based online ocular artefact removal (OAR) system", IEE PROCEEDING, Vol. 133, Pt. A, No. 5, July 1986.  
[8] Michael Unser, "A Review of Wavelets in biomedical applications", IEEE Proc. Vol. 84, No. 4, April 1996.  
[9] Nitish V. Thakor, "Multiresolution Wavelet Analysis of Evoked Potentials," IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 40. No. 11, November 1993.  
[10] Gilbert Strang and Truong Nguyen, "Wavelets and Filter Banks", Wellesley-Cambridge Press, pp362-401, 1996.  
[11] David L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding", IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 41, No. 3, May 1995.  
[12] Albert Cohen, "Wavelets: The Mathematical Background", IEEE Proc. Vol. 84, No. 4, April 1996.  
[13] Martin Vetterli and Cormac Herley, "Wavelets and Filter Bank : Theory and Design," IEEE Trans. Signal processing, Vol. 40, No. 9, September 1992.

- [14] S. G. Mallat, "A theory of multiresolution signal decomposition : the wavelet representation," IEEE Trans Patt... Analysis Machine Intell. Vol. 11, pp. 674-493, 1989.
- [15] Ali N. Akansu and R. A. Haddad, "Multiresolution Signal Decomposition," Academic Press, pp. 291-351, 1992.
- [16] P.P. Vaidyanathan, "Multirate Systems and Filter Banks", Prentice Hall, pp. 457-544, New Jersey, 1993
- [17] Christopher A.VAZ, "Adaptive Fourier Estimation of Time-Varying Evoked Potentials", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol 36, No. 4, pp. 448-455, April, 1989.

---

 저 자 소 개
 

---



## 李龍喜(正會員)

1964년 8월 5일생. 1991년 2월 한양대학교 공과대학 전자공학과(학사). 1993년 2월 한양대학교 일반대학원 전자공학과(석사). 1993년 3월 ~ 현재 한양대학교 일반대학원 전자공학과(박사 과정). 주 관심 분야

: 생체 신호처리, DSP 응용

## 李斗秀(正會員)

1946년 7월 3일생. 1968년 2월 전북대학교 공과대학 전자공학과(학사). 1970년 2월 전북대학교 공과대학 전자공학과(석사). 1973년 2월 전북대학교 공과대학 전자공학과(박사). 1973년 2월 ~ 1979년 3월 전북대학교 전자공학과 조교수. 1979년 3월 ~ 현재 한양대학교 전자공학과 교수. 주 관심 분야 : 디지털 신호 처리, 의공학, 시스템 해석