

## 다중스케일 비선형 처리를 통한 척수 손상 환자의 근전도 신호 패턴 추출

이영석·이진\*·김현동\*\*·박인선\*\*·고현운\*\*\*·김성환\*\*\*\*

청운대학교 전자공학과, \*삼척대학교 제어계측공학과, \*\*인제대 재활의학과,  
\*\*\*부산의대 재활의학과, \*\*\*\*서울시립대학교 전자,전기 공학부  
(2000년 8월 7일 접수, 2001년 4월 24일 채택)

## Pattern Extraction of EMG Signal of Spinal Cord Injured Patients via Multiscale Nonlinear Processing

Y.S. Lee, J. Lee\*, H.D. Kim\*\*, I.S. Park\*\*, H.Y. Ko\*\*\*, S.H. Kim\*\*\*\*

Dept. of electronics Eng., Chungwoon Univ.

Dept. of control and instrumentation Eng., Samchok National Univ.\*

Dept. of rehabilitation medicine, Inje Univ Hospital\*\*

Dept. of rehabilitation medicine, Pusan National Univ. Hospital\*\*\*

Dept. of electronics and electrical Eng., Univ. of Seoul\*\*\*\*

(Received August 7, 2000. Accepted April 24, 2001)

**요약** : 본 논문에서는 척수 손상으로 인하여 임의 수축 및 이완시 미약한 근전도 신호를 발생시키는 환자로부터 명확한 수축 및 이완 패턴을 추출하기 위한 신호 처리 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 비선형 고정 필터의 일종인 FatBear 필터를 이용하여 거대 운동단위 활동전위로 의심되는 충격 잡음을 제거하고 웨이브렛 평면에서 비선형 멀티 스케일 필터링 기법을 이용하여 가산 잡음을 제거하는 것으로서 횡단성 척수염으로 인한 마미 증후군을 보이는 환자들에게 적용하여 명확한 수축 및 이완 패턴을 추출할 수 있었다.

**Abstract** : The voluntary contracted EMG signal of spinal cord injured patients is very small because the information from central nervous system is not sufficiently transmitted to  $\alpha$  motor neuron or muscle fiber. Therefore the acquired EMG signal from needle or surface electrodes can not be identified obvious voluntary contraction pattern by muscle movement.

In this paper we propose the extraction technique of voluntary muscle contraction and relaxation pattern from EMG signal of spinal cord injured patient whose EMG signal is composed of the linear sum of motor unit action potentials with two noise sources, additive noise assumed to be white Gaussian noise and high frequency discharge assumed to be not motor unit action potential but impulsive noise.

In order to eliminate impulsive noise and additive noise from voluntary contracted EMG signal, we use the FatBear filter which is a nonarithmetic piecewise constant filter, and multiscale nonlinear wavelet denoising processing, respectively. The proposed technique is applied to the EMG signal acquired from transverse myelitis patients to extract voluntary muscle contraction pattern.

**Key words** : EMG signal, Spinal cord, Multiscale nonlinear wavelet filtering, FatBear filter

## 서 론

통신저자 : 이영석, (350-800) 충남 홍성군 홍성읍 남장리 산29  
청운대학교 전자공학과  
Tel. (041)630-3288, Fax. (041) 634-8700  
E-mail. yslee@cwunet.ac.kr

근전도 신호(electromyographic signal)는 근육의 움직임과 관련된 전기적인 활동의 기록으로서 근육의 이완(relaxation)

및 수의 수축(voluntary contraction) 동안에 근육의 전기적 활동을 해석 대상으로 한다. 수집된 근전도 신호는 그 구성 성분인 운동단위 활동전위(motor unit action potential)의 수, 모양, 발화율(firing rate)등을 측정하여 임상에 응용할 수 있으며, 또한 운동단위 활동전위의 선형적 결합으로 이루어진 근전도 신호의 임의의 수축 및 이완 패턴에 대한 관측은 근육 및 신경계 질환에 대한 징후 발견에 활용할 수 있을 뿐만 아니라 파라미터를 이용한 근전도 신호의 기능 분석은 보철 제어나 근전도 신호의 모델링 등에 응용되어 널리 사용되고 있다 [1-5].

그러나, 수의 수축 과정에서 근육의 움직임과 관련된 최초의 명령을 내리는 대뇌의 운동 관련 부분의 손상, 대뇌로부터 내려진 명령을 전송하는 척수의 손상 또는 전송된 운동 명령을 수행하는 부분으로서 알파 운동 신경원( $\alpha$  motor neuron)과 근섬유를 연결하는 축삭(axon)의 손상 등에 기인하는 다양한 비정상적 활동 전위 발생 및 전송이 이루어지지 않는 경우, 근전도 신호는 정상적인 근전도 신호와 구분되는 비정상적인 특성을 나타내게 된다[5].

특히 척수의 손상이나 그 밖에 신경계의 이상으로 발생하는 근육의 수의 수축 및 이완 작용에서 관측되는 근전도 신호는 운동단위 활동전위의 낮은 발화율과 비정상적으로 작거나 큰 운동단위 활동전위 등으로 특징 지을 수 있으며, 이 때 수집된 근전도 신호는 정상적인 근전도 신호에 비하여 매우 작은 진폭을 갖기 때문에 외부의 가산 잡음에 묻혀 수의 수축 패턴을 관측할 수 없으며 때때로 거대한 운동단위 활동전위로 의심되는 충격 잡음(impulsive noise)이 관측되기도 한다.[6].

지금까지 신호 처리 기법을 통하여 가산 잡음에 오염된 신호로부터 의미 있는 정보를 추출하기 위한 시도는 기존의 고

전적인 Wiener 필터링 방법, Bayesian 방법 등, 여러 가지 통계적 알고리즘들과 함께 최근 들어 웨이브렛(wavelet) 평면에서 잡음을 제거하려는 웨이브렛 필터링 기법 등에 관한 이론이 소개되고 있다[7-9]. 특히 Donoho 등[9]이 개발한 비선형 다중스케일 웨이브렛(nonlinear multiscale wavelet) 필터링 기법은 가산 잡음이 백색 잡음으로 가정되는 오염된 신호에 대하여 평균 자승 오차(mean square error)의 관점에서 최적의 신호 복원이 이루어 질 수 있다는 것을 증명하였다.

또한 충격 잡음에 오염된 미약한 근전도 신호로부터 수의 수축 및 이완 패턴을 추출하기 위하여 Rouzky 등[10]은 FatBear 필터를 이용하여 충격 잡음이 제거된 신호를 단순히 웨이브렛 변환하고, 문턱값(threshold value)을 명확한 근거 없이 경험적인 방법에 의해 설정한 다음, 문턱값 이하의 웨이브렛 계수들은 모두 0으로 설정한 웨이브렛 계수들에 대하여 역 웨이브렛 변환을 취하는 기법을 제안하였다. 이 등[11]은 [10]의 연구에서 연산량의 문제점을 개선하기 위하여 FatBear 필터 대신에 메디안 필터를 이용하여 충격 잡음을 제거한 후 정성적인 방법을 통하여 근전도 신호의 수의 수축 및 이완 패턴을 분석하는 기법을 제안하였다.

그러나, 위의 두 연구는 모두 웨이브렛 평면에서 가산 잡음(additive noise)을 제거하기 위하여 경험적인 문턱값을 설정하는 방법을 이용하였기 때문에 가산 잡음뿐만 아니라 근전도 신호에 포함된 정보도 함께 제거하여 수의 수축 및 이완 패턴이 왜곡되는 문제점이 있다.

따라서 본 연구에서는 가산 잡음 및 충격 잡음에 오염된 미약한 근전도 신호로부터 잡음들을 제거하고 근육의 수의 수축 및 이완 패턴을 추출하기 위하여 Fatbear 필터링 기법 및 비선형 다중스케일 웨이브렛 필터링 기법을 제안하였다. 제안한

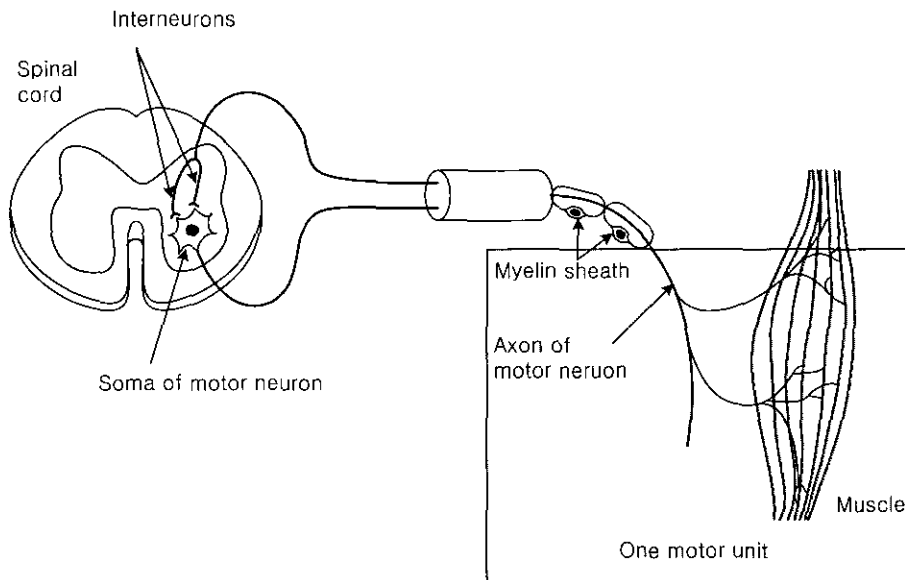


그림 1. 신경 경로  
Fig. 1. Neural pathway

방법은 횡단성 척수염(transverse myelitis)으로 인하여 마미 증후군(cauda equina syndrome)의 징후를 보이는 환자의 족부 단지신근(extensor digitorum brevis)에서 수집한 근전도 신호에 적용하여 수의 수축 및 이완 패턴을 추출하였다.

### 근전도 신호의 발생

근전도 신호는 주로 근육계나 신경계 질환의 진단이나 신경 근계(neuromuscular system)의 해석에 사용되는 생체 신호의 일종이다. 근전도 신호는 침전극(needle electrode) 또는 표면전극(surface electrode)를 이용하여 수집할 수 있으며 이때 수집된 근전도 신호는 그림 1과 같이 척수에 있는 알파 운동 신경원에서 발화한 펄스가 알파 운동 신경원의 지배를 받는 근섬유 군(muscle fiber group)에 전송되면서 근섬유 군들의 발화를 유발 시킨다. 전송된 펄스에 여기되어 수축한 근섬유 군을 구성하는 각각의 근섬유들은 그들의 굵기, 길이, 형태 등에 따라 자신만의 고유한 운동단위 활동 전위를 발생시키며, 근전도 신호는 각 알파 운동 신경원의 지배를 받는 근섬유 군들이 모여 발생하는 운동단위 활동전위들의 선형적 결합으로서 정의할 수 있다[2].

그러나 척수를 통한 신경 임펄스의 전송에 장애가 발생하면 정상적인 근전도 신호 대신에 비정상적인 근전도 신호 패턴이 발생하며 예를 들어 척수염(myelitis)의 경우 근전도 신호의 패턴은 매우 미약하여 수의 수축 및 이완 특성을 신호로부터 확인하는데 어려움이 있으며, 활성화된 거대 운동단위 활동전위와 유사한 충격 잡음이 발생하여 정상적인 운동단위 활동전위의 관측을 방해하는 것을 근전도 신호로부터 확인할 수 있다[6].

그림 1의 근전도 신호 발생 기전으로부터 수집된 근전도 신호는 운동단위 활동전위들의 합과 관측 시 유입되는 가산 잡음으로서 모델링할 수 있으며[5] 특히 척수염과 같은 징후에서 발생하는 충격 잡음을 추가하여 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M u(t-t_{ij}) + w(t) + \delta(t) \quad (1)$$

위 식에서  $u(t-t_{ij})$ 는  $i$ 번째 운동단위에서  $j$ 번째에 해당하는 불규칙 시간(random time)  $t_{ij}$ 에 발생하는 운동단위 활동전위를 나타내며  $w(t)$ 는 가우시안 백색 잡음(Gaussian white noise)으로 가정한 가산 잡음이며  $\delta(t)$ 는 충격 잡음을 나타낸다.

### 다중스케일 비선형 웨이브렛 필터를 이용한 잡음 제거

#### 1. FatBear 필터를 이용한 충격 잡음 제거

수집된 근전도 신호로부터 충격 잡음을 제거하기 위하여 그림 2와 같은 신호 흐름도를 갖는 비선형 저역 통과 특성을 갖는 FatBear 필터를 이용하였다. FatBear 필터는 수집된 근전

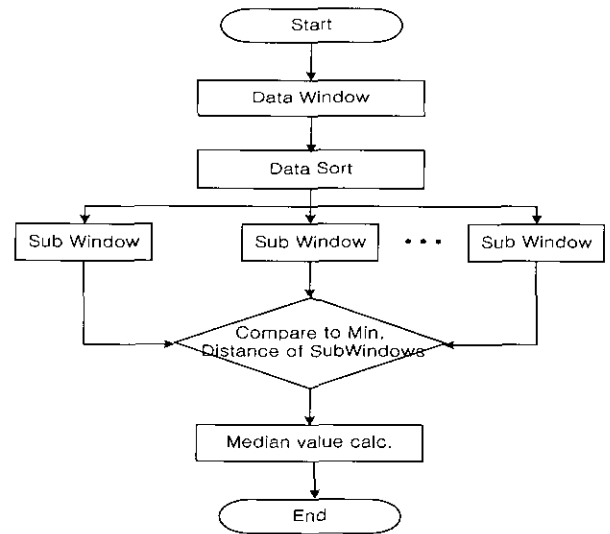


그림 2. 충격 잡음 제거를 위한 알고리즘의 신호 흐름도

Fig. 2. Flow chart of algorithm for the removal of impulsive noise

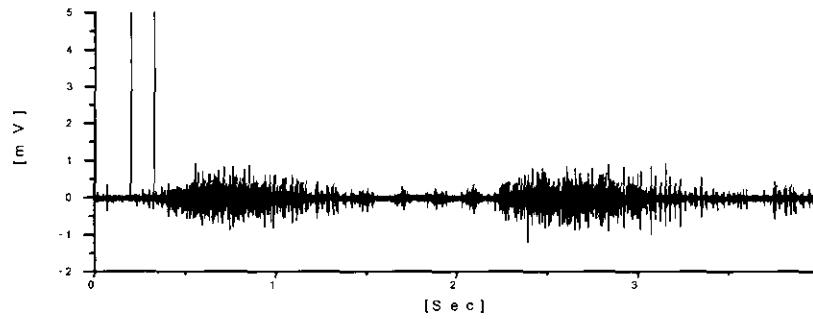
도 신호로부터 순차적으로  $2N+1$ 개의 데이터를 선택한 후 데이터를 크기 순서대로 배열한다. 배열된 데이터는 순서대로  $N+1$ 개의 데이터를 갖는  $N+1$ 개의 부 윈도우(subwindow)로 다시 분리한 다음 부 윈도우 가운데 데이터간의 유클리드(Euclidean distance) 거리가 가장 짧은 성분을 갖는 부 윈도우를 선택한 후, 선택한 부 윈도우의 데이터들의 중간 값(median value)을 전체 윈도우 안에 포함하는 데이터들의 대표 값으로 나타내는 것이다[10].

그림 3(a)는 횡단성 척수염으로 인하여 마미 증후군을 보이고 있는 환자의 족부 단지신근에서 수의 수축 및 이완시 수집한 근전도 신호로서 약 0.3초와 0.4초 근방에서 비정상적으로 큰 두 개의 충격 잡음을 관측할 수 있다. 또한 그림 3(b)는 그림 2의 과정에 의해  $N=3$ 일 경우 충격 잡음이 제거된 근전도 신호를 나타내고 있으며 이로부터 FatBear 필터의 출력역수의 수축 및 이완 패턴을 유지하면서도 충격 잡음의 영향을 감소시키고 있음을 알 수 있다.

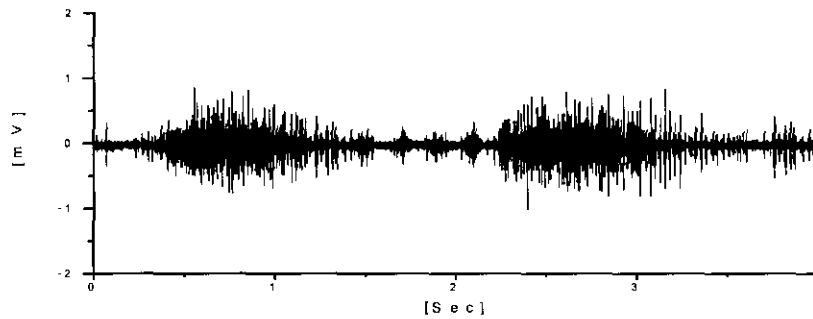
따라서 식 (1)의 근전도 신호 모델에 대하여 충격 잡음이 제거된 FatBear 필터의 출력은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{y}(t) = \hat{f}(t) + \hat{w}(t) \quad (2)$$

위 식에서  $\hat{f}(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \hat{u}(t-t_{ij})$ 로서 FatBear 필터의 비선형 특성으로 인하여 식(1)의 근전도 신호 모델은 비가역적인 왜곡(non-invertible distortion)이 발생하므로 왜곡된 운동단위 활동 전위  $\hat{u}(t-t_{ij})$ 와 가우시안 백색 잡음과 충격 잡음  $\delta(t)$ 에 대한 FatBear 출력의 합  $\hat{w}(t)$ 로 근사화 할 수 있으며 이때  $\hat{w}(t)$ 는 FatBear의 출력 특성에 의해 비선형 저역 통과 신호의 특성을 갖는다.



(a)



(b)

그림 3. 충격 잡음을 제거하기 위한 FatBear 필터의 출력

(a) 수집한 근전도 신호 (b) FatBear 필터의 출력

Fig. 3. Output of FatBear filter to eliminate impulsive noise

(a) Raw EMG signal (b) Output of FatBear filter of EMG signal in Fig. 3(a)

### 2. 백색 잡음 제거를 위한 비선형 다중스케일 웨이브렛 필터링 기법

웨이브렛 변환은 신호의 다중분해능 해석(multiresolution analysis)을 가능하게 하는 방법으로서 자승적분 가능 함수(square-integrable function)  $f(t)$ 를  $L^2(R)$ 에 근사화 할 수 있으며 식 (3)과 같은 특성을 갖는 스케일링 함수  $\phi$ 에 의해 전개되는 닫혀진 부공간들(closed subspaces)  $\{V_j | j \in Z\}$ 을 이용하여 정의할 수 있다.

$$V_j \subset V_{j+1} \quad (j \in Z) \tag{3}$$

$$f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2^{-j}t) \in V_0$$

또한 부공간  $V_{j+1}$ 에  $V_j$ 와함께 존재하는  $V_j$ 의 직교 보수 공간(orthogonal complement subspace)으로서의  $W_j$  즉,  $V_j \perp W_j, V_j \oplus W_j = V_{j+1}$ 인 관계가 성립하는  $W_j$ 가 존재하며 이들과 스케일링 함수  $\phi$  간에는 식 (4)와 같은 관계를 갖

는다.

$$\phi(t) = \sum_{k \in Z} q_k \phi(2t - k) \tag{4}$$

위식에서  $q_k$ 는 고역 통과 필터의 특성을 갖는 전달 함수이며, 웨이브렛이라 불리는  $W_j$ 를 전개하는 직교 기저 함수(orthogonal basis function)  $\psi_{j,k}$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\psi_{j,k} = 2^{j/2} \phi(2^j t - k) \tag{5}$$

식 (3) 및 식 (4)의 결과에 의해 함수  $f(t)$ 는 부공간  $V_j$ 와  $W_j$ 의 직교 투사(orthogonal projection)에 의해 각각 식 (6) 및 식 (7)과 같이 나타낸다.

$$A_j f(t) = \sum_{k \in Z} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}(t) = c_{j,k} \psi_{j,k}(t) \tag{6}$$

$$H_j f(t) = \sum_{k \in Z} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}(t) = d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \tag{7}$$

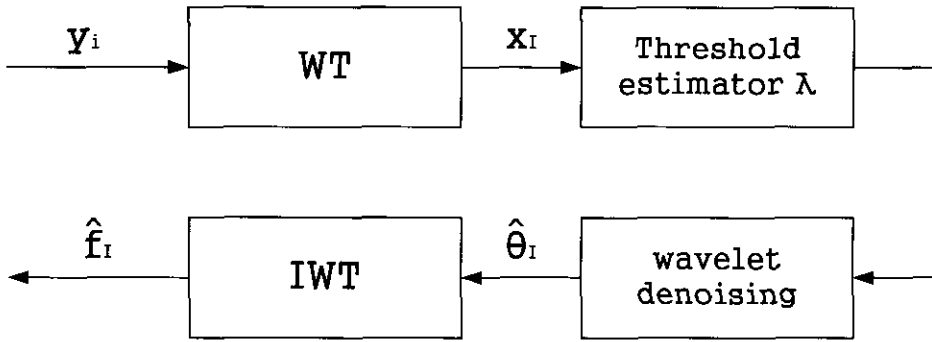


그림 4. 비선형 멀티스케일 웨이브렛 필터링의 블록도  
Fig. 4. Block diagram of nonlinear multiscale wavelet filtering

위 식들로부터  $A_j$  및  $H_j$ 는 각각 부공간  $V_j$  및  $W_j$ 에 대한 직교 투사 연산자이며  $\langle, \rangle$ 는 내적(inner product) 연산자이고 이로부터 각 부공간에 직교 투사된 함수  $f(t)$ 는 스케일링 계수들 및 웨이브렛 계수들로 분해되며 이와 같은 웨이브렛 분해 과정은 pyramidal 알고리즘에 의해 효율적으로 구현될 수 있다[13].

본 연구에서 식 (2)의 근사화된 근전도 신호 모델로부터 잡음 성분  $\hat{w}(t)$ 를 제거하기 위해 사용한 비선형 멀티스케일 웨이브렛 필터링 기법의 블록 다이어그램을 그림 4와 같이 나타내었으며 블록 다이어그램으로부터 만약 시평면 신호  $y_i$ 가 식 (8)과 같이 추출하고자 하는 신호  $f_i$ 와 평균이 0이고 분산이  $\sigma^2$ 인 가우시안 백색 잡음  $z_i$ 에 오염된 신호로서 나타낼 수 있다면  $y_i$ 의 웨이브렛 변환된 신호  $x_i$ 는  $f_i$ 의 웨이브렛 변환된 신호  $\theta_i$ 와  $z_i$ 의 웨이브렛 변환된 신호  $\varepsilon z_i$ 의 합으로서 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y_i = f_i + z_i, \quad i \in Z^+ \quad (8)$$

$$x_i = \theta_i + \varepsilon z_i, \quad i \in Z^+ \quad (9)$$

식 (9)에서  $\varepsilon$ 는 웨이브렛 변환된 가우시안 백색 잡음의 레벨을 나타낸다. 식 (8)에 대하여 원 신호  $f_i$ 와 그의 추정값  $\hat{f}_i$ 의 평균 자승 오차와  $I$  번째 웨이브렛 계수인  $\theta_i$ 와 그의 추정값  $\hat{\theta}_i$ 의 평균 자승 오차간의 관계는 식 (10)과 같이 나타낼 수 있으며 이때 (9)에서 시평면 가우시안 백색 잡음  $z_i$ 의 웨이브렛 계수인  $\varepsilon z_i$ 는 백색 잡음의 특성이 유지된다.[15][16].

$$E\|\hat{f}_i - f_i\|^2 = \gamma_1^2 E\|\hat{\theta}_i - \theta_i\|^2 \quad (10)$$

위 식에서  $\gamma_1 = \frac{\varepsilon}{\sigma} \sqrt{N}$ 이며  $N$ 은 데이터 개수이다. 따라서

식 (10)으로부터 시평면에서 원 신호 추정에 대한 평균 자승 오차는 원 신호의 웨이브렛 계수의 추정에 대한 평균 자승 오차와 상수  $\gamma_1^2$ 의 관계를 갖는 단조 증가(monotonic increasing) 함수라는 것을 알 수 있으며, 이는 평균 자승 오차의 관점에서 웨이브렛 평면에서의 평가 함수와 시평면에서의 평가 함수간은  $\gamma_1^2$ 에 의해 스케일링된 관계임을 의미한다.

본 연구에서는 식 (10)의 결과로부터 Donoho 등에 의해 제안된 soft-문턱값 설정 방법[16]을 이용하여 식 (11)로 정의되는 웨이브렛 평면에서의 추정값  $\hat{\theta}_{i,k}$ 을 구하고 이를 역 웨이브렛 변환하여 근전도 신호의 수의 수축 및 이완 패턴에 적용하였다.

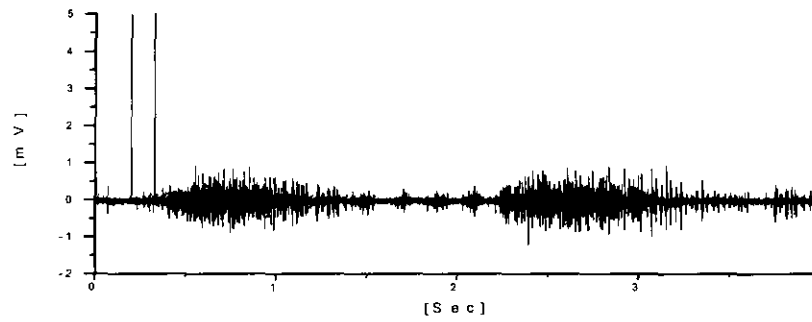
$$\hat{\theta}_{i,k} = \begin{cases} x_{i,k} - \lambda, & \text{if } x_{i,k} > \lambda \\ 0, & \text{if } |x_{i,k}| < \lambda \\ x_{i,k} + \lambda, & \text{if } x_{i,k} < -\lambda \end{cases} \quad (11)$$

위 식에서  $x_{i,k}$ 는  $j$ 번째 웨이브렛 레벨의  $k$ 번째 웨이브렛 계수를 의미하며 웨이브렛 계수의 추정값  $\hat{\theta}_{i,k}$ 는 문턱값인  $\lambda$ 의 설정에 의해 결정되며 최소자승오차의 관점에서 최적으로 설정되는 문턱값은 식 (12)와 같이 유도되는 soft-문턱값 설정 방법에 의해 나타낼 수 있다[16].

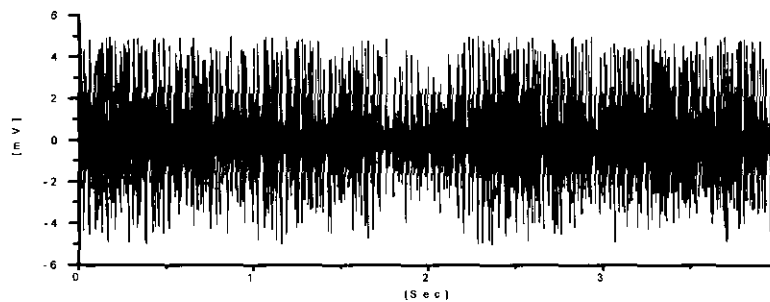
$$\lambda = \gamma_1 \hat{\sigma} \sqrt{2 \log(N)/N} \quad (12)$$

위 식에서  $\hat{\sigma}$ 는 MAD(median absolute derivation)값으로서 다음과 같이 정의된다[16].

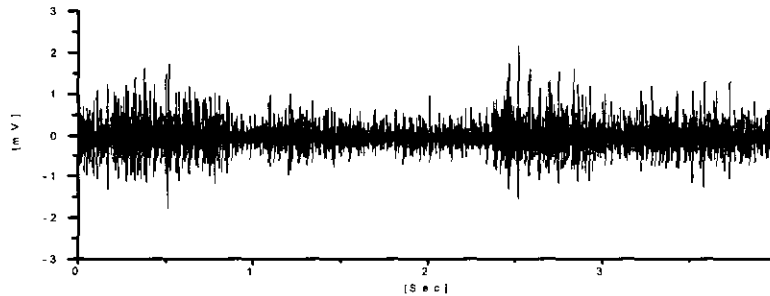
$$\hat{\sigma} = \frac{\text{med}\{|x_{i,k} - \text{med}(x_{i,k})|\}}{0.6745} \quad (13)$$



(a) Patient HJS



(b) Patient LJC



(c) Patient KKS

그림 5. 횡단성 척수염 환자의 족부 단지신근에서 수집한 근전도 신호

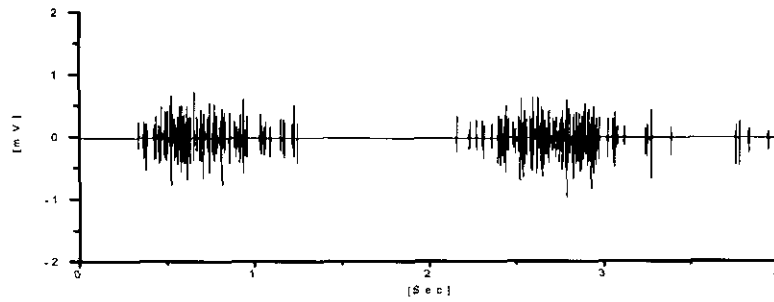
Fig. 5. EMG signals collected from extensor digitorum brevis of transverse myelitis patients

### 실험 및 결과 고찰

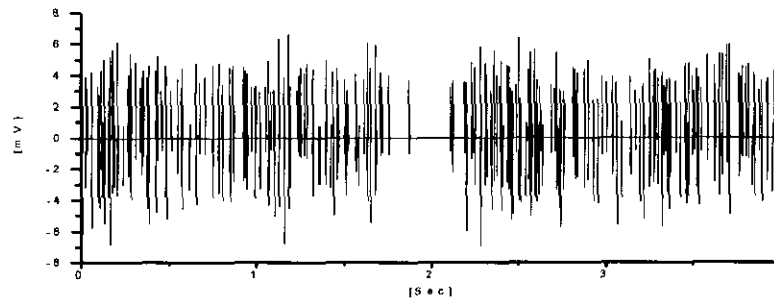
본 연구에서는 제안한 근전도 신호의 수의 수축 및 이완 패턴의 추출 기법을 실제 근전도 신호에 적용하기 위하여 요추부에 발생한 횡단성 척수 손상에 의해 하부 요천추 신경(lower lumbosacral spinal nerves, L4S12)이 손상되어 마미증후군을 보이는 3인의 환자(HJS, LJC, KKS)들의 족부 단지신근에 침전극(needle electrode)을 삽입한 후, Compass 근전도 시스템(Nicolet사, 미국)의 Meridian 소프트웨어를 이용하

여 수집하였다.

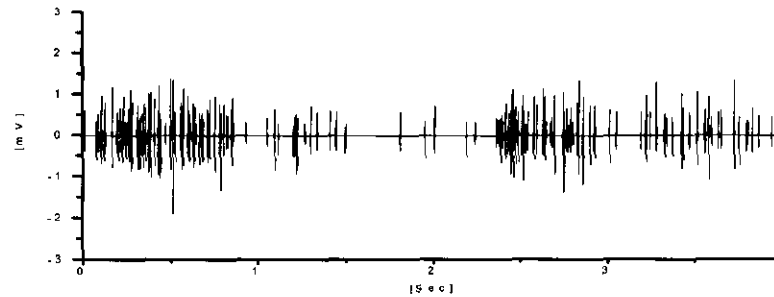
피검자들로부터 단지신근의 수의 수축을 유도하기 위하여 피검자를 검사대에 전장을 보고 누운 앙와위 자세를 취하도록 하고 검사하는 다리의 족관절(ankle joint)을 90도로 유지한 상태에서 발가락의 신전 운동 즉 발가락을 몸통 쪽으로 들어올리는 동작을 하도록 요구하였다. 이때 검사자의 손가락은 피검자의 발가락위에 올려두고 신전 운동을 하는 동안 관절의 움직임이 일어나지 않게 저항을 주어 등척성 수의 수축(isometric voluntary contraction)을 시행하였으며 각 동작마다 1-2초간의 최대 수축과 이완을 실시하였다.



(a) Patient HJS



(b) Patient LJC



(c) Patient KKS

그림 6. 제안된 방법에 의해 추출된 근전도 신호의 수축 및 이완 패턴  
 Fig. 6. Extracted voluntary contraction and relaxation pattern by the proposed method

근전도 시스템을 통하여 샘플링 주파수 8192Hz로 수집된 근전도 데이터에서 그림 5(a)의 환자 HJS는 0.5초 및 0.7초 근처에서 거대한 충격 잡음이 발생하여 수의 수축 및 이완 패턴이 불명확한 것을 알 수 있다. 또한 그림 5(b)의 환자 LJC는 최초 관측 시간에서 1.5초까지는 수의 수축, 이후 0.5초간은 이완 다시 2초간은 수의 수축을 시행한 경우로서 충격 잡음은 관측 할 수 없지만 불분명한 수의 수축 및 이완 패턴을 보이고 있음을 알 수 있다.

그림 5(c)의 환자 KKS는 근력이 정상인의 약 1/5에 해당하

는 중증의 척수 손상 환자로서 최초 관측 시간에서 1초 동안의 수의 수축 후 약 1.5초간 이완 상태를 유지하고 다시 2초간 수의 수축을 했을 경우를 나타낸 것으로서 미약한 근전도 신호 패턴을 보이고 있다.

그림 6은 그림 5에서 나타낸 환자들의 근전도 신호에 대하여 제안한 기법을 적용한 결과로서, 웨이브렛 변환은 Daubechies[14]에 의해 제안된 웨이브렛  $D_8$ 을 사용하였으며 문턱값은 식 (16)에 나타난 soft-문턱값을 이용하였다. 그림 6의 결과로부터 그림 5에 비하여 확실한 수축 및 이완 패턴을

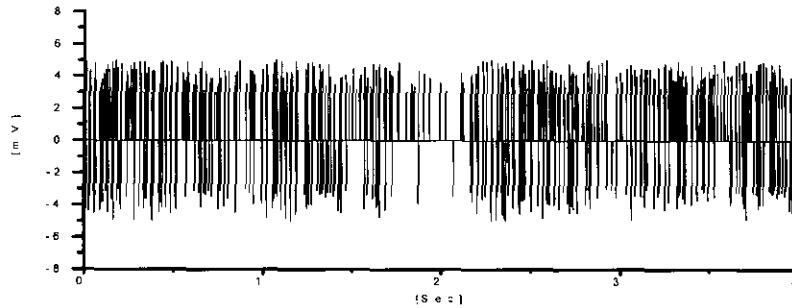


그림 7. Rouzky 방법에 의해 그림 4(b)의 근신호로부터 추출된 수축 및 이완 패턴  
 Fig. 7. Extracted voluntary contraction and relaxation pattern in Fig. 4(b) by Rouzky's method

관측할 수 있다.

그림 (6)의 결과로부터 충격 잡음에 오염된 근전도 신호와 부가 잡음에 의해 수의 수축 및 이완 패턴이 불명확한 근전도 신호들로부터 제안된 방법에 의해 명백한 수의 수축 및 이완 패턴이 추출될 수 있음을 알 수 있다. 또한 그림 5(b)의 환자 LJC에 대하여 Rouzky 등[10]이 제안한 방법을 이용하여 근전도 신호의 수의 수축 및 이완 패턴을 분석한 결과 그림 7과 같은 결과를 얻었으며, 그림 7로부터 Rouzky의 방법이 근육의 수의 수축 및 이완 패턴을 불명확하게 추출하고 있음을 알 수 있다.

## 결론 및 고찰

본 연구에서는 비정상적으로 작은 진폭의 운동단위 활동전위를 갖거나, 거대 충격 잡음과 같이 비정상적인 근전도 활동을 하는 척수 손상 환자들의 등척성 수의 수축시 얻어지는 근전도 신호로부터 근육의 수의 수축 및 이완 패턴을 추출하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 비정상적으로 큰 충격 잡음을 제거하기 위하여 비선형 산술 고정 필터인 FatBear 필터를 이용하였으며 근전도 신호에 포함된 가산 잡음을 제거하기 위하여 가우시안 백색 잡음의 제거에 부최적(suboptimal) 특성을 갖는 다중 스케일 비선형 웨이브렛 필터를 이용하였다.

제안한 방법은 횡단성 척수염에 걸린 3인의 환자의 족부 단지신근에서 최대 등척성 수축을 유발한 뒤, 침전극을 이용하여 수집한 근전도 신호에 적용되었다. 제안한 방법의 적용 결과 기존의 임의 문턱값을 이용한 웨이브렛 필터의 출력 결과와 비교하여 수의 수축 및 이완 패턴을 더 정확히 추출하였음을 알 수 있었다.

그러나, 제안된 방법은 근전도 신호의 수축 및 이완 특성을 명확히 나타내기는 하였으나, FatBear 필터 및 비선형 다중스케일 웨이브렛 필터의 비선형성으로 인하여 본래의 근전도 신호에 비가역적인 왜곡이 발생하는 단점을 가지고 있으므로 제안한 기법으로부터 추출된 근전도 신호를 이용하여 수의 수축 및 이완 패턴 분석을 위해 임상에서 이용할 수는 있지만 보

철 제어나 기능 인식과 같은 선형 신호 처리 방법에 적용하는 데는 어려움이 있다. 따라서 본 연구에 이은 후속 연구로서 충격 잡음과 같은 신호의 비선형 성분을 제거하면서도 전체 신호의 왜곡을 최소화하는 기법의 개발이 필요하다 할 수 있다.

## 참고 문헌

1. D. Graupe, "EMG Pattern Analysis for Patient Response Control of FES in Paraplegics for Walker Supported Walking," IEEE Trans. on BME, Vol. 36, No. 7, pp. 711-719, July, 1989
2. G. Brody, R. Balasubramanian, "A Model for Myoelectric Signal Generation," Medical and Biological Engineering, Vol. 12, pp. 29-41, no. 1, January 1974
3. E.J. Kupa, S.H. Roy, C.J. De Luca, S.C. Kandarian, "Effects of Muscle Fiber Type and Size on EMG Medial Frequency and Conduction Velocity," J. of Appl. Physiol. Vol. 79, pp. 23-32, 1995
4. H. Etawil, D. Desmedt, "Resolving Superimposed MUAPs," Med Biol, Eng. Comput., pp. 30-40, 1996
5. Edward Shwedyk, R. Balasubramanian, R. N. Scott, "A Nonstationary Model for the Electromyogram," IEEE Trans. on BME, Vol. 24, No. 5, pp. 441-424, 1974
6. E. Stalberg, J.V. Trontelj, Single Fiber Electromyography, The Mirvalle Press Limited, U.K., 1979.
7. S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Englewood Cliffs NJ : Prentice-Hall, 1986
8. D.F. Elliot, Handbook of Digital Signal Processing, NY, Academic Press, 1987
9. D.L. Donoho, "De-noising by soft thresholding," IEEE Trans. on Inform. Theory, Vol. 41, pp. 613-627, May 1995



10. R. Rouzky, M. Batista, H. Longbotham, "An Application of Wavelets to Electromyographic Signals," SPIE Wavelet Applications, Vol. 2242, pp. 736- 743, 1994
11. 이영석,이진,김현동,박인선,고현윤,김성환, "척추 손상 환자의 근신호 수축 및 이완 패턴 분석", 1997년도 대한의용생체공학회 춘계 학술대회 논문집, 제19권, 제1호, pp. 398-401, 1997
12. H. Longbotham, M. Johnson, J. Harris, and R. Rouzky, "The FatBear filter: a nonarithmetic pico filter", Proc. SPIE Conf. on Image Algebra and Morphology, San Diego, July 1993
13. Stamatis Cambanis, Elias Masry, "Wavelet Approximation of Deterministic and Random Signals: Convergence Properties and Rates," IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 40, No. 4, July 1994
14. I. Daubechies, "Ten Lectures on Wavelets," SIAM, Philadelphia, PA.
15. A.G. Bruce, Hong-Ye Gao, "Understanding Wave-Shrink : Variance and Bias Estimation," StatSci Research Report No. 36, StatSti Division of MathSoft, Inc., 1995
16. D.L. Donoho, I.M. Johnston, "Ideal Spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage," Biometrika, Vol. 81, pp. 425-455, 1994