

웨이브렛 변환을 이용한 근전도 신호 분석에 관한 연구

강 수 철, 신 철 규, 이 상 민, *권 장 우, 홍 승 홍
인하대학교 전자공학과, *특허청

A Study for Analysis of EMG Signals using Wavelet transform

S.C. Kang, C.K. Shin, S.M. Lee, *J.W. Kwon, S.H. Hong
Department of Electronic Engineering, Inha University
*Korea Industrial Property Office

ABSTRACT

In this paper, we used Wavelet Transform to analyze EMG signals.

Wavelet transform has an advantage of dividing the nonstationary signals into the high frequency and low frequency band effectively.

For determining the characterized value of EMG signals, it was wavelet-transformed, absoluted, and integral-calculated. As the result, we acquired characterized value of each signals, and acknowledged the differences among them.

It was concluded that the results of this study using wavelet transform could be used to powerful tool for analysis of EMG signals.

1. 서 론

근전도 신호는 근육의 수축, 이완시에 발생하는 전기적인 신호이다. 이 신호는 매우 랜덤한 형태를 지니고 있으며 확률적으로는 정규분포로 근사화시킬 수 있다. 근전도 신호의 발생은 근육 수축시 뇌의 운동피질에서 발생한 신경 임펄스가 척수를 통해 전달되고 이 신경 임펄스에 의해서 신경근 연결(Neuromuscular Junction)에 연결된 운동성 뉴런의 모든 가지가 활성화 되고, 이 임펄스의 자극에 의해 운동단위(Motor Unit)내의 모든 근섬유가 활성화 함으로써 시작된다. 근육의 수축 또는 이완을 지속하기 위해서는 신경 임펄스가 열을 이루고, 이 신경 임펄스열이 근육에 들어오면 운동단위 활동 전위열(MUAPT : Motor Unit Action Potential Train)이 발생한다. 표면 전극에 의해서 이 운동단위 활동 전위열의 시간에 대한 공간적 합이 추출되는데 이 신호가 근전도 신호이다. 근전도로 근육의 활성상태를 쉽게 정량적으로 추정할 수가 있으므로 넓은 분야에서 응용이 이루어지고 있다.

그러나 근전도 신호가 시변성을 가지고 많은 잡음을 포함하고 있기 때문에 신호 해석이 어려운 난점이 있다. 따라서 일반적인 신호 해석을 위한 기존의 Fourier 변환보다 시변 신호를 다루는데 유용하게 적용되고 있는 웨이브렛 변환을 이용할 경우 정확한 분석이 가능하다.

본 연구에서는 웨이브렛 변환(wavelet transform)을 통해 근육운동에 의해서 유발되어지는 EMG 신호의 변화를 시간대역과 주파수 대역에서 규명하기 모호한 부분의 정보량을 분석, 정량화 하고자 수행하였다.

2. Wavelet transform

어떤 신호를 해석하기 위한 가장 일반적인 접근방법은 신호의 시간에 따른 주파수 영역에서의 특성을 해석하는 것이다. Stationary signal을 변환하기 위한 방법으로는 무한 주기의 정현파 기저함수로 신호의 내적을 계산하는 Fourier 변환이 가장 잘 알려져 있다. 이 방법은 신호가 stationary 성분들로만 구성되어 있다면 효과적으로 수행된다. 그러나 실제로 대부분의 신호들은 많은 적든 얼마간의 nonstationary 성분들을 포함하고 있을 수밖에 없기 때문에, 이를 위한 해석으로는 다른 방법이 요구되어져 왔다. 즉, 신호의 주파수가 변화하는 경우나 불연속적으로 변화하는 신호의 경우 Fourier 변환은 전 시간영역 구간에 걸쳐 수행하기 때문에 시간에 따른 주파수 영역에서의 localization 특성이 좋지 않다. 그래서 이들을 보완할 수 있는 기법으로서 wavelet transform이 소개되었다. Wavelet을 이용한 해석은 Grossmann과 Morlet에 의해 수학적으로 소개된 이후에 다양한 분야에서 시변신호를 다루는데 유용하게 적용되고 있다. 이 기법은 높은 주파수에 대해 분석할 때는 시간축에서 창의 크기가 감소하여 좋은 시간 국부성(localization)을 보이고, 주파수 축에서는 창의 크기가 증가하여 넓은 주파수 대역을 나타낸다. 또한 nonstationary signal들 가운데에서 스펙트럼 특성이 아주 짧은 시간동안 변화하는 신호의 국소화 문제에서도 정확한 분석이 가능하다.

그러므로 wavelet transform은 그 가변적 분해능으로 인해 nonstationary signal을 적절하게 변환하여 해석하는 것이 가능하다.

Wavelet transform의 기저함수들은 짧은 기간의 고주파와 긴 기간의 저주파 함수로 구성되어 있다.

웨이브렛의 정의는 식(1)과 같다.

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \quad (1)$$

Wavelet transform의 기저 함수는 mother wavelet $\psi(t)$ 를 시간축에서 b 만큼 변이 (translation)시키고, a 만큼 확대/축소(dilation)시켜서 얻어낸다. a 가 1보다 크면 기저 함수는 시간축에서 좁아지며, a 가 1보다 작으면 넓어진다. 따라서 기저함수들의 해상도를 조절할 수 있게 한다.

Wavelet transform 은 변수 a 와 b 가 연속적인 경우 continuous wavelet transform, 이산적인 경우 discrete wavelet transform, 이 중 이산적인 경우에는 비직교기저와 직교기저등 각각 3가지로 나눌 수 있다. 의용 생체분야에서는 계산의 편리성과 구현의 용이성으로 인해 직교 wavelet transform이 가장 널리 이용되고 있다.

본 연구에서는 multi-level wavelet decomposition 을 이용하여 신호처리를 하였는데 이 기법의 개요를 <그림 1.>과 같이 나타낼 수 있다.

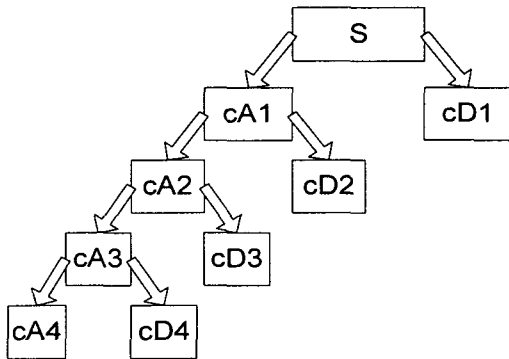


그림 1. 근전도 신호의 분할 과정
Fig 1. Dividing process of EMG signals

<그림 1.>에서 fourth-level decomposition의 모든 component들의 계수들은 하나의 vector, C로 사슬처럼 연결되어있다. 여기서 vector L은 각 component의 길이를 부여하게 된다.

예를들어 최초의 신호 S는 저역통과필터를 통과한 approximation 신호(cA1)와 고역통과필터를 통과한 detail 신호(cD1)로 분할된다. 그리고 cA1은 다시 차단주파수가 변경된 저역, 고역통과필터를 거쳐서 cA2 와 cD2로 분할된다. 이 때 각각의 분할과정에 관여하는 필터의 계수값들은 기저함수의 종류에 따라 다르게 결정되고, 분할되는 과정에서 필터성분의 주파수 성분 해상도도 달라지게 된다.

즉, multi-level wavelet decomposition은 함수 f를 서로 다른 scale 에서의 근사(Approximation)함수 집합의 계층구조로 구성하는 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 본 논문에서는 고주파 대역은 그대로 두고 저주파 대역에 대해 같은 필터 구조를 반복하는 즉, 반복 필터 뱅크를 구성한다. 저주파 대역에 대하여 계속 반복적인 분해를 하므로 저주파 대역의 폭을 반감시킨다.

따라서 본 연구에서는 근전도 신호를 multi-level decomposition을 시킴으로서 다중으로 분해된 분해

신호로부터 기존의 방법들에서는 발견할 수 없었던 미묘한 신호의 차이를 구분하고자 하였다.

또한 본 논문에서는 계산량 감소를 위해 길이가 가장 짧고 구조가 간단한 Harr 웨이브렛 함수를 사용하였다.

Harr 웨이브렛은 다음과 같이 정의한다. 먼저 Harr 웨이브렛의 mother 웨이브렛은 다음과 같다.

$$\varphi(t) = 1 \quad 0 \leq t < 1$$

2-scale 특성은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\varphi_0(t) = \varphi(2t) + \varphi(2t-1)$$

$\varphi_0(t)$ 는 스케일링 함수이며 여기서 저역통과 필터의 계수는 $h_0(n) = [1 \ 1]$ 이다.

웨이브렛 함수 $\psi_0(t)$ 는 아래식과 같으며 위 식의 스케일링 함수로부터 유도된다. Harr wavelet은 다음과 같다.

$$\psi_0(t) = \varphi(2t) - \varphi(2t-1)$$

$$\psi_0(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0 < t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} < t \leq 1 \end{pmatrix}$$

Harr wavelet은 기저함수(basis function) $\psi(t)$ 로부터 천이(translation)와 확장(dilation)에 의해 얻어진 정규직교 웨이브렛이며 다음식으로 표현된다.

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

여기서 Z 는 정수이며, $L^2(R)$ 에 대해서 정규직교 웨이브렛 기저함수의 집합이다. 고역통과 필터의 계수는 $h_1(n) = [1 \ -1]$ 이다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 데이터

인식에 사용한 근전도 신호는 20대 후반의 정상인을 대상으로 이두박근과 삼두박근의 중심부와 끝부분에 각각 2개씩의 전극을, 그 중앙에 접지전극을 부착하여 6가지의 기본운동에 대한 신호를 장기간에 걸쳐 수집한것을 사용하였다. 이 때, 이두박근을 채널1(Channel 1)으로 삼두박근을 채널2(Channel 2)로 정하였다.

<표 1.>과 같이 6가지의 기본운동을 행하였고, 각각의 운동에 대해서 30회의 반복실험을 행하였다. 30회의 반복 실험한 데이터 중 10세트의 경우에 대해서 기존의 시간 영역 및 시간-주파수 영역과 병행하여 wavelet transform을 적용하여 근전도 신호의 변

화상태를 분석하였다.

표 1. 기본운동과 심볼
Table 1. Basic movement and symbol

번호	심볼	기본운동
1	IN	굴곡(屈曲)운동
2	OUT	신장(伸張)운동
3	WI	내전(內轉)운동
4	WO	외전(外轉)운동
5	G	폐수(閉手)운동
6	S	개수(開手)운동

3.2 신호처리 과정

본 논문에서 제안한 신호처리 과정은 <그림 2.>에서 보는바와 같이 6가지 기본운동을 통해 수집된 근전도 신호를 wavelet의 db(N=5)를 이용하여 level 5까지 모두 decomposition 시켰다. 이 때 나오는 신호들을 모두 평균시켜 결과적으로 얻어지는 신호를 6가지 기본운동의 특성 신호로 간주하였다.

이렇게 multi-level decomposition하여 얻어진 level 5의 data 중 detail 3에 관심을 두었다. 그 이유는 신호처리의 결과, level 3의 detail 신호에서 부터 각 운동간의 의미있는 차이를 볼 수 있기 때문이었다. 그 다음으로 detail 3의 data를 적분하기 위해 먼저 절대값을 취한 다음, 그 신호들을 적분하였다.

그리고 적분이후 나온값들을 각각의 특징값으로 간주하고, 그 신호들을 비교하였다.

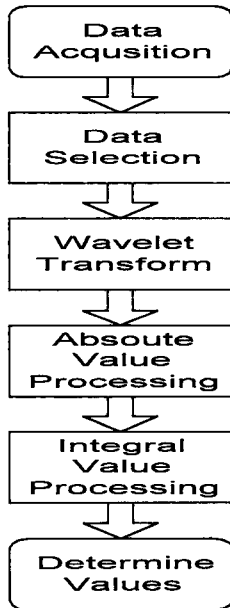


그림 2. 신호처리 과정
Fig 2. Signal Processing

3.3 실험결과

실험에서 제안한 신호처리 과정을 통해 얻어지는 각 신호의 특성을 그림으로 보였다.

<그림 3.>은 근전도 신호의 일례를 보였고, 이 신호를 3 레벨 wavelet 변환을 수행한 결과가 <그림 4.>이다. 이 그림의 결과에서 알 수 있듯이 일반적인 대부분의 정보는 저역통과 성분에서 얻을 수 있으며 이와 직교인 고역통과성분에서는 각 레벨에서의 좀더 detail 한 시간영역에서의 특성을 나타내고 있다.

<그림 5.>와 <그림 6.>은 multi-resolution에 의해 3-level의 저역통과 신호인 approximation 신호와 고역통과 신호인 detail 신호를 나타내고 있다

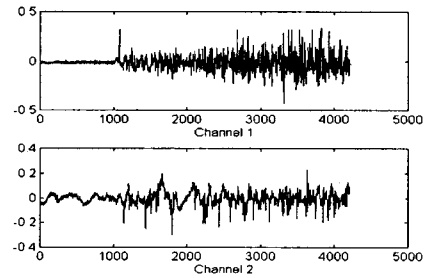


그림 3. 근전도 신호의 예 (Channel 1, Channel 2)
Fig 3. Example of EMG signal

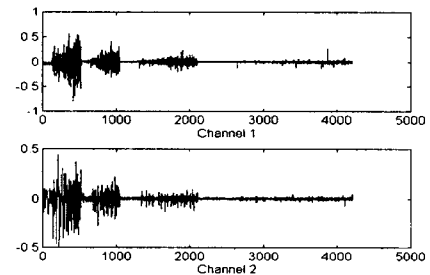


그림 4. 3-level wavelet 변환(Channel 1, Channel 2)
Fig 4. 3-level wavelet transform

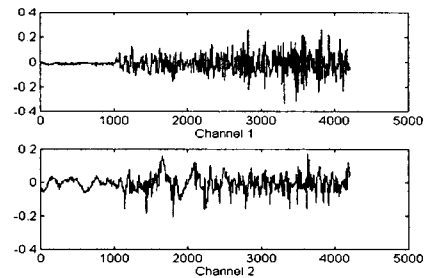


그림 5. 3-level approximation 신호 (Channel 1, Channel 2)
Fig 5. 3-level approximation signal

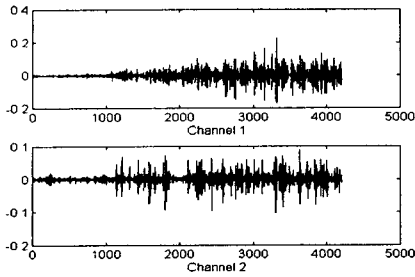


그림 6. 3-level detail 신호 (Channel 1, Channel 2)
Fig 6. 3-level detail signal

Wavelet 변환되어진 신호에 절대값을 취한 다음, 각각을 적분시켰다. 이렇게 해서 나오는 값들을 그 신호의 특성값으로 간주하였다. 그 결과가 다음의 < 표 2.>에서 보이고 있다.

표 2. Wavelet 변환신호의 절대적분결과표
Table 2. Absoluted integral values of wavelet transform signal

	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5
IN	0.0017	0.0017	0.0018	0.0017	0.0005
OUT	0.0034	0.0034	0.0101	0.0078	0.0072
WI	0.0022	0.0114	0.0142	0.0013	0.0069
WO	0.0171	0.0088	0.0112	0.0009	0.0003
G	0.0019	0.0188	0.0089	0.0091	0.0047
S	0.0018	0.0105	0.0082	0.0081	0.0024

4. 결 론

본 논문에서는 시간-주파수 영역 해석법인 wavelet 변환을 통해 근전도 신호를 해석하였다. 이 방법은 기존의 Fourier 변환에 의해 파악하기 어려운 시간에 따라 변화하는 신호를 해석하는데 적합하며 시간의 척도를 변화시킴으로서 주파수 영역에서의 특징을 해석할 수 있었고 각 해상도 레벨에서 직교 공간인 고역 주파수 성분과 저역 주파수 성분으로 구분함으로써 좀 더 다양한 근전도 신호의 해석이 가능함을 보였다.

본 연구를 더욱 세밀한 단계의 detail 신호의 추출 및 더욱 세분화된 시간 축에서의 다양한 변수 추출로 발전시켜 수행한다면 다양한 근전도 신호의 특성값들을 추출해 낼 수 있을 것이다. 그러기 위해서는 더 적절한 mother wavelet의 선택이 중요하며 detail 신호의 차이를 확연히 구분할 수 있는 적절한 필터의 선택이 필요하다.

참고문헌

[1] 권장우, "의수의 제적제어를 위한 근전신호의 인식기법에 관한 연구", 인하대학교 박사학위 청구논문, 1996
[2] C. K. Chui, "Wavelet Analysis and its

Application", New York : Academic Press, 1992
[3] Metin Akay, "Wavelet in Biomedical Engineering" Anals of Biomedical Engineering, Vol. 23. pp. 531-542, 1995
[4] Martin Vetterli, "Wavelet and Filter Banks : Theory and Design", IEEE Transactions on signal processing, Vol. 40, No. 9, pp 2207-2230, 1992
[5] J. L. Coatrieux, P. Toulouse, B. Rouvrais and Le Bars, "Automatic classification of electromyographic signals" , EEG Clinic. Neurophysiol., Vol. 55, pp 333-341, 1983
[6] Unser-Aldroubi, "A review of wavelets in Biomedical Applications", Proceeding of the IEEE, Vol 84, No 4, pp 626-638, 1996
[7] 김희준, "웨이블렛 변환에 의한 파형 해석", Econ, Environ. Geol, Vol. 28, No. 5, pp. 527-534, 1995