

AR 모델을 이용한 전기자극에 대한 근신호 M-wave의 정보압축

김덕영·박종환·김성환

서울시립대학교 공과대학 전자전기공학부
(1999년 1월 20일 접수, 1999년 4월 22일 채택)

Information Compression of Myoelectric M-wave Evoked by Electrical Stimulus using AR Model

D.Y. Kim, J.H. Park, S.H. Kim

School of Electronics and Electrical Engineering, College of Engineering, University of Seoul
(Received January 20, 1999, Accepted April 22, 1999)

요약 : M-wave는 신경전도 연구에 있어서 후기반응 현상 중 직접적인 반응으로, 반응 후 일정 시간 내에 정보가 존재하는 단발 반응의 특성을 가지고 있다. 이러한 M-wave는 신경계통의 질환을 진단하기 위한 유용한 요소이며, 따라서 M-wave의 형태 및 시간에 관한 정보가 간단히 표현될 수 있다면 신경질환 연구에 많은 도움이 될 것이다. 따라서 본 연구에서는 AR 모델링 방법이 이러한 M-wave의 정보 압축에 있어서 효과적임을 증명하였다. 이를 위해 먼저 실제로 측정된 M-wave 신호에서 AR 파라미터를 추정하였으며, 추정된 파라미터를 가지고 근사화한 곡선과 최근의 M-wave의 정보압축에 관한 연구인 Hermite 변환을 이용한 방법에 따른 근사화 곡선을 비교하였다. 제안된 방법의 구체적인 검증을 위해 실신호와 근사화 곡선의 정규화 평균자승오차(NMSE)를 구하여 비교하였다. 결론적으로 M-wave의 정보를 압축하는데 있어 Hermite 변환은 30개의 파라미터가 필요한 반면, 본 연구에서 제시한 AR 모델링방법은 3개의 파라미터만 가지고도 효과적으로 M-wave의 특징을 압축할 수 있음을 보였다.

Abstract : This paper describes an information compression of electrically evoked myoelectric signal, M-wave. This wave shows a direct response in late-response of nerve conduction study and has a characteristic with finite time support. M-wave is a useful factor for investing neurodisease and is often desirable to have a compact description of its shape and time evolution. The aim of this paper is to show that the AR modeling is an effective method for compressing an information of M-wave. First, AR model parameters of real M-wave are estimated. And then, they are verified by approximating a M-wave using estimated AR parameters and by comparing to other method, Hermite transform[4]. To concretely evaluate the proposed method, the NMSE(normalized mean square error) of approximation curves are compared. As a result, AR modeling is effective for M-wave assessment because of its capability for the information compression.

Key words : Nerve conduction study, Myoelectric Signal, M-wave, AR model, Information compression

서 론

근육과 관계 있는 질병 중 압박성 신경병변이나 당뇨병성 신경

병변 등과 같이 일차적 원인이 신경섬유에 있는 경우 근전도(electromyogram)만으로는 질병의 진단이 곤란하며 이때는 신경전도(nerve conduction) 검사가 유효하다[1].

신경전도 검사는 검사방법이 비교적 간단하고 피검자가 느끼는 고통의 정도가 덜하기 때문에 쉽게 실시할 수 있는 장점을 가지고 있으나, 이를 해석하고 진단하는 데는 많은 경험과 지식이 필요하다는 단점이 있다. 이러한 신경전도 검사에는 근위부(손목, 겨드랑이 등)에서 자극을 주고, 원위부(손가락 등)에서

통신저자 : 김덕영, (130-743) 서울시 동대문구 전농동 90 서울시립대학교 공과대학 전자전기공학부 School of Electronics and Electrical Engineering, College of Engineering, University of Seoul
Tel. (02)2210-2931, Fax. (02)2249-6802
E-mail. dykim@uoscc.uos.ac.kr

자극에 대한 후기반응(late response)을 기록하는 역향성 방법(antidromic method)이 주로 쓰이고 있다[2].

역향성 방법에 의한 신경전도의 후기반응에는 Hoffman에 의해 발견된 단일 시냅스 반사(monosynaptic reflex)인 H-reflex가 있으며, Magladery와 McDougall에 의해 발견된 척추 운동 뉴런의 recurrent discharge에 의한 F-wave가 있다. 각각의 현상에는 반응의 순서에 따라 1차 반응(first response)과 2차 반응(second response)으로 나누어지며, 특히 두 현상 모두 1차 반응을 M-wave라 한다[3]. 따라서 근위부의 자극에 대한 1차 반응인 M-wave는 2차 반응인 H-reflex와 F-wave의 발생 원인이 되며, M-wave의 특성(신호의 크기, 잡부기, 형태 등)에 따라 2차 반응이 영향을 받게되므로 신경전도 연구에 있어 반드시 선행되어야 할 항목이다.

M-wave는 신경자극에 의한 근육의 직접적인 반응을 살펴볼 수 있기 때문에 질병의 진단에 유용하게 사용된다. 예를 들어 신경의 이상으로 자극에 대한 근육의 반응이 원활히 이루어지지 않는 Duchenne muscular dystrophy 환자의 경우, 비정상적 반응이 의심되는 근육 부위에서 얻은 M-wave를 이용해 신경계통 질환을 진단하게 된다[4].

이와 같은 M-wave에 대한 연구는 여러 연구자들에 의해 계속되어져 오고있다. Oh[2]는 M-wave를 통한 신경질환의 진단에 대해 연구하였으며, T. Kiryu[5]는 M-wave를 이용한 근육 피로도의 측정에 대해 연구하였다. L. Conte[4]는 최근의 연구에서 Hermite 변환을 이용하여 M-wave신호를 모델링한 후, 이로부터 추정된 모델 파라미터를 사용해 척추 획득시의 M-wave 신호로 근사화(approximation)하는 실험을 수행하였다. 적은 수의 모델 파라미터에 의해 원래 신호를 근사화하는 것은 패턴 인식(pattern recognition)의 관점에서 신경질환 연구에 많은 도움을 줄 수 있기 때문이다.

그러나 이러한 L. Conte의 연구 결과에는 차수(order) 및 척도계수(scale factor)의 경험적인 산출, 신호의 인위적인 중심점 조절 문제 등을 자신이 언급하고 있어 적용하기에 어려운 점이 있다[4].

이에 본 연구에서는 이러한 문제점에 대한 근거를 제시하는 한편, AR 모델링을 이용하여 문제점을 해결할 수 있는 방법을 제안하였다. 즉, AR 모델을 통해 자극에 대해 단발적으로 나타났다가 사라지는 단발반응 신호인 M-wave의 AR 파라미터를 추출하여 패턴 분류를 하기 위한 정보압축 방법의 연구에 그 목적이 있다.

이를 위해 M-wave를 가지고 Hermite 변환을 수행하여 파라미터를 추출하였으며, 이를 이용해 근사화된 신호와 M-wave의 정규화된 평균자승오차(normalized mean square error, 이하 NMSE)를 구하여 비교하였다. AR 모델링 방법에서는 Akaike의 최종예측오차(final prediction error, 이하 FPE)를 구하여 최적의 차수를 결정하였고, Hermite 변환을 이용해 M-wave의 정보를 압축한 방법과 비교하여 본 연구에서 제안한 AR 모델

링을 이용한 정보압축 방법이 M-wave의 패턴을 분류하는데 있어서 적은 수의 파라미터를 가지고 효과적으로 표현할 수 있음을 보였다.

Hermite 변환과 AR모델링을 이용한 M-wave 정보압축의 제안

1. Hermite 변환을 이용한 정보압축

최근에 연구되어진 M-wave의 정보 압축 방법인 Hermite 변환을 이용해 M-wave를 표현하는 방법은 정해진 차수만큼 유도된 Hermite 기저함수(basis function)를 주어진 M-wave신호에 대해 내적(inner product)하여 신호를 표현하는 것이다. 이 때 Hermite변환의 차수만큼 유도된 여러 개의 기본함수를 내적할 수록 입력된 신호에 가깝게 표현되지만, 계산이 복잡해지고 연산량이 늘어나는 단점이 있다. 각각의 기저함수는 서로 직교(orthogonal)관계이며, 모양과 크기 등이 차수에 따라 다르다.

이러한 Hermite 변환에는 HR(Hermite-Rodriguez, 이하 HR) 기저함수와 이를 발전시킨 AH(Associated Hermite, 이하 AH) 기저함수를 이용한 방법이 있다[6].

입력 신호 $f(t)$ 는 HR 계수인 α 와 Hermite 다항식으로부터 유도된 기저함수 ω 를 이용하여 다음 식(1)로 나타낼 수 있다.

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \omega_{\lambda,n}(t) \quad (1)$$

여기서 n 은 함수의 차수(order)이고, λ 는 척도계수(scale factor)이다. α 와 ω 는 식 (2)와 식 (3)으로 표현된다.

$$\alpha_{\lambda,n} = \langle f(t), \omega_{\lambda,n}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) dt \quad (2)$$

$$\omega_{\lambda,n} = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) \frac{1}{\sqrt{\pi} \lambda} \exp(-t^2/\lambda^2) \quad n \in [0, \infty) \quad (3)$$

$H_n(t)$ 는 Hermite 다항식이다[6]. 마찬가지로 $f(t)$ 를 AH 계수인 β 와 Hermite 다항식으로부터 유도된 기저함수 u 를 이용하여 다음 식 (4)로 나타낸다.

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \beta_{\lambda,n} u_{\lambda,n}(t) \quad (4)$$

β 와 u 는 식 (5), (6)으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \beta_{\lambda,n} &= \langle f(t), u_{\lambda,n}(t) \rangle \\ &= \frac{1}{\sqrt{2^n n!} \lambda \sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) \exp(-t^2/\lambda^2) \end{aligned} \quad (5)$$

$$u_{\lambda,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) \frac{1}{\sqrt{\pi} \lambda} \exp(-t^2/\lambda^2) \quad n \in [0, \infty) \quad (6)$$

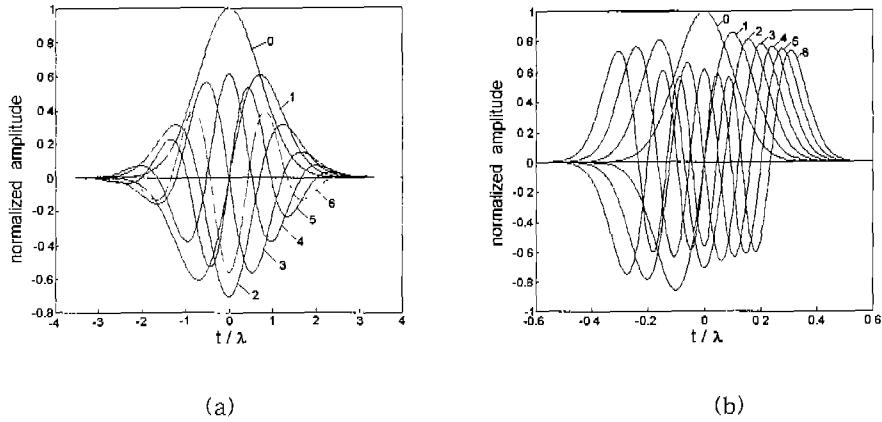


그림 1. Hermite변환의 기본함수 (a) HR 기저함수 (b) AH 기저함수 (차수 $N=6$, 척도계수 $\lambda=1$, x 축 $=t/\lambda$)

Fig. 1. Basis function of Hermite transform. (a) HR basis functions (b) AH basis functions (order $N=6$, scaling factor $\lambda=1$, axis of $x = t/\lambda$).

그림 1에서는 차수 $N=6$ 일 때와 척도계수 $\lambda=1$ 일 때의 기저함수를 나타내었다.

그림 1에서의 기저함수는 Hermite 다항식과 가우시안 함수의 곱에 의해 차수 N 에 따라 7개(0, 1, 2, ..., 6)가 유도되었다.

이상과 같이 설명된 Hermite 변환을 이용한 M-wave의 표현에는 차수 및 척도계수의 경험적 산출필요, 인위적인 중심점 조절문제 등의 문제점을 가지고 있기 때문에 이를 해결하기위해 본 연구에서는 M-wave의 표현방법으로 AR 모델링을 이용한 방법을 제안하였다.

AR 모델링 방법을 이용한 M-wave 정보압축의 제안

자기회귀 모델(auto regressive model, 이하 AR model)은 이산 신호가 주어질 때, 그 신호를 특징 매개변수를 이용하여 표현하는 효율적인 기법중의 하나로서[7] 수집된 신호를 AR모델링 한 후, 정해진 차수(order)에 따라 파라미터를 추정하여 이 신호의 특성을 표현하는 것이다. 입력되는 반응신호인 M-wave는 다음의 식(7)과 같이 AR모델로 나타낼 수 있다.

$$y(n) = \hat{y}(n) + w(n) \\ = -\sum_{i=1}^m a_i y(n-i) + w(n); \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (7)$$

여기서 $y(n)$ 은 M-wave신호, $\hat{y}(n)$ 은 추정 신호, a_i 는 AR 파라미터, m 은 모델 차수 그리고, $w(n)$ 은 예측오차로서 평균이 0, 분산이 σ^2 인 백색잡음(white noise)을 나타내며 식 (8)과 같이 표현할 수 있다.

$$w(n) = y(n) - \hat{y}(n) \\ = y(n) + \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) \quad (8)$$

$$= \sum_{i=0}^m a_i y(n-i), \quad a_0 = 1$$

자승예측오차를 최소로 가져가도록 AR 파라미터 a_i 를 결정한다면 추정 신호 $\hat{y}(n)$ 은 원신호 $y(n)$ 에 가장 가까워지므로 식 (8)의 양변에 자승합의 형태로 수식을 표현하면 아래와 같다.

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} w(n)^2 = \sum_{n=0}^{N-1} \left(y(n) + \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) \right)^2 \quad (9)$$

자승합 E 가 0이 되도록 식(3)에서 각각의 AR 파라미터 a_i 로 편미분을 하면 아래의 식 (10)와 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial a_i} = 0, \quad 1 \leq i \leq m \quad (10)$$

식 (9)와 식(10)에 의해 아래와 같은 원신호 $y(n)$ 이 자기상관함수 $R(i)$ 와 AR 파라미터에 의한 행렬형태의 식 (11)로 나타낼 수 있으며,

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \cdots & R(m-0) \\ R(1) & R(0) & \cdots & R(m-1) \\ R(2) & R(1) & \cdots & R(m-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R(m-1) & R(m-2) & \cdots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ R(3) \\ \vdots \\ R(m) \end{bmatrix} \quad (11)$$

여기서 자기상관함수 $R(i)$ 는 식 (12)와 같다.

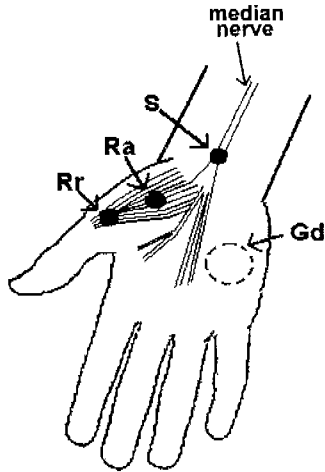


그림 2. 손목의 정중신경과 M-wave 검출을 위한 전극의 위치 (R_r: 기준전극, R_a: 활동전극, G_d: 접지전극, S: 자극위치)
 Fig. 2. Median nerve in wrist and position of electrodes for M-wave detection. (R_r: reference electrode, R_a: active electrode, G_d: ground electrode, S: stimulus position)

$$R(i) = \sum_{n=0}^{N-1-i} y(n)y(n+i) \quad (12)$$

이와 같이 입력되는 신호의 정보는 차수 m 에 따른 AR 파라미터 a_m 를 추정함으로써 간단하게 표현할 수 있다. AR모델의 파라미터를 결정하는 방법에는 여러 가지가 있으나, 본 연구에서는 먼저 Akaike의 FPE를 수행하여 최적의 차수를 결정하였고 [8], 식(11)의 결과식을 효율적으로 계산할 수 있는 Levinson 알고리즘을 이용해 AR모델 파라미터를 추정하였다[9].

다음의 식 (13)은 최적의 모델 차수를 결정하기 위한 Akaike의 FPE이다.

$$FPE_m = e_m \left(\frac{N+m+1}{N-m-1} \right) \quad (13)$$

$$e_m = \hat{\sigma}^2$$

N 은 데이터 개수이며, m 은 모델 차수, e_m 는 예측오차의 전력 나타내며, 식(13)에서 FPE_m 이 가장 작은 값을 가질 때의 m 은 AR 파라미터의 차수로 결정된다.

본 연구에서는 이와 같은 AR 모델링을 이용하여 적은 수의 파라미터로서 M-wave의 파형 정보를 표현하였으며, Hermite 변환을 이용한 M-wave의 정보압축과 비교하여 우수성을 입증하였다.

실험방법 및 결과고찰

본 연구에서는 제안된 방법의 성능 평가를 위하여 23세부터 40세 까지의 정상인 피검자 4명을 대상으로 근전도 기기의

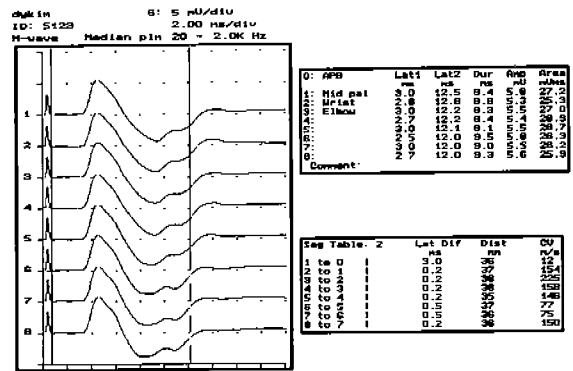


그림 3. 순차적으로 기록된 M-wave 획득화면 (Nicolet Compass II, 美) (샘플링 주파수 $f_s=10\text{kHz}$, 필터대역 20Hz-2kHz, 피검자 : 29세의 정상남성)

Fig. 3. Display of sequentially recorded M-wave. (Nicolet Compass II, USA) (sampling frequency $f_s=10\text{kHz}$, bandwidth of filter 20Hz-2kHz, subject : normal male 29 years old)

Nicolet(美)사의 Compass II를 사용하여 실제 M-wave 신호를 수집하였다.

실험방법은 그림 2와 같이 손목의 정중신경(median nerve)을 대상으로 하였고, 샘플링 주파수는 10 kHz로 하여 손바닥에 부착한 두개의 표면전극(surface electrode)으로부터 256개의 데이터를 수집하였다. S는 손목의 자극지점이며, R_r은 기준전극, R_a는 활동전극이고, G_d는 접지 전극으로 손등에 부착하였다. 정중신경을 자극할 때 전류의 세기는 피검자 각각을 대상으로 자극에 따른 M-wave가 나타나는 충분한 강도 즉, 임펄스 형태의 초최대(supramaximal)자극(일반적으로 10 mA-15 mA 정도의 세기)을 행하여 나타나는 반응을 분석하였다[2]. 정중신경을 자극함으로써 이 신경과 연결되어있는 손바닥의 근육이 수축하게 되고 이때에 나타나는 반응을 관찰하였다. 전반적인 실험 방법은 참고 문헌을 참조하였다[2].

그림 3은 compass II의 소프트웨어로서 획득한 M-wave의 형태, 잠복기 및 전도속도 등의 정보를 나타내고 있다. 좌측의 화면에는 100ms 간격마다의 자극에 따라 순차적으로 기록된 M-wave가 표시되고, 우측상단의 표인 자극 후 반응이 처음 나타나기까지의 시간인 잠복기와 신호의 크기 등이, 우측 하단에는 측정거리와 잠복기에 따른 전도속도의 계산결과가 각각 나타나 있다.

그림 3에서 시간축은 2 ms/div., 신호의 진폭축은 5 mV/div.으로 설정하여 측정했으며, 이는 검사자가 선택에 따라 가변해서 관찰할 수 있다. 수집된 M-wave는 약 10 mV의 크기와 20 ms 내외의 시간폭으로, 자극 후 5 ms 정도 후에 반응이 나타남을 확인할 수 있다. 이로부터 M-wave는 자극에 따른 단발반응 신호로서 일정한 시구간 내에 신호의 중요 정보가 존재함을

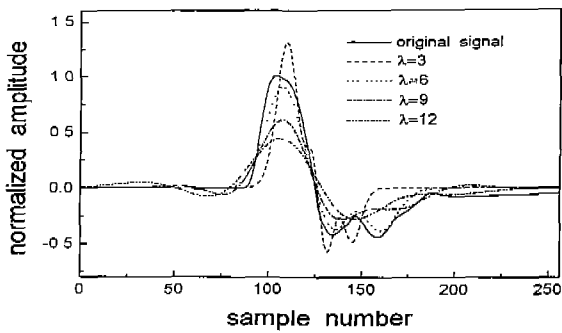


그림 4. 척도계수 λ 의 변화에 따른 AH 계수를 이용한 M-wave의 근사화 곡선($N=6, \lambda=3, 6, 9, 12$)
Fig. 4. M-wave approximation curve using AH coeff. according to varying scaling factor λ . ($N=6, \lambda=3, 6, 9, 12$)

알 수 있다.

본 연구에서는 이렇게 획득한 256개의 M-wave 신호를 분석함에 있어서 신호의 정보를 AR 모델 파라미터로 압축하였고, 이의 성능 평가를 위해 실제의 M-wave신호와 압축된 파라미터를 이용하여 근사화한 곡선과의 오차를 구해 정량적으로 비교하였다.

먼저 Hermite 변환을 이용한 M-wave 정보압축의 문제점[4]을 지적하기 위해 Compass II로부터 획득한 실제의 M-wave 신호를 대상으로 Hermite 변환을 수행하였다. 그림 4는 추출된 파라미터를 이용해 M-wave를 다시 근사화한 결과이다. HR 기저함수보다 적은 수의 파라미터로 정보 압축이 가능한 AH기저함수를 이용하였으며, 차수 N 은 L. Conte의 실험결과[4]를 참조하여 6으로 고정시키고, 척도계수를 λ 는 3, 6, 9, 12로 변화시키면서 실험하였다.

그림 4에서 볼 때 척도계수 λ 에 따라 추정된 파라미터는 달라지게 되고, 따라서 이를 이용해 근사화된 신호의 폭과 크기가 변함을 알 수 있다. $\lambda=6$ 일 때 실제 M-wave신호와 Hermite 변환에 의해 근사화된 신호의 차이가 가장 근소하며, 따라서 척도계수 λ 는 추정 대상 신호에 따라 적절한 값을 선택함에 있어 경험에 의존해야함을 의미한다. 이는 L. Conte[4]의 연구 결과와 일치하였다.

그림 5에서는 실제 M-wave신호와 Hermite 변환(AH 기저함수)을 이용하여 다시 근사화한 신호 사이의 NMSE를 나타내었다. 그림 5에서 이용한 각각의 λ 값에 따라 차수 N 을 1부터 20까지 변화시키면서 파라미터를 추정하여 근사화했으며, 이는 실제 신호에 대해 차수에 따라 2개~21개의 기저함수를 사용하여 표현하였음을 의미한다.

그림 5에서 볼 때 차수 N 이 커질수록 많은 기저함수를 사용하여 M-wave를 표현하게 되므로 실제 신호와 근접한 추정은 이루어지지만, 이와 비례하여 근사화에 필요한 Hermite 다항식이 늘어나게 되고, 계산이 복잡해지기 때문에 연산량이 많아지

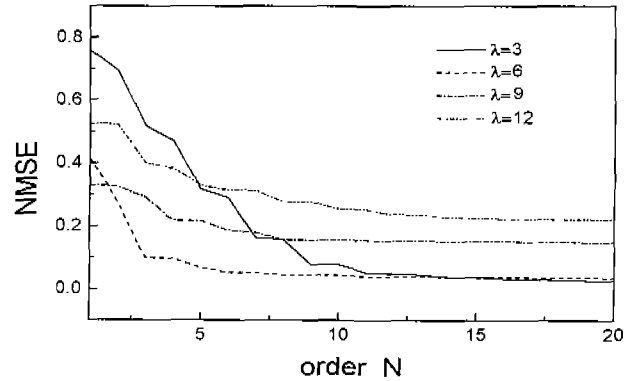


그림 5. 실제 M-wave 신호와 Hermite 변환(AH 계수)을 이용한 근사화 신호 사이의 차수 N 과 척도계수 λ 에 따른 정규화 평균자승오차 곡선($N=1-20, \lambda=3, 6, 9, 12$)
Fig. 5. NMSE curves according to varying order N and scaling factor λ between real M-wave signal and approximation curves using Hermite transform($N=1-20, \lambda=3, 6, 9, 12$)

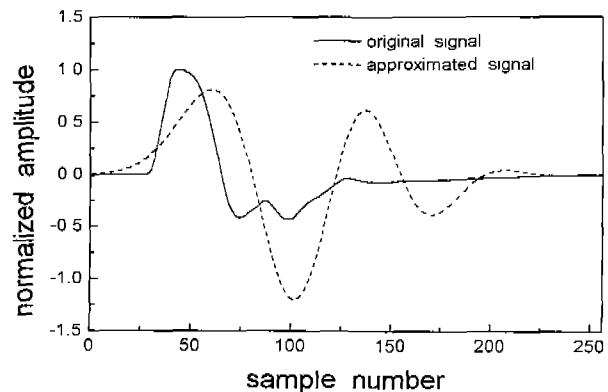


그림 6. 중심점 조절을 고려하지 않은 Hermite 변환의 M-wave 근사화곡선($N=6, \lambda=6$)
Fig. 6. Approximation curve of M-wave using Hermite transform without considering central point control($N=6, \lambda=6$)

는 단점을 가지고 있다.

그림 4와 그림 5를 통해 알 수 있는 것은 M-wave를 대상으로 Hermite 변환에 의해 N 개의 모델 파라미터를 추정하고, 이를 이용해 신호의 정보를 나타내고자 할 때는 차수 N 과 척도계수 λ 의 결정에 특별한 규칙성이 없으며, 결국 여러 번의 실험적 시도가 있어야만 올바른 추정이 가능하다는 것이다.

또, 그림 4의 실험 시 Hermite 변환은 그림 1의 0점을 중심으로 분포한 Hermite 기저함수에 대해 수집된 M-wave신호 전체를 샘플링 포인트를 이동시키면서 인위적으로 판단된 중심점을 조절하여 실험한 결과이다. 이러한 인위적인 중심점 조절에 대한 결과를 명확히 알아보기 위해 중심점 조절없이 Hermite 변환을 수행하였다. 그림 6은 Compass II에서 획득한 M-wave와 이를 중심점 조절없이 Hermite 변환(AH계수)을 이용해 압축하여 근사화한 신호이다.

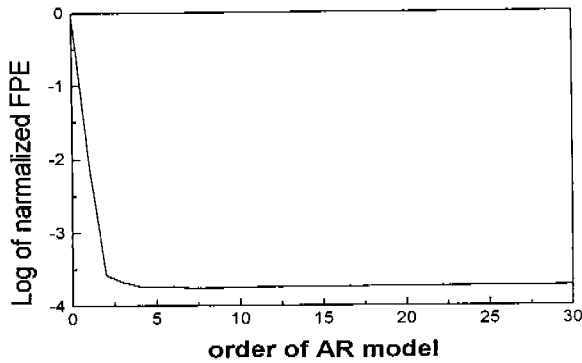


그림 7. AR 차수에 따른 최종예측오차(FPE) 곡선
Fig. 7. FPE plot with AR order

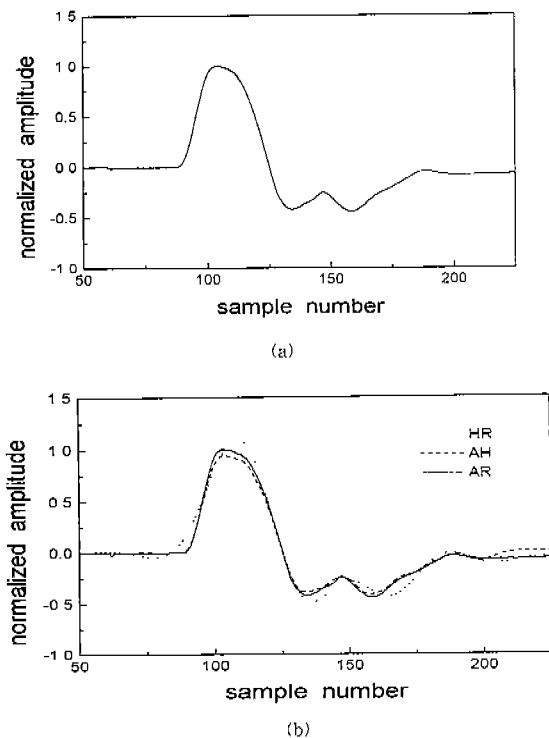


그림 8. M-wave 실 신호와 근사화 곡선 비교 (a) 실신호, (b) 3차의 AR 모델링과 30차의 Hermite 변환 근사화 곡선(HR $\lambda=40$, AH $\lambda=6$)
Fig. 8. Comparison of real M-wave signal and approximation curves. (a) real signal of M-wave, (b) Approximation curves by AR modeling(order=3) and Hermite transform(order=30, HR $\lambda=40$, AH $\lambda=6$)

그림 6의 실험에 사용된 Hermite 변환의 차수와 적도계수는 그림 4의 실험과 L. Conte의 결과[4]를 참조하여 $N=6$, $\lambda=6$ 으로 하였다. 실선은 Compass II를 이용해 획득한 M-wave 신호이며, 점선은 인위적인 중심점 조절없이 Hermite변환(AH 기

저함수)을 이용해 근사화한 신호이다. 중심점 조절을 고려하지 않은 경우 변환에 따른 실제 M-wave신호로의 근사화가 이루어지지 않음을 알 수 있다.

Hermite 기저함수는 앞에서 언급했듯이 0점을 중심으로 분포한다(그림1 참조). 그러므로 Hermite 변환을 이용해 정보를 압축하고, 근사화하고자 할 때는 대상 신호 역시 0점을 중심으로 위치해 있어야만 적절한 근사화가 가능하게 된다[4]. 이는 비정상적(non-stationary)이고 랜덤(random)한 성질을 갖는 생체 신호의 중심점을 어떻게 결정하느냐가 문제되며, 또한 신호를 획득한 후에 시공간에서 인위적인 파형의 위치이동이 필요하게 됨을 의미한다.

이러한 인위적인 위치이동은 신호의 왜곡을 가져올 수 있기 때문에 본 논문에서는 이러한 인위적인 위치이동이 필요치 않은 AR 모델링 방법을 제시하였다. Hermite 변환에 이용한 동일한 256개의 M-wave신호를 가지고 AR 모델링을 수행하였다.

AR 모델 차수 m 은 식 (13)에서 나타낸 Akaike의 FPE를 구하여 결정하였고, 이를 그림 7에 나타내었다. AR 차수에 따른 FPE곡선을 볼 때 최적의 AR 모델의 차수는 8차이지만, 3차부터는 그 차이가 미세하여 본 논문에서는 AR 모델의 차수를 3차로 결정하였다.

이렇게 결정되어진 차수를 가지고 식 (7)-(11)을 이용하여 AR 모델 파라미터를 구하였다. 그림 8의 (a)에서는 실제 M-wave 신호를, (b)에서는 (a)의 신호를 대상으로 AR 모델링 방법과 Hermite 변환을 이용해 근사화된 곡선을 함께 나타내었다.

그림 8(b)의 Hermite 변환시 차수는 실험을 통해 실제 M-wave와 가장 가깝게 근사화될 때인 30차로 결정하였다. AR 모델링 방법의 경우 중심점 조절없이 실험을 수행하였으며, Hermite 변환시에는 인위적인 판단된 중심점을 조절하여 변환을 수행하였다. 세 방법 모두 실제 M-wave신호를 잘 표현하고 있으나, 이 때의 Hermite 변환은 언급했듯이 중심점을 이동한 상태이며, Hermite 차수 또한 30차로서 3차의 AR 방법에 비해서 27차만큼 크다.

AR 모델링 방법에서 중요한 것은 오차를 줄이기 위한 특징 파라미터의 추정이며, 오차신호가 가장 작을 때 추정된 파라미터가 M-wave의 특징 정보를 가장 잘 포함하고 있음을 의미한다. 그리고 추정된 파라미터를 가지고 근사화된 신호와 원래의 M-wave와의 오차는 정보의 손실을 의미하게 된다.

그림 6과 그림 8b를 비교해보면 인위적인 중심점 조절 없이 파라미터를 추정하고 근사화하는 경우 Hermite 변환은 추정된 파라미터를 가지고 전혀 근사화가 이루어지지 않지만, AR 모델링 방법은 이를 해결하고 있음을 확인할 수 있다.

AR 모델링 방법을 이용하여 M-wave의 패턴을 구분할 경우 AR 파라미터와 오차신호를 가지고 근사화할 수 있으나, 이 때 오차신호의 크기가 작을 경우 압축의 효과면에서 적은 수의 파라미터로 신호의 특징을 추출함으로써 더 효율적이라고 말할 수

표 1. 그림 8(b)의 HR, AH, and AR 모델 파라미터 비교

Table 1. Comparison of HR, AH, and AR model parameters of Fig. 8(b)

	HR 파라미터		AH 파라미터		AR 파라미터
파라미터 (parameter)	$\alpha_{11} = 1.0008$	$\alpha_1 = -43.2329$	$\beta_0 = -0.1335$	$\beta_1 = -5.1170$	$a_1 = -2.0922$ $a_2 = 1.2281$ $a_3 = -0.1292$
	$\alpha_2 = -32.3587$	$\alpha_3 = -14.7339$	$\beta_2 = 2.8779$	$\beta_3 = -3.7990$	
	$\alpha_4 = -42.1844$	$\alpha_5 = -57.8165$	$\beta_4 = 1.0534$	$\beta_5 = -2.9057$	
	$\alpha_6 = -22.4910$	$\alpha_7 = 12.2310$	$\beta_6 = -0.0499$	$\beta_7 = -1.2895$	
	$\alpha_8 = 14.2606$	$\alpha_9 = 13.6393$	$\beta_8 = -0.8439$	$\beta_9 = -0.1010$	
	$\alpha_{10} = 17.3655$	$\alpha_{11} = 0.6818$	$\beta_{10} = -0.7323$	$\beta_{11} = -0.1761$	
	$\alpha_{12} = -22.3476$	$\alpha_{13} = -16.4301$	$\beta_{12} = -0.3389$	$\beta_{13} = -0.4875$	
	$\alpha_{14} = 7.0503$	$\alpha_{15} = 13.5973$	$\beta_{14} = -0.0919$	$\beta_{15} = -0.1880$	
	$\alpha_{16} = 5.1180$	$\alpha_{17} = 0.4312$	$\beta_{16} = -0.2207$	$\beta_{17} = -0.0148$	
	$\alpha_{18} = -3.8629$	$\alpha_{19} = -11.0575$	$\beta_{18} = -0.1051$	$\beta_{19} = -0.0737$	
	$\alpha_{20} = -5.7858$	$\alpha_{21} = 11.3885$	$\beta_{20} = -0.0369$	$\beta_{21} = -0.0996$	
	$\alpha_{22} = 14.0033$	$\alpha_{23} = -4.1142$	$\beta_{22} = -0.1393$	$\beta_{23} = 0.1041$	
	$\alpha_{24} = -15.0014$	$\alpha_{25} = -3.9335$	$\beta_{24} = -0.1603$	$\beta_{25} = -0.1317$	
	$\alpha_{26} = 9.3349$	$\alpha_{27} = 7.4962$	$\beta_{26} = -0.1581$	$\beta_{27} = -0.1805$	
	$\alpha_{28} = -1.3839$	$\alpha_{29} = -5.4084$	$\beta_{28} = -0.1480$	$\beta_{29} = 0.1312$	
	$\alpha_{30} = -14.2534$		$\beta_{30} = -0.1267$		

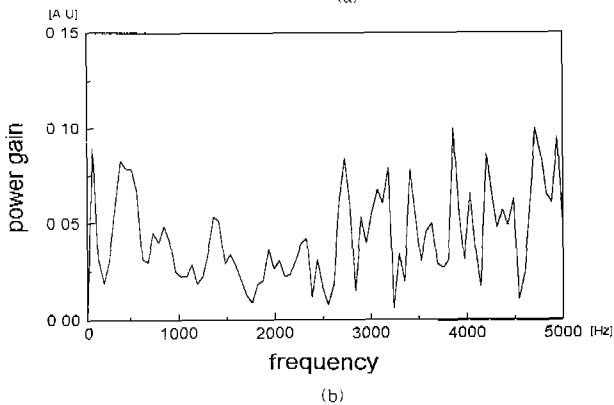
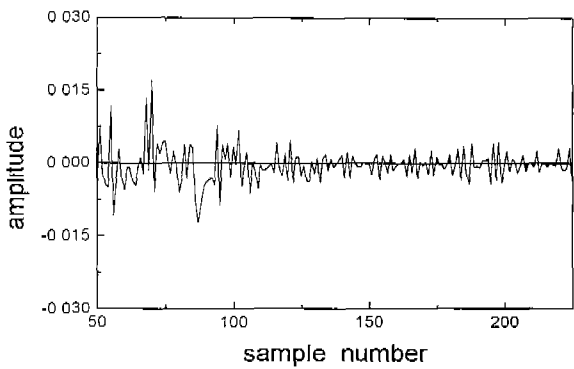


그림 9. AR 모델링 방법에서의 오차신호와 전력 스펙트럼 (a) 오차신호(분산= $1.3672e-5$), (b) 오차신호의 전력 스펙트럼
Fig. 9. Error signal and power spectrum in AR modeling method. (a) Error signal(variance= $1.3672e-5$), (b) Power spectrum of error signal

표 2. 4명의 피검자의 M-wave에 따른 AR 모델 파라미터와 오차신호의 분산

Table 2. AR parameters and variances of error signal of 4 subjects's M-wave

	1(JHJ)	2(LIM)	3(SDII)	4(YDJ)
a_1	-1.6689	-1.5833	-1.7037	-2.1932
a_2	0.3863	0.2163	0.4589	1.4293
a_3	0.2874	0.3742	0.2547	-0.2312
σ_a^2	$3.4131e-5$	$5.9801e-5$	$3.1072e-5$	$1.6714e-5$

있다.

다음의 표1은 그림 8b의 세가지 방법에 따라 각각 계산한 M-wave의 보틀 파라미터를 나타내었다.

그림 9의 (a)에서는 그림 8(b)에서 나타낸 AR 보틀링 방법을 이용한 M-wave의 근사화 곡선과 실제 신호와의 오차 신호를, (b)에서는 오차신호의 스펙트럼을 나타내었다.

그림 9(a)와 그림 8의 크기가 동일한 스케일임을 감안한다면 오차신호의 크기가 매우 적음을 알 수 있다. 그림 9의 (b)에서 보면 오차 신호의 주파수 성분이 전대역에 걸쳐서 분포하고있는 백색잡음 스펙트럼 형태를 가지고 있음을 보여줌으로써 보틀링이 잘된 것임을 알 수 있다.

이러한 결과를 볼 때 실제로 본 연구에서 제시한 방법으로 환자의 증상을 M-wave 신호의 패턴인식(pattern recognition) 파라미터를 가지고 분류(classification)한다면, AR 보틀링 방법이 패턴 벡터(pattern vector)의 차수를 줄일 수 있음을 의미한다. 이는 적은 수의 파라미터를 가지고 실제 신호의 특징을 표현할 수 있으며, 보다 쉽게 M-wave를 구분할 수 있는 파라미터임을

뜻한다.

표 2는 4명의 피검자에 대한 AR 모델 파라미터를 나타내었다. 여기에서 알 수 있듯이 추정된 AR 파라미터는 서로 다른 M-wave 신호에 따라 각각 다른 값을 가지고 있어 신호의 특징을 표현하고 있음을 알 수 있다. 이상의 결과를 볼 때 AR 모델링 방법은 Hermite 변환을 이용한 방법보다 단발반응의 성질을 지닌 M-wave의 정보압축에 있어 효과적임을 알 수 있다.

결 론

본 논문은 신경전도의 후기반응 측정시 직접적인 반응의 정도를 알 수 있는 M-wave의 정보압축에 대하여 연구하였다. M-wave는 근위부의 자극에 대한 1차 반응으로서 2차 반응인 H-reflex와 F-wave에 큰 영향을 미치게 되므로 전반적인 후기반응 연구에 대해 반드시 선행적으로 연구되어야 할 항목이다. 이러한 관점에서 볼 때 M-wave의 신호정보는 중요한 의미를 갖게 되고, M-wave의 정보압축은 신호 분석시 적은 수의 파라미터를 가지고 M-wave의 특징을 나타낼 수 있으며, 또 실제 M-wave로 근사화할 수 있는 등의 유용한 역할을 기대할 수 있다.

이를 위해 본 논문에서는 먼저 Hermite 변환의 경우 파라미터 추정과 함께 반드시 고려되어야 하는 차수와 척도계수의 경험적인 산출, 인위적인 위치조절 문제점 등을 지적하였고, 이를 대신하여 효과적으로 적은 수의 파라미터를 이용해 M-wave의 성질을 압축, 표현할 수 있는 AR 모델링 방법을 제시하였다. Akaike test를 통해 적정 차수를 결정하였으며, Levinson 알고리즘을 이용하여 AR 파라미터를 구하였다.

또, 실제의 M-wave 신호와 AR 모델링 방법, Hermite 변환 방법을 이용해 신호의 오차해석을 수행하였고, 이의 비교를 통하여 M-wave 신호의 정보압축에 있어서 본 논문에서 제시한 AR 모델링 방법이 기존의 방법보다 간단하고 정확하게 M-wave를 표현할 수 있음을 입증하였다.

결론적으로 M-wave와 같이 일정한 시간구간내에 정보가 담겨있는 생체신호에 있어서의 단발 반응에 대한 패턴인식 및 분류에 있어서 본 연구에서 제시한 AR 모델링 방법이 적합할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. J. Goodgold, *Electrodiagnosis of Neuromuscular Disease*, Philadelphia, F. A. Davis, pp. 106-117, 1983
2. Oh, S. J., "Nerve Conduction Technique", *Clin. Electromyogr. Nerve conduc. Studied* Vol. 4, pp. 46-64, 1984
3. J. A. Liveson, D. M. Ma, *Laboratory Reference for Clinical Neurophysiology*, Philadelphia, F. A. Davis, pp. 237-262, 1992
4. L. R. Lo Conte, et al, "Hermite Expansion of compact support waveforms: Application to Myoelectric signals", *IEEE trans. on BME*, Vol. 41, No. 12, pp. 1147-1159, 1994
5. T. Kiryu, et al, "A Muscular fatigue Index Based on the Relationships between Superimposed M wave and Preceding background Activity", *IEEE trans. on BME*, Vol. 45, No. 10, pp. 1194-1204, 1998
6. J. B. Martens, "The Hermite transform: Theory & Applications", *IEEE trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol. 38, pp. 1595-1618, 1990
7. W. Gersch, D. R. Sharpe, "Estimation of Power Spectra with Finite-order Autoregressive Models", *IEEE trans. Automation Control*, Vol. 5, pp. 367-369, 1973
8. H. Akaike, "Fitting Autoregressive models for prediction", *Annals Inst. Statis. Math.*, Vol. 21, pp. 243-247, 1969
9. S. J. Orfanidis, *Optimum signal processing: An Introduction*, Macmillan, Newyork, pp. 195-318, 1985