

DCT 평면에서의 비정상 시변 근전도 신호의 인식과 병렬처리컴퓨터를 이용한 실시간 구현

이영석·이진·김성환

=Abstract=

Identification of Nonstationary Time Varying EMG Signal in the DCT Domain and a Real Time Implementation Using Parallel Processing Computer

Young Seock Lee, Jin Lee, Sung Hwan Kim

The nonstationary identifier in the DCT domain is suggested in this study for the identification of AR parameters of above-lesion upper-trunk electromyographic(EMG) signals as a means of developing a reliable real time signal to control functional electrical stimulation(FES) in paraplegics to enable primitive walking. As paraplegic shifts his posture from one attitude to another, there is transition period where the signal is clearly nonstationary. Also as muscle fatigues, nonstationarities become more prevalent even during stable postures. So, it requires a development of time varying nonstationary EMG signal identifier.

In this paper, time varying nonstationary EMG signals are transformed into DCT domain and the transformed EMG signals are modeled and analyzed in the transform domain. In the DCT domain, we verified reduction of condition number and increment of the smallest eigenvalue of input correlation matrix that influences numerical properties and mean square error were compared with SLS algorithm, and the proposed algorithm is implemented using IMS T-805 parallel processing computer for real time application.

Key words : nonstationary EMG signal, DCT domain, condition number, AR parameter, FES, parallel processing computer

서론

자연계의 물리적인 신호의 특성은 본질적으로 시간에 따라 통계적인 특성 값이 바뀌는 시변 비정상(time varying nonstationary)특성을 갖고 있으며, 이와 같은 특성은 신호의 정확한 모델링 및 인식에 있어 커다란 제약 조건으로 받아들여져 왔다. 현재 비정상 시변 신호의 모델링 및

인식 분야에서는 이와 같은 제약 조건을 극복하기 위하여 변환 평면(transform domain)상에서 신호를 해석하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 변환 평면상에서 신호를 해석하려는 시도는 푸리에 변환(Fourier transform)과같은 고전적인 변환 이론으로부터 그 근원을 찾을 수 있으며, 시평면에 비해 유익한 신호 특성을 얻을 수 있다는 점에서 효율적인 신호 해석수단이라 할 수 있다^{1~3)}.

서울시립대학교 전자공학과

Dept. of Electronics Eng., Seoul City Univ.

이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

통신저자: 이영석, (130-743) 서울시 동대문구 전농동 90, Tel. (02) 210-2318, Fax. (02) 249-6802

특히, 최근들어 장애자를 위한 보철제어분야에서 근전도 신호(electromyogram)를 이용하여 장애자의 기능을 전기적으로 제어하려는 FES(functional electrical stimulation) 시스템에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다⁴⁻⁶⁾. FES 시스템에서 중요하게 고려해야 할 사항은 마비된 사지가 움직이도록 하기위해 필요한 전기 자극 명령 신호이다. 그러므로 하지의 전부분이 마비된 환자가 자발적인 제어를 갖기위하여 상위체간(above-lesion)의 대흉근에서 얻어진 근전도 신호를 제어 신호로 사용할 수 있다. 그러나, 하반신 마비 환자의 기초적인 보행(일어서기, 앉기, 왼쪽 걸음, 오른쪽 걸음)에 따라 상위체간에서 검출되는 근전도 신호의 자기회귀 파라미터(AutoRegressive parameter; AR parameter)는 다르게 되고 이를 패턴 분류하므로써 장애 아래부분(below-lesion)의 FES 시스템에 유효적절한 제어신호를 인가하게 되므로 실제 보행이 가능해진다. 결국 파라미터의 정확한 인식은 장애자의 하반신 필요부위의 전기자극에 가장 기본적인 요소가된다. 그리고, 근육 피로도 및 팔과 머리등의 자세 변화에 따라 비정상 특성이 나타나게 되므로 AR 파라미터 또한 시변 즉, 시간에 따라 바뀌게된다. 그러므로, 비정상 시변 근전도 신호 인식을 위한 새로운 알고리즘의 개발과 이의 실시간 처리를 위한 컴퓨터 하드웨어의 설계가 요구된다.

본 논문에서는 시변 비정상 신호인 근전도 신호를 이산 역현 변환(discrete cosine transform: 이하, DCT)을 이용하여 DCT 평면으로 옮긴 다음 상태 공간 방정식(state space equation)을 써서 변환 평면상에서 근전도 신호의 AR 모델을 세우고, 이 모델의 타당성 및 시변 AR 파라미터가 정확히 인식되었는가의 타당성을 입증하기위한 목적으로 입력 자기 상관 행렬의 고유치(eigenvalue)와 condition number의 변화를 검토하고, 평균자승오차(mean square error)를 구하여 기존의 SLS(sequential least square) 알고리즘²⁾과 비교하였다. 그리고, 제안된 알고리즘의 실시간 구현을 위하여 2개의 각각 독립적인 중앙 연산 처리 장치를 갖춘 IMS T-805 병렬처리컴퓨터를 이용하여 동시 다발적인 연산을 수행하여 알고리즘의 연산 효율을 높였다.

DCT 평면에서의 비정상 신호 모델과 인식 알고리즘의 제안

1. DCT 평면에서의 비정상 근전도 신호 모델

DCT는 최적의 직교 변환(optimum orthogonal transform)인 Karhunen-Loeve 변환에 가장 근사한 부최적(sub-

optimal) 직교 변환⁷⁾이면서도 다른 직교 변환에 비해 상대적으로 적은 연산량 및 구현의 편리성으로 신호처리 각 분야에서 널리 사용되고 있으며, N 개의 요소(element)를 갖는 시평면의 임의의 신호 벡터 x_n 에 대하여 DCT한 성분 X_k 식 (1)와 같이 정의된다.

$$X_0 = \frac{\sqrt{2}}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n, X_k = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos \frac{\pi(2n+1)k}{2N}, k=0,1,\dots,N-1 \quad (1)$$

식 (1)로부터 N 개의 요소를 갖는 시평면 신호 벡터 x_n 를 DCT할 수 있는 $N \times N$ 변환 행렬 W 를 정의할 수 있으며, 이로부터 식 (2)과 같이 DCT 평면에서 변환된 신호 벡터 u_n 으로 나타낼 수 있다.

$$u_n = W x_n \quad (2)$$

식 (2)에서 DCT 행렬 W 는 랭크(rank) N 을 갖는 unitary 행렬이므로 다음과 같은 특성을 갖고 있다.

$$W W^T = I \quad (3)$$

시평면 신호 벡터 x_n 에 대한 자기 상관 행렬을 R_x 라하고, DCT 평면에서 u_n 의 자기 상관 행렬을 R_u 라하면 각각 R_x 과 R_u 사이에는 식 (4)와 같은 관계가 성립된다.

$$R_u = W R_x W^T \quad (4)$$

식 (1)-(3)으로부터 식 (5)와 같은 DCT 평면 AR 모델(DCTAR: DCT domain AR model)을 제안할 수 있으며, 그림 1은 DCT 평면 AR 모델을 블록 다이어그램을 나타내며, $C(n)$ 은 $\cos(\frac{n\pi}{2N})$ 을 의미한다.

$$y(n) = w^T z(n-1) + e_0(n) \quad (5)$$

여기서, $y(n)$: 시평면 관측 벡터

$w = [w_1(n), w_2(n), \dots, w_N(n)]^T$: $N \times 1$ DCT 평면 추정 AR 계수 벡터

$z(n-1) = W \cdot y(n-1)$: $N \times 1$ DCT 평면 입력 벡터

$y(n-1) = [y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-N)]^T$: $N \times 1$ 시평면 입력 벡터

$w^T z(n-1) = y(n)$: $y(n)$ 의 추정치

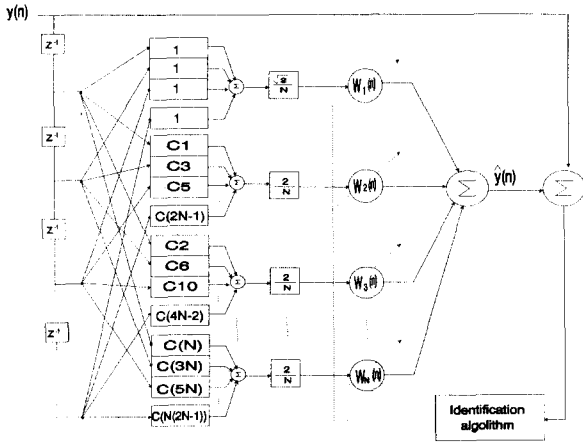


그림 1. DCT 평면 비정상 근전도 신호의 AR 모델
Fig. 1. AR model of nonstationary EMG signal in the DCT domain

$e_0(n)$: 분산이 σ^2 이고, 평면이 0인 백색 잡음

그림 1의 DCTAR 모델은 변환 평면상에서 과거 출력 벡터의 선형적인 결합이 현재의 출력으로 나타나는 것을 의미하며, 시평면상에서 현재의 출력이 직교성이 성립되지 않은 입력 신호 벡터축들간에 중복 투사되어 발생하는 부정확한 신호의 모델링을 개선하기 위해 변환을 통하여 각 벡터의 축들이 직교성을 갖도록 하여 중복 없는 직교 투사로 정확한 신호의 모델링이 가능하다.

2. DCT 평면 비정상 신호 인식 알고리즘

식 (5)의 DCTAR 모델은 식 (6), (7)과 같은 상태 공간 방정식 (state space equation)으로 나타낼 수 있다.

$$w(n+1) = A(n)w(n) + v_1(n) \quad (6)$$

$$y(n) = z^T(n-1)w(n) + e_0(n) \quad (7)$$

식 (6)의 상태 방정식과 식 (7)의 출력 방정식으로부터 상태 벡터 $w(n)$ 이 AR 모델의 상태 공간 방정식에서 구하려는 AR 계수를 나타내며, $z(n-1)$ 은 관측된 입력 벡터의 DCT 변환된 벡터를 의미한다.

$$w(n) = [w_1(n), w_2(n), \dots, w_M(n)]^T \quad (8)$$

$$A(n) = I, I: \text{단위 행렬} \quad (9)$$

$$v_1(n) = [q_1(n), q_2(n), \dots, q_M(n)]^T \quad (10)$$

$$e_0(n) = [e_1(n), e_2(n), \dots, e_M(n)]^T \quad (11)$$

로 놓을 경우, 프로세스 잡음 벡터 $v_1(n)$ 과 관측 잡음 벡터 $e_0(n)$ 는 통계적으로 평균이 0인 백색 잡음으로 놓고, 이들 두 벡터는 통계적으로 독립이라고 가정하면 식 (12)와 식 (13)과같이 각 벡터의 자기 상관 값 Q_1 과 σ^2 을 구할 수 있다.

$$E[v_1(n)v_1^H(k)] = Q_1, n=k, \text{ 그 밖의 경우는 항상 } 0 \quad (12)$$

$$E[e_0(n)e_0^H(k)] = \sigma^2, n=k, \text{ 그 밖의 경우는 항상 } 0 \quad (13)$$

그리고, 모든 n 과 k 에 대하여 $E[v_1(n)e_0^H(k)] = 0$ 으로 나타낼 수 있다. 시변 비정상 근전도 신호를 인식하기 위해서는 각 관측 시간 n 마다 파라미터를 반복적인 방법으로 구할 수 있는 과정은 상태공간 방정식으로부터 칼만 필터(Kalman filter) 알고리즘의 전개에 의해 식 (14)–(18)와 같이 나타낼 수 있다⁸⁾.

$$\hat{w}(n) = \hat{w}(n-1) + G(n)a(n) \quad (14)$$

$$a(n) = y(n) - z^T(n-1)w(n-1) \quad (15)$$

$$G(n) = K(n)z(n-1)[z^H(n-1)K(n, n-1)z(n-1) + \sigma^2]^{-1} \quad (16)$$

$$K(n) = K(n, n-1) - G(n)z^H(n-1)K(n, n-1) \quad (17)$$

$$K(n+1, n) = K(n) + Q_1 I \quad (18)$$

위의 식들에서 $K(n+1, n)$ 와 $K(n, n-1)$ 은 각각 현재 시간과 과거 한 샘플 이전의 시간에서 $\hat{w}(n)$ 에 대한 오차의 자기 상관 행렬을 나타내고, $K(n)$ 은 현재 시간 n 에서의 관측 벡터 $y(n)$ 에 대한 상태 벡터의 추정값 $\hat{w}(n)$ 과 실제 상태 벡터 $w(n)$ 에 대한 오차의 자기 상관 행렬을 나타내므로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} K(n) &= E[\hat{w}(n) - w(n)][\hat{w}(n) - w(n)]^H \\ &= (z(n-1)^H z(n-1))^{-1} z(n-1) E[(\varepsilon(n)\varepsilon(n))^H z(n-1) \\ &\quad (z(n-1)^H z(n-1))^{-1}] \\ &\quad \sigma^2 R^{-1}(n) \end{aligned} \quad (19)$$

식 (19)에서 $R^{-1}(n)$ 은 DCT 평면에서의 입력 벡터의 자기 상관 행렬의 역행렬을 의미하며, 식 (19)의 양변에 norm을 취하면 $K(n)$ 의 선형적인 크기를 식 (20)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\|K(n)\| = \sigma^2 \|R^{-1}(n)\| \quad (20)$$

식 (20)으로부터 입력 자기 상관 역행렬의 norm이 작을수

록 $\|K(n)\|$ 이 작아짐을 알 수 있다. $R(n)$ 은 Toeplitz 행렬로서, positive definite하므로 고유치(eigen value)가 모두 양의 실수를 갖는다. 특히 $\|R(n)\|$ 은 가장 큰 고유치 λ_{max} 를 나타내며, $\|R^{-1}(n)\|$ 은 가장 작은 고유치의 역수 $\frac{1}{\lambda_{min}}$ 을 나타내므로, 식 (20)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\|K(n)\| = \frac{\sigma^2}{\lambda_{min}} \quad (21)$$

식 (21)로부터 오차의 자기 상관 행렬의 norm은 입력 자기 상관 행렬의 가장 작은 고유치 λ_{min} 에 반비례함을 알 수 있다. 만약 DCT 평면에서 입력 자기 상관 행렬 가장 큰 고유치를 λ_{max} 로 정의하고, 시평면에서 입력 자기 상관 행렬의 가장 작은 고유치 및 가장 큰 고유치를 $\lambda_{min(i)}$ 와 $\lambda_{max(i)}$ 로 정의하고, 입력 자기 상관 행렬을 $R_f(n)$ 로 나타낸다면, 양쪽 평면에서 가장 작은 작은 고유치와 가장 큰 고유치의 비로 나타내는 condition number는 식 (22)와 같이 나타낼 수 있다.

$$cond(R_f(n)) = \frac{\lambda_{max(i)}}{\lambda_{min(i)}} \geq \frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} = cond(R(n)) \geq 1 \quad (22)$$

그리고, 시평면과 DCT 평면에서 가장 큰 고유치 λ_{max} 의 상한(upper bound)은 식 (23)와같이 나타낼 수 있으며, 시평면과 DCT 평면에서 입력 자기 상관 행렬의 trace는 식 (24)의 등식이 성립한다^{9, 10)}.

$$\lambda_{max} \leq tr(R(n)) \quad (23)$$

$$tr(R(n)) = tr(R_f(n)) \quad (24)$$

$tr(\cdot)$: trace of \cdot

식 (22)-(24)으로부터 DCT 평면의 입력 상관 행렬의 가장 작은 고유치 λ_{min} 와 시평면의 입력 상관 행렬의 가장 작은 고유치 $\lambda_{min(i)}$ 는 식 (25)와 같은 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$\lambda_{min} \geq \lambda_{min(i)} \quad (25)$$

식 (21)과 식 (25)로부터 시평면보다 DCT 평면에서 $\|K(n)\|$ 이 작아지므로, DCT 평면에서 상태 공간 방정식으로부터 추정된 모델이 시평면상의 상태 공간 방정식으로부터 추정된 모델보다 더 정확히 모델링 과정을 수행할 수 있음을

알 수 있으며, 식 (22)의 condition number는 시평면에 비해 DCT 평면에서 작아 졌으므로, 갑작스런 근전도 신호의 상태 변화에 따른 입력 자기 상관 행렬의 고유치 변화 및 퍼짐성이 시평면에 비하여 상대적으로 작아져서 알고리즘의 발산현상을 막기때문에 근전도 신호의 인식에서 DCTAR 모델은 전반적인 수치적 특성을 향상 시킬 수 있다.

병렬처리컴퓨터를 이용한 신호 인식 알고리즘의 구현

마이크로 프로세서를 이용하여 신호처리 알고리즘을 실시간으로 처리하고자 할 때, 가장 큰 영향을 주는 것은 연산에 요구되는 곱셈의 량이다. 본 연구에서 제안한 알고리즘을 수행하기 위해서 필요한 곱셈의 연산량은 식 (1)과 식 (14)-(18)의 행렬 연산으로부터 다음과같이 구할 수 있다. 만약, 신호 인식기의 차수가 M 이라고 가정하면, 우선, 식 (14)와 (15)로부터 M^2 의 연산이 필요하고, 식 (16)에서 $3M^2$ 의 연산이 필요하다. 그리고 식 (17)의 연산은 식 (16)의 연산 결과를 이용할 수 있으므로, 곱셈 연산은 필요하지 않다. 그리고, 식 (1)로부터 정의된 DCT의 곱셈에 대한 연산량은 Yip와 Rao에 의해 제안된 DCT-II 알고리즘⁷⁾을 이용하여, $(M/2) \log_2 M$ 으로 나타낼 수 있으므로, 곱셈에 대한 전체 연산량은 식 (26)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{전체연산량 } O_c = \left(\frac{M}{2}\right) \log_2 M + M^2 \quad (26)$$

식 (26)의 연산량에 대한 공식으로부터 전체 연산량은 차수가 증가할 때마다 차수의 제곱에 비례해 기하급수적으로 증가함을 알 수 있다. 그러므로, 그림 1과 같은 구조를 갖는 알고리즘의 구현시 발생하는 연산량을 매 샘플마다 처리하기 위해서는 많은 시간이 필요하므로, 실시간 처리가 어렵거나, 실시간으로 처리하기 위해서는 고속 연산이 가능한 마이크로 프로세서를 사용하여야 한다. 그러나, 실시간 구현을 위해 사용하는 고속 연산 전용 마이크로 프로세서는 신호 인식기의 차수에 의존하는 연산 시간을 갖고 있기 때문에 시스템의 구성상 유연성이 떨어지며, 가격 또한 연산 속도에 비례하여 고가인 것이 결점이다. 그러므로 본 연구에서는 연산을 수개의 프로세서가 각각 동시에 독립적으로 처리할 수 있는 병렬처리컴퓨터를 이용하여 실시간으로 처리하고자 하였다.

일반적인 병렬 처리시스템에서 N 개의 병렬 처리 프로세

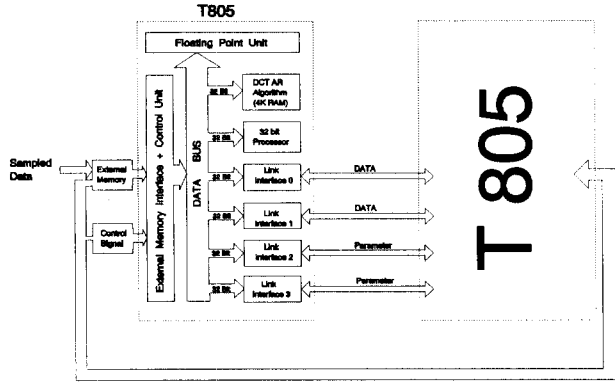


그림 2. 제안된 알고리즘 구현을 위한 병렬 처리프로세서의 하드웨어의 블록 다이어그램
 Fig. 2. Block diagram of hardware for implementation of the proposed algorithm

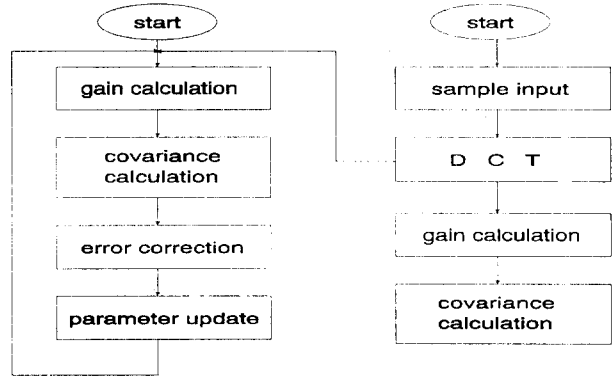


그림 3. 병렬 처리 알고리즘 구조
 Fig. 3. Structure of proposed parallel algorithm

서를 갖추고 있다고 해서 프로세서가 1개일 때의 성능에 비하여 N 배의 성능 향상을 보이는 것은 아니다¹¹⁾. 왜냐하면, 수개의 병렬 처리 프로세서를 사용할 때마다 각 프로세서간의 데이터 또는 파라미터의 통신에 소요되는 시간으로 인해 프로세서의 수에 따라 선형적으로 연산 속도가 증가하는 것을 방해하기 때문이다.

본 연구에서는 프로세서간의 채널 통신망의 구조나, 수치적인 정밀성 및 처리 속도를 고려하여 INMOS 사의 IMS T805 병렬처리 컴퓨터를 사용하여 제안된 알고리즘의 병렬 처리를 수행하였다. 그림 2는 2개의 T805 병렬 처리 프로세서를 이용하여 실시간으로 처리하기 위한 하드웨어의 블록 다이어그램이다.

IMS T805 병렬처리 컴퓨터는 64비트 부동 소수점 (64bit floating point) 연산부와 고속 연산 처리를 위한 4킬로바이트의 내부 RAM, 그리고 각 프로세서 채널간의 통신이 가능한 4개의 INMOS 표준 통신 링크를 갖고 있으며, 단일 프로세서나 수개의 프로세서군과 이들 사이의 채널 통신을 이용하여 병렬 처리가 가능하도록 하였다. 그리고, 각각의 단위 연산(unit operation)에서 곱셈이나, 나눗셈 연산을 1회 수행 시는 440nsec, 덧셈연산을 1회 수행 할 때에는 220nsec의 연산 시간이 필요하며, 만약 2개 이상의 프로세서가 병렬로 연결되는 경우에는 두 프로세서간의 데이터나 파라미터를 교환하는 통신 시간을 필요로 한다¹¹⁾.

그림 3에서 선행 처리기인 DCT는 고속 DCT-II 알고리즘 구조상 대부분의 직교 변환의 특성인 병렬성을 갖고 있기 때문에 각각의 T805 프로세서 모듈들에 대해 데이터를 분배하여 DCT를 수행한 다음 그 결과를 다시 채널 링크

를 통하여 각 프로세서 모듈에 재분배하였고, 식 (14)–(18)의 연산식들은 모두 행렬식이므로 연산이 행해지기 때문에 반복적인 연산 메커니즘을 함수화하여 처리함으로써 효율적인 연산 과정이 수행되도록 하였으며, 프로세서간의 채널 통신에서 대기 상태가 없도록 연산량을 분배함으로써 양쪽 T805 프로세서에서 동일한 연산량이 처리되도록 하여 처리 속도를 향상시켰다.

알고리즘의 성능 평가 실험 및 결과 고찰

1. 실험 방법

본 연구에서는 정상인의 이두박근으로부터 수집한 근신호에 적용하여 알고리즘의 타당성을 증명하였다. 정상인의 이두박근에서 가장 근전도 신호가 잘 나오는 부분에 표면 전극(TECA, NCS 2000)을 부착하고 5kg의 부하를 들어 올렸다 내리는 동작을 반복적으로 수행할 때 근전도 신호를 수집하였다. 이두박근의 근전도 신호는 굴곡 운동시에 갑작스런 이완으로부터 수축, 또는 수축으로부터 이완하는 시기에는 정상적으로 나타나는 이두박근의 수축 또는 이완 신호와는 다른 불안정한 형태의 근신호가 얻어지게 되는데 본 연구에서는 이와 같은 이두박근의 비정상 신호 특성을 알고리즘에 적용하였다. 그리고, 이때의 샘플링 주파수는 1024Hz로하여 1초간 근신호를 수집하였고, 수집한 근신호의 비정상성을 검증하기 위하여 RUN 테스트를 수행하였다.

또한, 알고리즘의 타당성을 확인하기 위해서 수집한 근신호를 시평면과 DCT 변환 평면에서 각각 4차의 신호인

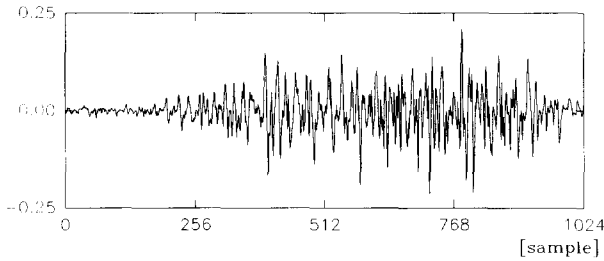


그림 4. 이두박근에서 수집된 근전도 신호
Fig. 4. EMG signal collected in biceps

식 알고리즘을 적용하여 식 (21)의 $w(n)$ 에 대한 오차 자기 상관 행렬의 norm으로부터 λ_{min} 을 비교하였다. 그리고, 본 연구에서 제안한 알고리즘이 시평면에서의 알고리즘에서 보다 전반적으로 성능이 개선되었음을 검증하기 위해 1초간 수집된 근신호를 64개의 블록으로 나눈 다음 각 블록에서의 MSE(mean square error)를 일반적으로 시변 신호 인식 알고리즘으로 많이 사용하는 SLS(sequential least square)알고리즘²⁾과 비교하였다. 또한, 실시간 처리를 위한 하드웨어적인 구성에 있어 T805 병렬 처리 프로세서를 1개 사용하였을 경우와 2개를 사용하였을 경우로 분리 구성하여 각각 연산 처리 시간을 측정하고, 알고리즘의 실시간 처리 여부를 알아보았다.

2. 실험 결과 및 고찰

그림 4는 이두박근이 이완된 상태에서 갑작스럽게 수축 하면서 발생한 근신호이다. 근신호는 생리적인 특성상 근육의 상태가 수축 또는 이완 상태를 유지하고 있다 하더라도 발화(firing)하는 메커니즘의 불안정성으로 인하여 불안정한 성질을 갖고 있다¹²⁾.

이와 같은 근신호의 불안정성을 정량적이고 통계적인 값을 이용하여 알 수 있는 방법이 Bendat와 Piersol¹³⁾에 의해 제안되었는데, 이는 입력 신호를 N 개의 등간격으로 나눈 다음 각 간격의 평균 및 표준편차를 RUN 테스트에 적용하는 방식이다. 표 1은 그림 4의 근신호를 32개의 블록으로 나누어 각 구간에서의 평균 및 표준 편차를 구한 값이다. 표 1로부터 신호의 비정상성을 검증하기 위해 실시되는 RUN 테스트는 유의 수준(level of significant)을 이용하였다. 즉, $n=N/2$ 일때 실행된 RUN수가 $\gamma_{n,1-\delta/2}$ 와 $\gamma_{n\delta/2}$ 사이에 있으면 정상 신호이고, 그렇지 않으면, 비정상 신호라 할 수 있다. 여기에서 N 은 구간의 개수이고, δ 는 유의 수

표 1. 그림 4의 근전도 신호에 대한 각구간에서의 평균 및 표준 편차

Table 1. Mean and standard deviation of each interval in EMG of Fig. 4

블록번호	평균	표준편차	블록번호	평균	표준편차
1	0.000162	0.004838	17	-0.000524	0.054008
2	-0.000600	0.008057	18	0.006874	0.060023
3	0.000620	0.004221	19	-0.009982	0.062403
4	-0.000143	0.006663	20	-0.000677	0.064648
5	-0.002202	0.006513	21	0.013281	0.049384
6	-0.000829	0.017893	22	-0.008838	0.061500
7	0.002679	0.021772	23	-0.000295	0.075958
8	-0.007465	0.024348	24	-0.003499	0.060530
9	-0.001058	0.030758	25	0.000849	0.092381
10	0.008552	0.039252	26	0.002374	0.073014
11	-0.006473	0.032623	27	-0.000677	0.065608
12	0.002145	0.073399	28	0.007846	0.053380
13	-0.009371	0.042218	29	-0.001134	0.058437
14	0.005939	0.067442	30	0.000849	0.034231
15	0.015035	0.046243	31	-0.005787	0.028557
16	-0.013338	0.050270	32	0.006569	0.014701

준을 의미한다.

유의수준을 0.05로 했을 때, RUN 분포표에 의해 $\gamma_{n,1-\delta/2} = \gamma_{16,0.975} = 15$ 이고, $\gamma_{n,\delta/2} = \gamma_{16,0.025} = 17$ 이다. 즉 RUN수가 15와 17사이에 존재하지 않으면, 비정상 신호라 할 수 있다. 그림 5의 근신호는 표 1로 부터 측정된 결과 RUN수가 2개이므로, 그림 8의 근전도 신호는 비정상 신호임을 알 수 있다.

식 (21)로부터 입력의 자기 상관 행렬의 가장 작은 고유치 λ_{min} 이 크면 클수록 $w(n)$ 의 오차에 대한 자기 상관 행렬의 norm $\|K\|$ 가 작아짐으로서 오차를 줄일 수 있다는 것을 증명하였다. 그림 5는 각각 시평면에서의 입력 자기 상관 행렬 $R(n)$ 과 DCT 평면 자기 상관 행렬 $R_d(n)$ 의 가장 작은 고유치 λ_{min} 을 나타낸 것으로, DCT 평면에서의 λ_{min} 이 시평면의 λ_{min} 보다 커짐을 알 수 있다.

이와 같은 결과로 DCT평면의 $\|K\|$ 가 시평면보다 줄어들음을 증명할 수 있다. 알고리즘의 수치적 특성에 영향을 미치는 condition number는 1에 가까울 수록 좋다. 왜냐하

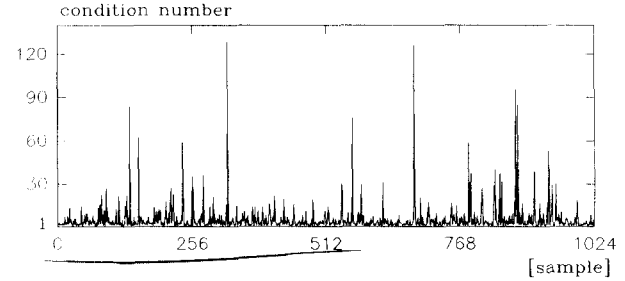
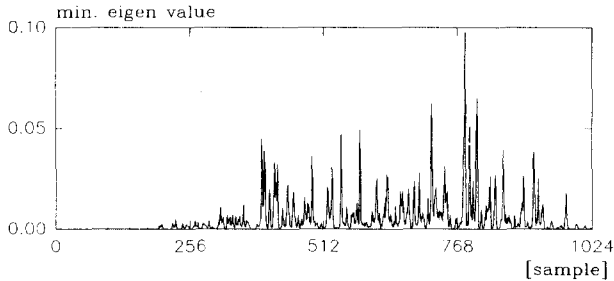
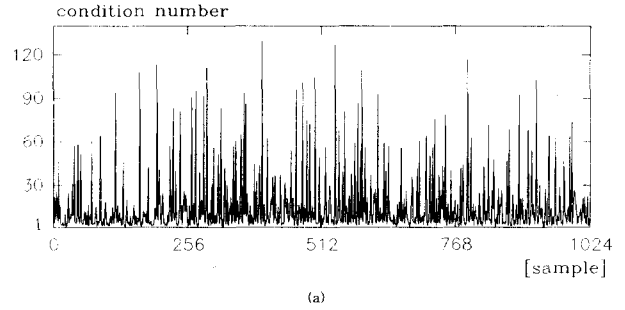
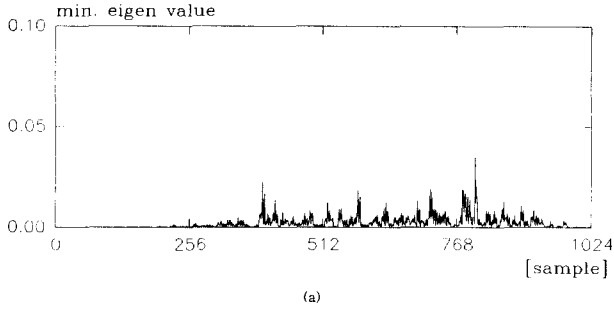


그림 5. 시평면(a)과 DCT평면(b)의 입력 자기 상관 행렬의 최소 고유치 λ_{min} 의 값

Fig. 5. λ_{min} values of autocorrelation matrix in the time and DCT domain

그림 6. 시평면(a)과 DCT평면(b)의 입력 자기 상관 행렬의 condition number

Fig. 6. Condition number of autocorrelation matrix in time and DCT domain

면, 역행렬 또는 역연산시 발산을 막을 수 있기 때문이며, 특히, 본 논문의 식 (16)에서와같이 역수로서 계산을 수행되는 경우에는 특히 수치적 연산에 크게 영향을 미칠 수 있다. 그림 6의 (a)와 (b)는 각 평면에서의 입력 자기 상관 함수에 대한 condition number를 나타내고 있다. 이로부터 DCT평면에서의 수치적 특성이 상대적으로 시평면의 수치적 특성보다 나아진 결과를 나타내고 있음을 알 수 있다.

본 연구에서는 제안한 알고리즘의 전반적인 성능을 평가하기 위하여 SLS 알고리즘과 MSE를 비교하였다. 그림 7은 10개의 근전도 실험 데이터에 대하여 MSE의 평균을 구한 그래프로서 제안된 알고리즘의 MSE가 시평면 시변 신호 인식 알고리즘인 SLS 알고리즘보다 더 작으므로써 우수한 신호의 재현성과 더불어 비정상 시변 파라미터가 정확히 인식되었다는 것을 나타내고 있다. 또한, 그림 8은 일례로서 그림 4의 수집된 근전도 신호에 대해 제안한 알고리즘을 적용하여 추정된 근전도 신호를 나타내고 있다.

본 연구에서 제안한 알고리즘을 그림 2와 그림 3의 하드웨어 및 소프트웨어의 구조를 갖도록 하여 4차의 실시간 신호 인식기로 구현하기 위해서는 수집된 근전도 신호가 1024Hz로 샘플링 되어 있으므로, 한 샘플의 연산을 약 0.

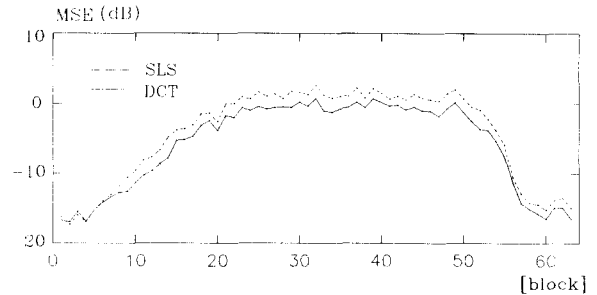


그림 7. DCT 평면 알고리즘과 SLS 알고리즘의 MSE비교(10개 실험 데이터 평균)

Fig. 7. Comparison of MSE of DCT domain algorithm and SLS algorithm (mean of 10 data)

976msec 이내에 처리하여야 한다. 그러나, 1개의 T805 프로세서를 사용하여 구현할 경우에는 실험적으로 1.1msec의 시간이 소요되어 실시간 구현이 불가능하며, 2개의 T805를 이용하여 구현했을 경우에는 0.907msec의 시간이 소요되어 실시간으로 알고리즘을 수행할 수 있었다. 2개의 프로세서를 사용하였을 경우에 식 (14)-(18)까지의 계산된 연산 시간은 84번의 곱셈 연산과 행렬끼리의 덧셈 및

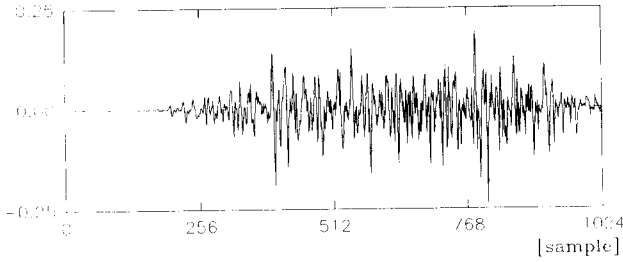


그림 8. 추정된 근신호
Fig. 8. Estimated EMG signal

행렬 내부의 덧셈을 모두 포함하여 약 0.690msec의 연산 시간이 걸릴 것으로 추정하였으나, 각 프로세서 끼리를 데이터 및 파라미터 교환 그리고 프로세서 내부의 제어 신호 교환 등으로 인하여 0.21msec의 시간이 소비되었다.

표 2는 각각 T805 프로세서 1개와 2개를 사용하였을 경우에 각 연산 수행시 걸리는 시간으로부터 추정한 연산 시간과 실제 실험으로부터 측정된 연산 시간을 나타내고 있다. 표 2로부터 프로세서를 1개 사용하였을 경우에는 추정한 연산 시간과 실제 연산 시간이 비슷함을 알 수 있다. 이와 같은 결과는 프로세서를 1개 사용할 경우에는 프로세서간의 통신이 없고, 내부 제어신호에 의해서만 지연 시간이 발생하는 것에서 원인을 분석할 수 있다.

결 론

본 연구에서는 비정상 시변 근신호를 인식하고 DCT 변환 평면에서 AR 모델링을 수행하기 위하여 시평면 상태공간 방정식의 입력 및 AR 계수를 DCT 평면으로 옮겨서 모델링 및 해석을 수행하였으며, DCT 평면 신호 모델링에서 오차의 자기 상관 행렬에 관계하는 입력 자기 상관 행렬의 최소 고유치가 시평면에 비해 커진다는 것을 증명하였다. 또한, 알고리즘의 실제 연산시 발생하는 수치적 특성이 시평면에 비해 DCT평면에서 개선되었음을 양쪽 평면의 condition number를 비교하여 증명하였으며, 검증한 결과들로부터 제안된 알고리즘은 인체의 이두박근에서 급작스런 근수축시 발생하는 불안정한 근신호에 적용하여 그 타당성을 입증하였다. 그리고, SLS 알고리즘과 동일한 조건하에서 비교하여 볼 때, MSE가 작음을 보였다. 그러므로, 본 알고리즘은 지금까지 비정상 신호를 부분적으로 정상이라 보고 해석하였던 알고리즘들을 대체하여 자연계의 물리적인 시변 비정상 신호들 즉, 뇌파, 지진파 등 다양

표 2. 프로세서의 수에따른 연산 속도

Table 2. Operation speed depends on the number of processor

프로세서 수	1	2
연산 시간		
추정한 연산 시간	1.081 msec	0.690 msec
측정된 연산 시간	1.100 msec	0.907 msec

한 신호 처리 분야에서 유용하게 쓰일 수 있으리라 사료된다.

본 연구에서는 지금까지 실시간으로 연산을 행하기 위해 고가의 고속 디지털 신호 처리 칩(DSP chip)을 사용하는 하드웨어 구현 방법 대신에 병렬 처리 프로세서를 2개 연결하여 각각의 프로세서가 동시 다발적으로 연산을 수행하도록 설계하였다. 특히, 고속 디지털 신호 처리 칩으로 구현된 실시간 신호 인식기는 인식기의 차수에 실시간 처리 능력이 의존하는데 반해, 병렬 처리 프로세서를 이용한 인식기는 차수의 증가에 따른 실시간 처리 능력을 위해 프로세서의 수를 늘리고, 알고리즘이 최적의 연산을 수행하도록 각 프로세서간에 연산량을 분배 할당하여 고속 신호 처리칩에 비해 유연성있게 하드웨어를 구현할 수 있다는 점에서 병렬 신호 처리 칩을 이용한 하드웨어의 구현의 이점을 보였으며, 특히, 하반신 마비 환자의 기능적 전기 자극을 위한 FES 시스템의 근신호 인식과같이 사지에서 동시 다발적으로 발생하는 근신호를 이용한 기능 인식 분야에서 유용하게 사용할 수 있으리라 사료된다.

참 고 문 헌

1. G. Kitagawa and W. Gersch, "A Smoothness Priors Time Varying AR Coefficient Modeling of Nonstationary Covariance Time series," IEEE Trans., Automat. Contr., vol. AC-30, pp. 48-56 Jan, 1985.
2. D. Graupe, Time Series Analysis, Identification and Adaptive Filtering, Florida, Robert E. Kriger Publishing Co., Inc., 1984.
3. A. Ahmed, Orthogonal Transform and Its Applications, Prentice-Hall, Inc., 1983.
4. A. T. Moser and D. Graupe, "Identification of Nonstationary Models with Application to Myoelectric Signals for Controlling Electrical Stimulation of Paraplegics," IEEE Trans., ASSP, vol. 73, no. 5, pp. 713-719, May, 1989.
5. 김근섭, 김종원, 김규학, 홍완희, 김성환, "하반신마비 환자의 보행기능제어를 위한 FES 하드웨어 시스템설계에 관한 연구," J.

- of KOSOMBE, v. 12, no. 1, 1991.
6. 민병관, 김종원, 김성환, "근육피로도를 고려한 하반신 마비환자의 보행자동제어 FES 시스템에 관한 연구," J. of KOSOMBE, v. 15, no. 2, 1994.
 7. K. R. Rao and P. Yip, Discrete Cosine Transform, Algorithms, Advantages, Applications, Academic Press, Inc, pp. 8-26, 1990.
 8. Simon Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice-Hall, Inc., pp. 226-319, 1991.
 9. G. Strang, Linear Algebra and Its Applications, Harcourt Brace Jovanovich, Inc., 1986.
 10. S. Narayan, A. M. Peterson and M. J. Narasimha, "Transform Domain LMS Algorithm," IEEE Trans., ASSP, vol. ASSP-31, pp. 609-615, June 1983.
 11. The Transputer Data Book, 2nd ed., INMOS, chap. 4, 1989.
 12. E. Kwatny, D. H. Thomas and H. G. Kwatny, "An Application of Signal Processing Technique to the Study of Myoelectric Signals," IEEE Trans., BME, vol. 17, 1970.
 13. J. S. Bendat and A. G. Piersol, Random Data: Analysis and Measurement Procedures, New York, A Wiley-Interscience, 1971.

=국문초록=

근전도 신호(electromyogram)의 시변 비정상(time varying nonstationary) 특성은 신호의 정확한 모델링 및 인식에 제약 조건으로 받아들여 졌다. 특히, 최근 들어 장애자들을 위한 보철제어분야에서 근전도 신호를 이용한 기능적 전기 자극을 위한 FES(functional electrical stimulation) 시스템에 있어 근전도 신호의 파라미터 인식은 중요한 요소로서 작용한다. 그러나, 근전도 신호는 자세의 변화 및 근육 피로도 등의 요인에 의해서 시변 비정상 특성을 띠고 있기 때문에 시간에 따라 변하는 인식 파라미터를 정확하게 인식할 수 있는 새로운 알고리즘의 개발과 실시간 처리가 가능한 컴퓨터 하드웨어의 설계가 요구된다. 따라서, 본 논문에서는 시평면의 근전도 신호를 이산 역변 변환(discrete cosine transform)을 이용하여 변환 평면으로 옮긴 다음 상태 방정식(state space equation)을 써서 변환 평면상에서의 AR (autoregressive) 모델을 세우고 주어진 근전도 신호에 대해 모델 파라미터를 추정하였으며, 제안한 알고리즘은 실시간 처리를 위하여 2개의 독립적인 중앙 연산 처리 장치를 갖춘 INMOS사의 IMS T-805 병렬 처리 컴퓨터를 이용하여 동시 다발적인 연산을 수행함으로써 알고리즘의 연산 효율을 높였다. 제안된 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 모델의 추정 오차에 영향을 미치는 입력 자기상관 행렬(input correlation matrix)의 condition number의 변화 및 평균자승오차(mean square error)를 구하여 기존의 SLS(sequential least square) 알고리즘과 비교하였다.