

팔 운동 근전신호의 식별과 동특성 해석에 관한 연구

*손 재현, 홍 성우, 이 광석, 남 문현

건국대학교 전기공학과

A study on Identification of EMG Patterns and Analysis of Dynamic Characteristics of Human Arm Movements

Son Jae-Hyun, Hong Sung-Woo, Lee Kwang-Suk, Nam Moon-Hyun

Department of Electrical Engineering, Kon-Kuk University, Seoul, Korea

Abstract

This paper is concerned with the artificial control of prosthetic devices using the electromyographic(EMG) activities of biceps and triceps in human subject during isometric contraction adjustments at the elbow. And it was analysed about recognition of EMG signals and dynamic characteristics at arm movements of human. For this study the error signal of autoregressive(AR) model were used to discriminate arm movement patterns of human. Interaction of dynamic characteristics(Position, Velocity, Acceleration) and EMG of biceps and triceps at arm movements of human was measured.

I 서론

근육을 움직일 때 발생하는 전기적 신호인 근전(electromyographic, EMG)신호는 신경자극에 따른 발화로 발생된다. 망막을 통하여 들어온 시각정보가 뇌를 통해 중추신경 시스템(CNS)에 전달되며, 이 정보를 분석하여 하행성 운동 신경경로를 거쳐 팔을 움직이게 한다. 이러한 안구, 팔, 머리운동 등은 한쌍의 근육(이두근과 삼두근)으로 이루어 지는데, 수축하여 굽어 당기는 동근과 이완하여 늘어나는 길항근이 필요하다. 이를 바탕으로 1626년 Rene Descartes가 상호 신경지배에 관한 법칙을 제안한 이래로 손, 팔, 다리, 머리 운동의 신경제어 기구를 규명하기 위해서 정상조건 하에서 의도적인 시간최적(intended-time optimal)운동에 대한 동특성 및 근전도를 처리하여 얻은 데이터를 바탕으로 운동특성의 규명 및 모델링에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 최근에는 운동시에 동특성 변수(힘, 위치등)와 함께 EMG를 측정, 분석해서 신경활동의 다중발화 패턴에 의해 운동이 제어되는 것이 밝혀져 운동제어 전략의 최적 모델을 얻을 수 있게 되었으며, 사지가 절단되거나 마비된 환자들을 위한 보철장치(Prosthetic)나 인공보조장치에 응용이 가능하게 되었다. EMG신호를 보철장치 제어에 응용하기 위해서는 팔운동의 각 기능에 따른 EMG신호인식과 팔운동시의 동특성을 정량적으로 해석하여 제어신호로 사용해야 한다. 따라서 본 논문은 운동시 동특성 변수와 EMG를 검출하여, 보철장치 설계를 위한 기초연구로서 사람의 팔 운동시 상호신경 지배에 의한 운동뉴런의 발화가 동근-길항근-동근의 순으로 3상(triphasic)형태를 나타내는 것을 EMG 기법을 써서 규명하고, 최적 운동제어에 대해 ABC(action, braking, clamping)운동 제어와 동특성을 측정하여 상호관계를 해석 하였다. 또한 팔운동의 인식 또는 기능 분류를 하기 위해, EMG 신호로부터 불필요한 신호를 제거하고 인식에 필요한 특징만을 추출해 내어, 특성변화를 검출하여, 기능에 따른 운동을 분류하였다. 이를위해 시계열 분석(time series analysis)을 이용하여 2가지 팔 운동시에 근전도 신호의 특성을 잘 나타낼 수 있는 매개변수를 자기상관관수와 연속적 최소제곱 알고리즘을 이용하여 각 기능에 대한 모델의 매개변수와 적정차수를 결정하고, AR 모델에 의한 예측신호와 실제신호간의 오차제곱 값으로 기능에 따른 신호를 인식하는 방법을 사용 하였고 시간 최적 팔 운동시의 근전신호와 동특성을 동시에 측정하고 처리하는 시스템을 구성하였다.

I 이론적 고찰

2-1. 팔운동의 근전도와 동특성

팔의 근육운동은 동근과 길항근이 서로 수축과 이완을 되풀이 함으로써 이루어 진다. 팔이 신전운동(Extension)을 할 때에는 이두박근(biceps)이 길항근(antagonist)이 되며 삼두박근(triceps)이 동근(Agonist)이 되고, 굽곡운동(Flexion)을 할 때에는 이두박근이 동근이 되고 삼두박근이 길항근이 된다. 팔이 어떤 운동을 할 때의 위치변이와 이 때 동근과 길항근에서 발생하는 EMG를 그림 1에 나타 내었다.

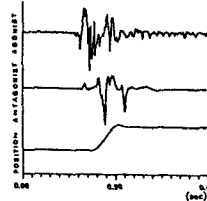


그림1. 동근, 길항근의 근전신호와 위치변위

그림 1에서 보는바와 같이 근전신호는 세 부분의 뚜렷한 펄스군을 갖고 있다(Ghez & Martin, 1982). 동근(agonist)의 첫번째 펄스군을 가속신호(acceleration signals), 길항근(antagonist)의 첫번째 펄스군을 제동신호(braking signals), 그리고 동근의 두번째 펄스군을 클램핑 신호(clamping signals)라고 한다. 또한 다른 펄스들은 분간하기 어려우며 제 2차적으로 중요한 신호들로 간주한다 (Nam, Hannaford 등, 1983).

동근과 길항근에서 발생하는 이러한 교호 삼상 형태의 EMG는 다른 사지운동을 특성화 할 수 있는 것으로 알려져 있다. 동근에서의 초기 EMG(AG1)는 무응답 구간이 있는 바로 다음 길항근의 EMG(ANT)와 함께 발생하고, 그 다음 동근에서 2차 EMG(AG2)가 발생한다. AG1은 처음에 사지를 가속시키고 ANT는 일반적으로 운동 끝점의 감속에 응답할 수 있도록 준비하고 있다. ANT의 크기는 사지운동의 속도에 비례적으로 변화하는 하지만 이것은 팔 운동의 다른 복잡한 관계와 연관지어져 있다.

2-2. EMG의 기능 인식

1). EMG의 AR 모델링

안정한 시계열은 AR 모델로 나타낼 수 있으며, 신호식별에 사용되는 매개변수 값은 현재와 과거의 신호에 의해 결정되기 때문에 극점구조가 더욱 중요하게 고려되므로 AR모델링이 적합하다. AR모델에서 신호의 샘플값 $Y(k)$ 는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_k = \sum_{i=1}^p a_i Y_{k-i} + W_k \quad \dots \dots \dots (2-1)$$

Y_k = 이산시간 자료 k 에서 기록된 신호
 a_i = AR 매개변수
 W_k = 백색잡음
 p = 모델의 차수

따라서 AR모델은 시계열 Y_k 의 한 값이 시계열 Y_{k-1} , Y_{k-2} , Y_{k-3} , Y_{k-p} 의 과거 값에 의존하게 되며, 모델의 차수는 이러한 의존정도가 어느 정도 멀리 떨어져 있는가를 나타낸다. 따라서 신호의 AR 모델링은 모델의 매개변수에 귀착하게 되고 매개변수는 EMG 피터에 관한 정보와 근육수축 정도에 관한 정보를 포함하게 된다. 또한 서로 다른 근육수축 정도 때문에 다른 매개변수 값들이 얻어지게 되고 이들 매개변수들은 패턴인식과 분류처리를 가능케 해준다.

2). AR 모델의 매개변수 추정

신호모델의 매개변수를 구하기 위해 식 (2-1)의 W_k 의 제곱의 합을 최소로 하는 연속적 최소제곱 알고리즘을 사용하였는데 이 알고리즘은 짧은 구간에서 신호의 실제값으로 수렴하게 되고 또한 자기 상관함수를 이용하여 매개변수를 추정하는데 발생하는 역행렬의 계산에 따른 어려움이 오차의 제곱오차를 최소로 하는 연속적 접근으로 추정된다. 실제 포본 자료의 총합 (S_n)과 예측된 포본 자료 $\hat{S}(n)$ 간의 예측오차를 $e(n)$ 이라 하면,

$$e(n) = \sum_{i=0}^p a_i S(n-i)$$

$$= S(n) + \sum_{i=1}^p a_i S(n-i) \quad (a_0=1) \quad \dots\dots (2-2)$$

$$e(n) = S(n) - \hat{S}(n) \quad \dots\dots (2-3)$$

여기서, 예측신호 $\hat{S}(n)$ 은

$$\hat{S}(n) = - \sum_{i=1}^p a_i S(n-i) \quad \dots\dots (2-4)$$

로 정의되며, 계수 a_i ($i=1, 2, 3, \dots, p$)는 각 계수에 관한 오차포본들의 총합 제곱오차 (total square error)를 최소화 하여 구할 수 있다. EMG 신호의 선형예측을 Itakura와 Saito(1969, 1972b, 1972c)에 의한 부분상관 (partial correlation, PARCOR) 계수항으로 표현하면, 시간지표 n 에서 신호와 예측신호 간의 차인 m 차 전향(forward) 예측 오차 $x_m^+(n)$ 은

$$x_m^+(n) = x(n) - [- \sum_{i=1}^m a_{mi} x(n-i)]$$

$$= \sum_{i=0}^m a_{mi} x(n-i), \quad (a_{m0}=1) \quad \dots\dots (2-5)$$

후진(backward) 예측 오차 $x_m^-(n)$ 은

$$x_m^-(n) = x(n-m) - [- \sum_{i=1}^m b_{mi} x(n-i)]$$

$$= \sum_{i=1}^{m+1} b_{mi} x(n-i), \quad (b_{m, m+1}=1) \quad \dots\dots (2-6)$$

식 (2-5), (2-6)은 공통입력 $\{x(n)\}$ 을 갖는 2 개의 필터 $A_m(z)$ 과 $B_m(z)$ 의 출력으로 분류 할 수 있다. 곧,

$$A_m(z) = \sum_{i=0}^m a_{mi} z^{-i} \quad (a_{m0}=1) \quad \dots\dots (2-7)$$

$$B_m(z) = \sum_{i=1}^{m+1} b_{mi} z^{-i} \quad (b_{m, m+1}=1) \quad \dots\dots (2-8)$$

$$\langle A_m(z), B_m(z) \rangle = \sum_{n=0}^{n_1} x_m^+(n) x_m^-(n)$$

$$= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^{n_1} a_{mi} [\sum_{n=0}^{n_1} x(n-i)x(n-j)] b_{mj} \quad (2-9)$$

$$\langle z^{-i}, z^{-j} \rangle = \sum_{n=0}^{n_1} x(n-i) x(n-j) \quad \dots\dots (2-10)$$

자기상관법에서 포본자료들은 $n=0, 1, \dots, N-1$ 의 구간에서만 "non-zero"이고 자기상관계수 $m+1$ 개의 계수 만을 필요로 한다. 따라서

$$\langle z^{-i}, z^{-j} \rangle = r(i-j) = r(j-i) \quad \dots\dots (2-11)$$

2개의 필터의 내적은 주파수의 함수가 아니며 입력 데이터와 필터의 형태 그리고 n_0 와 n_1 의 유한구간의 합에 관계되고 스텔 m 에서 제곱오차는 아래와 같이 된다.

$$\alpha_m = \langle A_m(z), A_m(z) \rangle = \langle 1, A_m(z) \rangle = \|A_m(z)\|^2 \quad \dots\dots (2-12 a)$$

$$\beta_m = \langle B_m(z), B_m(z) \rangle = \langle z^{-m+1}, B_m(z) \rangle = \|B_m(z)\|^2 \quad \dots\dots (2-12 b)$$

이때, 총합 제곱오차 α_m 과 β_m 을 최소화 하기 위해 편미분 한 결과는 직교관계(orthogonality relation)에 의해 다음과 같다.

$$\langle A_m(z), z^{-j} \rangle = 0 = \langle B_m(z), z^{-j} \rangle \quad \dots\dots (2-13)$$

($j = 1, 2, 3, \dots, m$)

$A_m(z)$ 와 $B_{m-1}(z)$ 를 구하면 $A_m(z)$ 을 간단히 구할 수 있으며 z^{-1} 이 전달함수는 다음과 같이 된다.

$$A_m(z) = A_{m-1}(z) + K_m B_{m-1}(z) \quad \dots\dots (2-14)$$

식 (2-14)는 식 (2-13)에 의해

$$0 = \langle A_m(z), z^{-m} \rangle$$

$$= \langle A_{m-1}(z), z^{-m} \rangle + K_m \langle B_{m-1}(z), z^{-m} \rangle \quad \dots\dots (2-15)$$

윗 식에서 K_m 은 반사계수(Timothy, 1973)이고 다음과 같이 된다.

$$K_m = - \frac{1}{\beta_{m-1}} \langle A_{m-1}(z), z^{-m} \rangle \quad \dots\dots (2-16)$$

α_m 을 순환적으로 계산하기위해 직교관계를 사용 할 수 있으며 $A_0(z) = 1$ 로 하고 식 (2-14)를 사용하면 인버스 필터는

$$A_m(z) = 1 + \sum_{i=1}^m K_i B_{i-1}(z) \quad (m > 0) \quad \dots\dots (2-17)$$

식 (2-17)의 총합 제곱 오차는

$$\alpha_m = \|1\|^2 - \sum_{i=1}^m K_i \beta_{i-1} \quad \dots\dots (2-18)$$

자기상관법에서 $\alpha_m = \beta_m$ 이고 K_m 이 계산되면 필터계수를 식(2-14)로부터 구할 수 있다. 곧,

$$a_{m+1,0} = 1$$

$$a_{m+1,i} = a_{mi} + K_m b_{mi} \quad (i=1, 2, 3, \dots, m)$$

$$a_{m+1, m+1} = K_m \quad \dots\dots (2-19)$$

그리고 총합 제곱오차는 식(2-18)에서 m 에 $m+1$ 을 대입하고 α_{m+1} 에서 α_m 을 빼면 된다. 곧,

$$\alpha_{m+1} = \alpha_m - K_m^2 \beta_m \quad \dots\dots (2-20)$$

3). 신뢰 구간

무작위 변수의 매개변수를 추정하기 위한 방법으로서 한 점에서의 값을 결정하여 어느 정도 불확실하게 추정되는 매개변수를 포함하는 구간을 신뢰구간 이라고 하며, 신뢰상태와 결부된 신뢰도를 신뢰계수(confidence coefficient)라 하며, 평균값 μ_x 에 대한 신뢰구간은 다음과 같다.

$$\left[\bar{x} - \frac{\sigma_x Z_{\alpha/2}}{\sqrt{N}} \leq \mu_x < \bar{x} + \frac{\sigma_x Z_{\alpha/2}}{\sqrt{N}} \right] \quad \dots\dots (2-21)$$

여기서 N : 데이터 갯수, \bar{x} : 샘플 평균
 σ_x : 표준편차, $Z_{\alpha/2}$: 표준화된 변수

또한 식(2-21)에서 σ_x 를 알 수 없을 때 신뢰구간은

$$\frac{(\bar{x} - \mu_x) \sqrt{N}}{S} = t_n \quad n = N - 1$$

S : 표준 편차
 t_n : 랜덤 변수

을 사용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\left[\bar{x} - \frac{S t_n / \alpha/2}{\sqrt{N}} \leq \mu_x < \bar{x} + \frac{S t_n / \alpha/2}{\sqrt{N}} \right] \quad \dots\dots (2-22)$$

($n = N - 1$)

여기서 $\alpha=0.10$ 일때 $t_n: 0.10/2(n=N-1)$ 은 데이터 갯수 N 이 정해지면 포 Student t 분포점을 이용하여 알 수 있다. 이 방법은 무작위 변수 X 의 평균값과 분산에 대해서 90% 신뢰 구간을 결정 한다.

I 실험

3-1. 실험 방법

팔이 어떤 운동을 할때 발생하는 근전도는 그 운동의 크기, 속도, 힘에 따라 모두 다르며 나타나므로 팔 운동의 크기(위치) 측정과 이 위치를 이용하여 속도, 가속도를 구하는 것은 근전도 해석에 필수 조건이다. 따라서 본 논문에서는 팔꿈치 관절각의 각 변위를 측정하기 위하여 회전형 전위차계(COPAL, 1KG, ±0.1%)를 사용하였으며 피검자가 목표로 하는 위치를 오실로스코프 상에 표시하고 추적하면서 운동하도록 하였다.

운동은 신경학적으로 정상적인 성인을 대상으로 실시하였으며 충분히 잘 훈련된 일인의 피검자로 부터 2가지 운동(신전운동, 굴곡운동)에 대해 30°, 60°, 80° 운동을 20회씩 반복 측정하였다. 그림 2는 2가지 운동방법과 전극의 위치, 전위차계의 위치를 나타낸다.

EMG신호는 Myolab-II(Motion Control Inc)의 한쌍의 전극(Model ML-220)을 이두박근과 삼두박근에 부착하여 Myolab-II monitor(Two-Channel EMG signal monitor/Model ML-200)를 통해 가장 큰 신호가 나오는 근육 군을 선택하여 신호를 추출하고 두 EMG 신호를 차동증폭기(Tekpronix AM 502)에 연결하여 차동 증폭하고, 또한 두 EMG를 각각 가변 증폭기에 연결한후 Band Pass Filter를 통해 대역폭을 10-230Hz로 제한하였다. 이렇게 검출된 전위차계의 위치 신호와, 이두근과 삼두근의 EMG, 그리고 두 EMG의 차동증폭된 신호를 4채널로 A/D변환기(PCI-714, 14bit)를 거쳐 IBM-PC/AT 컴퓨터(CPU:80286, Coprocessor:80287)에 연결하였으며 샘플링 주파수는 500Hz으로 하였다.

이에 대한 전체 시스템의 블록 선도는 그림 3과 같다.

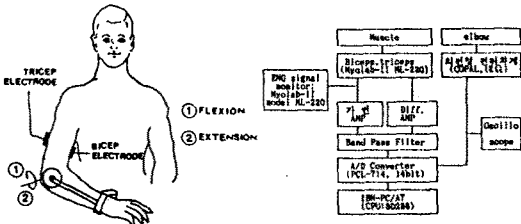


그림 2. 2가지 기본동작 그림 3. 신호 검출을 위한 블록선도

3-2. EMG 패턴 인식

1) 안정성 검증

신호의 안정성 검증은 Bendat와 Piersol[1971]의 방법을 이용하였으며, 근전도 신호 $X(t)$ 를 N 개의 등간격으로 나누는 다음 각 간격에서의 평균, 평균제곱값 혹은 분산값을 구해서 Run Test를 이용하여 비교 검토하였다. 유의 수준 ($\alpha=0.05$)을 이용하여 안정성 검증을 실시한 결과 각 신호마다 다소 차이가 있으나 데이터 갯수 160개 안에서 근전 신호는 안정한 것으로 나타났다.

2) 차수 결정

모델의 차수를 결정하는 방법은 다음과 같다.

a) AIC(Akaike Information Criterion) 검사법

$$AIC(p) = \ln(V_p) + \frac{2p}{N} \quad \dots \dots \dots (3-1)$$

$$V_p = \frac{\sum_k e^2(k)}{\sum_k Y^2(k)} \quad 0 \leq V_p < 1$$

여기서, V_p : 오차의 분산 N : 데이터 개수 p : 차수

b) FPE(Final Prediction error) 법

$$FPE(p) = \frac{(N+P+1)}{(N-P-1)} V_p \quad \dots \dots \dots (3-2)$$

여기서 차수 p 를 1씩 증가시켜 얻은 $AIC(p)$, 또는 $FPE(p)$ 의 값이 최소일 때의 p 가 최적차수이며 그림 4의 차수결정법은 실제신호와 예측신호간의 편차를 구하여 총합 제곱 오차의 값이 최소로 수렴하기 시작할 때의 차수 P 를

최적차수로 결정하는 방법인데 3가지 방법 모두 같은 차수(4차)를 나타내었다(그림5).

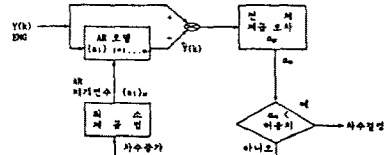


그림 4. 차수결정법

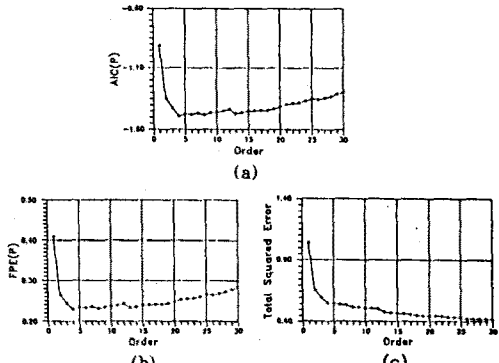


그림 5. 차수결정법 : (a)AIC (b)FPE (c)오차의 제곱

3) AR 모델의 수렴성

오차 W_k 의 제곱의 합은 모델의 수렴성을 이루기 위해 필요한 데이터의 반복횟수(차수)를 결정하고, 모델의 수렴성을 입증하기 위해 사용할 수 있다. 오차의 측정은 다음과 같다.

$$\sum_{k=1}^N W_k^2 \quad N : \text{시계열에서 데이터 점}$$

시간 지표 k 에서 오차 W_k 는

$$W_k = y_k - \sum_{i=1}^p a_i y_{k-i}$$

여기서 y_k : 이산시간 k 에서 신호의 실제 값

$$\sum_{i=1}^p a_i y_{k-i} : \text{모델에 의해 예측된 } y_k \text{에 대한 값}$$

여기서 a_i : AR 매개변수 P : 모델차수

각각의 반복횟수는 AR 모델의 매개변수 $[a_1, a_2, a_3, \dots, a_p]$ 에 따르면 반복횟수의 증가가 더 이상의 오차를 감소시키지 않을 때 모델은 수렴하게 된다. 모델은 그림(5c)에서와 같이 4 회 반복 후에 알맞게 안정 된다는 것을 알 수 있으며, 그림 6은 데이터의 증가에 따른 각 기능의 수렴성을 나타내며 데이터 구간 110 정도에서 수렴하는 것으로 나타났다.

따라서 EMG 신호에 AR 모델을 적어 낼 때 데이터 갯수와 차수는 각각 110과 4차를 사용 것이 적합한 것으로 나타났다.

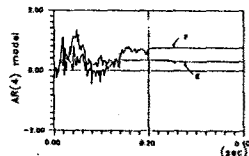


그림 6. 각 기능의 수렴성

4) 동작 판정 및 인식 방법

그림 7 은 AR 모델의 제곱오차와 신뢰구간을 이용한 EMG 신호의 동작판정에 관한 블록 선도이다. 2가지 운동에 대한 신뢰구간을 결정하기 위해 검출된 각20개씩의 근전신호를 데이터 110개, 모델차수 4차로 하여 모델의 예측신호와 실제신호 간의 제곱오차의 총합을 구해 평균값을 계산하고,

제곱오차의 신뢰구간 값은 식(2-22)를 사용하여 결정하였고 이것을 표 1에 나타냈다. 표 1에서와 같이 4차와 7차 모델의 구간 값이 뚜렷하게 구분 가능하다. 동작판정을 위해 그림 7에 입력된 새로운 근전신호는 매개변수가 다시 계산되고 실제신호와 모델에 의한 예측신호간의 제곱오차의 값이 미리 구해진 신뢰구간 값과 비교되어 안정구간 범위 안에 들면, 신호는 인식되며, 만일 신호의 제곱오차 값이 구간에 포함되지 않을 경우 모델의 오차 제곱 값과 각 기능의 최대 안정구간 값과의 차의 절대값이 최소인 값을 찾아 신호를 인식하게 된다. 차의 절대값이 최소인 것은 그 신호와 유사한 특정정보를 갖는 것으로 볼 수가 있다. 그림 8은 실제 신호와 4차 모델의 예측신호, 그리고 오차신호의 관계를 나타낸 것이다.

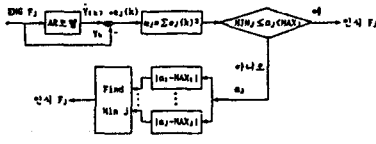


그림 7. EMG 신호의 기능분리 및 동작판정 블록도

표 1. 차수변화에 따른 구간값

기능\차수	4 차	7 차
굴곡	$0.50898 \leq \mu x < 0.61307$	$0.48510 \leq \mu x < 0.58517$
신전	$0.05443 \leq \mu x < 0.07295$	$0.05031 \leq \mu x < 0.06984$

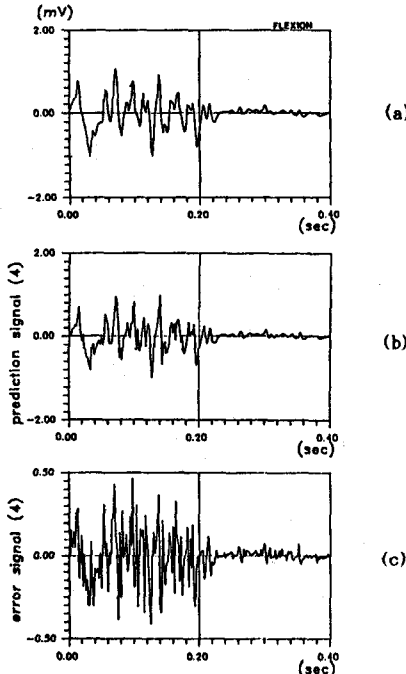


그림 8. (a)실제신호 (b)예측신호 (c)오차신호

3-3. 동특성의 검증

A/D Converter로부터 샘플링 주파수 500Hz로 컴퓨터에 입력된 각 변위는 1개 미분하여 각 속도를 구하고 2개 미분하여 각 가속도를 계산하였다. 그림 9-1의 (a), (b), (c), (d)는 각 변위 30°, 60°, 80°에 대한 굴곡운동의 EMG(Biceps, Triceps)를 전파정류(Full-Wave Rectify)해서 나타낸 것이며, 또한 각각을 중첩한 것이다. 그림 9-2의 (a), (b), (c), (d)는 각 변위 30°, 60°, 80°에 대한 굴곡운동의 각속도, 각가속도, 전파정류된 EMG (Biceps, Triceps)를 5개의 데이터 마다 1번씩 평균하여 중첩한 그림을 나타낸다. 그림 10-1의 (a), (b), (c), (d)는 각 변위 30°, 60°, 80°에 대한 신전운동의 EMG(Biceps, Triceps)를 전파정류(Full-Wave Rectify)해서 나타낸 것이며, 또한 각각을 중첩한 것이다. 그림 10-2의 (a), (b), (c), (d)는 각 변위 30°, 60°, 80°에 대한 신전운동의 각속도, 각가속도, 전파정류된 EMG (Biceps, Triceps)를 5개의 데이터 마다 1번씩 평균하여 중첩한 그림을 나타낸다.

IV 결 론

인공팔의 효율적인 제어를 위한 기초 연구로서 팔 운동시 발생하는 동특성과 근전 신호를 검출하고 처리하여 동작을 판별하는 방법이 제시 되었고 동시에 운동 제어 전략의 최적모델을 얻기위해 동특성 변수와 3상 발파(triphasic)와의 상호 관계를 해석하였다.

각변위에 따른 팔 운동시 이두박근과 삼두박근에서 검출된 2 가지 신호는 안정성 검증에 의해 모두 160개 이내에서 안정하였으며 모델의 수립성과 차수 결정법에 의해 AR 모델을 근전신호에 적용 시킬 때 데이터 110 개, 차수는 4 차가 적합 하였다. AR 모델의 예측 오차 제곱의 합을 신뢰구간에 적용시켜 각 변위에 대한 팔 운동의 동작판정 (4차, 7차)을 시행한 결과 4차에서는 높은 인식율(97.5%)을 얻었으나 7차에서는 95%를 얻었다. 판정을 위한 계산시간은 0.7초 정도 걸렸으며, 표2는 신뢰구간을 사용하여 얻은 인식율을 보여준다. 또한 동특성에 있어서, 근전 신호의 기본적 파형은 시간 최적운동의 위치,속도의 첨두치에 부합 되므로, 근전도가 신경학적 제어 신호의 합수임을 증명하고 팔 운동시 운동크기의 증가가 3상형태와 운동시간에 영향을 주는 요소라는 것을 발견했으며 각 변위의 경우 운동크기에 따른 overshoot의 크기는 굴곡 운동과 신전 운동이 서로 상반되는 것을 알 수 있었다. 그리고 운동크기에 따른 최고속도는 신전운동이 굴곡 운동보다 빠르다는 것을 알 수 있었으며 양의 가속도는 음의 가속도 보다 더 작다는 것을 굴곡운동과 신전 운동의 가속도 특성 곡선에서 모두 발견 할 수 있었다. 또한 첫번째 이두근의 발화는 큰 운동일수록 운동시간이 지속적이고 크기에 있어서 점차 증가했으며 길항근 발화의 움직임은 작은 운동에서 가장 크고, 운동 크기가 증가 할수록 감소하는 경향을 나타냈다. 이는 길항근의 신경 억제는 braking과정의 과부하를 피하기 위해 작은 운동일수록 동근의 힘을 제한하기 때문인 것으로 판단된다.

이 연구의 경험을 토대로 각종 근육 운동 제어시스템의 동특성 연구와 운동의 모델링 및 인공 보철기구 제작과 제어 분야에 기여 하리라 생각된다.

표2. 차수 증가에 따른 EMG 신호의 식별.

기능	4차			7차		
	굴곡	신전	인식율	굴곡	신전	인식율
굴곡(80°)	10	100%	100%	굴곡(80°)	10	100%
굴곡(60°)	10		100%	굴곡(60°)	9	90%
신전(80°)		10	100%	신전(80°)	10	100%
신전(60°)	1	9	90%	신전(60°)	1	9

[참 고 문 헌]

[1]P. C. Doerschuk, D. Gustafson, and A. Will sky, "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis,"IEEE Trans. Biomed. Eng., vol., BME-30, pp. 18-28, 1983.
 [2]D. Graupe and W. Cline, "Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthetic control purpose," IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol., SMC-5, pp. 252-259, 1975.
 [3]G. Heffner, W. zucchini and G. G. Jaros, " The Electromyogram(EMG) as a Control Signal for Functional Neuromuscular Stimulation-Part I : Autoregressive Modeling as a Mean of EMG Signature Discrimination," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 35, No. 4, pp. 230-242, 1988.
 [4] 변 윤 식 ; 다기능 보철제어를 위한 근전도 신호식별, 연세대학교 대학원 박사학위 논문, 1985.
 [5]R. Beneke, H. M. Meinkand B. Conrad, "Rapid goal-directed elbow flexion movements: limitation of the speed control system due to neural constraints", Exp. Brain Res, vol. 59, pp. 470-477, 1985.
 [6]C. D. Marsden, J. A. Obeso and J. C. Rothwell, "The function of the antagonist muscle during fast limb movement in man", J. Physiol. vol., pp. 1-13, 1983.
 [7]D. R. Wilkie, "Relation between force and velocity in human muscle", J. Physiol, 110:249-280, 1950.
 [8]B. Hannaford and L. Stark, "Roles of the elements of the triphasic control signal", Exp. Nuerol, 90:619-634, 1985.

* 본 논문의 일부는 한국과학재단의 지원으로 이루어 졌음

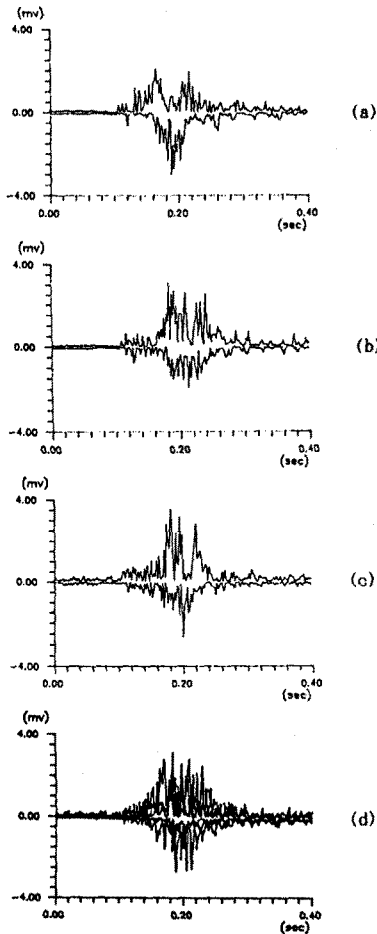


그림 9-1. 각변위 (a)30°, (b)60°, (c)80°, 에 대한 굴곡운동의 EMG (d)중첩 파형

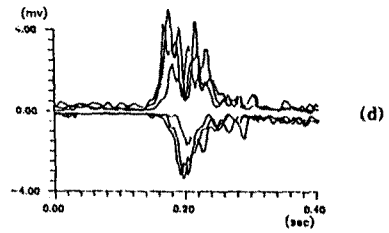
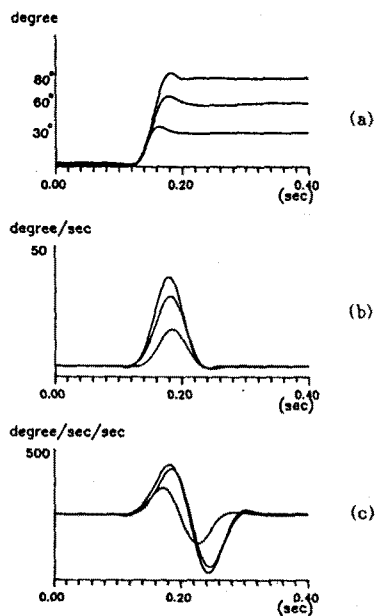


그림 9-2. 30°, 60°, 80°, 에 대한 굴곡운동의 (a)각변위의 중첩 (b)각속도의 중첩 (c)각 가속도의 중첩 (d)EMG의 평균 중첩

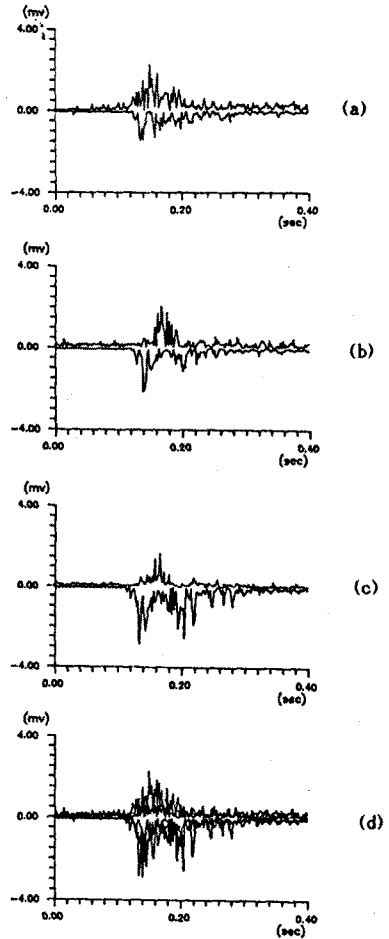


그림 10-1. 각변위 (a)30°, (b)60°, (c)80°, 에 대한 신전운동의 EMG (d)중첩 파형

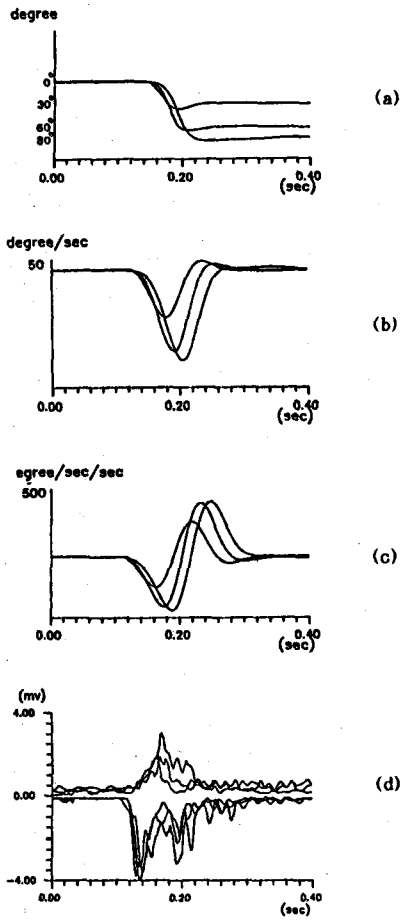


그림 10-2. 30°, 60°, 80° 에 대한 신전운동의
 (a)각변위의 중첩 (b) 각속도의 중첩
 (c)각 가속도의 중첩 (d)EMG의 평균 중첩