

## 시계열 해석을 이용한 팔 운동 근전신호의 기능분리

### Functional Separation of Myoelectric Signal of Human Arm Movements Using Time Series Analysis

洪 性 宇\* · 南 文 鉉\*\*  
(Sung-Woo Hong · Moon-Hyon Nam)

*Abstract* - In this paper, two general methods using time-series analysis in the functional separation of the myoelectric signal of human arm movements are developed. Autocorrelation, covariance method and sequential least squares algorithm were used to determine the model parameters and the order of signal model to describe six arm movement patterns; the forearm flexion and extension, the wrist pronation and supination, rotation-in and rotation-out. The confidence interval to classify the functions of arm movement was defined by the mean and standard deviation of total squared error. With the error signals of autoregressive(AR) model, the result showed that the highest success rate was obtained in the case of 4th order, and success rate was decreased with increase of order. Autocorrelation was the method of choice for better success rate. This technique might be applied to biomedical and rehabilitation engineering.

**Key Words** : Myoelectric Signal(근전신호), Functional Separation(기능분리), Time Series(시계열), Autoregressive(AR, 자기회귀)

#### 1. 서 론

\*正 會 員 : 建國大 工大 電氣工學科 大學院 博士課程

\*\*正 會 員 : 建國大 工大 電氣工學科 教授 · 工博

接 受 日 字 : 1992年 1月 13日

1 次 修 正 : 1992年 6月 5日

2 次 修 正 : 1992年 7月 31日

근육을 움직일 때 발생하는 전기적 신호인 근전 (electromyographic, EMG) 신호는 신경자극에 따른 발화로 발생한다. 이러한 근육이 운동을 하러

면 적어도 두개의 근육, 곧 수축하여 끌어당기는 동근과 이완하여 늘어나는 길항근의 조화된 활동이 필요하다. 이를 바탕으로 Rene Descartes는 1626년 상호신경지배의 원리를 제안하였다. 최근에는 이러한 근전 신호를 사지가 절단되거나 마비된 환자들을 위한 보철장치나 인공보조 장치에 응용하려는 연구가 재활(rehabilitation)공학의 일환으로 상당히 진전되고 있으며, EMG신호를 각 기능에 대응시켜 보철제어에 응용하기 위해서는 측정된 EMG신호로부터 불필요한 신호를 제거하고 인식 또는 기능분류에 필요한 특징만을 추출해 내야 한다. 곧, 데이터 압축과정을 통해서 각기 다른 근전신호의 특성을 잘 나타낼 수 있는 가능한 최소량의 매개변수를 구하여 이것을 기능분리의 신호원으로 사용해야 한다.

지금까지 기능분리를 위한 EMG신호처리에 관한 연구는 주파수 스펙트럼 해석에 의한 방법[1], 선형예측계수를 이용한 동작판별[2], Kalman필터를 이용한 비례제어법[3], 자기상관함수와 상호상관함수를 이용한 기능 분리법[4]등이 있다. 대부분의 방법들은 필요이상의 데이터를 사용하거나 높은 차수의 모델을 사용하기 때문에 팔의 기능분리나 모델의 매개변수를 추정하는데 있어서 많은 시간이 소비되는 단점이 있다. 특히 선형예측계수를 이용한 방법은 계수의 수가 증가함에 따라 동작판정율도 높게(96.25%) 나타났으며, 계수의 수가 12이상 일 때는 더이상의 변화가 없었다[2].

따라서 본 연구에서는 시계열 해석을 이용하여 6가지 기능의 팔 운동에 대한 모델의 매개변수와 적정차수를 자기상관법과 공분산법 그리고 연속적 최소제곱 알고리즘[5]을 이용하여 결정하였으며, 또한 AR모델에 의한 예측신호와 실제 신호간의 차를 이용하여 각 운동기능에 따른 신호를 인식하는 방법을 발전시켜 빠르고, 정확한 기능분리를 하고자 한다.

## 2. 이론적 고찰

### 2.1 EMG의 AR모델링

안정한 시계열을 AR모델로 나타낼 경우, AR모델에서 신호의 샘플값  $Y(k)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_k = \sum_{i=1}^p a_i Y_{k-i} + W_k \quad (2.1)$$

$Y_k$  = 이산시간 지표  $k$ 에 기록된 신호

$a_i$  = AR매개변수

$W_k$  = 백색잡음

$p$  = 모델의 차수

따라서 AR모델은 시계열  $Y_k$ 의 현재 값이 시계열  $Y_{k-1}, Y_{k-2}, Y_{k-3}, Y_{k-p}$ 의 과거 값에 의존하게 되며, 따라서 신호의 AR모델링은 모델의 매개변수에 따르게 되고 매개변수는 EMG패턴과 근육수축 정도에 관한 정보를 포함한다. 또한 서로 다른 근육수축 정도 때문에 다른 매개변수 값들이 얻어지며, 이 매개변수들은 패턴인식과 분류처리를 가능하게 해준다.

### 2.2 매개변수 추정

시계열모델의 매개변수 추정은 확률적 근사법(stochastic approximation), 최소제곱법(least square method), 자기상관법(autocorrelation method), 공분산법(covariance method)등의 알고리즘을 이용할 수 있다. 그러나 자기상관법과 공분산법은 매개변수 추정에서 발생하는 역행렬로 인하여 계산의 어려움이 따른다. 따라서 본 연구에서는 짧은 구간에서 신호의 실제값으로 수렴하게 되고[6] 모델 오차의 제곱 총합값을 최소로 하면서 연속적 접근으로 추정하는 최소제곱 알고리즘을 이용하여 근전신호의 기능분리에 적합한 매개변수를 추정 하였다. 실제 표본자료의 총합과 예측된 표본자료  $\hat{S}(n)$ 간의 예측오차를  $e(n)$ 이라 하면

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

$(a_0=1)$

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

여기서 예측신호  $\hat{S}(n)$ 은

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

로 정의되며 계수  $a_i (i=1, 2, 3, \dots, p)$ 는 각 계수에 관한 오차표본들의 총합 제곱오차를 최소화하여 구할 수 있다.

EMG신호의 선형예측을 Itakura와 Saito[1969, 1972b, 1972c]에 의한 부분상관 (partial correlation, PARCOR) 계수항으로 표현하면, 시간지표  $n$ 에서 신호와 예측 신호 간의 차이  $m$ 차 전향(forward) 예측 오차  $x_m^+(n)$ 은

$$x_m^+(n) = x(n) - \left[ - \sum_{i=1}^m a_{mi} x(n-i) \right] = \sum_{i=0}^m a_{mi} x(n-i), \quad (a_{m0}=1) \quad (2-5)$$

후진 (backward) 예측 오차  $x_m^-(n)$ 은

$$x_m^-(n) = x(n-m-1) - \left[ -\sum_{i=1}^m b_{mi}x(n-i) \right] \\ = \sum_{i=1}^{m+1} b_{mi}x(n-i), (b_{m, m+1}=1) \quad (2-6)$$

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

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

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

따라서 결과는  $A_m(z)$ 과  $B_m(z)$ 의 내적  $\langle A_m(z), B_m(z) \rangle$ 으로 표시할 수 있다.

$$\langle A_m(z), B_m(z) \rangle = \sum_{n=n_0}^{n_1} x_m^-(n)x_m^-(n) \\ = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^m a_{mi} \left[ \sum_{n=n_0}^{n_1} x(n-i) \right. \\ \left. x(n-j) \right] b_{mj} \quad (2-9)$$

$$\langle z^{-i}, z^{-j} \rangle = \sum_{n=n_0}^{n_1} x(n-i)x(n-j) \quad (2-10)$$

공분산법에서  $n_0=M, n_1=N-1$ 이므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\langle z^{-i}, z^{-j} \rangle = c_{ij} = c_{ji} \quad (2-11a)$$

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

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

2개의 필터의 내적은 주파수의 함수가 아니며 입력 데이터와 필터의 형태 그리고  $n_0$ 와  $n_1$ 의 유한구간의 합에 관계되고 스텝  $m$ 에서 제곱오차는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

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

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

식 (2-12a, b)에서 종합 제곱오차  $\alpha_m$ 과  $\beta_m$ 이 최소가 되는 계수를 구하기 위해 편미분하고 그 값이 "0" (zero)가 되는 조건을 구해, 그 결과를 직교관계 (orthogonality relation)의 식으로 표현하면 다음과 같이 된다.

$$\langle A_m(z), z^{-j} \rangle = 0 = \langle B_m(z), z^{-j} \rangle \quad (2-13) \\ (j=1, 2, 3, \dots, m)$$

또한, 필터의 전달함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

식 (2-14)는 식 (2-13)에 의해

$$0 = \langle A_m(z), z^{-m} \rangle \\ = \langle A_{m-1}(z), z^{-m} \rangle + K_m \langle B_{m-1}(z), z^{-m} \rangle \quad (2-15)$$

이 되고,  $K_m$ 은 반사계수 [Timothy, 1973]이며, 다음과 같이 된다.

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

$\alpha_m$ 을 순환적으로 계산하기 위해 직교관계를 사용할 수 있으며  $A_0(z)=1$ 로 하고 식 (2-14)을 사용하면 인버터 필터는

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

이 되고, 식 (2-17)의 총합 제곱 오차는

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

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

$$\alpha_{m+1,0} = 1 \\ \alpha_{m+1,i} = a_{mi} + k_{m-1} b_{mi} (i=1, 2, 3, \dots, m) \\ \alpha_{m+1,m-1} = k_{m-1} \quad (2-19)$$

그리고 제곱오차의 총합은 식 (2-18)에서  $m$ 에  $m+1$ 을 대입하고,  $\alpha_{m+1}$ 에서  $\alpha_m$ 을 빼면 된다. 곧,

$$\alpha_{m+1} = \alpha_m - k_{m-1}^2 \beta_{m-1} \quad (2-20)$$

식 (2-18)과 (2-20)에서  $\alpha_m$ 과  $\alpha_{m+1}$ 은 AR모델의 차수와 필요한 표본의 갯수 그리고 근전신호를 분류하기 위한 특징을 포함한다.

### 2.3 신뢰 구간

무작위 변수의 매개변수를 추정하기 위한 방법으로 한 점에서의 값을 결정하여 어느정도 불확실하게 추정되는 매개변수를 포함하는 구간을 신뢰구간 (confidence interval) 이라고 하며, 신뢰상태와 결부된 신뢰도를 신뢰계수라 할때, 평균값  $\mu_k$ 에 대한 신뢰구간은 다음과 같다. [7]

$$\left[ \bar{x} - \frac{St_n; \alpha/2}{\sqrt{N}} \leq \mu_k < \bar{x} + \frac{St_n; \alpha/2}{\sqrt{N}} \right] \quad (2-21) \\ (n=N-1)$$

$N$  : 데이터 갯수  
 $\bar{x}$  : 표본평균  
 $S$  : 표본의 표준편차  
 $t_n$  : 무작위 변수

여기서  $\alpha=0.10$ 일때  $t_n$ ;  $\alpha/2$ 는 데이터 갯수  $N$ 이 정해지면 Student  $t$  분포점을 이용하여 신뢰구간을 구할 수 있다.

### 3. 실험

#### 3.1 실험방법

근전신호를 검출하기 위해 데이터는 일정한 힘과 근육 길이의 수축으로 제한하였으며, 6가지 팔운동시 상박근육에 의한 오차를 최소화하기 위하여 상완관절을 고정시키고 충분히 잘 훈련된 일인의 피검자로부터 각 운동에 대한 신호를 30회씩 반복측정하였다. 또한, 피검자의 근육피로에 의한 오차를 최소화하기 위하여 충분한 휴식을 취한 후 측정하였다. 그림 1은 6가지 운동기능과 전극의 위치를 나타낸다. 신호 검출을 위한 전극으로는 전치증폭기가 내장되어 있는 Myolab-II (Motion Control Inc., Model ML-220)를 사용하였으며, 검출된 신호는 A/D변환기(PCL-714, 14bit)를 통해 컴퓨터(IBM-PC/AT, CPU : 80386, coprocessor)에 연결하였다. 이때 샘플링 주파수는 500Hz로 하였다. 그림 2는 신호검출을 위한 전체 시스템의 블록선도를 나타낸다.

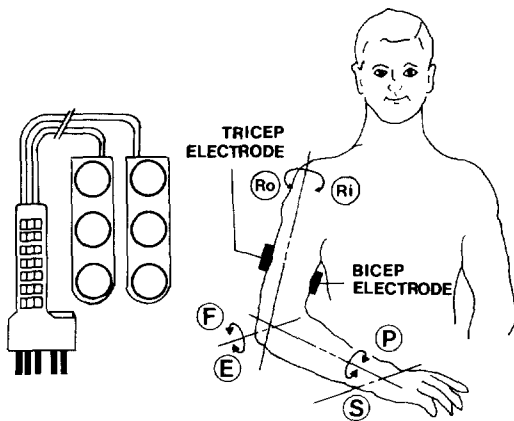


그림 1 6가지 운동기능과 전극의 위치  
**Fig. 1** Six arm movement patterns and electrode location

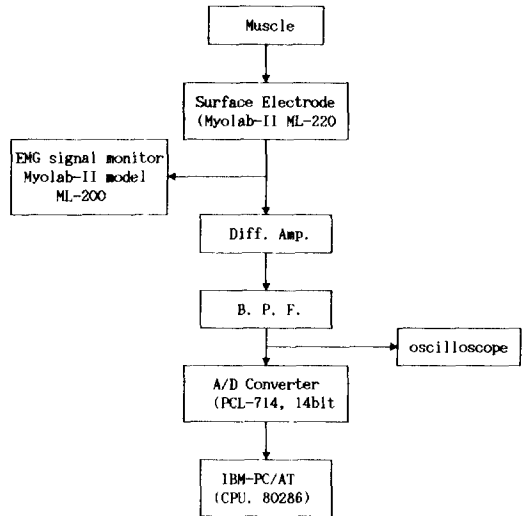


그림 2 근전신호 검출을 위한 전체 실험 장치 구성도  
**Fig. 2** The diagram of total experimental equipment

#### 3.2 안정성 검증

근전신호의 안정성 검증[7]은 근전신호  $X(t)$ 를  $N$ 개의 등간격으로 나눈 다음 각 간격에서의 평균과 분산값을 구하여 Run Test를 이용하여 비교 검토하였으며, 유의 수준( $\alpha=0.05$ )을 이용하여 안정성 검증을 실시한 결과 각 신호마다 다소의 차이가 있으나 데이터갯수 160개 내에서 안정한 것으로 나타났다.

#### 3.3 모델의 차수결정

모델의 차수를 결정하는 방법은 다음과 같다.

a) AIC(akaikie information criterion)법

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

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

$V_p$  : 오차의 분산  $N$  : 데이터 개수  $p$  : 차수

b) FPE(final prediction error)법

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

여기서 차수  $p$ 를 1씩 증가시켜 얻은  $AIC(p)$ , 또는  $FPE(p)$ 의 값이 최소일 때의  $p$ 가 최적차수이다. 그림 3의 차수결정법은 실제신호와 예측신호간의 편차를 구하여 총합 제곱오차의 값이 최소로

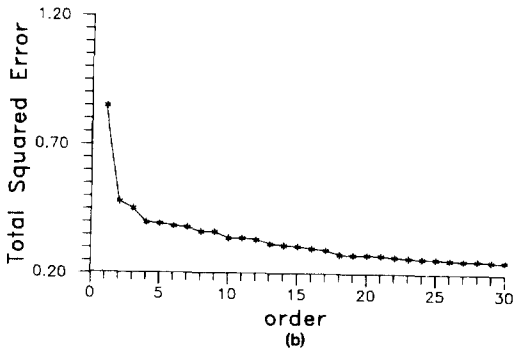
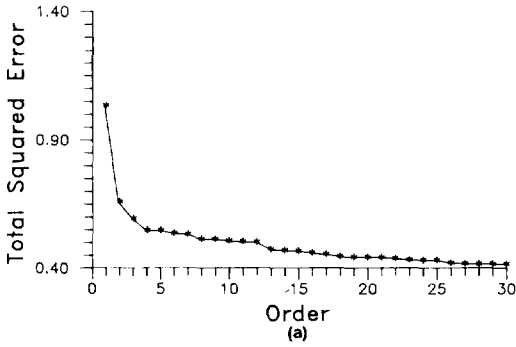


그림 3 연속적 최소제곱법에 의한 차수 결정  
(a) 자기상관법 (b) 공분산법

Fig. 3 Determination of order by sequential least squares method  
(a) Autocorrelation method  
(b) Covariance method

수렴하기 시작할 때의 차수  $p$ 를 최적 차수로 결정하는 방법으로 3가지 방법 모두 차수가 4차로 나타났다.

### 3.4 AR모델의 수렴성

오차  $W_k$ 의 제곱 합은 모델의 수렴성을 이루기 위해 필요한 데이터의 차수를 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

$$W_k = y_k - \sum_{i=1}^p a_i y_{k-i} \quad (3-3)$$

여기서  $y_k$  : 이산시간  $k$ 에서 신호의 실제 값

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

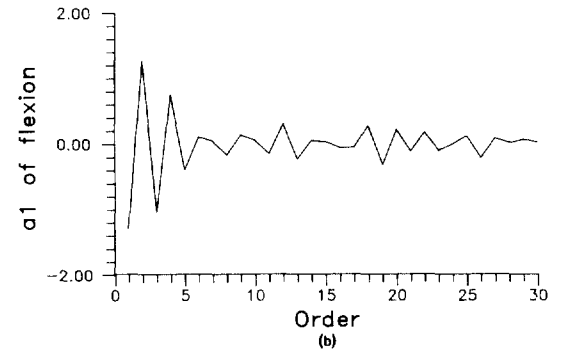


그림 4 굴곡운동에서 차수 증가에 따른  $a_1$ 의 변화  
(a) 자기상관법 (b) 공분산법

Fig. 4 Variation of  $a_1$  with increase of order in the flexion movement  
(a) Autocorrelation method  
(b) Covariance method

여기서  $a_i$  : AR매개변수  $P$  : 모델차수

각각의 반복횟수는 AR모델의 매개변수  $[a_1, a_2, a_3, \dots, a_p]$ 에 따라서 반복 횟수(차수)의 증가가 더 이상의 오차를 감소시키지 않을 때 모델은 수렴하게 된다. 그림 4는 모델차수를 30차까지 변화시켰을 때 AR모델의 매개변수  $a_1$ 값의 변화를 나타낸 것이고, 그림 5는 데이터의 증가에 따른 각 기능의 수렴성을 나타내며, 모델의 차수에 관계없이 데이터 갯수 110정도에서 어느 정도 일정한 구간으로 수렴하는 것으로 나타났다. 따라서 EMG 신호에 AR모델을 적용시킬 때 데이터 갯수는 110개를 사용하는 것이 적합한 것으로 나타났다.

### 3.5 각 운동기능의 동작 판정

6가지 운동에 대한 신뢰구간을 결정하기 위해

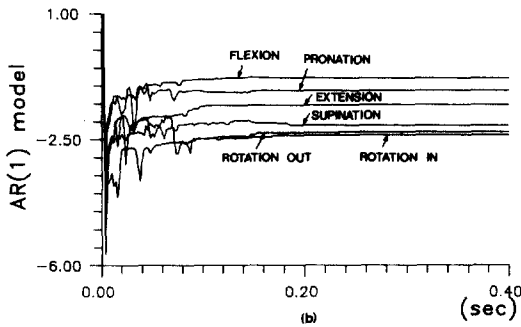
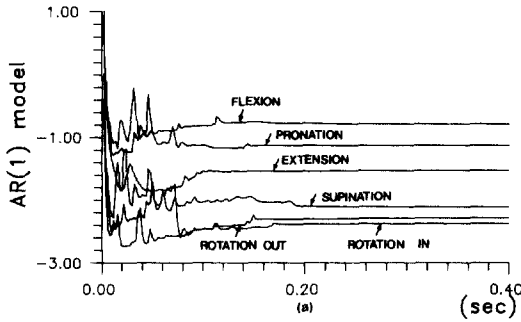


그림 5 각 기능에 대한 1차 모델의 수렴성  
(a) 자기상관법 (b) 공분산법

Fig. 5 The convergence of 1st order model to movement patterns

- (a) Autocorrelation method
- (b) Covariance method

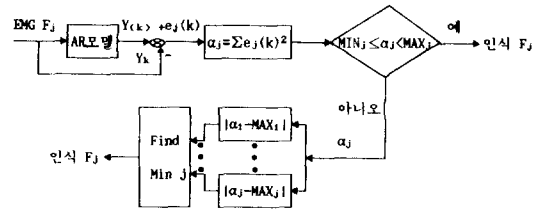


그림 6 EMG신호의 기능분리를 위한 블록선도  
Fig. 6 The block diagram for functional separation of EMG signals

검출된 각 30개씩의 근전신호를 데이터 110개, 모델차수 4차로 하여 모델의 예측신호와 실제신호 간의 제곱오차의 총합을 구해 평균값을 계산하고, 제곱오차의 신뢰구간 값은 식(2-21)을 사용하여 결정하였다. 각 기능의 신뢰구간이 결정되면 팔 기능  $F_j(j=1, \dots, 6)$ 에 대응되는 근전신호는 동작판정 알고리즘에 입력한다. 그림 6은 AR모델의 제곱오차의 총합과 신뢰구간을 이용한 EMG신호의 동작판정에 관한 블록선도이다.

$$\hat{Y}_{(k,j)} = - \sum_{i=1}^p a_{ij} Y_{(k-i)} \quad (3-4)$$

$$Y_{(k,j)} - \hat{Y}_{(k,j)} = e_{(k,j)} \quad (3-5)$$

$$\alpha_j = \sum e_{(k,j)}^2 \quad (3-6)$$

식(3-4), (3-5), (3-6)를 이용하여 각 기능  $F_j(j=1, \dots, 6)$ 에 대한 오차신호  $a_1, \dots, a_6$ 을 구하여 이 값들을 신뢰구간의 최소값  $\min_j$ 와 최대값  $\max_j$ 에

표 1 차수변화에 따른 구간값 [A=Autocorrelation, C=Covariance]

Table 1 Interval value by variance of orders

기능/차수		4차	7차	10차
굴 곡	A	$0.50898 \leq \mu x < 0.61307$	$0.48510 \leq \mu x < 0.58517$	$0.47151 \leq \mu x < 0.56749$
	C	$0.49870 \leq \mu x < 0.60831$	$0.46843 \leq \mu x < 0.57436$	$0.44026 \leq \mu x < 0.54527$
신 전	A	$0.05443 \leq \mu x < 0.07295$	$0.05031 \leq \mu x < 0.06984$	$0.04859 \leq \mu x < 0.06787$
	C	$0.05282 \leq \mu x < 0.07074$	$0.04604 \leq \mu x < 0.06429$	$0.04279 \leq \mu x < 0.06089$
회 내	A	$0.02091 \leq \mu x < 0.02928$	$0.02029 \leq \mu x < 0.02865$	$0.01953 \leq \mu x < 0.02749$
	C	$0.01941 \leq \mu x < 0.02764$	$0.01566 \leq \mu x < 0.04970$	$0.01665 \leq \mu x < 0.02434$
회 외	A	$0.16676 \leq \mu x < 0.21697$	$0.17303 \leq \mu x < 0.21141$	$0.16604 \leq \mu x < 0.20107$
	C	$0.15889 \leq \mu x < 0.21118$	$0.16774 \leq \mu x < 0.20654$	$0.15957 \leq \mu x < 0.19400$
내 전	A	$0.09205 \leq \mu x < 0.11597$	$0.08852 \leq \mu x < 0.11190$	$0.08668 \leq \mu x < 0.10923$
	C	$0.07461 \leq \mu x < 0.10737$	$0.08666 \leq \mu x < 0.10931$	$0.02922 \leq \mu x < 0.04186$
외 전	A	$0.12139 \leq \mu x < 0.16391$	$0.11543 \leq \mu x < 0.15716$	$0.10924 \leq \mu x < 0.14819$
	C	$0.12240 \leq \mu x < 0.17146$	$0.12957 \leq \mu x < 0.17109$	$0.12274 \leq \mu x < 0.15939$

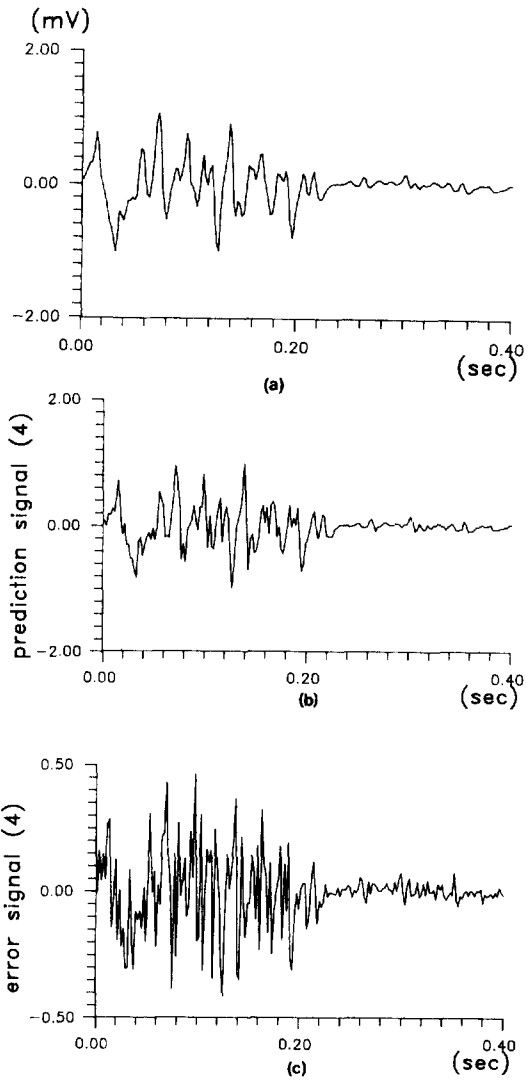


그림 7 실제신호와 예측신호, 오차신호와의 관계  
(a) 실제신호 (b) 예측신호 (c) 오차신호

Fig. 7 The relation of experimental, prediction and error signal

- (a) Experimental signal
- (b) Prediction signal
- (c) Error signal

적용시킨다.  
즉,

$$\min_j \leq a_j < \max_j \quad (3-7)$$

이면 팔 기능  $F_j$ 를 판정하게 된다. 만일  $a_j$ 가 신뢰구간에 속하지 않으면,

표 2 신뢰구간에 의한 근전신호의 식별 결과  
Table 2 The result of identification of EMG signal [4=4th order, 7=7th order, 10=10th order]

(Autocorrelation method)

기능	구곡	신전	회내	회외	내전	외전	인식율
구곡	4	30					100%
	7	30					100%
	10	30					100%
신전	4		28	1	1		93.3%
	7		27	1	2		90%
	10		26	1	3		86.7%
회내	4			30			100%
	7			30			100%
	10			30			100%
회외	4				29	1	96.7%
	7				28	2	93.3%
	10				28	2	93.3%
내전	4		1			27	90%
	7		1			26	86.7%
	10		1			26	86.7%
외전	4			2		28	93.3%
	7			3	1	26	86.7%
	10			3	2	25	83.3%

(Covariance method)

기능	구곡	신전	회내	회외	내전	외전	인식율
구곡	4	30					100%
	7	30					100%
	10	30					100%
신전	4		26	1	3		86.7%
	7		25	3	2		83.3%
	10		26	3	1		86.7%
회내	4			30			100%
	7			30			100%
	10			30			100%
회외	4				28	2	93.3%
	7		1		26	3	86.7%
	10		1		26	3	86.7%
내전	4		1			27	90%
	7		1			27	90%
	10		1	1		25	83.3%
외전	4				4		86.7%
	7		1	1	3		83.3%
	10		1	2	4		76.7%

$$|\max_j - \alpha_j| = \min_j \quad (3-8)$$

식(3-8)에 의해 모델의 오차제곱 값과 각 기능의 최대 신뢰구간의 값과의 차를 구하고 그 차의 절대값이 최소인 값을 찾아 신호를 인식한다.

표1은 4차, 7차, 10차 모델의 기능별 신뢰구간 값을 나타낸다. 각 모델 모두 오차의 신뢰구간 값은 뚜렷하게 구분할 수 있지만 차수가 증가할수록 오차가 감소하고 각 운동간의 차가 줄어들어 신호의 상호간격이 점점 멀어져서 상관관계가 현저하게 적어지고 있기 때문이다. 이것은 근전신호의 동작 판정시 오판정을 하는 요인이 된다. 그림 7은 실제신호와 4차 모델의 예측신호, 오차신호와 의 관계를 나타낸 것이다.

#### 4. 결과 및 고찰

AR모델의 오차 제곱의 합을 신뢰구간에 적용시켜 차수의 증가에 따라 근전신호의 기능분리를 실행한 결과 차수가 낮을수록 인식율이 증가하는 반면에 차수가 증가할수록 인식율은 감소했다. 또한 차수의 증가는 추정해야 할 매개변수가 많아지기 때문에 신호를 검출하여 동작판정을 실행할 때까지의 시간이 길어지게 된다. 따라서 차수의 증가는 실시간으로 처리하는데 있어서 문제점으로 남게된다. 표2는 각 기능에 대해 30회씩 운동을 하여 얻은 인식결과이다. 자기상관법과 공분산법을 이용한 4차, 7차, 10차 모델에 대해 굴곡, 회내운동은 100%분류 가능하였으나, 신전운동은 회내와 회외운동으로 잘못 판정하는 경우가 있었으며, 회외운동은 외전운동으로, 내전과 외전운동은 각각 외전과 회외운동으로 잘못 판정하는 경우가 있었다. 이것은 피검자가 팔 운동시 예비동작이 포함되건, 근육의 피로로 인한 것이라고 생각된다. 따라서 두가지 방법 모두 차수가 증가할수록 오판정률이 증가하는 것으로 나타났다. 실험 결과 근전신호를 시계열 모델에 적용시킬 때 차수는 4차로 하는 것이 적합한 것으로 나타났다. 4차 모델에서 동작판정을 위한 계산시간은 IBM-PC AT (32bit)에서 0.3초 정도로 거의 데이터를 검출하는 시간만으로 동작판정이 가능하였다.

#### 5. 결 론

본 연구에서는 인공팔 제어를 위한 기초연구로서 근전신호의 인식과 이에 따른 기능분리 방법을 연구하였다. 자기회귀 모델을 이용하여 구한 오차

값들은 팔 운동의 기능분리를 위한 특정정보로 하고 모델의 오차에 관한 신뢰구간을 결정하여 팔의 운동기능 인식을 위한 실험을 수행하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 이두근과 삼두근에서 검출된 6가지 기능의 근전신호는 안정성 검증을 통해 모두 160개 이내에서 안정한 것으로 나타났다.
2. 차수결정법에 의해 자기회귀 모델을 근전신호에 적용 시킬때 적정차수는 4차로 하는 것이 적합한 것으로 나타났다.
3. 수렴성 검증을 통해 근전신호의 특정정보를 충분히 내포하면서 기능분리에 필요한 최소 적정 샘플갯수는 110개로 나타났다.
4. 근전신호의 동작판정을 실행한 결과 모델의 차수가 4차 일때 가장 높은 인식율을 얻었으며, 또한 공분산법에서 보다 자기상관법에서 더 높은 인식율을 얻을 수 있었다.
5. 기능분리에 따른 인식율은 차수가 4차 일때 자기상관법에서는 95.6%, 공분산법에서는 92.8%를 나타냈으며, LPC cepstrum계수를 이용한 방법[2]과비교할 때 거의 비슷한 것으로 나타났다.

따라서 본 연구의 결과는 의용생체공학이나 재활공학에 응용할 수 있으리라 기대한다.

본 연구의 일부는 한국과학재단의 1989년 목적기초 연구비(89-07-02)지원으로 이루어졌음.

또한 본 연구를 위해 도와준 서상민에게 감사사를 드립니다.

#### 참 고 문 헌

- [1] H. Ide and S. Obata, "Feature Characterization of shape from the frequency spectrum of EMG," Med. & Biol. & Comput., pp. 161~171, March 1983.
- [2] 정태운, "LPC Cepstrum계수를 이용한 근전도 신호의 동작판별," 전기·전자공학 학술대회 논문집, pp. 783~741, 7, 1988.
- [3] 최광현: "EMG 신호에서의 비례제어 신호추정," 의공학회지, 제5권, 제2호 pp. 133~141, 1984.
- [4] 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.
- [5] J.D. Markel and A.H. Gray, Linear Prediction of Speech, Berlin : Springer-Verlag, pp. 42~58, 1976.
- [6] D. Graupe, V.K. Jain, and J. Salahi, "A Comparative analysis of various least-squares identification algorithms," Automatica, Vol. 16, pp. 663-681, 1980.
- [7] J.S. Bendat, A.G. Piersol, Random Data, Wiley-Interscience, pp. 113~115, 122~125, 234~237, 1971.
- [8] 변운식 : 다기능 보철제어를 위한 근전도 신호 식별, 연세대학교 대학원 박사학위 논문, 1985.
- [9] 서상민, 홍성우, 남문현, 김낙교 : AR모델을 이용한 근전신호의 식별에 관한 연구, 제어계측연구회 전기 전자 합동학술발표회논문집, pp. 59~62, 1990.
- [10] 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.
- [11] D. Graupe, J. Magnussenand, A.A. Beex, "A Microprocessor System for Multifunctional Control of upper-Limb prostheses via Myoelectric signal Identification," IEEE Trans. Automat. Contr. Vol. AC-23, No. 4, pp. 538~544, 1978.
- [12] G.F. Inbar and A.E. Novjaim, "On surface EMG spectral Characterization and its application to dignostic classification," IEEE Trans. Biomed. Eng. BME-31, pp. 597~604, 1984.
- [13] R.J. Triolo, D.H. Nash, and G.D. Moskowitz, "The Identification of Time Series Model of Lower Extremity EMG for the Control of Prostheses Using Box-Jenkins Criteria," IEEE TRANS. Biomed. Eng. Vol. 35, No. 8, pp. 584~594, Aug. 1988.
- [14] G. Hefftner, W. zucchini and G.G. Jaros, "The Electromyogram(EMG) as a Control Singal for Functional Neuromuscular Stimulation-Par I : Autoregressive Modeling as a Mean of EMG Signature Discrimination," IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 35, No. 4, pp. 230~242, 1988.



**남문현(南文鉉)**

1942년 10월 10월생. 1975년 연세대 공대 전기공학과 졸업(공학박). 1980~82년 Univ. of California Berkeley 의 EECS 과 Research Associates. 1986~87년 당학회 제어계측연구회 간사. 한국 과학사학회 이사. 현재 건국대 공대 전기공학과 교수.



**홍성우(洪性宇)**

1960년 8월 19일생. 1983년 원광대 공대 전기공학과 졸업. 1985년 건국대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 건국대 대학원 전기공학과 박사과정.