

선형예측을 이용한 EMG 신호처리에 관한 연구

(A Study on EMG Signal Processing Using Linear Prediction)

朴 相 暘*, 邊 潤 植**, 李 建 基***

(Sang Hui Park, Youn Shik Byun and Kun Ki Lee)

요 약

본 연구는 4 가지 팔 운동에 대한 근전도신호의 자기회귀 선형모델을 제시하고 각 기능에 대하여 매개변수를 추정한 다음, 기능분리 알고리즘을 사용하여 신호를 식별하였다. 근전도신호가 넓은 의미의 안정한 프로세스임을 확인하였고 가우시안 과정에 접근시킴으로써 선형 자기회귀 모델링을 하였다. 선형모델의 매개변수 추정에 있어서 순환형 최소 제곱법보다 Levinson-Durbin 알고리즘이 더 적합한 알고리즘임을 확증하였으며 샘플링 주파수가 500Hz 일 경우와 전극이 이두박근과 삼두박근에 각각 부착되었을 때 최적의 기능분리 결과를 얻었다. 신호의 분산과 매개변수는 서로 영향을 주지 않았으며 기능분리에 필요한 최저 데이터 수는 200 개이었다. 기능분리 인식방법은 병렬 필터링법에 비해 Bayesian 판별법이 더 적합하였다.

Abstract

In this paper, the linear autoregressive model of EMG signal for four basic arm functions was presented and parameters for each function were estimated. The signal identification was carried out using function discrimination algorithm.

It was validated that EMG signal was a wide-sense stationary process and the linear autoregressive model of EMG signal was constructed through approximating it to Gaussian process. It was confirmed that Levinson-Durbin algorithm is a more appropriate one than the recursive least square method for parameter estimation of the linear model.

Optimal function discrimination was acquired when sampling frequency was 500Hz and two electrodes were attached to bicep and tricep muscle, respectively. Parameter values were independent of variance and the number of minimum data for function discrimination was 200. Bayesian discrimination method turned out to be a better one than parallel filtering method for functional discrimination recognition.

*正會員, 延世大學校 電氣工學科

(Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ.)

**正會員, 仁川大學 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Incheon Univ.)

***正會員, 慶尙大學校 電氣 및 電子工學科

(Dept. of Electrical and Electronic Eng.,
Kyoung Sang Univ.)

接受日字: 1986年 8月 11日

(본 연구는 한국과학재단 연구비지원의 일부로 이루어진 것임.)

I. 서 론

의용생체공학의 한 분야인 재활공학¹⁾ (rehabilitation engineering)의 급속한 발전으로 상실한 인간 사지기관의 일부가 거의 자연스러운 기능을 가지는 인공장치로 대체될 수 있는 가능성이 높아지고 있으며, 이러한 연구의 결과는 산업용 로봇의 개발에도 응용되고 있다. 그중에서도, 활발하게 연구되고 있는 것이 EMG 신호처리를 이용한 인공보조장치 즉, 보철(prosthesis)에 관한 연구이다.

EMG 신호에 의한 보철제어에서 중요하게 고려되어

야 할 점은 EMG 신호로부터 잡음을 제거하고 신호정보를 추출하여 여러가지 기능에 대응하는 EMG 신호를 분리하는 것이다. 따라서, 서로 다른 기능에 의한 신호의 정확한 필터링과 인식을 하기 위해서는 EMG 신호의 엄밀한 통계적인 해석이 요구된다. 그러나 근래 EMG 신호의 신호처리 방식은 대부분 스펙트럼 밀도 방식¹²⁾이나 상관평가법으로 제한되어 있어서 신호의 정보를 잘 이용할 수가 없었다.

보철제어를 위한 EMG 신호처리에 관한 연구는 Graupe¹³⁾ 등의 시계열 분석을 이용한 기능분리, Saridis¹⁴⁾ 등의 패턴인식을 이용한 기능분리, Doerschuk¹⁵⁾ 등의 자기상관 함수와 상호상관 함수를 이용한 EMG 신호 해석 및 Scott¹⁶⁾ 등의 비례제어를 위한 EMG 신호처리 등이 있으나 위 방법들 역시 각각 문제점이 있다. 즉, Saridis 등의 방법은 패턴인식을 사용하기 때문에 신호의 정보를 충분히 이용할 수 없는 결점이 있고 Doerschuk 등의 방법은 기능분리에는 만족할만하지만 그것을 이용하여 기능인식을 하고 제어하기에는 적합치 않으며 Scott 등의 방법은 Kalman 필터를 이용하여 비례제어 신호를 추정하기 때문에 기능분리에는 적합치 않으므로 새로운 이론과 실험방법들이 계속 연구되고 있다.

Graupe 등이 제안한 시계열 분석법은 선형예측모델인 AR(autoregressive) 모델을 사용함으로써 신호의 시간주기에 대한 정보를 처리하기 때문에 신호의 모든 스펙트럼을 해석할 수 있으며 한쌍의 전극으로 얻은 신호의 정보를 처리할 수 있고 기능분리에 있어서도 통계값을 사용하기 때문에 가장 합리적인 방법으로 알려져 왔다. 그러나, Graupe의 방법은 다음과 같은 부분의 연구가 부족했다.

첫째, 선형모델의 제시를 위하여는 신호의 안정성(stationarity)에 관한 고찰이 반드시 선행되어야 함에도 불구하고 이에 관한 증명 혹은 이론적인 근거가 제시되어 있지 않았으며 둘째, 선형모델의 필요한 최적 차수를 구하는데 있어서 명확한 이론의 근거를 찾을 수 없었으며, 셋째, 최적 샘플링 주파수를 결정하는 것은 기능분리 관점에서 뿐만 아니라 데이터 압축(data compression)의 관점에서도 매우 필요한 일인데 이에 대한 고찰이 없고 넷째, 기능분리 알고리즘은 이론적인 근거가 없는 경험론적인 방법인 점능 최적 기능분리 조건에 관한 연구가 미약했다.

따라서, 본 연구는 Graupe가 제시한 AR모델을 이용하여 인간의 의지로 표현되는 EMG 신호를 좀 더 정확하고 정량적으로 식별하기 위해 위의 열거한 여러 가지 미흡한 연구들을 개선하여 EMG 신호처리의 최적기능 분리기준들을 제시하고자 한다.

그러므로, 다기능 보철제어를 위한 EMG 신호의 정확한 식별을 위하여 다음과 같이 하였다.

- (1) EMG 신호의 파형에 관한 실험을 함으로써 신호의 AR 모델의 타당성을 검토하였다.
- (2) 매개변수 추정을 이용하여 명확한 신호 식별을 하였고, 이에 따른 최적 기능분리 기준을 제시하였다.
- (3) 두개의 기능분리 방법을 이용하여 인식율을 계산하고 최적 기능분리 방법을 제시하였다.

II. EMG 신호의 식별과정

그림 1은 EMG 신호를 시계열 분석법을 이용하여 선형 모델링한 후 매개변수를 추정하고 그 매개변수로 각 신호를 식별하는 블럭선도이다.

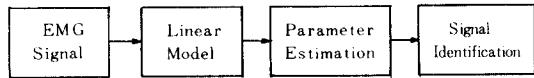


그림 1. EMG 신호처리 블럭선도

Fig. 1. Blockdiagram of myoelectric signal processing.

1. 근전도(EMG) 신호

근육이 수축되기 위해서는 뇌의 운동피질(motor cortex)에서 생성되는 신경임펄스가 발생하여야 하며, 이 임펄스 열(impulse train)은 신경을 통하여 연속적으로 전달되어 수축의 정도에 따라서 필요한 수의 운동단위를 자극한다. 이에 따라 운동단위는 운동단위활동전위를 각 근섬유의 표면에서 일어나는 탈분극과 재분극에 의하여 발생시키며 이 전위들이 합쳐져서 EMG(Electromyography) 신호를 발생시킨다. (그림 2 참조)

근육의 전기활동의 합을 계산하기 위하여 근전도 신호를 발생하는데 관여하는 운동단위의 수를 N이라 가정하고, m번째 운동단위의 시작시간을 t_{m1} 라하면 m번째 운동단위에 작용하는 신경 임펄스열은 $\sum_{t=t_{m1}}^{\infty} \delta(t-t_{m1})$ 가 되고 그림 2의 임펄스열 U(t)는 다음과 같이 된다.

$$U(t) = \sum_{m=1}^N \sum_{t=t_{m1}}^{\infty} \delta(t-t_{m1}) \quad (1)$$

그러므로, 근육의 총 전기활동 과정 즉, 근전도신호 X(t)는

$$X(t) = \left. \begin{aligned} & \int_{-\infty}^{\infty} kh(t-v) U(v) dv \\ & = \int_{-\infty}^{\infty} kh(t-v) \sum_{m=1}^N \sum_{t=t_{m1}}^{\infty} \delta(v-t_{m1}) dv \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

가 된다. 운동단위와 관련된 신경 임펄스열이 다른 열과 독립적이며 N이 크다면 신경 임펄스열 U(t)는 poisson 펄스열로 접근한다.

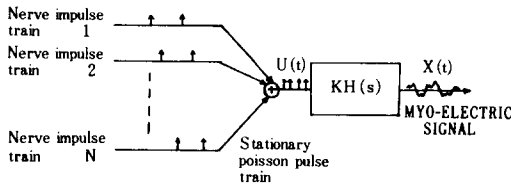


그림 2. EMG 신호의 발생모델
Fig. 2. The model of myoelectric signal generation.

2. 선형모델링

근전도신호의 시스템 모델링에서 출력신호 X_k 는 시스템의 입력신호 W_k 의 과거 및 현재값과 X_k 의 과거값들의 유한개 선형조합으로 나타내진다.

$$X_k = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{k-i} + G \sum_{j=0}^q \theta_j W_{k-j} \quad (3)$$

여기서 $\begin{cases} p = \text{ARMA 모델의 AR 차수} \\ q = \text{ARMA 모델의 MA 차수} \\ \phi_i = \text{자기회귀 매개변수} \\ \theta_j = \text{이동평균 매개변수} \\ X_k = \text{K번째 시계열} \\ W_k = \text{백색잡음} \\ G = \text{이득상수} \end{cases}$

출력신호 X_k 는 과거 입력력값과 현재값의 선형조합으로써 예측가능하므로 이러한 시스템 모델링 방법을 선형예측(linear prediction) 혹은 시계열분석(time series analysis)이라고 한다. 식(3)에서 $\theta_j=0$ 인 경우는 All pole 모델 혹은 AR(autoregressive) 모델이라 하고, $\phi_i=0$ 인 경우는 All zero 모델 혹은 MA(moving average) 모델이라 한다. 그림 2에서 근전도신호는 poisson 임펄스의 출력 즉, 쇼트잡음(shot noise)으로 간주할 수 있다. 만일, 쇼트잡음의 밀도가 임펄스응답의 시정수 보다 훨씬 크면, 쇼트잡음은 가우시안프로세스(gaussian process)로 간주할 수 있다.^{17,18} 근전도 신호에 있어서 임펄스의 상호평균간격을 $t=0.1$ 초라고 가정하고, 근육수축에 관계하는 운동단위 수를 $N=200$ 이라 가정하면 poisson rate는 $\lambda=N/t=2,000$ 이므로 근전도신호를 가우시안프로세스로 간주할 수 있다. 이러한 이론적 근거를 바탕으로 근전도신호의 선형모델에 대한 타당성을 제시할 수 있다.

III. 매개변수 추정

시계열 모델의 매개변수 추정은 확률적 근사법(stochastic approximation method), 최소 제곱법(least square method) 및 최대 확률법(maximum likelihood method) 등의 알고리즘을 이용할 수 있다. 그 중에서,

최소제곱법은 확률적으로 수렴하며 신호모델이 불안정(unstable)하거나 단위원 안에 근을 가질 경우에도 수렴한다. 또, 잡음이 gaussian 프로세스인 경우에는 최대 확률특성(maximum likelihood feature)을 가지므로 매개변수를 모르는 신호모델 혹은 시스템모델에 대하여 매개변수를 얻고자 할 때 널리 사용된다.¹⁹

그러므로, 본 연구에서는 실행속도가 빠른 배치형(batch type)의 Levinson-Durbin 알고리즘과 수렴특성이 좋은 순환형 최소제곱법(recursive least square method)을 선택하여 비교 검토함으로써 근전도신호의 기능분리에 적합한 매개변수 알고리즘을 제시하고자 한다.

1. 순환형 최소제곱법

식(4)와 같은 AR모델에서 최소제곱법으로 a_i 를 구하면 식(5)와 같이 된다.

$$X_k = \sum_{i=1}^n a_i X_{k-i} + W_k \quad (4)$$

$$\hat{a}_r = (U^T U)^{-1} U^T X \quad (5)$$

$$\text{여기서 } U \triangleq \begin{bmatrix} X_{k-1} & \dots & X_{k-n} \\ X_{k-2} & \dots & X_{k-n-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{k-r} & \dots & X_{k-n-r+1} \end{bmatrix}$$

$$\times \triangleq \begin{bmatrix} X_k \\ \vdots \\ X_{k-r+1} \end{bmatrix}$$

식(5)는 역행렬을 포함하고 있으므로 수치적으로 민감하기 때문에 수학적인 계산의 어려움을 피하고 온-라인으로 사용하기 위하여 역행렬정리(matrix inversion lemma)를 사용하여 만든 알고리즘이 순환형 최소제곱법이며 식(6)과 식(7)로 표현된다.

$$\hat{a}_r = \hat{a}_{r-1} + P_r \cdot X_r (X_r - X_r^T \cdot \hat{a}_{r-1}) \quad (6)$$

$$P_r = P_{r-1} - \frac{P_{r-1} \cdot X_r X_r^T \cdot P_{r-1}}{1 + X_r^T \cdot P_{r-1} \cdot X_r} \quad (7)$$

$$P_0 = \beta \cdot I; \quad \beta \gg 1 \quad (8)$$

이다. I는 단위행렬이며 실제로 β 는 5에서 10^4 의 범위를 갖는다.

2. Levinson-Durbin 알고리즘

이 알고리즘은 1947년 Levinson이 처음으로 제안했으며 1960년 Durbin에 의해 확장된 방법으로 시계열 분석에서 매개변수 추정방법으로 많이 사용되고 있다.¹⁹ 식(4) 양변에 X_{k-p} 를 곱하면

$$X_k \cdot X_{k-p} = \sum_{i=1}^n a_i X_{k-i} \cdot X_{k-p} + X_{k-p} \cdot W_k \quad (9)$$

가 되며 양변에 평균을 취하면

$$E(X_k \cdot X_{k-p}) = \sum_{i=1}^n a_i \cdot E(X_{k-i} \cdot X_{k-p}) + E(X_{k-p} \cdot W_k) \quad (10)$$

가 된다. 또한, $E(X_{k-p} \cdot W_k) = 0$ 이다. ($K > 0$)

그러므로,

$$R(p) = a_1 R(p-1) + a_2 R(p-2) + \dots + a_n R(p-n) \\ = \sum_{i=1}^n a_i R(p-i), \quad 1 \leq p \leq n \quad (11)$$

식(11)을 행렬식으로 표현하면 다음과 같다. 식(12)는 $n \times n$ 자기상관행렬로 대칭이며 주대각선 요소들은 모두 같다. 이 식은 정규방정식(normal equation) 이며 예측계수 a_1, a_2, \dots, a_n 을 미지수로 하는 $n \times n$ 의 1차 연립방정식으로 $R(1), R(2), \dots$ 등의 자기상관함수가 주어지면 선형예측계수 a_i 를 구할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} R(0) & R(1) & R(2) & \dots & R(n-1) \\ R(1) & R(0) & R(1) & \dots & R(n-2) \\ R(2) & R(1) & R(0) & \dots & R(n-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(n-1) & R(n-2) & R(n-3) & \dots & R(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} R(1) \\ R(2) \\ R(3) \\ \vdots \\ R(n) \end{pmatrix} \quad (12)$$

그러나, 식(12)에 의해 자기상관 함수를 구하기 위해서는 $-\infty$ 에서 $+\infty$ 까지의 데이터를 이용하지만, 실제로 짧은 구간의 상관함수, 즉, 데이터가 N 개인 자기상관함수 $R(p)$ 는 다음과 같다.

$$R(p) = \frac{1}{N} \sum_{k=N}^{N+n-1} X_k \cdot X_{k-p} \quad (13)$$

차수가 j 인 AR과정의 i 번째 상수를 a_i^j 로 정의하면 2×2 행렬인 경우의 해는 다음과 같다.

$$a_1^j = R(1)/R(0) \quad (14)$$

$$\begin{pmatrix} a_1^j \\ a_2^j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R(0) & R(1) \\ R(1) & R(0) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} R(1) \\ R(2) \end{pmatrix} \quad (15)$$

식(14)와 (15)를 이용하여 일반화된 식으로 변형하면 다음과 같다.

$$a_i^{j+1} = a_i^j - K_{j+1} a_i^{j+1-i} \quad (16)$$

$$(K_j \triangleq a_j^j, a_0^j = -1, \forall j = 0, 1, 2, \dots, n-1)$$

$$a_i^{j+1} = \left[R_{j+1} - \sum_{i=1}^j a_i^j R_{j+1-i} \right] / \left[R(0) - \sum_{i=1}^j a_i^j R_i \right] \quad (17)$$

여기서 a_i^{j+1} 을 편자기 상관계수(partial autocorrelation coefficient)라고 한다.

IV. 기능분리 방법

1. 병렬 필터링법

각 기능(굴곡운동, 신전운동, 회외운동, 회내운동)에 대하여 얻어지는 매개변수는 여러번 실험한 후에 평균을 취하여 마이크로 컴퓨터의 RAM에 저장시킨다. 즉, n 개의 매개변수를 가진 기능이 h 개 있다고 가정했을 때 $\{\bar{a}_{11}, \dots, \bar{a}_{1n}\}, \{\bar{a}_{21}, \dots, \bar{a}_{2n}\}, \dots, \{\bar{a}_{h1}, \dots, \bar{a}_{hn}\}$ 의 집합으로 저장된다.

일단 매개변수들이 저장되면 다른 기능에 대한 교정이 수행되며 기능 i ($i=1 \dots h$)에 대응되는 근전도 신호 ($K=1 \dots N$)는 기능분리 알고리즘에 입력된다. (그림 3 참조)

$$\hat{Y}_{k1} = \bar{a}_{11} Y_{k-1} + \bar{a}_{12} Y_{k-2} + \dots + \bar{a}_{1n} Y_{k-n} \quad (18)$$

$$Y_k - \hat{Y}_k = \hat{e}_{kj} \quad (19)$$

$$E_j \triangleq \frac{1}{N} \sum_{k=n+1}^{N+m} e_{kj}^2 \quad (j=1, 2, \dots, h) \quad (20)$$

식(19), (20)을 이용하여 팔기능 $1 \sim h$ 에 대한 $\bar{E}_1, \dots, \bar{E}_h$ 를 구한다. 이때, 이 값들도 마이크로컴퓨터에 저장한다. 각각의 교정(calibration) 후에 각 기능에 대한 e_j 를 계산하고 $\min E_j \triangleq E_i$ 로 정의된 E_i 와 저장된 \bar{E}_i 를 비교한다.

$$\text{만일, } E_i \leq \rho_i \bar{E}_i \text{ 이고} \quad (21)$$

$$\sum_{k=1}^M Y_k^i \geq A \quad (A; \text{ 미리 계산한 정수}) \quad (22)$$

이면 팔기능 i 는 실제로 동작하게 된다. 식(22)는 근전도 신호가 기준치 A 보다 작을 때에는 동작하지 않도록 해준다. 위의 여러가지 조건을 만족하지 않을 경우에는 "hold" 상태로 남아있게 된다. 이 병렬 필터링법은 정상동작 중에 매개변수 추정대신에 콤팩트와 덧셈 등의 간단한 연산만을 포함하고 있어 상당한 시간을 절약할 수 있다.

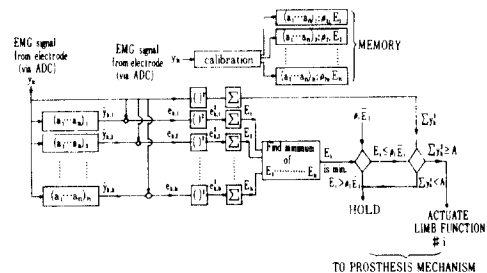


그림 3. 병렬 필터링법
Fig. 3. Parallel filtering method.

2. Bayesian 판별법

Bayesian 결정이론은 옳고 그른 영역 각각에 대해 손실(cost)을 할당하고 총 평균손실을 최소가 되도록 유도하는 방법이다. C_{jk} 를 m_k 가 진리일 때 d_j 를 결정하는 손실로 정의한다면 손실에 대한 평균은 식(23)으로 되며 $P\{d_j, m_k\} = P\{d_j/m_k\} \cdot P\{m_k\}$ 를 이용하여 변형시킬 수 있다. 결국, 평균손실은 식(24)로 주어지는데 Bayesian 결정판별은

$$B = E\{C_{jk}\} = C_{11}P\{d_1, m_1\} + C_{12}P\{d_1, m_2\} + C_{21}P\{d_2, m_1\} + C_{22}P\{d_2, m_2\} \quad (23)$$

$$B = C_{11}P\{m_1\} + C_{12}P\{m_2\} + \int_{z_2} [(C_{21} - C_{11})P\{m_1\} | P(Z/m_1) - (C_{12} - C_{22})P\{m_2\} | P(Z/m_2)] dz \quad (24)$$

식을 최소로 하는 결정영역 z_2 를 선택하는데 있다. 여기서, $(C_{12} - C_{22}) > 0$ 이라고 가정할 수 있으므로 식(25)를 구할 수 있는데

$$D(z) \frac{d_2}{d_1} \frac{(C_{21} - C_{11}) \{P(m_1)\}}{(C_{12} - C_{22}) \{P(m_2)\}} \quad (25)$$

이 식을 이용하여 근전도신호의 각 기능을 분리하는데 적용하려 한다.

V. 실험장치 및 방법

근전도신호를 추출하여 각 기능에 대한 신호를 식별하는 전체 시스템은 그림 4와 같다. 근전도신호는 이두박근과 삼두박근으로부터 표면전극을 이용하여 얻어졌고 Beckman사의 R-511A Dynograph 기록기에 연

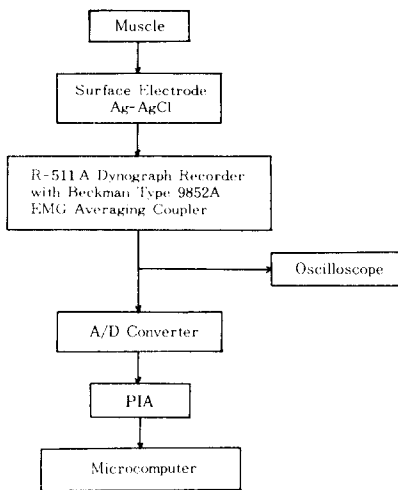


그림 4. 전체 실험시스템 블록선도
Fig. 4. Blockdiagram of overall experiment system.

결한 후 A/D변환기와 PIA 회로를 거쳐 마이크로컴퓨터에 인터페이스시켰다. 본 실험에서 사용한 A/D변환기는 ADC0817을 이용하여 샘플링 주파수를 250, 500, 1,000, 2,000, 4,000Hz로 변화시킬 수 있도록 제작하였다. 전체 실험장치가 그림 5에 나타나있다.

본 실험에서는 3인의 피검자를 엄격히 선발하여 실험을 수행하였다. 힘을 전혀 주지 않을 때 Dynograph의 오프셋전위를 조정하여 A/D변환된 입력데이터들의 제로레벨은 7F가 되도록 하였다. 피검자는 오실로스코프에 나타난 신호파형을 보면서 각 기능의 동작을 수행하게 되는데 신호의 분산과 평균을 계산함으로써 힘의 크기를 정량적으로 측정하였다. 각 기능은 그림 6에 표시되어 있다.

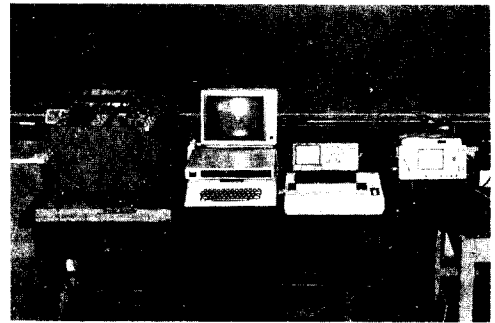


그림 5. 실험장치 사진
Fig. 5. Photograph of experimental instrumentation.

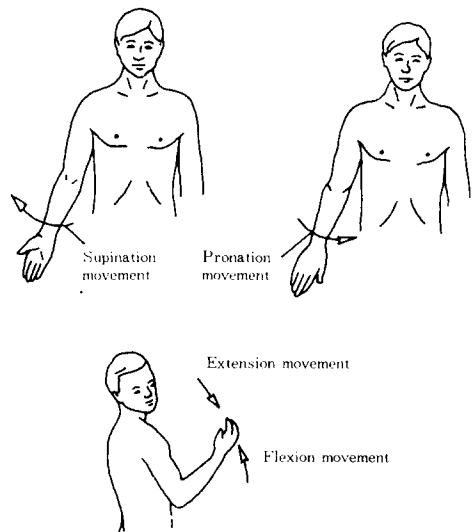


그림 6. 팔운동의 4가지 기본기능
Fig. 6. Four basic functions of arm movements.

VI. 실험결과 및 고찰

1. 근전도신호의 파형

그림 7 과 그림 8 은 굴곡운동과 회내운동에 대한 근전도신호 파형이다. 각 그림의 (a)는 실제의 스케일이며 (b)는 (a)를 10배로 확대한 그림이다.

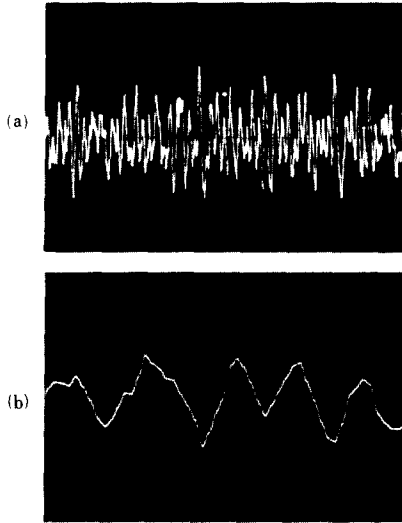


그림 7. 굴곡운동의 근전도신호
(a) 0.2V/div, 0.1sec/div.
(b) 0.2V/div, 0.01sec/div.

Fig. 7. EMG signal of flexion movement.
(a) 0.2V/div, 0.1sec/div.
(b) 0.2V/div, 0.01sec/div.

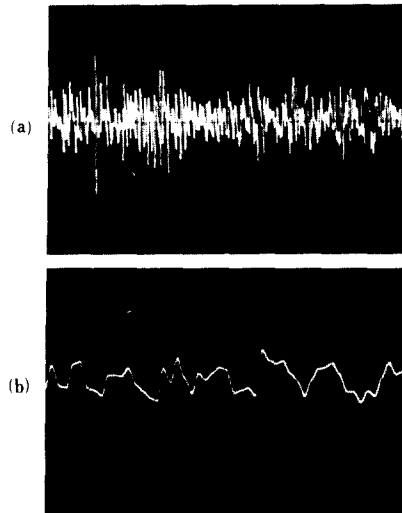


그림 8. 회내운동의 근전도신호
Fig. 8. EMG signal of pronation movement.

2. 근전도신호의 안정성(stationarity)

근전도신호가 안정한 신호인지를 고찰해 보는 것은 매우 의미가 크다. 왜냐하면 근전도신호가 안정하지 않으면 근전도신호의 선형모델링은 의미가 없게 되기 때문이다. 만일, 근육에 가해지는 자극이나 혈액 또는 산소의 공급이 일정하게 유지된다면 근전도신호는 안정하다고 볼 수 있다. 그러나, 일반적인 경우는 근육의 상태가 변화가 없을지라도 근육 시스템의 생리적인 성질로 인하여 불안정한 성질을 갖는다.¹²⁾ 그런데, 실제 신호식별에 필요한 데이터는 아주 짧은 시간안에 얻어질 수 있으므로 근전도신호를 추출해서 여러 개로 나누는 구간에 대하여 통계적인 성질(평균, 분산)이 크게 변화하지 않으면 안정하다고 볼 수 있다. 안정성을 검증하는 방법은 Bendat와 Piersol¹³⁾에 의해 제안되었는데 근전도신호 $X(t)$ 를 N 개의 등간격으로 나눈 다음 각 간격에서 평균과 평균제곱값 혹은 분산을 각각 구해서 Run 테스트를 이용하여 비교 검토하는 방법으로 표 1 과 그림 9 에 표시되어 있다.

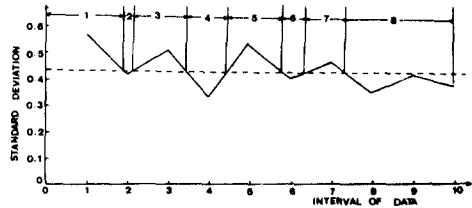


그림 9. 근전도신호의 안정성 검증
Fig. 9. Stationarity test of EMG signal.

표 1. 각 구간의 통계값
Table 1. Interval statistical value.

statistical value interval	mean	standard deviation
1	-0.059	0.562
2	-0.038	0.402
3	-0.040	0.509
4	-0.067	0.329
5	-0.048	0.530
6	-0.003	0.396
7	-0.036	0.460
8	-0.061	0.343
9	-0.057	0.425
10	-0.006	0.371

안정성 검증은 유의수준(level of significance)을 이용하였다. 즉, $n=N/2$ 일때 실행된 run 수가 $\gamma_{n:1-\alpha/2}$ 와 $\gamma_{n:\alpha/2}$ 사이에 있으면 가설이 인정되고 그렇지 않으면 기각된다. 여기서 N은 구간의 갯수이며 α 는 유의수준이다. 유의수준 α 를 0.05로 가정했을때 Run distribution table⁽¹¹⁾에 의해 $\gamma_{5:1-\alpha/2}=\gamma_{5:0.975}=2$ 이며, $\gamma_{5:\alpha/2}=\gamma_{5:0.025}=9$ 이다. 즉, run 수가 2와 9 사이에 존재하면 가설이 인정되는데 그림 9에서 알 수 있는 것과 같이 γ 은 8 이므로 안정성이 인정된다. 근전도신호의 데이터 5,000개를 파일에 저장하여 실험을 수행하였으며 위의 결과로 실제 기능분리하는데 필요한 데이터 200개 안에서는 근전도신호가 안정하다는 것을 알 수 있었으며, 선형모델링의 타당성을 확인할 수 있었다.

3. 모델오차 및 차수선택

모델오차의 자기상관함수를 구함으로써 근전도신호의 AR모델의 타당성을 고찰해 볼 수 있다. 그림10은 모델오차신호의 자기상관함수를 구한 결과이다. 이 결과로 모델의 오차신호가 대역폭이 제한된(band-limited) 백색잡음으로 간주할 수 있다. ℓ 이 증가될 수록 값이 감소하는 것은 신호의 상호간격이 멀어질수록 상관관계가 현저하게 감소함을 의미한다.

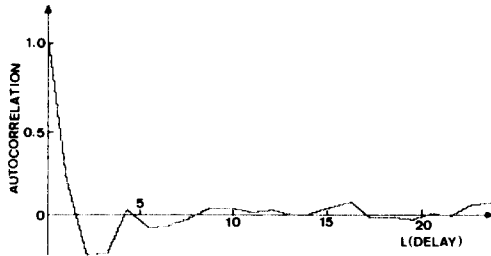


그림10. 모델오차의 자기상관함수
Fig. 10. Autocorrelation function of model error.

시계열분석에서 모델의 차수를 정하는 것은 매우 중요한 문제인데 이에 관한 식으로는 AIC(Akaike information criterion)와 FPE(Final prediction error)가 있으며 각각의 식은 다음과 같다.⁽¹¹⁾

$$FPE = \left(\frac{N+P-1}{N-P-1} \right) V_p \tag{26}$$

$$AIC = \ln(V_p) + 2(P+1)/N \tag{27}$$

여기서 V_p 는 오차의 분산, N은 데이터 갯수, P는 차수이다.

근전도신호의 선형모델에 적용시킨 결과 각 기능에 대하여 조금씩 변동이 있기는 하지만 P=4, 5의 값을 구할 수 있었다. 그러므로 본 연구에서는 P=4를 선택하였으며 AIC의 결과와 FPE의 결과가 거의 일치함을 확인하였다.

표 2에 차수를 조금씩 변화시켰을 때의 매개변수 추정값이 나타나 있다.

표 2. 차수변화에 따른 매개변수 추정값의 비교
Table 2. Comparison of parameter estimate for the change order.

order value	2	3	4	5	10	15	20
a ₁	1.315	1.173	1.125	1.112	1.058	1.058	1.057
a ₂	-0.652	-0.364	-0.444	-0.442	-0.424	-0.425	-0.425
a ₃		-0.217	0.040	0.014	-0.025	-0.026	-0.021
a ₄			-0.220	-0.154	-0.189	-0.189	-0.197
a ₅				-0.058	-0.167	-0.169	-0.165
a ₆					0.135	0.135	0.130
a ₇					-0.077	-0.084	-0.087
a ₈					-0.050	-0.049	-0.055
a ₉					-0.073	-0.072	-0.076
a ₁₀					-0.034	-0.046	-0.034
a ₁₁						0.015	0.003
a ₁₂						-0.039	-0.052
a ₁₃						0.026	0.016
a ₁₄						0.001	-0.017
a ₁₅						-0.021	0.059
a ₁₆							-0.076
a ₁₇							0.008
a ₁₈							-0.051
a ₁₉							0.081
a ₂₀							-0.035

4. 알고리즘에 대한 비교 및 매개변수 추정값

순환형 최소제곱법과 Levinson-Durbin 알고리즘으로 계산한 결과가 표 3에 나타나 있다. 여기서 RF는 순환형 최소제곱법을 사용한 굴곡운동의 결과값을 의미하며 PF는 Levinson-Durbin 알고리즘을 사용한 굴곡운동의 결과값을 의미한다. 두 알고리즘의 연산횟수를 비교해 보면 표 4와 같으며 각 기능에 대한 매개변수 추정치의 결과가 그림 11, 12에 표시되어 있다.

표 3. 각 기능에 대한 매개변수 결과

Table 3. Parameter result for each function.

parameter function	a_1	a_2	a_3	a_4
RF 1	1.206	-0.558	0.099	-0.217
RF 2	1.209	-0.675	0.187	-0.264
RF 3	1.173	-0.686	0.211	-0.229
PF 1	1.125	-0.444	0.040	-0.220
PF 2	1.164	-0.624	0.186	-0.287
PF 3	1.174	-0.681	0.216	-0.234
RE 1	0.953	-0.467	0.017	-0.037
RE 2	0.845	-0.288	-0.131	-0.033
RE 3	1.029	-0.407	0.060	-0.187
PE 1	0.871	-0.396	-0.008	-0.035
PE 2	0.832	-0.293	-0.136	-0.041
PE 3	1.049	-0.452	0.068	-0.177
RS 1	0.621	-0.400	0.062	-0.117
RS 2	0.634	-0.373	0.076	-0.063
RS 3	0.641	-0.365	0.002	-0.035
PS 1	0.628	-0.413	0.070	-0.117
PS 2	0.633	-0.388	0.086	-0.006
PS 3	0.636	-0.342	-0.015	-0.006
RP 1	0.267	-0.217	-0.038	-0.217
RP 2	0.321	-0.206	-0.008	-0.138
RP 3	0.534	-0.196	-0.041	-0.049
PP 1	0.262	-0.218	-0.050	-0.220
PP 2	0.321	-0.206	-0.103	-0.148
PP 3	0.531	-0.190	-0.051	-0.047

표 4. 알고리즘의 연산횟수

Table 4. Iteration number of algorithm.

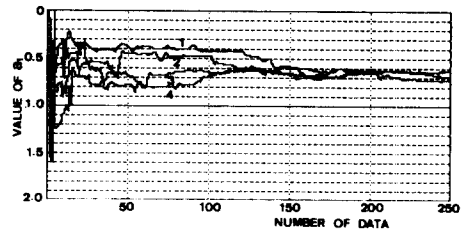
Algorithm	Iteration number
Recursive least square algorithm	$N(P^2/2) + P^3/6$
Levinson-Durbin algorithm	$N(P) + 5P^2/2$

이 그림들은 같은 기능을 4개씩 실험하여 두 알고리즘에 의한 첫번째 매개변수 a_1 의 추이과정을 그린 것이다. 두 알고리즘에 대한 결과값들은 안정되어 있으며 Levinson-Durbin 알고리즘의 결과가 순환형 최소제곱법보다 수렴성면에서는 더 나은 것을 알 수 있다.

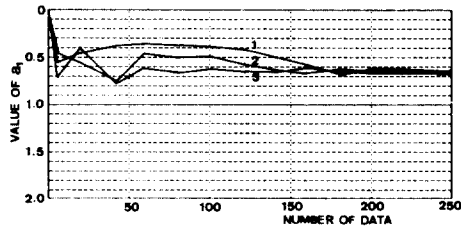
피검자가 다를때의 매개변수 추정치는 피검자마다 다르지만 같은 기능에 대해서는 거의 동일한 값을 가지는 것을 확인할 수 있었으며 표 5에 이에 결과가 나타나 있다.

5. 샘플링 주파수

그림 13은 샘플링 주파수를 250, 500, 1,000, 2,000,



(a)



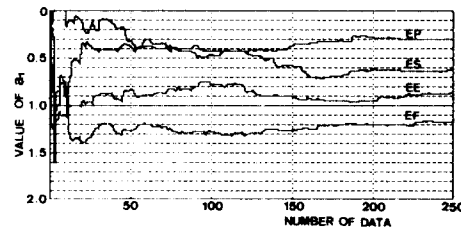
(b)

그림 11. 회외운동에 대한 수렴성

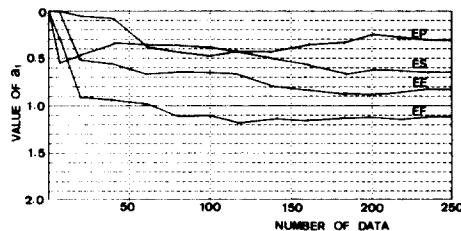
(a) 순환형 최소제곱법 (b) L-D 알고리즘

Fig. 11. Convergence for supination movement.

(a) RLSA method (b) L-D algorithm



(a)



(b)

그림 12. 각 기능의 매개변수 수렴성

(a) 순환형 최소제곱법 (b) L-D 알고리즘

Fig. 12. Parameter convergence of each function.

(a) RLSA method, (b) L-D algorithm.

4,000Hz로 변화시켜 가면서 얻은 결과이다. 주파수가 증가할 수록 각 기능에 대한 a_1 의 영역들이 점점 겹쳐지는 것을 알 수 있다. 샘플링 주파수를 점점 높게

표 5. 피검자 J. M. H.의 매개변수 결과
Table 5. Parameter results of subject J. M. H.

parameter function	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄
F 1	0.993	-0.115	-0.155	0.033
F 2	0.952	-0.214	-0.021	-0.091
F 3	1.155	-0.322	-0.162	0.002
E 1	0.868	-0.098	-0.011	-0.105
E 2	0.744	-0.109	-0.023	-0.069
E 3	0.694	-0.069	0.120	-0.141
S 1	0.243	-0.222	-0.004	-0.115
S 2	0.250	-0.137	0.008	-0.090
S 3	0.272	-0.043	-0.098	-0.045
P 1	0.596	0.016	-0.014	-0.145
P 2	0.594	-0.172	0.206	-0.134
P 3	0.475	-0.042	-0.092	0.029

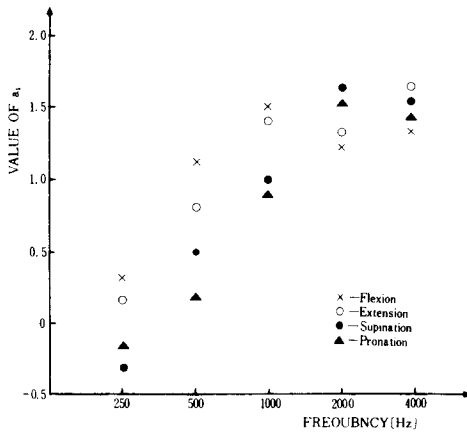


그림 13. 샘플링 주파수 변화에 의한 a₁의 값
Fig. 13. Parameter a₁ for various sampling frequencies.

되면 신호의 상관관계가 감소하여 신호의 정보가 오히려 손실되기 때문에 각 기능에 대한 신호의 매개변수 값이 비슷한 값으로 된다.

실제로, Schweizer등(1979)¹¹²⁾과 Inbar(1984)¹¹³⁾등은 근전도신호의 대부분의 정보가 10~230Hz안에 분포되어 있다고 증명했으며 이런 관점에서 정보를 포함하는 가장 높은 주파수의 2배 즉, 500Hz로 하는 것이 이론적으로도 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 그림14의 (a)는 8초 동안 팔을 임의로 움직였을 때의 근전도신호이고 (b), (c), (d)는 각각 500Hz, 1000Hz, 2000Hz로 샘플링 했을 때의 신호를 시간축상으로 확대한 것

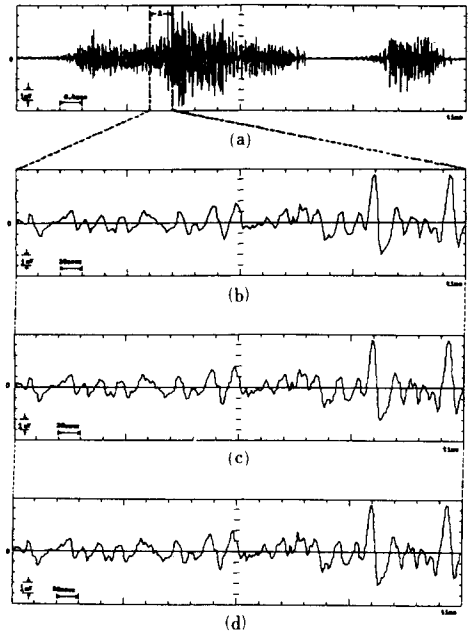


그림 14. 샘플링 주파수 변화에 의한 근전도 신호
(a) 근전도 신호 (b) 0.5KHz (c) 1 KHz (d) 2 KHz

Fig. 14. EMG signal for various sampling frequencies.
(a) EMG signal. (b) 0.5KHz. (c) 1 KHz. (d) 2 KHz.

인데 이 역시 위 결과를 뒷받침 해 주고 있다.

6. 전극의 위치와 분산값에 대한 영향

본 실험에서는 전극의 위치를 이두박근-이두박근, 이두박근-삼두박근, 삼두박근-삼두박근 등으로 고정시키고 매개변수 추정을 한 결과 전극이 이두박근-삼두박근에 각각 부착되었을 때 가장 좋은 결과를 나타냈으며 표 6에 표시되어 있다. 이것은 이두박근과 삼두박근이 항근-길항근(agonist-antagonist muscle)으로 작용하기 때문이다.

신호의 분산은 힘에 비례하므로 본 실험에서는 힘의 기준값으로 분산값을 이용하여 실험을 한 결과 분산값에 관계없이 매개변수값이 나타남을 알 수 있었다. 이에 관한 결과가 표 7에 나타나 있다.

7. 기능분리 방법

기능분리 방법은 앞서 언급한 병렬 필터링법과 Bayesian 판별법에 대해 고찰하고자 한다. 병렬 필터링법을 이용하여 얻은 결과가 표 8에 표시되어 있다.

표 8은 각 기능당 50번씩 실험을 해서 각 기능에 대

표 6. 전극의 위치에 따른 매개변수 결과

Table 6. Parameter results for various electrode position.

function	position of electrode		B-B	B-T	T-T
	parameter				
F	a_1		1.169	1.121	0.781
	a_2		-0.672	-0.474	-0.271
	a_3		-0.199	-0.121	-0.311
	a_4		-0.221	-0.051	0.149
E	a_1		1.092	0.783	0.653
	a_2		-0.413	-0.262	-0.331
	a_3		-0.035	-0.125	-0.081
	a_4		-0.065	-0.040	-0.071
S	a_1		1.157	0.470	0.403
	a_2		-0.436	-0.318	-0.422
	a_3		-0.102	-0.013	0.078
	a_4		-0.019	-0.075	-0.142
P	a_1		0.901	0.209	0.421
	a_2		-0.350	-0.172	-0.298
	a_3		0.053	-0.064	-0.113
	a_4		-0.120	-0.190	-0.036

표 7. 분산값 변화에 따른 매개변수 a_1 의 값

Table 7. Parameter a_1 for various variances.

function	statistical value		parameter a_1
	variance		
F	F 1	232.4	1.1660
	F 2	305.4	1.1734
	F 3	392.1	1.2093
	F 4	442.0	1.2069
E	E 1	48.1	0.9532
	E 2	80.6	0.8451
	E 3	148.4	1.0292
	E 4	164.4	1.0099
S	S 1	96.6	0.6343
	S 2	154.1	0.6603
	S 3	175.7	0.6211
	S 4	192.8	0.6410
P	P 1	66.2	0.3214
	P 2	90.8	0.2874
	P 3	105.0	0.5347
	P 4	172.0	0.4336

해 얻은 결과이다. 회내운동은 100% 인식되었고, 굴곡운동에서 구별할 수 없는 것이 6번, 다른 기능으로 인식한 것이 7번이나 된 이유는 굴곡운동의 매개변수 범위와 겹치는 경우가 있어서 다른 기능으로 오인식되기 때문이다. 회외운동에서도 신전운동과 회내운동의 각 매개변수들이 부분적으로 겹치기 때문에 일어난 것

표 8. 병렬 필터링법에 의한 기능인식 결과

Table 8. Function recognition using parallel filtering.

function	Flexion	Extension	Supination	Pronation	None
Flexion	37	7	-	-	6
Extension	3	45	-	-	2
Supination	-	4	43	3	-
Pronation	-	-	-	50	-

으로 생각된다. 각 기능에 대한 인식율은 굴곡운동 74%, 신전운동 90%, 회외운동 86%, 회내운동 100%이다. Bayesian 판별법을 이용하여 얻은 결과는 그림 15와 표 9에 나타나 있다. 굴곡운동은 84%, 신전운동은 92%, 회외운동은 90%, 회내운동은 96%의 인식율을 얻었다. 이것을 병렬 필터링법과 비교하면 그림 16과 같다. 그림에서 볼 때 병렬필터링법보다 Bayesian 판별법이 인식율에서 더 우수하다는 것을 알 수 있다.

위의 4 가지 기본기능 외에 각 기능이 복합적으로 일어날 경우는 굴곡+회내, 굴곡+회외, 신전+회외,

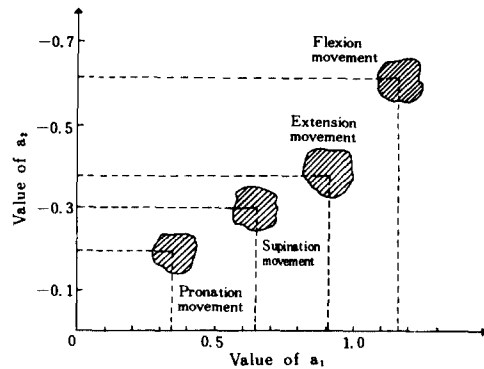


그림 15. 각 기능과 매개변수 값의 관계

Fig. 15. Relationship between functions and parameters.

표 9. Bayesian 판별법에 의한 기능인식 결과

Table 9. Function recognition using Bayesian discrimination.

function	Flexion	Extension	Supination	Pronation	None
Flexion	42	5	-	-	3
Extension	1	46	1	-	2
Supination	-	2	45	3	-
Pronation	-	-	1	48	1

신전+회내 등의 경우인데 이것을 매개변수의 추정치를 이용하여 그림을 그리면 다음과 같다. (그림17참조) 즉, a_1 의 값 혹은 a_2 의 값 독립적으로는 분리가 되지 않았음을 볼 수 있다. 서로 다른 근육의 상호종속성 때문에 매개변수 값의 확실한 분리가 되지 않으므로 앞으로 복합운동에 대한 기능분리 방법 혹은 새로운 접근방법이 계속 선행되어야 할 것이다.

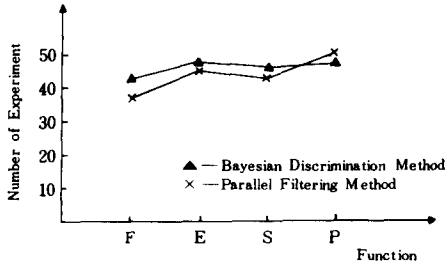


그림 16. 병렬 필터링법과 Bayesian 판별법의 인식율 비교

Fig. 16. Comparison of recognition rate using parallel filtering method and Bayesian discrimination method.

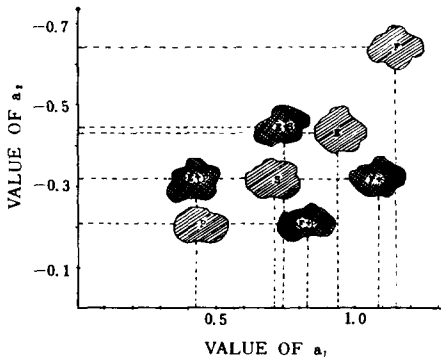


그림 17. 복합기능과 매개변수 값의 관계
Fig. 17. Relationship between compound functions and parameters.

Ⅶ. 결 론

본 연구는 다기능 보철제어를 위하여 시계열 분석법을 근전도 신호처리에 적용하고 최적 기능분리 조건을 제시하여 4개의 기본기능에 대하여 신호를 식별한 것으로 얻어진 결과는 다음과 같다.

1. 근전도신호를 AR모델로 가정하여 4가지 기능에 대해 분리를 시도한 결과 뚜렷한 매개변수의 분리를 확인할 수 있었다.

2. 근전도신호가 광의의 안정한 과정임을 증명하고 gaussian 과정에 근사화시킴으로써 AR 선형모델링의 타당성을 입증하였다.

3. 매개변수 추정치의 결과로 얻은 결론은 다음과 같다.

① 매개변수 추정 알고리즘은 순환형 최소제곱법보다 Levinson-Durbin 알고리즘이 근전도신호의 기능분리에는 더 효과적인 알고리즘인 것을 알 수 있었다.

② 차수선택은 AIC와 FPE 방법에 의해 실행되었는데 최적차수는 4 이다.

③ 전극은 이두박근과 삼두박근에 부착시켰을 때 가장 좋은 기능분리 결과를 얻었다.

④ 샘플링 주파수는 250Hz, 500Hz, 1KHz, 2KHz, 4KHz를 선택하여 실행한 결과 500Hz일때 가장 좋은 기능분리 결과를 얻었다.

⑤ 피검자에 따라 매개변수 추정치가 동일하지는 않았으나, 같은 기능에 대해서는 거의 동일한 매개변수 결과치를 얻었고, 피검자 마다 각 기능에 대하여 뚜렷한 기능분리를 나타냈으며 신호의 매개변수 값은 분산 값에 거의 영향을 받지 않았다.

4. 기능분리 인식방법은 병렬필터링법 보다 Bayesian 판별법이 더 적합하였다.

본 연구의 결과는 다기능 보철제어 시스템에 실제로 적용시킬 수 있으며, 나아가서는 인간-기계 시스템 제어에 응용될 수 있으리라 기대된다.

参 考 文 献

[1] IEEE EMB society, "Rehabilitation engineering", *IEEE, EMB-1*, 1982.
 [2] E. Kwatny, D.H. Thomas and H.G. Kwatny, "An application of signal processing technique to the study of myoelectric signals", *IEEE, BME-17*, 1970.
 [3] D. Graupe, J. Manussen and A.A. Beex, "A microprocessor system for multifunctional control of upper limb prosthesis via myoelectric signal identification", *IEEE, AC-23*, 1978.
 [4] G.N. Saridis and T.P. Goote, "EMG pattern analysis and classification for a prosthesis arm", *IEEE, BME-29*, 1982.
 [5] P.C. Doerschuk, D.E. Gustafson and A.S. Willsky, "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis", *IEEE, BME-30*, 1983.
 [6] H. B. Evans, Z. Pan, P.A. Parker and R.N. Scott, "Signal processing for proportional

- myoelectric control”, *IEEE, BME-31*, 1984.
- [7] J.S. Bendat, Principle and applications of random noise theory, Krieger pub. company, 1977.
- [8] J.H. Lanning and R.H. Battin, Random process in automatic control, Krieger pub. company, 1977.
- [9] D. Graupe, V.K. Jain and J. Salahi, “A comparative analysis of various least square identification algorithm”, *Automatica*, vol. 16, 1980.
- [10] S.M. Kay and S.L. Marple, “Spectrum analysis-a modern perspective”, *Proc.IEEE*, vol. 69, 1981.
- [11] J.S. Bendat and A. Piersol, Measurement and analysis of random data, Wiley, 1966.
- [12] T.W. Schweizer, J.W. Fitzgerald, J.A. Bawden and P. Lynnedavis, “Spectral analysis of human inspiratory diaphragmatic electromyogram”, *J. Appl. Physiol.; Respirat. Environ. Exercise Physiol.*, vol. 46, 1979.
- [13] G.H. Inbar and A.E. Novjain, “On surface EMG spectral characterization and its application to diagnostic classification”, *IEEE, BME-31*, 1984.
-