

근전도의 패턴분류와 근력 추정에 관한 연구

권장우 · 장영건 · 정동명 · 홍승홍

= Abstract =

A Study on the Pattern Classification of EMG and Muscle Force Estimation

Jang Woo Kwon, Young Gun Jang, Dong Myung Jung, and Seung Hong Hong

In the field of prosthesis arm control, the pattern classification of the EMG signal is a required basis process and also the estimation of force from collected EMG data is another necessary duty.

But unfortunately, what we've got is not real force but an EMG signal which contains the information of force. This is the reason why we estimate the force from the EMG data.

In this paper, when we handle the EMG signal to estimate the force, spatial prewhitening process is applied from which the spatial correlation between the channels are removed. And after the orthogonal transformation which is used in the force estimation process, the transformed signal is inputted into the probabilistic model for pattern classification.

To verify the different results of the multiple channels, SNR(signal to noise ratio) function is introduced.

1. 서 론

EMG신호 처리의 분야는 크게 진단 의학[5-7]이나 스포츠 과학 분야와 재활공학 분야의 보철 제어(prosthetic control) 응용[1-4][6][8]으로 나눌 수 있다. 보철 제어를 위한 신호 처리에 대한 연구로서 아티팩트(artifact)를 줄이거나 신호대 잡음비를 높이는 방식에 관한 연구[1-2][4][9][11-13],

기능 분리의 신뢰도 및 정도를 높이는 방식에 관한 연구[3-4], 실시간 처리에 관한 연구[2][11]와 근력 추정에 관한 연구 등이 있다. Hefftner[11-12]등은 FNS(functional neuromuscular stimulation)를 하기 위한 제어 신호로서 EMG신호를 해석하는데 있어 4차 AR(autoregressive) 모델을 도입하였고 1차 AR파라미터값이 비교적 여러가지 아티팩트에 둔감하다는 것을 밝혀냈다. Scott[4]등은 Logarithmic 중폭기와 칼만 필터를 도입하여 0.8초까지의 신호에 대해 탐지 레벨로서 0.15정도의 오확률을 보였다.

〈접수 : 1992년 1월 10일〉
인하대학교 전자공학과
Dept. of Electronic Eng., Inha University

기능분리에 대한 연구로서는 Graup[15] 등이 ARMA(autoregressive moving average) 모델을 적용하여 마이크로 프로세서로 구현하였으며 0.15~0.2초 이내에 완전한 분리를 할 수 있었고 85% 정도의 성공율을 보였다. Saridis[3, 6] 등은 영교차수와 베어리언스를 이용하여 6개의 기본운동으로 구성된 27가지 운동에 대해 85~90%의 운동이 최대 오분류 확률 추정치 10% 미만으로 분리될 수 있었다. Willsky 등은 4개 채널로 다중 모델가정 탐지법(multiple-model hypothesis detection method)을 적용하여 6개의 팔운동을 분리해 냈는데 신호의 공간적, 시간적 상관성을 처음으로 이용한 방식이다. Triolo[13] 등은 기능 분리에 탁월한 병렬 필터링 팔 기능 분류기와 신호대잡음비에서 우수한 다중 채널 근전 처리기를 결합한 완벽하고 견고한 다중 채널 시계열 근전 처리기를 제안하였다. 최근에 와서는 Heftner[1-2], Graupe 등에 의해 FNS분야에 EMG기능분리에 의한 보철 제어가 활발히 적용되고 있다.

본 논문에선 공간적 프리 화이트닝 기법을 이용한 근력(muscle force) 추정과 통계적 분류법인 Saridis 등에 의해 제안된 확률 모델(probabilistic model)에 의한 기능 분리를 합성하였다. 또한 검출기의 분리 감도를 약화시키지 않기 위해 단일 근전 처리기(myoprocessor)에 다중채널의 근전도를 결합시키는 방법을 시도하였다(그림 2. 1 참조). 합성의 목적은 첫째 기능 분리와 근력 추정의 병렬적 처리와 둘째 근력 추정 과정에서 발생하는 직교 변환을 이용한 기능 분리 오인식율의 감소에 있다.

2. 본 론

2.1 근전도의 모델링

근전도를 영 평균 가우시안 분포인 랜덤프로세스라 하면[1]

$$P\{M(t)\} = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma(F))} \exp[-1/2 \cdot M^2(t)/\sigma(F)^2]; E\{M(t)\} = 0 \quad (2.1)$$

라 가정할 수 있다.

근전도가 조건부 독립 사건들의 합이므로 대수

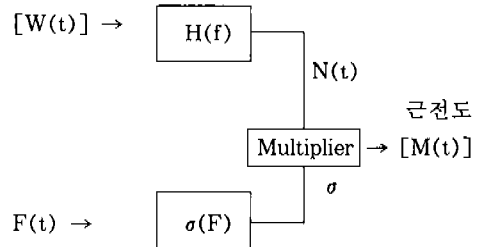
(large number)의 법칙에 의해 식 2.1이 성립되고, 이것은 실험을 통해 확인되었다.[10].

근전도의 분산값을 비선형적인 근력의 함수에 의해 다음과 같이 가정하자.

$$\sigma^2 = \sigma^2[F(t)] \quad (2.2) [1]$$

근전도의 연속적인 값들간의 시간 의존성은 상호상관 함수나 주파수 전력밀도로 나타낼 수 있다. 근전도의 전력 밀도 형태는 힘에 불변(invariant)이며 독립이다. 그림 2. 1은 근전도 발생의 수학적 모델을 나타낸다.

영평균 가우스 백색잡음 SHAPING FILTER(전극과 표피간의 영향을 나타냄)



근력(muscle force)

근력과 근전도와의 정적 관계(static relation)

그림 2.1 근전도의 수학적 모델

Fig. 2.1 A mathematical Model of EMG

2.2 근력 추정

주어진 근력 F에 의한 유한개의 근전도 샘플의 조건 확률은

$$P(M/F) = P(M_1, \dots, M_n/F), M = [M(t_1), \dots, M(t_n)]^T \quad (2.3)$$

이다. 근력의 최대 확률 추정치는 다음과 같이 정의된다.

$$\frac{d}{dF} P(M/F) | F = F = 0$$

$$M = M_0$$

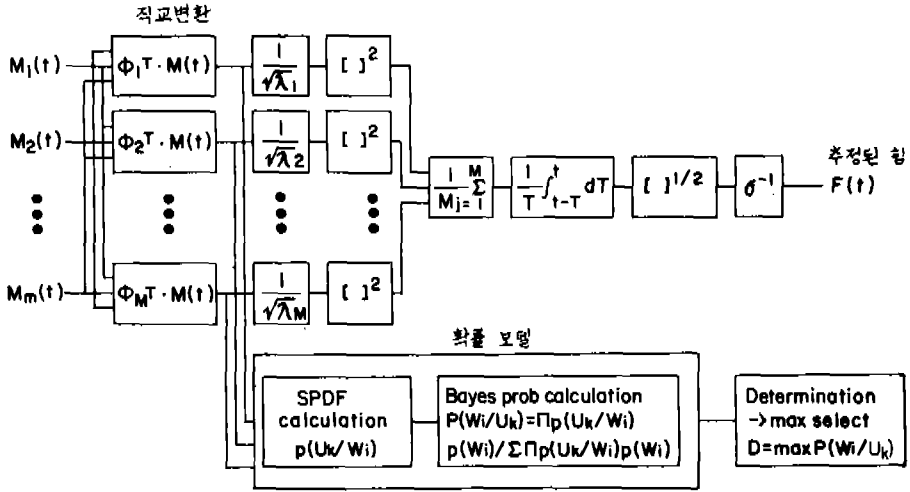
F는 근력의 최적 추정자, Mo는 측정된 근전도이다.

각각의 샘플들은 다음기 분포를 따르고

$$P(M_i/F) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma(F))} \cdot \exp[-1/2 \cdot M_i^2/\sigma(F)^2] \quad (2.4)$$

; i=1,2,3,...,N

P(M/F)는 다음 같이 주어진다.



SPDF : Sample Probability Distribution Function

그림 2·2 전체 처리 과정
Fig. 2·2 Whole system process

$$P(M/F) = \prod_{i=1}^N P(M_i/F) \quad i=1$$

근전도 M의 공간적 상관성을 제거한 신호는 공분산 행렬을 이용 $U(t) = \Phi^T \cdot M$ 로 (Φ 는 Eigenvector) 나타낼 수 있고 수학적 편의성을 위해 오소노말(orthonormal)하게 변환을 시키면 변환된 N개의 연속적인 근전도 샘플 $U_1, U_2, U_3, \dots, U_N$ 은

$$U_i = U(t_i) = [U_i(t_i), \dots, U_j(t_i), \dots, U_m(t_i)]^T \quad (2.6)$$

가 되고 (Λ 는 Diagonal 행렬, λ 는 고유치)

$$W = \Lambda^{-1/2} \cdot U = \Lambda^{-1/2} \cdot \Phi^T \cdot M$$

$$\sum_{j=1}^M \frac{U_{ij}^2}{\Lambda_j} = U_i \cdot \Lambda^{-1} \cdot U = W^i \cdot W = \sum_{j=1}^M W_j^2 \quad (2.7)$$

프리화이트닝 변환을 이용하면 F는,

$$F = \sigma^{-1} \left\{ \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M W_{ij}^2 \right]^{1/2} \right\}$$

로 주어지며 F의 평균치는 다음과 같다.

$$E\{F\} = \left\{ \frac{\Gamma(P/2 + 1/2a)}{\Gamma(P/2)} \right\} [2/P]^{1/2a} \cdot F \quad (2.8)$$

여기서, $P = -0.5B_s$ 이고 $\Gamma(\)$ 는 감마 함수이며 B_s 는 통계적 대역폭이다.

B_s 는 아래의 식에서 구하는데 여기서 $G(f)$ 는 전력 밀도이다.

$$B_s = \frac{[\int_0^\infty G(f) df]^2}{\int_0^\infty G(f)^2 df} \quad (2.9)$$

F의 평균을 원하는 신호로 간주하고 이것의 분산을 잡음으로 간주하고 유도하면 신호대 잡음비는 결과적으로[1]

$$SNR = \left[\frac{\Gamma(P/2 + 1/a) \cdot \Gamma(P/2)}{\Gamma(P/2 + 1/2a)^2} - 1 \right]^{-1/2} = \text{상수} \quad (2.10)$$

로 표현할 수 있다.

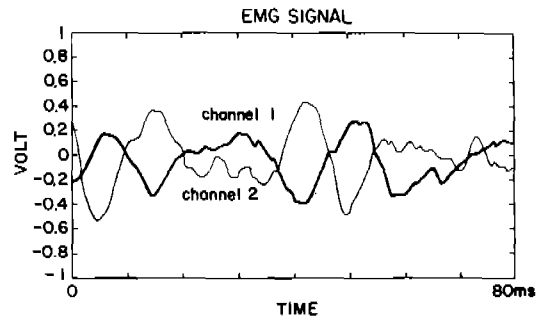


그림 2·3 근전도 신호(좌향선회 운동)

Fig. 2·3 EMG signal (left side movement)

W_j 각각은 모두 같은 분산값 $\sigma(F)^2$ 를 갖고 있고 이를 통해 M 의 직교 성분의 상관성이 제거되었고 같은 크기의 분산을 갖는 W 로 변환되었다. 그림 2.2는 전체 처리 과정을 나타낸다. 그림 2.3은 증폭한 근전도를 시간축에 대해 나타낸 그림이고 그림 2.4는 그림 2.3의 신호를 직교 변환하여 시간축에 대해 나타낸 그림이다.

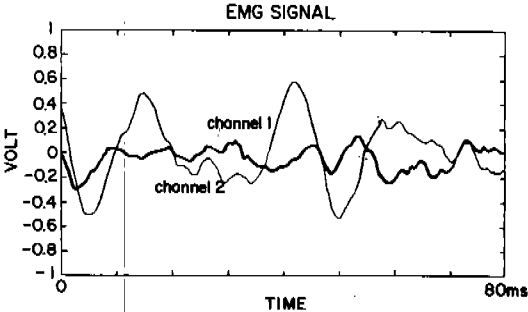


그림 2·4 직교 변환된 근전도 신호(좌향선회 운동)
Fig. 2·4 Orthogonal transformed signal (left side movement)

2·3 확률 모델

운동 종류 및 속도를 규정하는 어떤 임의의 근육 명령 신호 (m, s) 에 대해 측정된 신호에서 어떤 영교차수 및 분산 (M_z, M_v) 을 갖을 확률을 $P\{(M_z, M_v)/(m, s)\}$ 라 하면

$$P\{(M_z, M_v) = (M_z^1, M_z^2, M_v^1, M_v^2)/(m, s)\} = P\{(M_z = (M_z^1, M_z^2)/M_v = (M_v^1, M_v^2), (m, s)\} \cdot P\{(M_v = (M_v^1, M_v^2)/(m, s)\} \quad (2.11)$$

;이 때 1, 2는 서로 다른 EMG신호 취득 위치가 성립한다. 이때 M_z 는 근사적으로 이항 분포를 갖고 M_z^1 와 M_z^2 는 서로 독립적이라고 가정하면

$$P\{X_z = (M_z^1, M_z^2)^T / M_v = (M_v^1, M_v^2)^T\} = \left[\begin{matrix} N \\ M_z^1 \end{matrix} \right] a_1 M_z^1 z^{1-a_1} (1-a_1)^{N-M_z^1} \left[\begin{matrix} N \\ M_z^2 \end{matrix} \right] a_2 M_z^2 z^{2-a_2} (1-a_2)^{N-M_z^2} \quad (2.12)$$

; a_1, a_2 는 1, 2 패턴의 영교차가 일어날 확률, N 는 플레임당 샘플링수 이때 $N a_1 [2] (1-a_1 [2]) \gg 1$ 이면 계산의 단순화를 위해 Demoiivre Laplace Theorem의 도입이 가능하다. 따라서 식 (2·12)은

$$P\{(M_z, M_v) = (M_z^1, M_z^2, M_v^1, M_v^2)/(m, s)\}$$

$$1/(2\pi \sqrt{a_1 a_2 (1-a_1)(1-a_2)}) \exp\{-[M_z^1 - N a_1]^2 / 2 N a_1 (1-a_1) + (M_z^2 - N a_2)^2 / 2 N a_2 (1-a_2)\} \quad (2.13)$$

으로 근사화 할 수 있다. 또한 EMG신호가 평균이 0인 가우시안 분포를 갖고 에르고딕(ergodic)하다고 가정하면

$$M_v = \pi/2 \cdot M_a^2 \cdot M_a \text{는 EMG신호의 절대적 분치} \quad (2.14)$$

의 식이 성립하므로 확률 계산시 분산 패러메터가 절대적 분치 패러메터로의 변환이 가능하여

$$P\{(M_z^1, M_z^2)^T / (m, s)\} = [1/\pi^2 M_a^1 M_a^2] P\{M_a = (2/\pi) (M_z^1, M_z^2)^T / (m, s)\} \quad (2.15)$$

의 식이 성립한다. 또한 절대적 분치는 기준 명령 (m, s) 주위에 가우시안 분포를 갖는 랜덤 변수로 모델링이 가능하다.^[9]

순차적 입력 신호 M_1, M_2, \dots, M_k 가 서로 독립적이라고 가정하면 그 베이즈 확률(bayes probability)은

$$P(W_i / M_1, M_2, \dots, M_k) = \prod_{j=1}^k P(M_j / W_i) P(W_i) / \sum_{j=1}^k \prod_{j=1}^k P(M_j / W_j) P(W_j) \quad (2.16)$$

식으로 나타낼 수 있다.

2·4 동작 판성

팔의 움직임에 따른 동작 판정을 위한 판별 규칙을 정하기 위해 확률 밀도 함수로 부터 우도 확률(likelihood probability)을 정의하면,

$$H(W_i, U^k) = \frac{\prod_{j=1}^N P(U_j | W_i) P(W_i)}{\sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^N P(U_j | W_i) P(W_i)} \quad (2.17)$$

이 된다. 여기서 U^k 는 실험에 의해 측정된 샘플이며 W_i 는 각 동작에 해당하는 근전도 신호의 패턴 분류로써

$$\sum H(W_i, U^k) = 1 : (m=8)$$

이 된다. 동작 판정을 위한 판별량(decision measure)을 $D(U^k)$ 로 정의하면 $D(U^k)$ 가

$$D(U^k) = \text{MAX}\{H(W_i, U^k)\} \quad (W_i : \text{기준패턴분류범위})$$

로 정의될 때 팔의 움직임에 대한 판별 규칙은 각 동작에 있어

$$H(W_i, U^k) = \text{MAX}\{H(W_i, U^k)\} \quad (2.18)$$

인 경우 판별량이 최대값을 갖게 되고 이 최대 판별량 값에서 $U^k \in W_i$ 이 되어 판정을 내리게 된다.

2.5 확률모델과 근전 처리기의 합성

근력 추정과 공간적인 상관성을 제거한 근전도를 입력으로 하는 기능 분리 확률 모델을 합성시 근전도 신호 $M(t)$ 의 상호 분산 행렬은 다음과 같이 정의된다.

$$C_m = E\{(M - \mu_m)(M - \mu_m)^T\} \quad (2.19)$$

단, $\mu_m = E\{M\}$

상호 분산 행렬 C 은 항상 positive semidefinite 성질을 만족하고

$$C_{ij} = E\{[M_i - \mu_i][M_j - \mu_j]\} \quad (2.20)$$

$$= C_{ji} \quad i, j=1, 2, \dots, N \text{ 이며}$$

$$C_m = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \dots & C_{1n} \\ \vdots & \sigma_i^2 & \vdots \\ C_{n1} & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

이다. 단, $\sigma_i^2 = M_{ii}$

근전도 $M(t)$ 는 (그림 2.3) 가우스 분포를 이루고 이것의 적교 변환된 새로운 신호 $U(t)$ 는 (그림 2.4)는

$$U(t) = \Phi^T \cdot M(t) \text{로 정의되고} \quad (2.21)$$

C_m 의 고유치는 특성 방정식 $C_m(F) \cdot \Phi = \Phi \cdot \Lambda(F)$ 에서 $\Phi \neq 0$ 의 해를 갖는 λ 값들이고 $\Phi^T \cdot \Phi = I$ 이다.

$\Lambda(F)$ 는 고유치의 diagonal 행렬로서

$$\Lambda(F) = \begin{bmatrix} \lambda_1(F) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_n(F) \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

이다. 고유치는 λ 는 $\det(C_m - \lambda I) = 0$ 을 (\det 는 determinant) 만족시키는 필요 충분조건이다. 작교 변환된 $U(t)$ 의 상호 분산 행렬 C_u 는 다음과 같이 주어진다.

$$C_u = E\{(U - \mu_u)(U - \mu_u)^T\}$$

$$= \Phi^T \cdot C_m(F) \cdot \Phi = \Lambda(F) \quad (2.24)$$

단, $\mu_u = E\{U\}$, $U = \Phi^T \cdot M$

근전도 $M(t)$ 는 가우스 분포이고 $U(t) = \Phi^T \cdot M$ 의 성형적 관계를 갖으므로 변환된 근전도 $U(t)$ 도 가우스 분포를 이루게 된다.

2.6 실험 방법

실험 대상자는 실제의 팔 장애자 대신에 팔의 불필요한 운동을 못하게 고안된 절단 모사기 (amputation simulator)(그림 2.5)를 사용한 정상인 (simulated amputee)을 선택하여 실험하였다.

증폭기의 이득은 500-300 사이에서 가변적으로 변화시켰고 대역 통과 여과기 (bandpass filter)의 통과 주파수는 10-2000Hz로 설정하였다. 획득하는 정보의 시간 프레임의 길이는 80ms이고 신호의 충실도를 높이기 위해 최대 유효 주파수의 5배인 10kHz를 샘플링 주파수로 하였다. 일회용 전극을 사용하였으며 어깨의 삼각근의 중심부와 끝부분에 각기 2개씩의 전극(쌍극법)을, 어깨 뼈 부분에 접지 전극을 부착하여 시험하였다. 모사 장애자가 조이스틱을 움직이기 시작하면 그것을 동기 신호로 EMG신호의 획득이 시작되며 240ms 동안 지속되

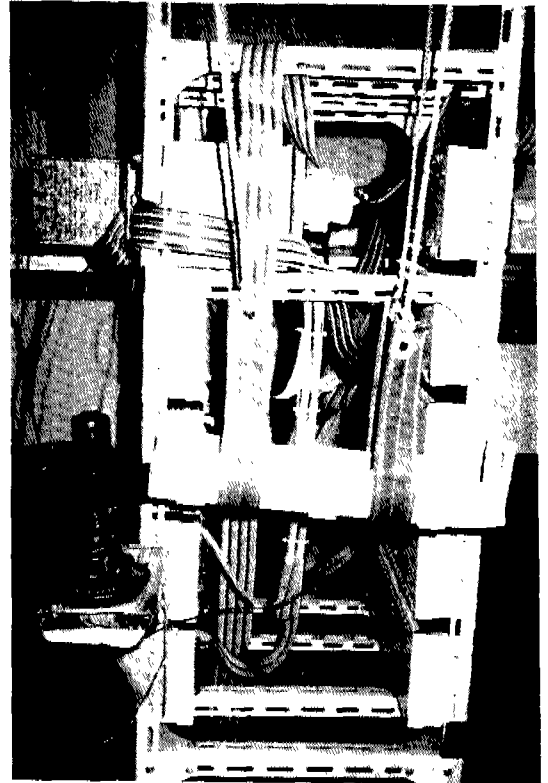


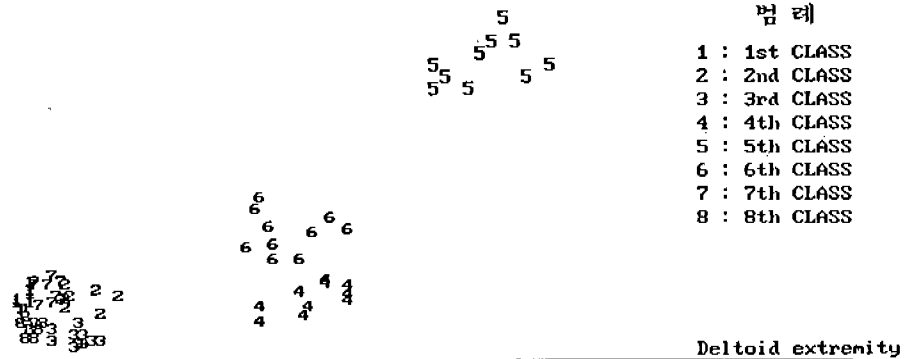
그림 2.5 절단 모사기

Fig. 2.5 Amputee simulator

고 그 신호를 저장한다. 조이스틱의 운전은 2차원 평면을 45° 각도로 나누어 8가지 운동형태로 구성되며 (표 2. 1) 각각의 운동에 대해 10회의 반복 실험을 하였으며, 매회마다 획득된 데이터를 CRT 화면에 표시하여 파형을 보고 잡음이나 아티팩트가 심하게 섞여 있는지를 판단하여 그 신호의 저장여부를 결정한다. 저장한 신호를 이용 힘을 추정하였고 기능 분리에 있어서는 힘추정의 일부 과정인 직교 변환 기입을 적용한 후 특징벡터를 추출

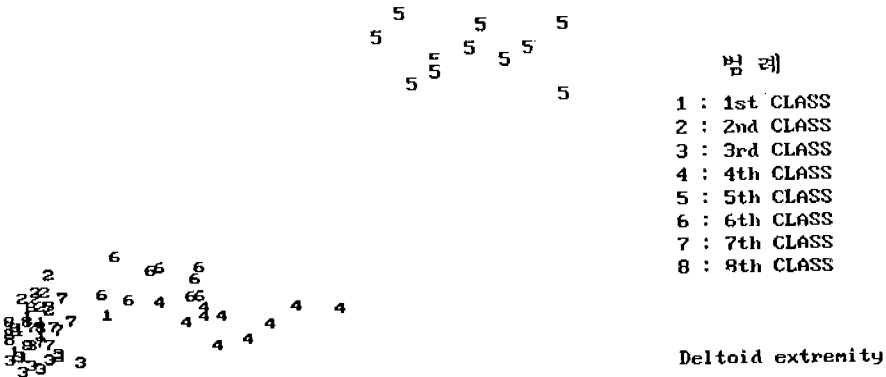
하고 오분류율을 비교하기 위해 획득된 신호 자체에서 특징 벡터를 추출하였다. 매회의 실험에서 각각의 운동마다 3개 프레임의 데이터가 획득되어 10회 전부를 성공적으로 마치면 30셋(sets)씩의 특징 벡터군이 획득된다. 그중 10셋(sets)의 특징 벡터군을 설계샘플로 취해 확률 모델을 적용한 분류기의 모델 파라미터 및 기준 벡터의 산출에 사용하였다. 분류기를 이용 오분류율을 구해본 결과를 그림 2. 6에 나타내었다. 그림 2. 6의 a)는 직교변

FEATURE SPACE OF ZEROCROSSING



a) 직교 변환을 한 경우
a) Using orthogonal transformation

FEATURE SPACE OF ZEROCROSSING



b) 직교 변환을 하지 않은 경우
b) No transformation

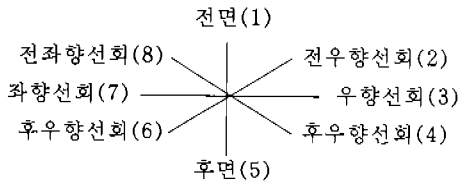
그림 2·6 확률모델에서 영교차율의 특성공간

Fig. 2·6 Feature space of zerocrossing in probabilistic model

환한 근전도를 이용, 기능 분리를 실시했을 때 영교차음의 특성 공간을 나타내고 b)는 직교 변환하지 않은 근전도를 이용, 기능 분리를 행했을 때의 영교차음에 의한 특성 공간을 나타낸다. 힘의 추정에 있어서는 특징 벡터 추출에 이용한 신호들을 FFT한 뒤 전력밀도를 구하고, 이를 이용하여 (식 2.0) 통계학적인 대역폭을 산출하였고 추정된 신호와 원신호 사이의 상관 계수를 구하여 편향성을 최대한 억제하는 범위에서 분산과 힘의 비선형 관계를 결정하는 계수인 a를 결정했다. 변화하는 힘의 크기는 힘을 최대로 하였을 때 수집한 신호중 추정치가 가장 큰 3개의 신호의 추정치를 평균하여 이를 1로 놓고 이에 대한 백분율로 표 2.1에 나타냈다.

표 2. 1 실험에 사용한 조이스틱 좌표계와 각 방향별 평균된 힘의 추정치

Table 2.1 Class definition in the joystick coordinate and the mean force estimation value in its coordinate



| 조이스틱 좌표계 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|-----------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 추정된 힘의 크기 (최대힘에 관한 比, %) | 29.7 | 31.3 | 31.2 | 31.1 | 28.9 | 35.5 | 29.8 | 29.2 |

3. 결론 및 고찰

식 2.8에서 힘의 추정결과 $E\{F\} = 0.9976F$ 의 상관계수를 가지었고 신호대잡음비 (SNR)는 단일 채널이었을 경우 17.28이었고 이중 채널을 이용하였을 때 약 20.04이었다. 채널이 증가하고 전극간의 간격이 감소할수록 신호대 잡음비가 증가한다는 것이 알려져 있다.[2] 채널들간의 상관성을 제거하는 프리화이트닝 기법은 직교 변환을 실시한 후에 변환된 값을 고유치의 제곱근으로 나누어 각 채널들로부터 입력된 신호들이 같은 분산치를 갖게 되었으나 Saridis 등이 제안한 확률모델에 적용

할 때 특징 벡터로 삼고 있는 절대 적분치 (IAV)를 잘 활용할 수 없는 문제 때문에 고유치의 제곱근으로 나누어 주는 과정은 생략했다. 채널들간이 완전한 상관성을 가질때 프리화이트닝 기법의 사용은 삼가하는 것이 좋다. 또한 잡음이 가산적으로 포함되 있을 경우 프리화이트닝 기법 적용은 잡음을 증가시키게 된다. 직교 변환을 적용한 신호에 대해 각 클래스별로 10개씩의 샘플을 취해 기능 분리 확률 모델을 이용 3단 결정을 행한 결과 변환을 행하지 않았을 때보다 약 5% 정도의 오분류율을 줄일 수 있었다(그림 3. 1).

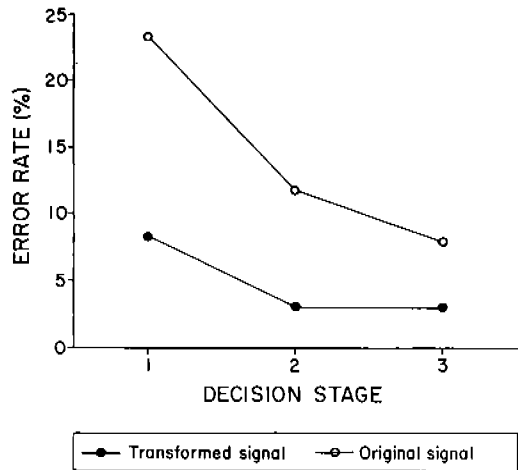


그림 3 · 1 오분류율

Fig. 3 · 1 Classification error rate

참 고 문 헌

- 1) Neville Hogan et al., "Myoelectric signal processing : Optimal estimation applied to electromyography - Part I : derivation of the optimal myoprocessor," IEEE Trans on BME, vol. 27 no. 7, July, 1980.
- 2) Neville Hogan et al., "Myoelectric signal processing : Optimal estimation applied to electromyography - Part II experimental demonstration of optimal myoprocessor performance," IEEE Trans on BME, vol. 27 No. 7, July, 1980.

- 3) George N. Saridis et al., "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm" IEEE Trans on BME, vol. 29 No. 6 pp. 403-412, June 1982.
- 4) Harry B. Evans et al., "Signal processing for proportional myoelectric control," IEEE Trans on BME, vol. 31, No. Feb, 1984.
- 5) Rui J. P de Figueiredo, George S. Moschytz et al., "An Algorithm for Sequential Signal Estimation and System Identification for EMG Signals," IEEE Trans on BME, vol. 31, No. 3, March, 1984,
- 6) Lee. S. H, Saridis G. N. "The control of a prosthetic arm by EMG pattern recognition," IEEE Trans on Automatic Control vol. 29, No. 4, pp. 290-302, Apr., 1984.
- 7) Rui J. P de Figueiredo, George S. Moschytz et al., "A New Framework and Computer Program for Quantitative EMG Signal Analysis," IEEE Trans on BME, vol. 31, No. 12, Dec., 1984.
- 8) 장영건 "신경회로망과 확률 모델을 이용한 근전도의 패턴 분류에 관한 연구," 인하대학교 대학원 석사학위 논문, 1991. 8
- 9) Edward A. Clancy, Neville Hogan "EMG amplitude estimation from temporally whitened, spatially uncorrelated multiple channel EMG" Annual International Conference of the IEEE engineering in MBS vol. 12, No. 1, 1990.
- 10) P.A.Parker, J.A.Stuller et al., "Signal processing for the multistate myoelectric channel," Proc. IEEE, vol. 65, pp. 662-674, May., 1977.
- 11) Gisela Hefftner, Walter Zucchini, George G. Jaros "The Electromyogram(EMG) as a control signal for Functional Neuromuscular Stimulation - Part I : Autoregressive Modelling as a Means of EMG Signature Discrimination," IEEE Trans on BME, vol. 34, No. 4, April., 1988.
- 12) Gisela Hefftner, George G. Jaros "The Electromyogram(EMG) as a control signal for Functional neuromuscular Stimulation - Part II Practical Demonstration of the EMG signature Discrimination System," IEEE Trans on BME vol. 35, No. 4, pp. 238-242. April., 1988.
- 13) Ronald J. Triolo, Gordon D. Moskwitz "The Experimental Demonstration of a Multichannel Time-series Myoprocessor : System Testing and Evaluation," IEEE Trans on BME vol. 36, No. 10, pp. 1018-1027, Oct. 1989.
- 14) J. Vredenburg et al., "Surface electromyography in relation to force, muscle length and endurance," in New Developments in EMG and Clinical Neurophysiology, J. E. Desmedt, Ed. NY : Karger, 1973.
- 15) H. Raiffa and R. Schaiffer : Applied Statistical Decision Theory. Cambridge, MA : M.I.T Press 1961.