

## 다중 채널을 갖는 근전도의 신호처리에 관한 연구 ( I )

권 장 우, 장 영 건, 정 동 명, \*민 흥 기, 홍 승 홍  
 인하 대학교 전자공학과 \*인천 대학교 정보통신공학과

A study on the EMG Signal Processing for Multichannel System

Y.G.Jang, J.W.Kwon, K.H.Jung, H.K.Min, S.H.Hong

Dept. of Electronic Eng., Inha University \* Dept. of Information and telecommunication Eng. Incheon University

### ABSTRACT

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.

### 제 1 장 서론

근전도의 정량적인 근전 추정치(myoelectric estimate)를 구하기 위한 시도는 매우 큰 노이즈와 원하는 신호위에서 중첩되는 저주파때문에 어려움을 겪고 있다. 근육의 역학적인 출력값은 근육속의 모든 활성 운동단위(active motor unit)들의 출력값의 조합이고 근육의 전도 (eltrical activity)는 근육에서 발생하는 각 전기적 발생치(electrical event)의 조합이다. 위의 두가지 경우 모두 실제 출력값으로 얻어지는 근전도는 이것을 구성하는 많은수의 각 발생치(event)들의 공간적 시간적 가중합이다. 그러나 출력의 전기적인 측면에서 가중치는 역학적인 경우와 많이 다른데 이것은 전극과 표피 사이의 감쇄계수에 의존하기 때문이다.

본 논문에선 공간적 프리화이트닝 기법을 이용한 힘의 추정과 통계적 분류법인 Saridis 등에 의해 제안된 확률모델(probabilistic model)에 의한 가능 분리를 합성하였다. 또한 검출기의 분리감도를 약화시키지 않기 위해 단일 근전 처리기(myoprocessor)에 다중채널의 근전도를 결합시키는 방법을 시도하였다. 「그림 2.1 참조」. 합성의 목적은 가능분리와 힘 추정을 병렬적으로 처리함과 힘추정과정의 프리화이트닝과정에서 발생하는 직교변환을 이용 근육에서 신호 탐지를 위해 부착한 채널들간의 상관성을 제거함으로써 이를 가능분리 확률모델의 입력으로 사용해 오인식률을 낮추는데 있다.

### 제 2 장 본론

#### 근전도의 모델링

근전도를 영 평균 가우시안 본포인 랜덤프로세스라하면

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

라 가정할수있다.

근전도가 조건부 독립 사건들의 합이므로 대수 (large number)의 법칙에 의해 2.1식이 성립하고 실험을 통해 이것이 확인되었다. (1)(3)(4-6)진폭 (amplitude) 본포의 다른 파라메타는 근전도의 본산치이다. 이 본산값이 일반적으로 비선형적인 근력의 정적(static)이나 무기역(memoryless) 함수에 의한 續 변조라 가정하면 (multiplicative modulation)

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

이고 근전도의 연속적인 값들간의 시간 의존성은 상호상관함수나 전력밀도로 나타낼수있다. 일반적으로 근전도는 비정주성 불규칙과정이다. 그러나 근력의 주파수성분은 근전도의 주파수성분보다 낮고 대부분이 크기 (magnitide)의 승으로 나타내진다. 이것은 처리가능한 전역역에 걸쳐 정주성임을 보이고 있다. 우리가 續 변조(multiplicative modulation)을 가정해 왔으므로 근전도의 전력밀도 형태는 힘에 불변이며 독립이다. 또한 수학적편의성을 위해 전력밀도가 주파수에 비례한 함수라 가정을 하는데 실험을 통해 이것의 타당성이 입증되었다. 전력밀도는 다음과 같게된다.

$$S_m(f) = Q |H(f)|^2 \sigma(f)^2 \quad (2.3)$$

|H(f)|<sup>2</sup> 는 f<sup>2</sup> 에서 다항식(polynominals)의 비 Q 는상수

이러한 가정들은 근전도가 선형 상수계수 필터 (linear constant-coefficient filter)를 거쳐 발생한 영평균 백색잡음 가우스 본포로 처리할수있는 근거를 제시하고 있다.

#### 2.1 힘의 추정(최적화 과정)

본 논문에서 적용한 방법은 노이즈에서 신호를 구해내는 것이 아닌 불규칙과정의 통계학적 파라미터를 구하는 것이다. 통계

학적 결정이론과 상태공간 방법을 조합해 근력의 최대확률추정자를 최적 처리기(myoprocessor)로서 정의 하였다. 최대 확률추정자와 상태공간방정식을 이용 최적화과정을 쉽게 처리할수가있다. 근전도 M(t)에서 각 샘플의 확률밀도함수와 샘플들간의 상호상관함수 또는 전력밀도에서 근전도의 샘플들의 유한개의 집합에대한 확률밀도함수를 구할수있겨된다. 주어진 근력에대한 유한개의 샘플에 대한 확률 밀도함수는

$$P(M/F) = P(M_1, \dots, M_n/F), \\ M = [M(t_1) \dots M(t_n)]^T \quad \text{--- (2.4) 이고}$$

$$P(M_i/F) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)} \cdot \exp[-1/2 \cdot M_i^2/\sigma(F)^2] \quad \text{--- (2.5)}$$

; i=1,2,3--- N 이며

이것의 우도 함수는 (likelihood) 는 다음같이 주어진다.

$$P(M/F) = \prod_{i=1}^N P(M_i/F) \quad \text{--- (2.6)}$$

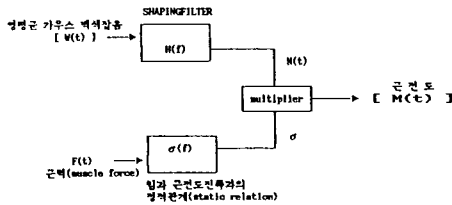


그림 2.1 근전도를 나타낸 수학적 모델

이 샘플들의 집합에서 최대 우도 함수(maximum likelihood function)가 최대일때 취하는 값이 힘의 최대 추정자가된다하였다. 이 최대 추정자를 정의 하는 결과방정식은

$$\hat{F} = \sigma^{-1} \{ [ 1/N \sum_{i=1}^N M_i^2 ]^{1/2} \} \quad \text{--- (2.7)}$$

로 주어진다. 위 추정식에 있는  $\sigma^{-1}$ 는  $\sigma = \sigma(F)$  의 정확한 관계를 필요로하는데 본문에서는 비선형관계를 0.98의 상관계수로 만족하는 Vrednregt와 Rau의(12) 다음과 같은 관계를 이용한다.

$$\sigma = K \cdot F^a \quad \text{--- (2.8)}$$

(2.8)식과 (2.7)식을 이용하면 힘의 추정치  $\hat{F}$  는

$$\hat{F} = \{ 1/K [ 1/N \sum_{i=1}^N M_i^2 ]^{1/2} \}^{1/a} \quad \text{--- (2.9)}$$

로 주어진다. K는 Scaling factor이고 a는  $E(F) = F$ 의 관계를 최대한 왜곡시키지 않는 범위에서 결정한다. 또한 F의 평균치는 다음과 같이 유도할수있다. (13)

$$E(\hat{F}) = \frac{\Gamma(P/2 + 1/2a)}{\Gamma(P/2)} [2/P]^{1/2a} \cdot F \quad \text{--- (2.10)}$$

constant force 조건에서  $\hat{F}$ 의 평균을 원하는 신호로 간주할수있고 이것의 분산을 잡음으로 간주할수있다. 따라서 신호대 잡음비는

$$SNR = \left[ \frac{E(F)^2}{E(\hat{F} - E(\hat{F}))^2} \right]^{1/2} \quad \text{--- (2.11)}$$

이고 이것은 다시

$$SNR = \left[ \frac{\Gamma(P/2 + 1/a) \cdot \Gamma(P/2)}{\Gamma(P/2 + 1/2a)^2} - 1 \right]^{-1/2} = \text{상수} \quad \text{--- (2.12)}$$

로 표현할수 있다. 여기서,  $P = 0.5 \cdot B_0$  이고  $B_0$ 는 statistica l 대역폭이다.  $B_0$ 는 다음과 같이 구하는데 G(f)는 전력밀도이다.

$$B_0 \triangleq \frac{\left[ \int_0^\infty G(f) df \right]^2}{\int_0^\infty G(f)^2 df} \quad \text{--- (2.13)}$$

단일 채널 경우에 있어와 마찬가지로 다중채널에 있어서도 동일한 방식을 사용함으로써 쉽게 접근 할수가 있다. 다차원 가우스크기 분포는 그 파라메터들이 근력의 정적(static), 비선형 함수로 변환되어 진다. 가정에서 영평균이었음을 알고 있고 따라서 모든 정보는 상호분산행렬에 있다고 할수있다. 상관성이 제거된 변환된 신호는 공분산 행렬을 이용  $U(t) = \Phi^T M$ 로 바뀌고 수학적적인 편의성을 위해 orthonormal하게 변환을 시키면 변환된 근전도  $U_1, U_2, U_3, \dots, U_N$ 의 N개의 연속적 샘플은

$$U_i = U(t_i) = [ U_1(t_i) \quad U_2(t_i) \quad U_3(t_i) ]^T \quad \text{가 되고}$$

F는 다음과같이

$$\hat{F} = \sigma^{-1} \{ [ 1/N \sum_{i=1}^N 1/M \sum_{j=1}^M U_{ij}^2/\lambda_j ]^{1/2} \} \quad \text{--- (2.14)}$$

i: 샘플수 j: 채널수

로 주어진다. 즉 요구되는 과정은 원 근전도 M을 W로 변환하고 각 채널별로 제곱을 한뒤 공간적으로 시간적으로 평균하고 그 최종적으로는 힘과 분산의 비선형관계를 이용한다.

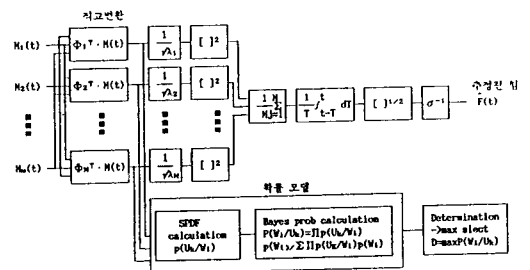


그림 2.2 전체 시스템

## 2.2 확률 모델 (14)

- 모델링에 사용된 가정은 다음과 같다.
- 영고차수는 binomial 분포를 갖는다
- 근전도신호는 에르고딕(ergodic)하다
- non fatigue, isotropic, isotonic 근육 수축
- 베어리언스(variance)는 절대적분치의 자승에 비례한다
- 절대적분치는 통계적으로 추정된 기준치주변에서 가우시안분포를 갖는다.
- 합성운동은 기본운동의 piecewise linear function이다

운동종류 및 속도를 규정하는 어떤 임의의 근육명칭신호 (m,s)에 대해 측정된 신호에서 어떤 영고차수 및 분산(Mz, Mv)을 갖을 확률을 P((Mz, Mv)/(m,s))라 하면

$$P((Mz, Mv) = (Mz, Mv, Mv, Mv) / (m, s)) = P((Mz = (Mz, Mz) / Mv = (Mv, Mv) / (m, s)) * P((Mv = (Mv, Mv) / (m, s)) \quad (2.15)$$

이 때 1,2는 서로 다른 EMG신호 취득위치

가 성립한다. 이때 Mz는 근사적으로 binomial 분포를 갖고 Mz와 Mv는 서로 독립적이라고 가정하면

$$P(Xz = (Mz, Mz) T / Mv = (Mv, Mv) T) = \quad (2.16)$$

$$\binom{N}{Mz} a_1^{Mz} (1-a_1)^{N-Mz} \binom{N}{Mv} a_2^{Mv} (1-a_2)^{N-Mv}$$

이 때 a1, a2는 1,2 패턴의 영고차가 일어날 확률, N는 플레임당 샘플링수 이 때 Na1[2](1-a1[2]) >> 1 이면 계산의 단순화를 위해 Demolivre Laplace theorem의 도입이 가능하다. 따라서 (2.16)식은

$$P((Mz, Mv) = (Mz, Mz, Mv, Mv) / (m, s)) \approx 1 / (2\pi \sqrt{a_1 a_2 (1-a_1)(1-a_2)}) \exp\{-[(Mz - Na_1)^2 / 2Na_1(1-a_1) + (Mv - Na_2)^2 / 2Na_2(1-a_2)]\} \quad (2.17)$$

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

$$Mv = \pi / 2 * Ma^2 \quad ; \quad Ma는 EMG신호의 절대적분치 \quad (2.18)$$

의 식이 성립하므로 확률계산시 분산패라미터가 절대적분치 패라미터로의 변환이 가능하여

$$P((Mv, Mv) T / (m, s)) = [1 / (\pi^2 M_a^2 Ma^2)] P(Ma = (2/\pi) (Mv, Mv) T / (m, s)) \quad (2.19)$$

의 식이 성립한다. 또한 절대적분치는 기준명칭(m,s)주위에 가우시안 분포를 갖는 랜덤변수로 모델링이 가능하다. 합성운동의 기준명칭(mr, j, s)에 대한 절대적분치의 SPDF(sample probability density function)는 그 합성운동에 포함된 기본운동(1, j)의 절대적분치와 분산의 대표값의 함수로서 다음 식으로 정의된다.

$$P(Ma / (mr, j)) = 1 / (2\pi \sigma_a \sigma_b) [L_a / J_a \exp\{-1/2[a^2/\sigma_a^2 + (s_a - s)^2/\sigma_a^2]\} + L_b / J_b \exp\{-1/2[b^2/\sigma_b^2 + (s_b - s)^2/\sigma_b^2]\} \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned} a &= (M^1_a M^2_r - M^2_a M^1_r) / (M^1_a (M^2_r - M^2_i) - M^2_a (M^1_r - M^1_i)), \\ s_a &= (M^1_a (M^2_i - M^2_r) - M^2_a (M^1_i - M^1_r)) / (M^1_a M^2_i - M^2_a M^1_i), \\ J_a &= |M^2_r (M^1_i - M^1_r) - M^1_r (M^2_i - M^2_r)| / s_a, \\ b &= (M^1_b M^2_r - M^2_b M^1_r) / (M^1_b (M^2_r - M^2_j) - M^2_b (M^1_r - M^1_j)), \\ s_b &= (M^1_b (M^2_j - M^2_r) - M^2_b (M^1_j - M^1_r)) / (M^1_b M^2_j - M^2_b M^1_j), \\ J_b &= |M^2_r (M^1_j - M^1_r) - M^1_r (M^2_j - M^2_r)| / s_b, \end{aligned}$$

식 (2.24)에서 사용된 La와 Lb는 (a, sa) 및 (b, sb)에서 (M^1\_a, M^2\_a)로 맵핑이 존재한다면 각각 1이 되며 아니면 0이 된다. 또한 M^1\_i, M^1\_j, M^2\_i, M^2\_j, \sigma\_a, \sigma\_b는 혼련을 통해 생성된 근전도신호의 절대적분치들을 처리하는 통계적 방식에 의해 얻어진다. 순차적 입력신호 M1, M2, ..., Mk가 서로 독립적이라고 가정하면 그 베이즈 확률 (Bayes probability)은

$$P(W_i / M_1, M_2, \dots, M_k) = \prod_j^k P(M_j / W_i) P(W_i) / \sum_j^k \prod_i^k P(M_j / W_i) P(W_i) \quad (2.21)$$

식으로 나타낼 수 있다.

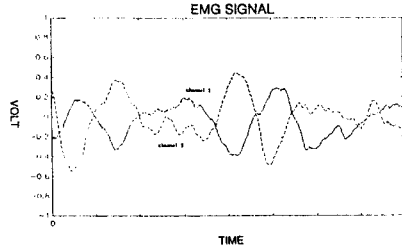


그림 2.3 근전도 신호 (좌향선회 운동)

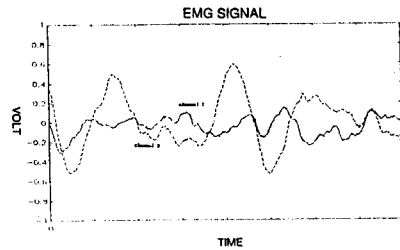


그림 2.4 변환된 근전도 신호 (좌향선회 운동)

## 2.3 실험방법 및 Simulation 결과

실험대상자는 실제의 팔장애자대신에 팔의 불필요한 운동을 못하게 고안된 절단모사기(amputation simulator) (그림 2.6.를 사용한 정상인(simulated amputee)을 선택하여 실험하였다. 증폭기의 이득은 500-3000사이에서 가변적으로 변화시켜 A/D변환기의 입력범위를 충분히 사용할 수 있게 하였으며 대역통과여과기(bandpass filter)의 통과주파수는 미부와 전구 사이에 움직임으로 유기되는 포텐셜 및 굽포텐셜등이 원인인 저주파잡음 제거등을 고려하여 10-2000hz로 설정하였다.

실제로 EMG신호의 유효성분을 가진 주파수영역은 참조하는 근육에 따라 다르다. [13] 획득하는 정보의 시간플레임의 길이는 80ms이고 샘플링주파수는 10khz로 하였다. 이는 샘플링 사이클을 증가시킴으로서 샘플링 아티팩트를 줄이기위해서이다. 일회용 전극을 사용하였으며 어깨의 삼각근의 중심부와 끝부분에 각기 2개씩의 전극(장구법)을, 어깨뼈 부분에 접지전극을 부착하여 시험하였다. 전극 부착위치로서 어깨의 삼각근영역을 선택한 것은 2차원 조이스틱을 조정하는 동안 가장 근육활동이 활발한 부분을 찾는 과정에서 선정하였다. 삼각근영역에서의 전극의 위치의 최적선정은 매우 까다로운 문제로서 일반적으로 실험에 의해 결정되며 잡음을 최소화하도록 선정되었다. 모사장애자가 조이스틱을 움직이기 시작하면 그것을 동기신호로 EMG신호의 획득이 시작되며 240ms동안 지속되고 그 신호를 저장한다. 조이스틱의 운전은 2차원 평면을 45° 각도로 나누어 8가지 운동형태로 구성되어 표 2.1 각각의 운동에 대해 10회의 반복실험을 하였으며, 매회마다 획득된 데이터를 CRT화면에 표시하여 파형을 보고 잡음이나 아티팩트가 심하게 섞여 있는 지를 판단하여 그 신호의 저장 여부를 결정한다. 저장한 신호를 이용 힘을 추정하였고 기능 본래 있어서는 힘추정의 일부과정인 직교 변환 기법을 적용한후 특징벡터를 추출하고 오분류율을 비교하기위해 획득된 신호자체에서 특징벡터를 추출하였다. 매회의 실험에서 각각의 운동마다 3개 플레임의 데이터가 획득되어 10회 전부를 성공적으로 마치면 30셋(sets)씩의 특징벡터군이 획득된다. 그 중 10셋의 특징벡터군을 설계샘플로 위해 확률모델을 적용한 분류기의 모델파라미터 및 기준벡터의 산출에 사용하

었다. 설계된 분류기의 성능을 평가하는 데 있어 최소오분류 확률추정(lower bound error estimate)에는 재치환법(resubstitution method)을 사용하였으며 최대오분류확률추정(upper bound error estimate)에는 LOOM(leaving one out method)을 사용하였다. 분류기를 이용 오분류율을 구해본 결과를 그림 2.8. 에 나타내었다. 힘의 추정에 있어서는 특징 벡터 추출에 이용한 신호들을 FFT한뒤 전력밀도를 구하고, 이를 이용 하여 (식 2.13) 통계학적인 대역폭을 산출하였고 추정된 신호와 원신호 사이의 상관계수를 구하여 편향성을 최대한 억제하는 범위에서 분산과 힘의 비선형관계를 결정하는 계수인  $a$ 를 결정했다. 변화하는 힘의크기는 힘을 최대 로 하였을때 수집한 신호중 추정치가 가장 큰 3개의 신호의 추정치를 평균하여 이를 1로 놓고 이에 대한 백분율로 표 2.1 에나타났다.

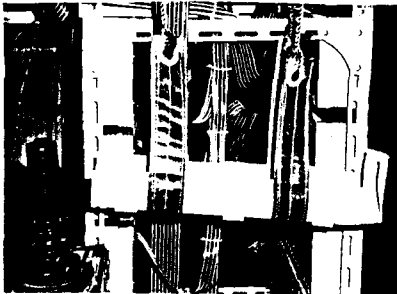
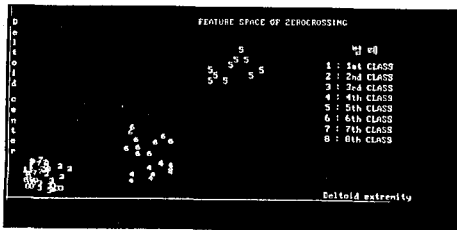
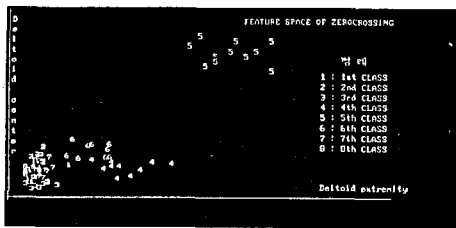


그림 2.5 절단 모사기



a) 직교 변환을 안 한 경우



b) 직교 변환을 하지않은 경우

그림 2.6 확률모델에서 영교차율의 특성공간

### 제 3 장 결론 및 추후 연구과제

실제 힘에 대한 추정치의 편향성을 알아보기위하여 앞서 구 하였던

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

힘의 추정결과  $E\{F\} = 0.9976 F$  의 상관계수를 가지었고 신호대 잡음비 (SNR)는 단일 채널이었을 경우 17.28 이었고 이중 채널을 이용하였을때 약 20.04이었다. 채널이 증가하고 전극간의 간격이 감소할수록 신호대 잡음비가 증가한다는 것이 알려졌었다.<sup>[5]</sup>

채널들간의 상관성을 제거하는 프리화이트닝 기법은 직교 변환을 실시한후에 변환된 값을 고유치의 제곱근으로 나누어 각 채널들로부터 입력된 신호들이 같은 분산치를 갖게되었으나 Saridis 등이 제안한 확률모델에 적용시 특징벡터로 삼고있는 절대 적분치(IAV)를 잘 활용할수없는 문제때문에 고유치의 제곱근으로 나누어주는 과정은 생략을 했다.

공간적 프리화이트닝은 주파수영역의 프리화이트닝과 유사한데 이는 주파수 스펙트럼이 신호의 전분산 ( Total Variance)을 이루는데 기여하고 있는 직교한 조파성분 ( Orthogonal Harmonic Component)들로 구성되었는 것으로 간주할수 있기때문이다. 채널들간이 완전한 상관성을 가질때 프리화이트닝 기법의 사용은 삼가하는 것이 좋다.또한 잡음이 가산적으로 포함되었을경우 프리화이트닝 기법 적용은 잡음을 증가시키게된다<sup>[2]</sup>. 직교 변환을 한 신호에대해 각 클래스별로 10개의 설계 샘플을 취해 확률모델을 이용 3단 결정을 행한 결과 변환을 행하지않았을때보다 약 5% 정도의 오분류율을 줄일수 있었다.

CLASSIFICATION ERROR RATE

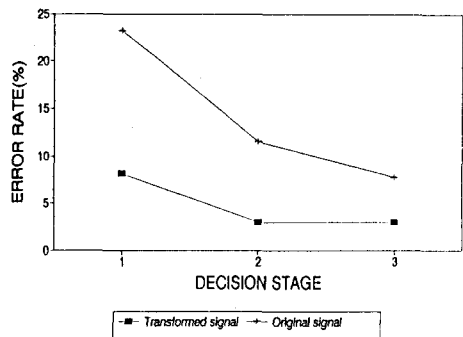
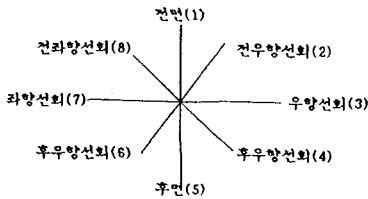


그림 2.7 오분류율

### 참고 문헌

1. E.Kaiser 등 "Myoelectric signals for prothesis control," Medicinsk Teknik/Medico Teknik, no.1,1968
2. Harry.G.Kwantny 등 "An application of signal processing techniques to the study of myoelectric signals" IEEE Trans on BME vol 7 no 4 pp303-pp312 Oct 1970
3. L. Dhreshwar, "Crosstalk in myoelectric control systems," M. Schesis, Univ. New Brunswick, Fredericton, M. Canada, 1967
4. E.Kwantny, 등 "An application of signal processing techniques to the study of myoelectric signals," IEEE Trans Bio-MedEng, vol. BME-17, pp. 303-313, 1970
5. H.Roesler, "Statistical analysis and evaluation of myoelectric signals," in The Control of upper Extremity Prostheses and Orthoses, P.Herberts et al., Eds. Springfield, IL: Thomas, 1974
6. P.A.Parker, J.A.Stuller 등 " Signal processing for the multistate myoelectric channel," Proc. IEEE , vol. 65, pp 662-674, May 1977

7. '다중채널 갖는 근전도의 신호 처리에 관한 연구(1)' 권장우, 장영건, 홍승홍 등 전자공학회 하계학술대회 논문집 1991년 5월
8. Neville Hogan 등 "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
9. Neville Hogan 등 "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
10. George N. Saridis 등 "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm" IEEE Trans on BME Vol 29 No 6 pp403-412 June 1982
11. 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 pp290-302 Apr 1984
12. J.Vredendregt 등 "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
13. H.Raiffa and R.Schaffer, Applied Statistical Decision Theory. Cambridge, MA: M.I.T Press 1961
14. '신경회로망과 확률모델을 이용한 근전도 신호의 패턴 분류에 관한 연구' 장영건 1991, 인하대학교 공학석사학위 청구논문



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

표 2.1 실험에 사용한 조이스틱 좌표계와 각 방향별  
평균된 힘의 추정치