

EMG 패턴인식을 이용한 인공팔의 마이크로프로세서 제어

論 文
33~10~1

Microprocessor Control of a Prosthetic Arm by EMG Pattern Recognition

洪 錫 教*
(Suk-Kyo Hong)

Abstract

This paper deals with the microcomputer realization of EMG pattern recognition system which provides identification of motion commands from the EMG signals for the on-line control of a prosthetic arm.

A probabilistic model of pattern is formulated in the feature space of integral absolute value (IAV) to describe the relation between a motion command and the location of corresponding pattern. This model enables the derivation of sample density function of a command in the feature space of IAV.

Classification is carried out through the multiclass sequential decision process, where the decision rule and the stopping rule of the process are designed by using the simple mathematical formulas defined as the likelihood probability and the decision measure, respectively.

Some floating point algorithms such as addition, multiplication, division, square root and exponential function are developed for calculating the probability density functions and the decision measure.

Only six primitive motions and one no motion are incorporated in this paper.

1. 서 론

2차 대전 후 인공팔의 동작을 위한 많은 시도가 있어왔다. 사람 팔의 근육에서 나오는 근전도 신호 (Electromyographic Signal) 를 이용한 전동기로 구동되는 인공팔의 모형이 많이 제시되었으며, 대부분은 간단한 단일동작을 하는 것이다.

최근들어 마이크로 컴퓨터의 출현 및 로봇 분야의 많은 연구는 이 근전도 신호를 검출하고 이를 식별할 수 있게 해주었고, 인공팔의 컴퓨터제어를 가능하게 해주었다^{1), 2)}.

팔을 구동시키기 위한 동작신호를 판별하는 방법에는 크게 두가지가 연구되고 있다. 하나는 Graupe^{1), 2)} 등의 EMG 신호를 時系列 (time series)로 취

급하여 (AR 모델) 모델변수를 미리 정한 동작집합에 대하여 구한후 읽어 들인 EMG 신호를 이들 모델 변수를 사용하여 구한값과 비교하여 동작을 결정하는 방법이다. 이 방법은 1개의 신호를 사용하여 결정하기 때문에 충분한 정보를 얻을 수가 없는 단점이 있어 Doerschuk³⁾ 등에 의해 다입력 결정법등이 연구되고 있다.

다른 하나는 Saridis⁴⁾⁻⁷⁾ 등에 의해 연구된 방법으로 EMG 신호를 절대적분치 공간에서의 하나의 패턴으로 취급하여 패턴인식방법을 사용하여 동작을 결정하는 방법이다.

최근들어 Lee 와 Saridis⁷⁾ 는 27개의 동작에 대하여 판별을 하는 알고리즘을 개발하였다. 그러나 이런 방법들은 아직 이론적인 판별법이거나 혹은 계산기 simulation 을 이용한 것들이다.

본 논문에서는 마이크로 컴퓨터를 이용한 on-line 제어를 위한 1차시도로 Lee 와 Saridis 의 방법을 7

*正 會 員 : 亞洲大 工大 電子工學科 助教授 · 工博
接受日字 : 1984年 6月5日

개의 單一動作에 대하여 간단히 판별할 수 있게 변형하여 이를 계산기로 실현할 수 있게 하였다. 이를 위해 근전도 신호에 대한 수학적 모델을 세우고 이 모델에서 확률밀도함수를 구하고 이로부터 판별함수를 계산하여 근전도 신호에 대한 판정을 하였다. 그리고 이 방법을 TI 990/101 M 마이크로 컴퓨터로 실현시켜 이 방법의 타당성을 증명하였다.

2. 근전도 패턴의 확률적 모델

근전도 신호는 사람팔의 이두박근 및 삼두박근으로부터 간단한 전극을 사용하여 쉽게 측정할 수 있다. 어떤 운동으로 인하여 생기는 신호는 절대적분치로 만들어지는 특성공간에서 동작을 정의하고 그 패턴이 동작의 변화에 영향을 받는다는 사실로부터 절대적분치의 특성공간에서의 샘플의 확률분포식을 유도할 수 있다. 본 연구에서는 3개의 자유도를 갖는 인공팔을 사용했고 그 동작은 그림 2-1과 같이 6개의 기본동작과 1개의 정지동작으로 구성된다. 그림에서와 같이 6개의 기본동작은

1. 팔을 위로 굽히기 (Elbow Flexion)
2. 팔을 아래로 펴기 (Elbow Extension)
3. 팔목을 밖으로 돌리기 (Wrist Supination)
4. 팔목을 안으로 돌리기 (Wrist Pronation)
5. 팔을 안으로 돌리기 (Humeral Rotation In)
6. 팔을 밖으로 돌리기 (Humeral Rotation Out)

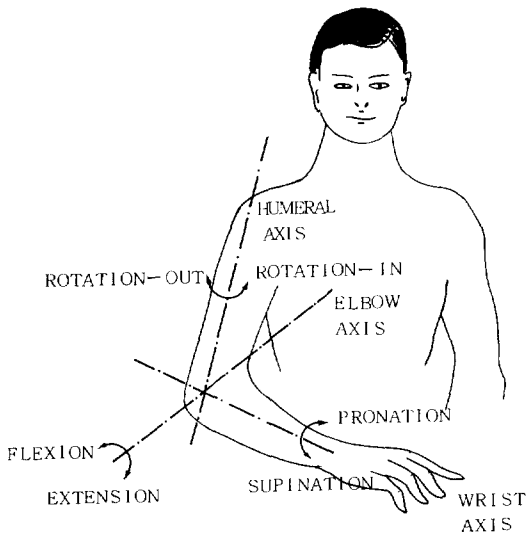


그림 2-1. 6개의 기본동작
Fig. 2-1. 6 Primitive motions

을 나타낸다.

이두박근 및 삼두박근으로부터 측정된 신호의 절대적분치는 특성공간에서 한 패턴을 형성한다. 이두박근 및 삼두박근에서의 신호의 절대적분치를 각각 x_a^b, x_a^s 라 하면 이 패턴은 벡터 $X_a = \begin{bmatrix} x_a^b \\ x_a^s \end{bmatrix}$ 로 나타내진다. 근전도 패턴의 확률적모델은 그림 2-2와 같이 실험을 통하여 얻은 결과로부터 특성공간에서 구할 수 있다. 그림 2-2에서 근전도 신호의 절대적분치의 크기는 팔에 가해진 힘의 세기에 비례한다는 이론⁸⁾ 으로부터 임의의 신호 X_a 는 힘의 세기에 비례하는 방향의 벡터 X_r 와 이에 직교하는 벡터 X_s 와의 합으로 식 (2-1)과 같이 표시할 수 있다.

$$X_a = X_r + X_s + X_\alpha \tag{2-1}$$

$$\text{혹은 } \begin{bmatrix} x_a^b \\ x_a^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r^b \\ x_r^s \end{bmatrix} + s \begin{bmatrix} x_r^b \\ x_r^s \end{bmatrix} + \alpha \begin{bmatrix} -x_r^s \\ x_r^b \end{bmatrix} \tag{2-2}$$

로 표시할 수 있다. 여기서 $X_r = \begin{bmatrix} x_r^b \\ x_r^s \end{bmatrix}$ 는 미리 측정하여 얻은 각 샘플들의 평균치이다.

만약 s 와 α 를 각각 평균치가 0 이고 분산이 $\sigma_s^2, \sigma_\alpha^2$ 인 정규분포를 갖고 서로 독립적인 확률 변수라 가정하면 다음과 같은 정리를 얻을 수 있다. 그리고 이와 같은 가정은 실제 실험을 통하여 쉽게 증명될 수 있다⁷⁾.

정리 2-1

X_r ($r = 1, 2, \dots, 7$) 을 7개의 주어진 기본동작의 평균치라 하면 임의의 신호 X_a 의 X_r 에 대한 샘플

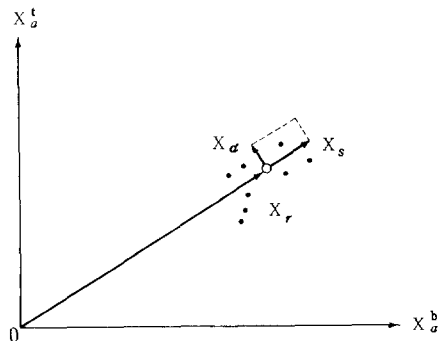


그림 2-2. Wrist pronation의 근전도 신호 패턴
 X_r : 근전도 신호들의 평균치
Fig. 2-2. EMG pattern of wrist pronation

확률밀도함수 $p(X_a | X_r)$ 은

$$p(X_a | X_r) = \frac{1}{2\pi\sigma_s\sigma_\alpha} \frac{1}{|J|} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\alpha^2}{\sigma_\alpha^2} + \frac{s^2}{\sigma_s^2} \right) \right\} \quad (2-3)$$

로 표시되며 여기서

$$\alpha = \frac{x_a^t x_r^b - x_a^b x_r^t}{(x_r^b)^2 + (x_r^t)^2} \quad (2-4)$$

$$s = \frac{x_a^b x_r^b + x_a^t x_r^t}{(x_r^b)^2 + (x_r^t)^2} - 1 \quad (2-5)$$

$$J = \begin{vmatrix} \frac{\partial x_a^b}{\partial \alpha} & \frac{\partial x_a^b}{\partial s} \\ \frac{\partial x_a^t}{\partial \alpha} & \frac{\partial x_a^t}{\partial s} \end{vmatrix} \quad (2-6)$$

이다.

증명: 식(2-2)를 풀면 식(2-4), (2-5)를 얻을 수 있고 결합확률밀도함수에서 α 와 s 가 각각 독립이라는 가정으로부터

$$p(x_a | x_r) = \frac{1}{|J|} p(s, \alpha) = \frac{1}{|J|} p(s) p(\alpha) \quad (2-7)$$

이 되고 α 와 s 가 정규분포라는 가정으로부터 식(2-3)을 얻을 수 있다. 증명 끝.

식(2-3)을 계산하기 위해서는 분산 σ_α^2 및 σ_s^2 의 값을 알아야 한다. 이들 분산은 신호의 샘플 共分散行列 Σ_x 로 부터 쉽게 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{즉, } \Sigma_x &= E \{ (X_a - X_r) [X_a - X_r]^T \} \\ &= P E \left\{ \begin{bmatrix} s \\ \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s & \alpha \end{bmatrix} \right\} P^T \quad (2-8) \\ &= P \Sigma_{s,\alpha} P^T \end{aligned}$$

로 표시되며 여기서 $P = \begin{bmatrix} x_r^b & -x_r^t \\ x_r^t & x_r^b \end{bmatrix}$ 이다.

식(2-8)로부터

$$\Sigma_{s,\alpha} = P^{-1} \Sigma_x (P^T)^{-1} \quad (2-9)$$

가 되므로 분산 σ_s^2 및 σ_α^2 은 共分散行列 $\Sigma_{s,\alpha}$ 의 대각선 소자들을 택하면 된다.

3. 식별을 위한 판단방법

패턴인식은 오차의 확율을 줄이기 위해 설계된 多重順次判別方法 (Multiclass Sequential Decision Procedure)에 의해 시도되었다. 이 방법은 판별규칙

과 정지규칙에 의해 수행된다.

정의 3-1 尤度確率 (Likelihood probability)
 $H(\omega_r, X^k)$ 는

$$H(\omega_r, X^k) = \frac{\prod_{i=1}^k p(X_i | \omega_r) P(\omega_r)}{\sum_{i=1}^7 \prod_{j=1}^k p(X_j | \omega_i) P(\omega_i)} \quad (3-1)$$

와 같이 정의되며

$X^k \triangleq \{X_1, \dots, X_k\}$ 는 K개의 측정된 샘플이고
 $\omega_r, r = 1, \dots, 7$
 $\omega_i, i = 1, \dots, 7$ 은 7개의 동작을 나타낸다.

$$\text{그리고 } \sum_{i=1}^7 H(\omega_i, X^k) = 1 \quad (3-2)$$

이다.

이상과 같이 정의된 尤度確率을 이용하면 다음과 같은 간단한 判別規則을 만들 수 있다.

判別規則:

만약 $H(\omega_r, X^k) = \max_{i=1, \dots, 7} \{H(\omega_i, X^k)\}$ 이면

$X^k \in \omega_r$ 이 된다.

정의 3-2 判別量 (Decision Measure) $D(X^k)$ 는
 $D(X^k) \triangleq \max_{i=1, \dots, 7} \{H(\omega_i, X^k)\} \quad (3-3)$

와 같이 정의된다.

이와 같이 정의된 判別量과 最大 샘플링회수 N_{max} 을 사용하여 다음과 같은 停止規則을 만들 수 있다.

停止規則:

1) $K < N_{max}$ 인 경우

$D(X^k) \geq \alpha_i$ 이면 샘플링을 중지하고 판별규칙을 적용

$D(X^k) < \alpha_i$ 이면 한번 더 샘플링을 한다.

2) $K \geq N_{max}$ 인 경우

샘플링을 중단하고 $D(X^k)$ 의 값에 관계없이 판별규칙을 적용한다.

여기서 α_i 는 한계치로 $\frac{1}{2} < \alpha_i < 1$ 이며 이 값은 다음 정리에서 보는 바와 같이 오차확율의 상한을 결정지어 준다.

정리 3-1

정지규칙 한계치 α_i 는 오차확율 P 와 다음의 관계가 있다.

$$P \leq 1 - \alpha_i \quad (3-4)$$

증명은 참고문헌 [7]을 참고바람.

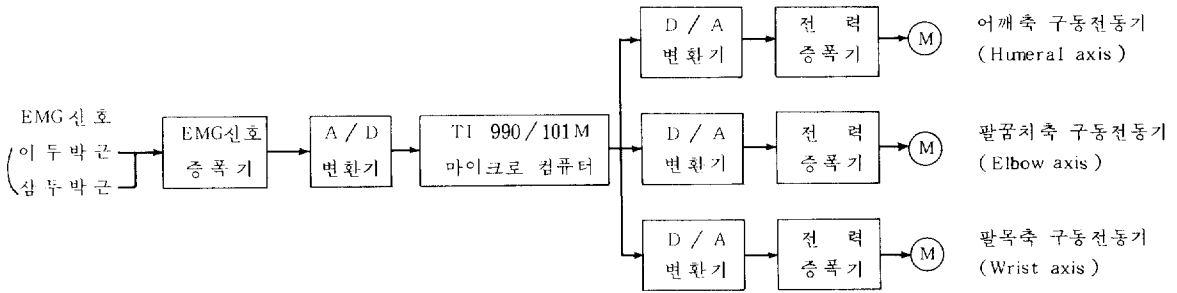


그림 4-1. 전체 시스템 블럭선도
Fig. 4-1. Whole system block diagram

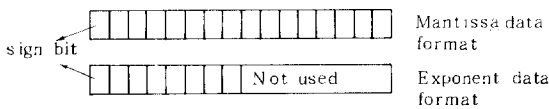


그림 4-2. 이동 소숫점 데이터 형식
Fig. 4-2. Floating point data format

4. 마이크로 컴퓨터 실현 및 실험

이상에서 제시된 알고리즘을 실현시키기 위해 Texas Instrument 사의 TI 990/101M 마이크로컴퓨터를 사용하였다. 인공팔 및 EMG 증폭기를 포함한 전체 마이크로 컴퓨터 시스템의 블럭선도는 그림 4-1과 같다.

이 컴퓨터는 16bit CPU TI 9900을 사용한 시스템으로 12bit A/D 및 D/A 변환기가 포함되어 있다¹⁹⁾. 마이크로 컴퓨터의 내부연산의 전부 정수연산(integer arithmetic) 이므로 식(2-3)으로 표시되는 확률밀도함수 P와 식(3-1)로 표시되는 尤度확률 H를 계산하기 위해서는 이동소숫점연산(floating point arithmetic)을 해야한다. 이를 위해 그림 4-2와 같이 16bit 실수부(mantissa)와 8bit 지수부(exponent)를 사용하는 데이터 형식을 택했으며 실수부 및 지수부 둘 다 MSB는 부호bit(sign bit)로 하고 2's complement를 사용하여 음의 수를 나타낸다. 이동소숫점연산은 보편적인 방법으로 덧셈, 뺄셈은 지수부를 비교하여 같게 만든 후 실수부를 더하거나 빼고, 곱셈과 나눗셈은 실수부를 곱하거나 나눈후 지수부를 더하거나 빼는 방식을 사용한다. 또 지수함수는

$$e^x = 1 + X + \frac{X^2}{2!} + \frac{X^3}{3!} + \dots \quad (4-1)$$

를 사용하여 계산하고 평방근은 식(4-2)와 같은 Newton의 공식을 이용하여 구한다. 즉 N의 평방근 \sqrt{N} 은

$$X_{i+1} = \frac{1}{2} \left(\frac{N}{X_i} + X_i \right) \quad (4-2)$$

를 이용하여 근사적으로 계산한다⁹⁾ 이렇게 하여 실제 계산을 한 결과 계산시간은 표 4-1에 나타내바와 같다.

근전도 신호는 실제 팔이 없는 사람으로부터 구하여야 하나 본 실험에서는 팔을 움직이지 못하도록 고정하는 장치(amputation simulator)⁵⁾를 사용하여 건강한 남자로부터 신호를 취하였다. 전극으로는 부동표면전극(floating point surface electrode)을 사용하였으며 신호는 이두박근과 삼두박근에서 취하였다. 팔을 고정된 상태에서 앞에서 정의한 7가지 동작 각각에 대하여 10번씩의 신호를 취하여 그림 4-3과 같은 특성공간에서의 동작패턴을 얻었다. 이들 동작패턴으로부터 각 동작의 평균치 X_i 및 식(2-9)를 이용하여 σ_s^2, σ_d^2 을 계산하여 마이크로 컴퓨터에 기억시킨다. A/D 변환기를 통하여 임의의 근전도 신호를 읽어 들인 후 x_a^b 및 x_a^i 를 계산하고 각 동작에 대한 샘플확률밀도함수를 계산한 후 7개의 동작에 대한 尤度確率을 계산한다. 이들

표 4-1. 이동 소숫점 연산의 계산시간
Table 4-1. Calculation time for floating point arithmetic

덧셈, 뺄셈	180 μ s
곱셈	240 μ s
나눗셈	210 μ s
지수 함수 계산 (정도 0.01)	11.25 ms
평방근 계산 (")	9.75 ms

尤度確率로부터 判別規則과 停止規則을 적용하여 읽어 들인 신호가 어떤 동작인지를 결정한다. 동작이 결정되면 마이크로 컴퓨터는 D/A 변환기를 통하여 실제 제작한 팔의 구동전동기를 구동시키기 위한 전력 증폭기로 신호를 보내어 인공팔이 원하는 동작을

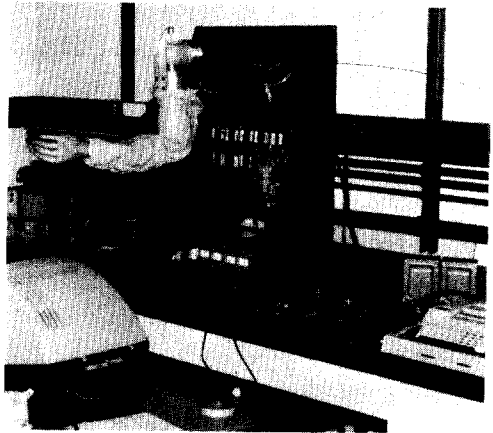
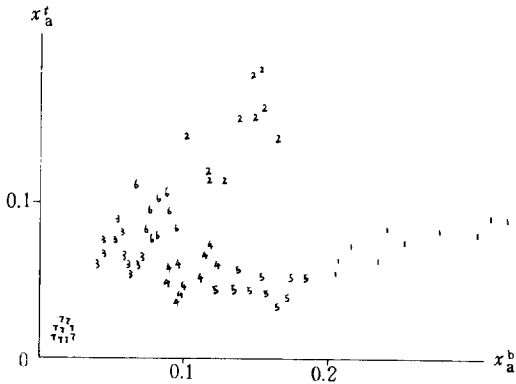


그림 4-5. 전체 시스템 사진

Fig. 4-5. Picture of the whole system



- 1. Elbow Flexion
- 2. Elbow Extension
- 3. Wrist Supination
- 4. Wrist Pronation
- 5. Humeral Rotation In
- 6. Humeral Rotation Out
- 7. No Motion

그림 4-3. 7개의 동작 패턴
Fig. 4-3. 7 Motion patterns

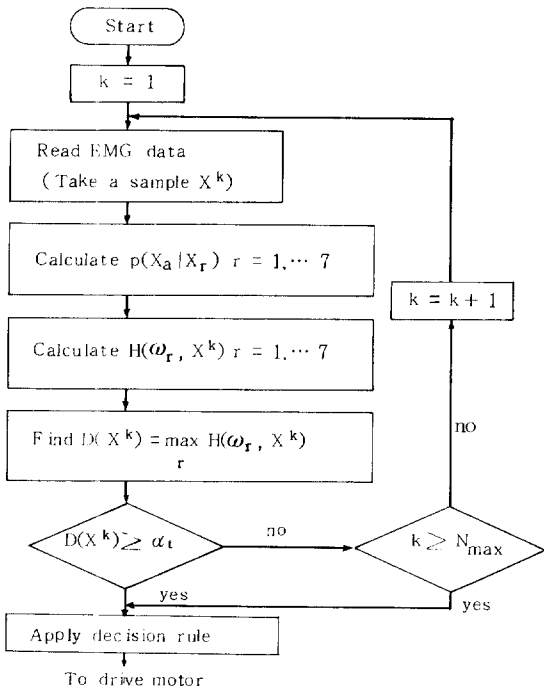


그림 4-4. 판별을 위한 흐름 선로
Fig. 4-4. Flowchart of decision procedure

하게 한다. 이상의 전체 알고리즘을 실현시켜 실험을 한 결과 컴퓨터가 한 동작신호를 읽어 결정하는데까지 약 1.7초 정도가 소요되었다. 이 결과는 3장의 α_t 를 $\alpha_t = 0.75$ 로 놓고 $D(X^k)$ 가 α_t 보다 큰 경우이며 $N_{max} = 3$ 으로 잡아 $D(X^k)$ 가 α_t 보다 작은 경우 최대 3회의 반복샘플링을 하도록 하였다.

이를 위한 전체 flow chart 는 그림 4-4와 같은 인공팔을 포함한 전체 실험장치의 사진은 그림 4-5와 같다.

5. 결 론

인공팔의 제어를 위하여 근전도신호를 식별하기 위한 패턴인식 알고리즘이 개발되었고 이를 TI990 마이크로 컴퓨터에 실현시켰다.

이두박근 및 삼두박근으로부터 얻어진 근전도 신호의 절대적분치 특성공간에서의 확률적 모델을 세우고 이 모델로부터 尤度確率을 계산하여 판정하는 多重順次判別方法을 사용하여 신호를 判別하였다.

확률밀도함수의 계산을 위하여 덧셈, 곱셈, 나눗셈 등의 이동 소숫점연산과 지수함수 및 평방근 계산을 위한 프로그램이 개발되었다.

판정을 위한 계산시간은 약 1.7초 정도 걸렸으며 이는 시작단계로서는 만족할 만한 것이라 생각된다.

단지 6개의 기본동작과 1개의 정지 동작만이 고려되었고 2중 내지는 3중 동작에 대한 연구와 계산시간의 단축을 위한 병렬처리 시스템등의 개발은 앞으로의 과제라 할 수 있을 것이다.

參考文獻

- 1) Graupe D., Cline W. K.; "Functional separation of EMG signals via ARMA Identification methods for prosthesis control purpose", *IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-5, pp. 252-259, March 1975
- 2) Graupe D., Magnussen J., Beex A. A.; "A microprocessor system for multifunctional Control of upper-limb prosthesis via myoelectric signal identification," *IEEE Trans. on Automatic Contr.*, Vol. AC-23, No. 4, pp. 538-544, Aug. 1978
- 3) Doerschuk P. C., Gustafson D. E., Willsky A. S.; "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis," *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, Vol. BME-30, No. 1, Jan. 1983
- 4) Saridis G. N., Gootee T. P.; "EMG pattern Analysis and classification for a prosthetic arm," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol. BME-29, pp. 403-409, June 1982
- 5) Saridis G. N., Stephanou H. E.; "A hierarchical approach to the control of a prosthetic arm," *IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-7, pp. 407-420. June 1977
- 6) Saridis G. N., Newman M. A.; "Upper limb EMG statistical analysis," *Proc. MIDCON '79*, Chicago, ILL., Nov. 1979
- 7) Lee S., Saridis G. N.; "The control of a prosthetic arm by EMG pattern recognition," *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol. AC-29, No 4, pp. 290-302, Apr. 1984
- 8) Lippold O. C. J., Bigland B.; "The relation between force, velocity and integrated electrical activity in human muscles," *Journal of Physiology*, 123, pp. 214-224, 1954
- 9) Chapin N.; "360/370 programming in assembly language," CH. 9, McGraw-Hill, 1973
- 10) TMS 9900 Microprocessor Data Manual, Texas Instruments Incorporated, Aug. 1978