

표면 EMG신호의 상관함수를 이용한 손의 움직임 검출

이용희, 최천호, 김순석, 김동호

한라대학교 컴퓨터공학과

Detection of Hand Motions using Cross-correlation of Surface EMG

Yong H. Lee, Chun H. Choi, Soon S. Kim, Dong H. Kim

Department of Computer Engineering, Halla University

(Received March 24, 2008. Accepted April 4, 2008)

Abstract

A method of detecting the specific patterns related to hand motions using the surface EMG(electromyogram) on an arm is proposed and tested. To do this, we obtain separately modeling parameters based on the LP, Prony estimator, and calculate the latency shift value between channels by cross-correlation function. Then, the coefficients and latency shift value are applied to the detection method to classify the EMG signals related to hand motions.

Compared with the conventional methods, the present method are more useful to detect the motion intention of the user as an input device in the mobile and wearable computing environments. And, We expect that the results of this study are helpful in the development of rehabilitation devices for the handicapped.

Key words : EMG, LP, Prony, correlation, Input device

I. 서론

정보기술의 발달로 편리한 인터페이스의 요구와 신체적인 장애가 있는 경우, 보다 효과적인 활동 수단을 제공하기 위한 기기의 필요성이 높아지고 있다. 최근 들어 생체신호를 이용하여 직접적인 정보기기의 제어 및 장애인을 위한 재활 시스템에 활용하고자 하는 연구가 진행되고 있다. 생체신호를 이용한 장애지원 시스템의 경우, 음성인식을 통한 정보입력과 움직임 검출을 통한 의사표현 장치 등이 연구되고 있으며, 직접적인 활동을 지원하는 재활장치로는 인공보철 팔, 신경병 환자용 보조기기, 그리고 맨 머신 인터페이스(Man-machine interface)용 기기 등이 있으며, 사용자의 동작의도를 생체신호를 통해 검출하기 위해 유용하게 사용되고 있다[1-3]. 이러한 생체신호 중에서 관절의 생체역학과 근육 활동사이의 상관관계를 갖는 EMG(Electromyogram)신호를 이용하여 정보입력기기 및 장애지원을 위한 시스템에 활용하고자 하는 연구가 진행되고 있다[2,3].

EMG신호는 근육활동과 밀접한 신호로서, 주로 의학적으로 근육활동을 진단하거나 근육의 정량적 평가를 위해 사용되어 왔다.

일반적으로 피부 표면을 통해 측정되어진 EMG신호의 분석은 기본적으로 근수축의 시작점의 검출을 통해 이루어지며, 근 수축 시작점을 추출한 후 EMG신호의 포락선을 검출하여 패턴을 인식하는 연구와, AR모델을 통해 특징을 추출하는 방법 등이 연구되어 왔다[4-7]. 임상적 입장에서 포락선에 대한 연구는 동적 수축이 있는 동안 영향을 미치는 근육 힘의 평가를 하기 위해 종종 최대 자발적인 수축(MVC)양 또는 최대 활동신호의 크기로 정규화 되나, 동작 수축동안 기록된 근전신호의 진폭은 몇몇 생리학적인 요인과 기술적인 조건에 의존함으로써 포락선만을 이용하여 근육활동을 기술하는 것은 한계가 있다고 알려져 있다.

본 논문에서는 EMG신호의 특징 추출에 복수 채널간의 상관함수를 도입을 시도한다. 상관함수는 근육간의 응답지연을 반영한 것으로, 측정된 채널 간 EMG신호의 상관관계를 규명하여 이를 기존의 파라미터 모델링 해석방법과 병행하여 사용함으로써 전체적으로 EMG신호패턴의 분류에 효과적임을 보인다.

II. 방법 및 이론

본 논문에서는 손을 관장하는 팔의 근육신경 활동을 표면 EMG (Surface EMG)센서로 측정하고 이를 분석함으로써 다양한 손동

Corresponding Author : 이용희
(우 220-712) 강원도 원주시 흥업면 풍업리 산 66번지
Tel : +82-33-760-1286 / Fax : +82-33-766-6502
E-mail : yhlee@halla.ac.kr

작을 구분하여 인터페이스로서의 역할을 수행할 수 있는 방법을 제시한다. 일정시간단위로 각 센서로부터 들어온 EMG신호는 해석과정을 통해 특징 파라미터 추출과정을 거친다. 특징 파라미터는 포락선 검출방법, LP(Linear Prediction)방법과 Prony방법이 시도된다. 또한 본 논문에서 제안한 인접 채널간의 상관도를 측정하여 특징 파라미터로서 이용한다. 복수채널간의 상관함수 값과 EMG신호에 대한 이러한 파라미터는 신경망을 이용한 패턴인식 방법에 적용하여 각 동작별 인식률을 구분하게 된다.

A. EMG신호와 근육신경

인체의 움직임은 관절과 근육활동사이의 밀접한 관계를 바탕으로 근육신경에 의해 이루어진다[8]. 본 논문의 대상인 손의 움직임은 손을 관장하는 근육의 변화로 나타나므로 근육의 움직임을 분석함으로써 손가락과 손의 움직임을 파악할 수 있게 된다. 손은 자체 내에 작은 근육들이 있어 복잡한 운동을 가능케 한다. 이러한 손가락 및 손을 관장하는 근육은 근육 신경에 의해 통제되며 팔목을 통해 팔 근육으로 연결 되 있다. 근육과 손의 연결된 동작을 바탕으로, 손에 마우스와 같은 도구를 이용하지 않더라도 비슷한 동작을 취하게 되면 팔 근육의 움직임을 통해 손의 동작을 알아낼 수가 있게 된다. 근육의 움직임은 다채널의 센서로부터 측정한다. 그림 1은 시점위치에서 동작중점으로의 손동작에 대응하는 EMG 신호를 나타낸 것이다. 본 논문에서는 표면에 전극을 부착하여 EMG 신호를 측정하는 표면 EMG를 이용한다. 표면 EMG신호는 보통 10Hz에서 500Hz의 신호를 의학적으로 사용하나, 근육신경의 전달시간을 측정하는 경우에는 100Hz에서 5,000Hz를 사용한다.

B. EMG 신호 모델링

EMG신호의 해석은 크게 파라미터 해석 방법과 시계열 해석 방법이 있으며, 시계열 해석방법으로 포락선 검출방법이 있다[4,5]. EMG신호의 포락선은 근육활동의 개시와 종료(onset time), 그리고 근육신경의 세기, 전달 속도 등을 확인하기 위해 수행되며, 일반

적으로 적분회로와 필터링 방법 등에 의해 얻어진다. 그림 3는 포락선 검출 예를 보인 것이다.

파라미터로 모델링하는 방법은 EMG신호에서 크기정보뿐 아니라, 위상정보를 얻기 위해 연구되고 있다[6,7]. 본 논문에서는 선형 예측 방법인 LP방법과 지수함수 모델링 방법인 Prony방법에 채널간의 상관함수 값을 이용하는 방법을 제안한다[9].

C. Prony 모델링

Prony방법은 EMG신호를 지수함수의 급수로서 모델링하는 방법으로서, 관측되는 데이터 열로부터 매개변수를 계산한 후에 예측 다항식의 폴(pole)로부터 지수함수의 정현파 주파수와 감쇄지수를 얻는 방법이다[17]. Prony방법은 신호 $s(n)$ 을 식(1)과 같이 M 개의 지수함수의 합으로 나타낸다.

$$s(n) = \sum_{m=1}^M A_m e^{i\theta_m} e^{(\alpha_m + i2\pi f_m)nT} \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

여기서 A_m, θ_m, α_m , 그리고 f_m 은 각각 진폭, 초기 위상, 감쇄 계수, 그리고 정현파 주파수이다. T 는 샘플링 주기이다. 식(1)은 진폭 벡터 $x = A_m e^{i\theta_m}$, 그리고 폴 벡터 $p = A_m e^{(\alpha_m + i2\pi f_m)T}$ 를 도입하여 식(2)과 같이 쓸 수 있다.

$$s(n) = \sum_{m=1}^M x_m p_m^n \quad (2)$$

식(2)는 식(3)과 같이 쓸 수 있다.

$$s(n) = \sum_{m=1}^{M/2} 2A_m \cos [(2\pi f_m nT) + \theta_m] \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3)$$

식(3)을 행렬 형태로 나타내면 다음이 식(4)와 같다.

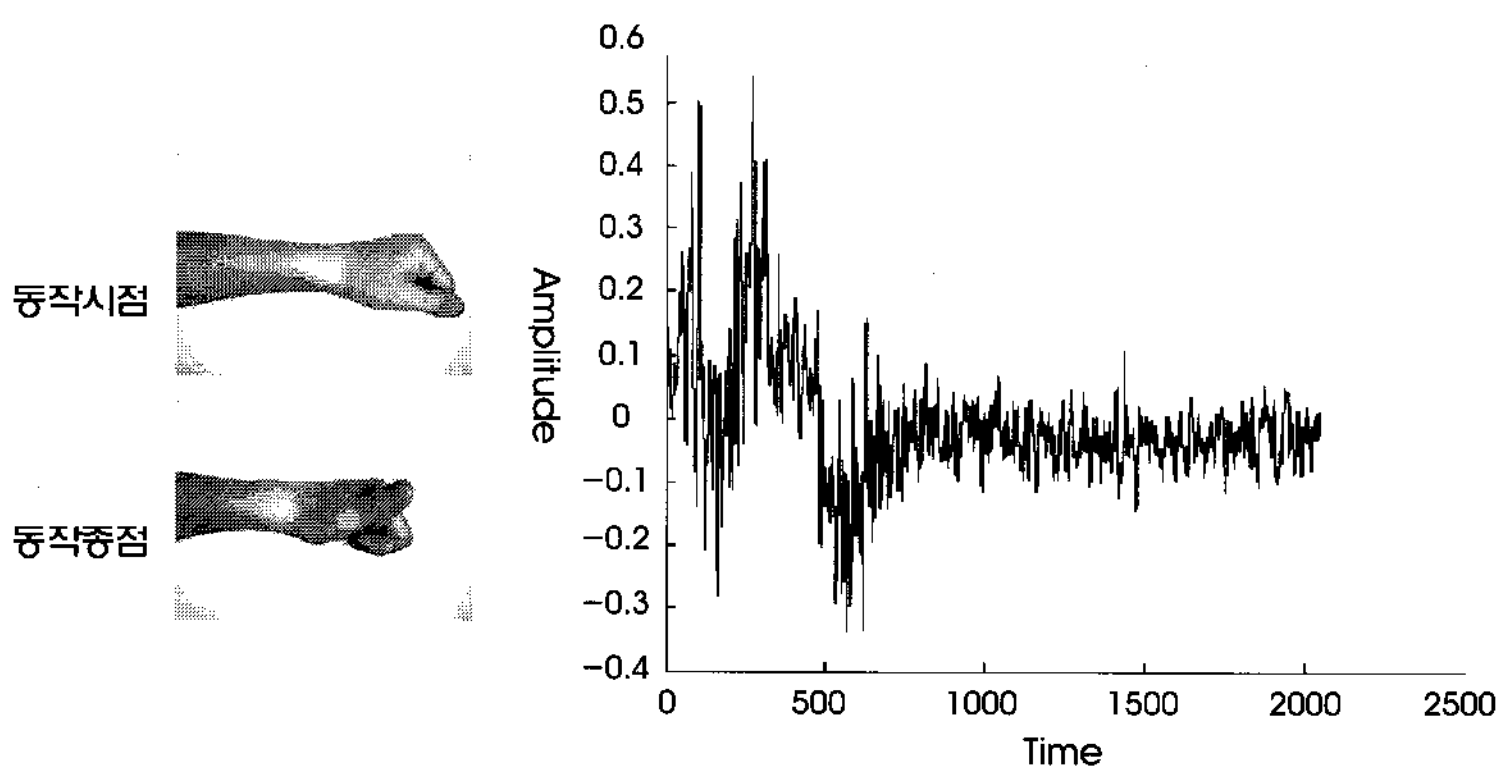


그림 1. 손 동작에 대응하는 EMG 신호: a) 손 동작 b) 대응되는 팔의 EMG신호
Fig. 1. The EMG signal by hand motion: a) Hand motion b) EMG signal

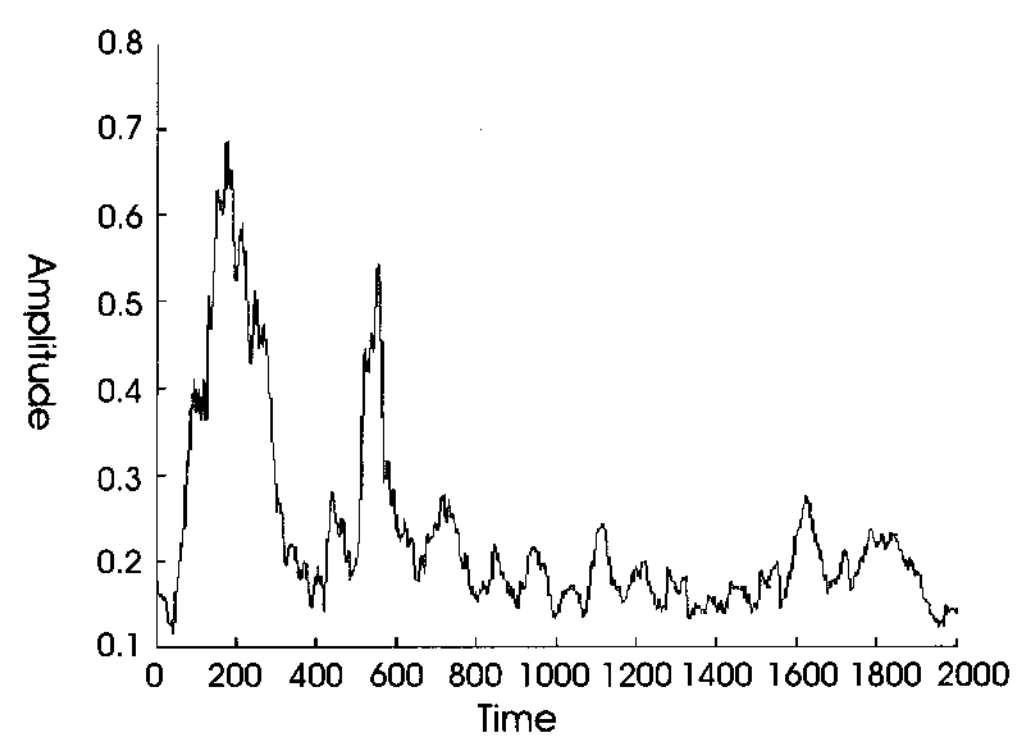


그림 2. EMG 신호의 포락선
Fig. 2. The envelope of the EMG Signal

$$\begin{pmatrix} p_1^0 & p_2^0 & \dots & p_M^0 \\ p_1^1 & p_2^1 & \dots & p_1^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_1^{M-1} & p_2^{M-1} & \dots & p_M^{M-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s(1) \\ s(2) \\ \vdots \\ s(M) \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$P(p) = \prod_{m=1}^M (p - p_m) \quad (5)$$

$$P(p) = \prod_{m=0}^M \alpha_m p^{M-m} \quad (6)$$

식(4)는 멱급수로 확장하여 식(5)와 (6)과 같이 쓸 수 있다.

식(1)에서 식(6)은 확장 계수 α_m 과 데이터 열 $s(n)$ 은 지수 파라미터 x 와 확장 계수 P 의 근의 항으로 쓸 수 있다.

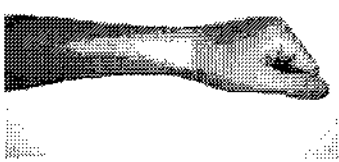
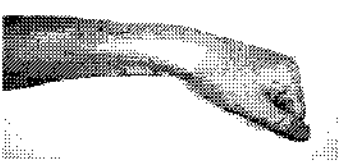
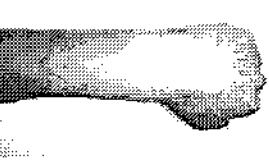
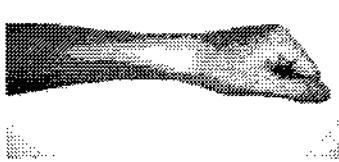
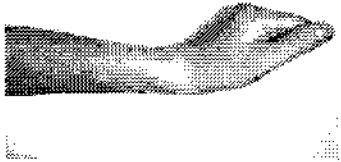
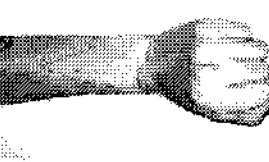
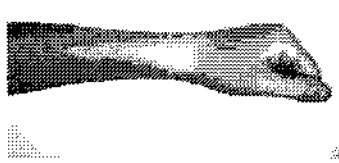

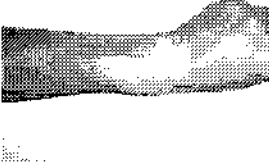
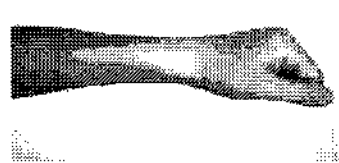
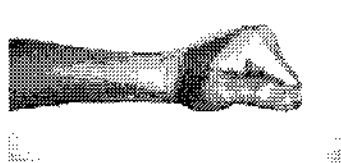
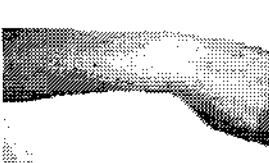
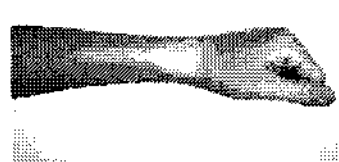
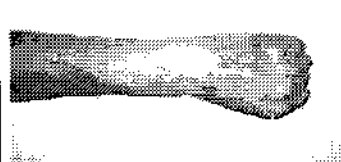
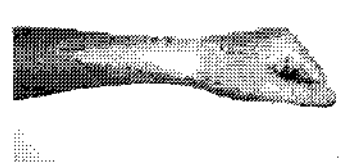
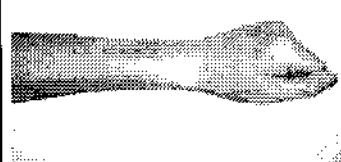
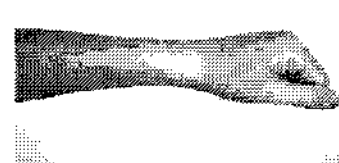
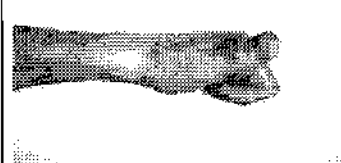
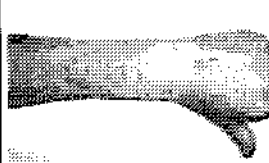
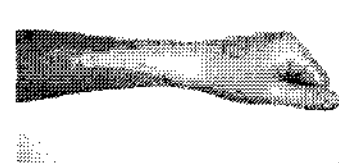
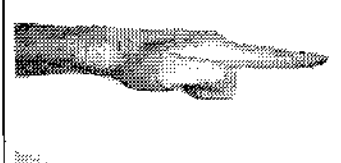
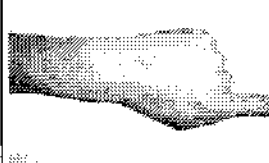
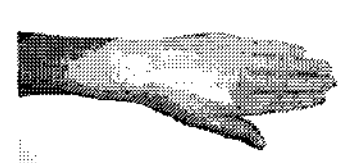
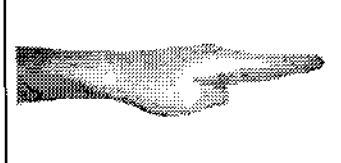
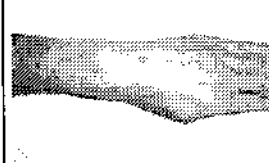
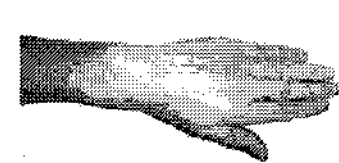
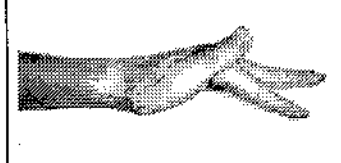
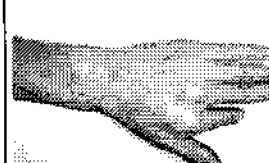
손목 구분 동작			동작 설명	동작 인덱스
동작 시작	동작 끝(측면)	동작 끝(앞면)		
			주먹을 가볍게 왼상태에서 손목을 아래로 구부림	DOWN
			주먹을 가볍게 왼상태에서 손목을 위로 구부림	UP
			주먹을 가볍게 왼상태에서 손목을 좌로 구부림	LEFT
			주먹을 가볍게 왼상태에서 손목을 우로 구부림	RIGHT
			주먹을 가볍게 왼상태에서 손목을 반시계방향으로 회전	ROTATION_L
			주먹을 가볍게 왼상태에서 손목을 시계방향으로 회전	ROTATION_R
			주먹을 가볍게 왼상태에서 엄지손가락을 펼침	Figure1
			주먹을 가볍게 왼상태에서 검지 손가락을 펼침	Figure2
			손을 편상태에서 엄지손가락을 구부림	Finger_P1
			손을 편상태에서 검지손가락을 구부림	Finger_P2

그림 3. 손의 움직임 종류
Fig. 3. Hand motions

$$\sum_{m=0}^M \alpha_m s(n-m) = \sum_{k=0}^M x_k \sum_{m=0}^M \alpha_m P_k^{n-m-1} \quad (7)$$

식(7)의 다항식 P(p)의 확장 값은 입력 데이터 열 s(n)의 항으로 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} s(M) & s(M-1) & \dots & s(1) \\ s(M+1) & s(M) & \dots & s(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(2M-1) & s(2M-2) & \dots & s(M) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(1) \\ a(2) \\ \vdots \\ a(M) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s(M+1) \\ s(M+2) \\ \vdots \\ s(2M) \end{bmatrix} \quad (8)$$

식(8)은 Cholesky decomposition 알고리즘을 사용하여 해를 얻을 수 있다.

D. LP 모델링

근육의 움직임신호의 특징 파라미터로는 선형예측 방법인 LP계수 사용하였다. 또한 채널 간 교차상관함수(cross-correlation)를 사용하여 상대적인 움직임 응답지연 값을 얻는다. 예측신호 s(n)은 다음 식(9)와 같이 나타낸다.

$$s(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + Gu(n) \quad (9)$$

전달 함수는 식(10)과 같다.

$$H(z) = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (10)$$

여기서 G, ak, p는 각각 이득 파라미터, 필터 계수, 필터 차수이다. 선형 예측오차는

$$e(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) = Gu(n) \quad (11)$$

이다.

E. 신호의 상관도 측정

다채널의 측정된 신호들 간의 상관도를 얻기 위해 교차상관함수 방법을 사용하였다. 교차상관함수는 평균값이 0인 두 개의 길이 N인 수열 x(k)와 y(k)가 주어질 때, 식(12)와 같이 나타낸다.

$$\text{상관도는 } \rho_{xy}(n) = \frac{r_{xy}(n)}{[r_{xx}(0)r_{yy}(0)]^{1/2}}, n = 0, 1, 2, \dots \quad (12)$$

여기서 교차상관함수는 식(13)과 (14)에 의해 구할 수 있다.

$$r_{xy}(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-n-1} x(k)y(k+n), n = 0, 1, 2, \dots \quad (13)$$

$$r_{xx}(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} [x(k)]^2, r_{yy}(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} [y(k)]^2 \quad (14)$$

여기서 N은 해석 구간에서의 샘플수이며 m은 지연샘플 수이다. 이 함수는 상이한 신호간의 상관관계를 나타내는 함수로 유사한 신호일수록 상관관계가 크게 나타나며 시간적인 응답지연 값을 얻을 수 있다. 각 채널당 LP계수를 구하고 두 LP계수의 산술적인 차이를 파라미터로 얻는다. 이것은 동시에 각 채널에 동일한 움직임이 있을 경우 LP계수는 같게 되고 두 채널당 LP계수차이가 클수록 채널 간 움직임이 다름을 의미한다.

III. 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 팔의 표면 EMG신호를 측정하고 이를 해석하여 손의 움직임을 검출하는데 있어서, 기존의 파라미터 모델링 방법에 채널간의 상관도를 나타내는 상관함수 값을 추가하여 정량적인 성능을 비교 평가하였다. 먼저, 실험에 사용된 손동작은 10종류를 선정하였으며 각 동작은 왼손에 2채널의 표면 EMG 전극을 통해 측정하였다. 전극의 위치는 그림 5와 같다. Ch1 V-, 와 Ch2 V-는 팔의 대칭적인 뒷면에 위치한다.

실험을 위한 데이터는 Biopac사의 EMG 앰프를 거쳐 Datatranslation사의 16비트 A/D 변환기를 통해 샘플링 주파수 2048Hz로 측정하였다. 손동작의 측정은 동기신호를 주고 신호에 맞추어

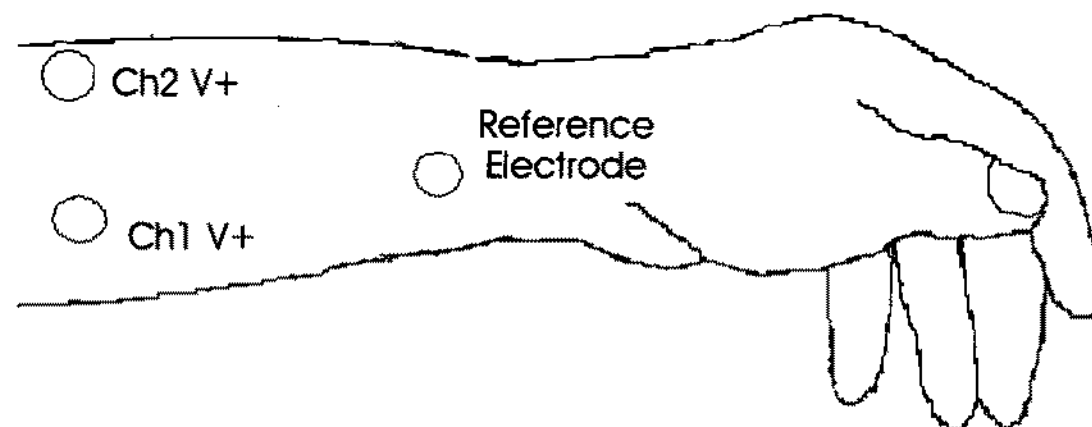


그림 4. EMG 전극의 부착 방법
Fig. 4. Electrode displacement for extracting EMG signal

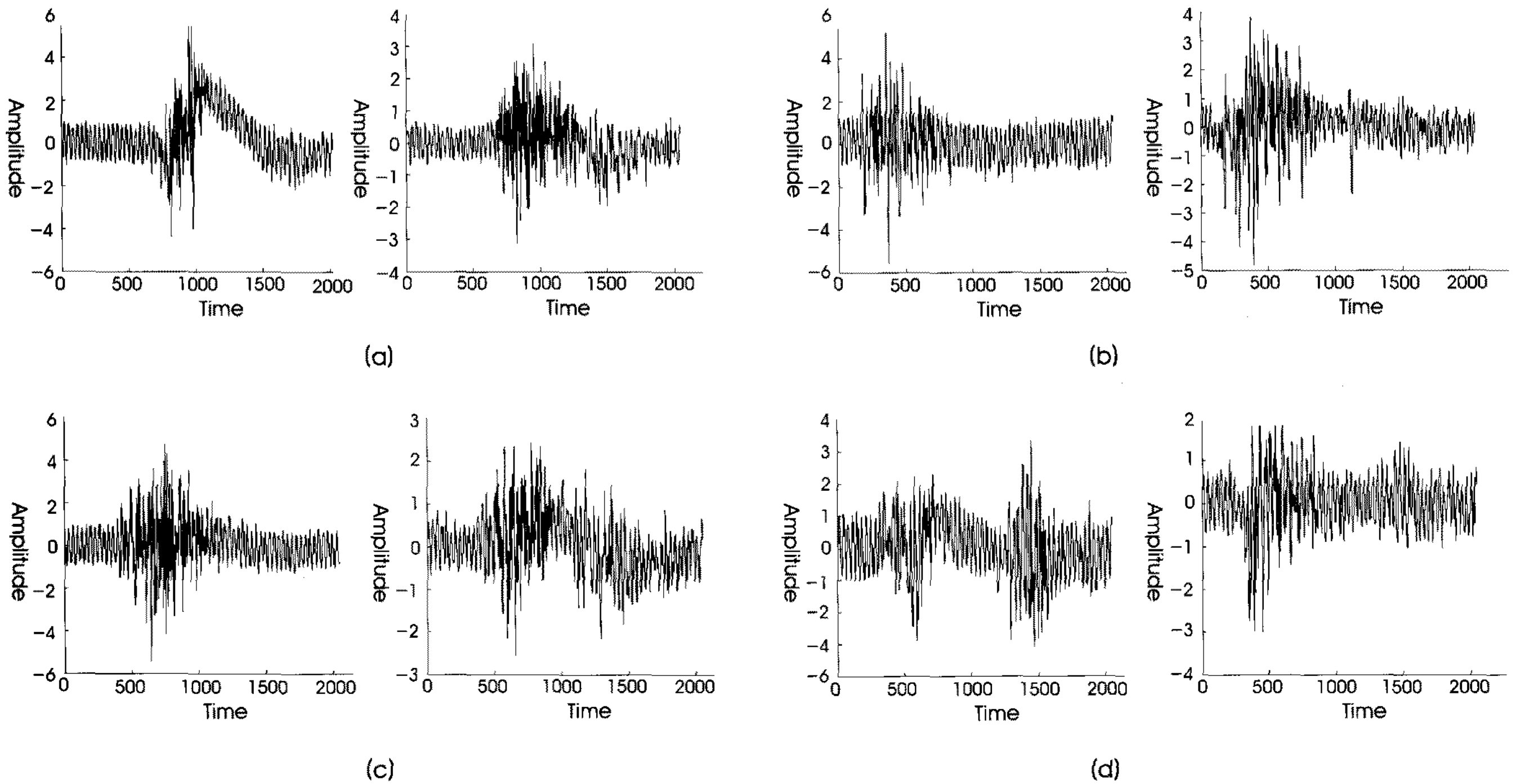


그림 5. DOWN, UP, LEFT, RIGHT 동작 파형: a) 대상 1 'DOWN' 동작 b) 대상 1 'UP' 동작 c) 대상 1 'LEFT' 동작 d) 대상 1 'RIGHT' 동작
 Fig. 5. The envelopes of DOWN, UP, LEFT, RIGHT motions: a) Subject 1 "DOWN" motion b) Subject 1 "UP" motion c) Subject 1 "LEFT" motion d) Subject 1 "RIGHT" motion

서 해당 손동작을 하는 것으로 하였으며, 측정은 각 동작을 1초 단위로 측정하였다. 측정대상은 20대 남성 2명, 30대 여성 1명, 30대 남성 1명을 대상으로 측정하였다. 측정횟수는 각 동작 당 20회를 측정하여 10회는 신경망의 표준 데이터 추출에 사용하였으며 10회는 비 훈련데이터로 인식성능을 평가하기 위해 사용하였다. 그림 5은 대상1 20대 남성의 파형을 나타낸 것으로서 측정한 10개의

동작 중에서 비교를 위해 DOWN, UP, LEFT, RIGHT의 4개의 동작 각각을 2채널씩 나타낸 것이다. 각 동작간의 차이가 있는 것을 알 수 있다. 그림 6은 포락선 정보를 얻기 위해 7차의 2-50Hz Butterworth 저역통과 필터링을 한 후 LP모델 계수 12차와 Prony 6차계수로 12개의 파라미터, 그리고 교차상관함수의 최대 피크에서의 지연 값을 구한 것이다. 파형의 변화에서 알기 어려운

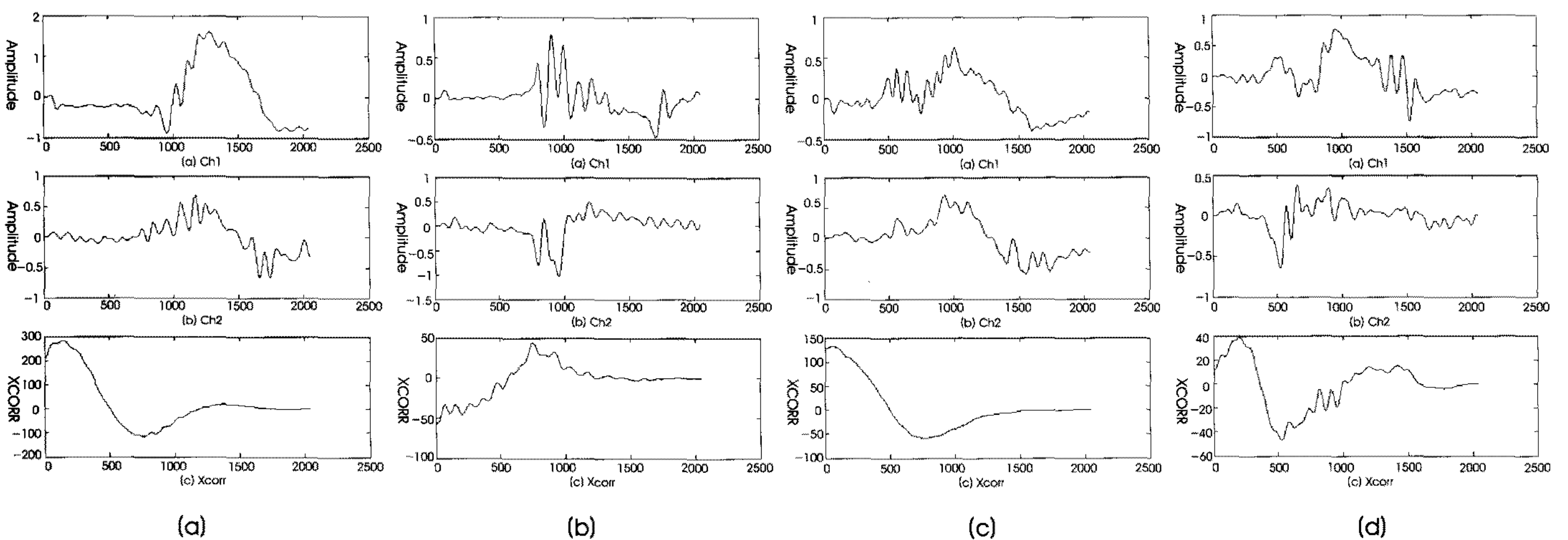


그림 6. 교차상관함수 결과(필터링후) a) 대상 1 'DOWN' 동작 b) 대상 1 'UP' 동작 c) 대상 1 'LEFT' 동작 d) 대상 1 'RIGHT' 동작
 Fig. 6. cross-correlation results(after filtering): a) Subject 1 "DOWN" motion b) Subject 1 "UP" motion c) Subject 1 "LEFT" motion d) Subject 1 "RIGHT" motion

표 1. 4동작의 평균 인식률(10회의 4인 평균 인식횟수)
Table 1. Average recognition with four motion steps.

동작	모델링 계수				모델링 계수+교차상관함수 값(Xcorr)			
	LPC 계수		Prony 계수		LPC+ Xcorr		Prony+ Xcorr	
	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터
DOWN	90.0%	77.5%	87.5%	72.5%	90.0%	80.0%	90.0%	77.5%
UP	95.0%	85.0%	95.0%	80.0%	97.5%	87.5%	95.0%	87.5%
LEFT	90.0%	75.0%	87.5%	72.5%	92.5%	85.0%	90.0%	80.0%
RIGHT	85.0%	65.0%	85.0%	60.0%	85.0%	70.0%	85.0%	70.0%

채널간의 위상관계가 교차상관함수 결과에 의해 나타나 있음을 알 수 있다. 대상 1에서 나타나듯이 채널간의 교차상관함수 그래프가 패턴에 따라 다름을 알 수 있다. 본 논문에서는 알고리즘의 손동작 구분 인식 능력을 검토하기 위해 손동작에 대응하는 파라미터를 다음 4가지 경우로 나누어서 진행하였다. 1) LP 계수만으로 구성 2) Prony 방법만으로 구성 3) LP 계수와 교차상관함수 값 적용 4) Prony 계수와 교차상관함수 값 적용. 입력 계수는 각각 12차의 LP 계수와 Prony 계수, 그리고 교차상관함수 계수를 입력 값으로 하였다. 여기서 신경망은 총 13개의 입력층과 은닉층 9개, 그리고 출력층 4개를 갖는 신경망을 구성하여 학습을 시켰다. 학습 후 실험 대상 각각 훈련데이터 10개와 비 훈련데이터 10개를 가지고 신경망에 적용하였다. 결과는 표1-표2에 나타나 있으며 표1은 4가지 동작에 대한 4인의 평균 인식률을 나타낸 것이며, 표2는 10가지 동작에 대한 4인의 평균인식률을 나타낸 것이다. 표에서 보듯이 LP

와 Prony 계수의 독립적인 입력보다는 교차상관함수 값을 추가했을 경우 인식률이 향상됨을 알 수 있다. 또한 동작의 숫자가 많은 경우 구분 능력은 크게 떨어지는 것을 알 수 있다. 결과적으로, 실험을 통하여 본 논문에서 목적인 근육신경의 변화만으로도 기본적인 인터페이스로서의 동작을 수행할 수 있음을 확인할 수 있었으며, 차후에 다양한 실험 대상과 환경을 고려한 연구가 뒤따른다면 좀 더 향상된 결과를 기대할 수 있을 것으로 본다.

IV. 결론

본 연구에서는 정보기기의 소형화 및 착용 가능한 환경, 그리고 신체적인 장애가 있는 경우에서 보다 효과적이며 편리한 정보 입력의 수단을 제공하기 위해 생체신호를 이용한 인간-컴퓨터사이의 인터페이스에 관한 연구를 수행하였다. 이 과정에서 손동작과

표 2. 10동작의 평균 인식률(10회의 4인 평균 인식횟수)
Table 2. Average recognition with ten motion steps.

동작	모델링 계수				모델링 계수+교차상관함수 값(Xcorr)			
	LPC 계수		Prony 계수		LPC+ Xcorr		Prony+ Xcorr	
	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터
DOWN	75.0%	60.0%	75.0%	55.0%	77.5%	65.0%	75.0%	57.5%
UP	85.0%	67.5%	82.5%	65.0%	90.0%	72.5%	90.0%	75.0%
LEFT	82.5%	57.5%	80.0%	57.5%	85.0%	67.5%	82.5%	65.0%
RIGHT	65.0%	57.5%	65.0%	57.5%	67.5%	60.0%	67.5%	60.0%
ROTATION_L	47.5%	32.5%	42.5%	35.0%	55.0%	40.0%	55.0%	37.5%
ROTATION_R	40.0%	30.0%	40.0%	35.0%	47.5%	37.5%	45.0%	35.0%
Finger1	40.0%	35.0%	40.0%	22.5%	47.5%	35.0%	45.0%	22.5%
Finger2	37.5%	35.0%	37.5%	20.0%	45.0%	30.0%	45.0%	22.5%
Finger_P1	35.0%	22.5%	35.0%	25.0%	37.5%	25.0%	32.5%	27.5%
Finger_P2	35.0%	25.0%	32.5%	25.0%	37.5%	25.0%	32.5%	25.0%

관련된 신호를 얻기 위해 생체신호로서 팔 근육의 EMG신호를 측정하였으며, 분리된 위치에서 2채널로 측정하여 두 신호사이의 중요한 응답지연 값을 두 신호사이의 교차상관함수를 통해 얻고, 이를 기존의 해석 방법과 병행하여 신경망에 적용함으로써 알고리즘의 인식성능을 향상시킬 수 있음을 실험을 통해 확인하였다. 대상자에 따라 증속적인 인식을 하기 때문에 변화가 크나 전반적으로 기존의 방법에 비하여 본 연구에서 사용한 교차상관함수 파라미터를 적용한 결과가 인식률에서 5%-10%정도 향상됨을 알 수 있었다. 인식할 대상이 4개의 동작일 경우 전체적으로 약 70%-85%정도로 실질적으로 활용이 가능한 인식성능을 나타냈으나, 대상이 10개인 경우, 사용자에 따라 변화가 심하고 인식률 또한 25%-75% 정도로 좋지 않은 인식률을 보였다.

향후 실질적인 활용이 되기 위해서는 좀 더 다양한 EMG신호의 구분이 필요하며 이를 위해 배경 잡음의 감소와 인식률을 향상시키기 위한 알고리즘의 추가적인 연구, 외부적인 잡음 및 전자기적 영향을 최소화하는 시스템의 연구, 그리고 측정된 생체 신호의 분석방법에 대한 연구가 더 진행되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] Moore, E. J., De Marco, R. M., Foulds, R. A., Alvarez, T. L. "The Implementation of an EMG Controlled Robotic Arm to Motivate Pre-College Students to Pursue Biomedical Engineering Careers", *Proceedings of the annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol.25 no.4, 2003.
- [2] Daniel Graupe, "EMG Pattern Analysis for Patient-Responsive Control of FES in Paraplegics for Walker-Supported Walking," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* vol. BME-36, pp. 711-719, July, 1989.
- [3] Zhang, Z., Manabe, H., Horikoshi, T., Ohya, T., "EMG Signal Processing for Audio-EMG-based Multi-Modal Speech Recognition," *IASTED International Conference on Biomedical Engineering*, vol.3, pp. 458-119, 2005.
- [4] Li-Qun Zhang, Richard Shiavi, "Clustering Analysis and Pattern Discrimination of EMG Linear Envelopes," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* vol. BME-38, pp. 777-784, August, 1991.
- [5] Jia-Jin Jason and Richard Shiavi, "Temporal Feature Extraction and Clustering Analysis of Electromyographic Linear Envelopes in Gait Studies," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* vol. BME-37, pp. 295-302, March, 1990.
- [6] Okuno, R., "Interactive Decomposition of MU with Multi-channel Template-matching of Surface EMG", *Proceedings of IEEE EMBS ASIA Pacific Conference on Biomedical Engineering*, 2003.
- [7] Van Putten, J. D., "EMG Onset Determination Using a Maximum Likelihood Method," *Proceedings of the annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.1 No.21, 1999.
- [8] 최월봉, 기본 인체해부학, 탐구당, 1989.
- [9] M.R. Osborne, G. K. Smyth, "A modified prony algorithm for fitting functions defined by difference equations: *SIAM J. SIAM. Stat. Comput.*, vol. 12, pp. 362-382, 1991.