

다채널 EMG 신호의 패턴 해석을 이용한 휴먼인터페이스의 설계

이용희, 이경호, 서재성, 황기현

한라대학교 정보통신공학부

E-mail yhlee@hit.halla.ac.kr

Human Interface Design using Pattern Analysis of Multichannel EMG signals

Yong H. Lee, Kyeung H. Lee, Jae S. Seo, Gi H. Hwang

School of Information & Communication Engineering, Halla University

E-mail : yhlee@hit.halla.ac.kr

Abstract

In this study, our primary goal is to classify the EMG(electromyographic) signals including the specific patterns related to hand motions in an arm. To do this, the EMG recognition method based on the LP coefficients and delay between multi-channels obtained by cross-correlation function is presented. The study consists of three functional parts, which are parts for obtaining the EMG signals from arm muscle, analyzing LP coefficients and delay parameter obtained by cross-correlation function, and recognizing specific patterns.

In the experiment, the result of the present method is compared with the results of the conventional methods. We expect that the results of this study is very effective in the mobile computer and wearable computer environment.

I. 서론

인간과 컴퓨터(기계) 사이의 통신을 위한 인터페이스의 개발은 컴퓨터의 등장 이래 지속되어 온 중요한 연구이

다. 키보드와 마우스가 발명된 지 40여년이 지난 현재 인간-컴퓨터 인터페이스(Human-Computer Interface)에 대한 연구는 키보드와 마우스를 벗어나 다양한 방식으로 개발되고 있다. 대표적인 입력도구인 키보드와 마우스, 그리고 펜인식장치는 키보드 자판과 마우스, 그리고 펜과 같은 도구를 이용하는 인터페이스 장치로서 사용자가 정상적인 신체 구조, 특히 손으로 입력하는 방법이므로 정보기기를 놓고 입력할 수 있는 공간적인 환경과 신체 구조가 정상적인 환경에서 가장 널리 사용되고 있다. 그러나 이와 같은 방법은 컴퓨터를 포함한 정보기에 도구를 이용한 입력 방식으로 공간적인 장소에 제약을 받게되어, 협소한 공간이나 움직임에 제한을 받는 장소, 그리고 신체적으로 손과 같은 부위에 장애가 있는 경우에는 사용이 제한되는 문제점이 발생하게 된다. 최근 이러한 문제의 해결책으로 생체신호를 이용하여 인간-컴퓨터 인터페이스로서 사용하는 연구가 시도되고 있다[1][2][3]. 생체신호는 인체의 활동의 결과로서 나타나는 신호로서 지금까지 주로 의학적 진단을 목적으로 의학과 관련된 분야에서 활용되어 왔다. 이러한 생체신호를 활용한 인터페이스로서 EMG신호에 바탕으로 둔 인터페이스에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. EMG(Electromyogram)신호는 근육활동과 밀접한 신호로서, 주로 의학적으로 근육활동을 진단하거나 근육의 정량적 평가를 위해 사용되어 왔으나, 최근들어 보행보조 재활장치의 인터페이스를 위한 신호로서의 활용에

관련된 다양한 연구가 진행되고 있다[3][4][5]. 본 연구에서는 이러한 연구에 병행하여 다수의 EMG센서를 부착하여 손을 관장하는 근육의 다양한 EMG신호패턴을 측정하고 각 EMG센서의 채널간 신호의 상관관계를 규명하여 이를 모델 파라미터로서 사용한다. 궁극적으로 EMG신호패턴의 인식률을 높임으로서, 정보기기 및 신체적 장애를 극복할 수 인터페이스에 대한 연구를 수행한다.

II. 연구방법 및 이론

2.1 EMG(Electromyogram)신호와 근육신경

인체의 움직임은 뼈와 관절로 이루어진 구조체를 바탕으로 근육신경에 의해 이루어진다. 대부분 정보 입력은 손을 중심으로 발달되 왔으며, 현재 키보드와 마우스, 펜입력 장치가 손에 의해 입력되는 주 입력 장치로 사용되고 있다. 키보드와 마우스등을 움직일 때, 손의 움직임은 손을 관장하는 근육의 변화로 나타나므로 근육의 움직임을 분석함으로써 손가락과 손의 움직임을 파악할 수 있다. 근육과 손의 연결된 동작을 바탕으로, 손에 마우스와 같은 물리적 도구를 사용하지 않더라도 팔근육의 움직임을 통해 목적하는 정보를 알 수 있게 된다. 그림 1은 손을 관장하는 팔 근육신경을 나타낸 것이다. 그림에서 보는바와 같이, 팔을 통해 손바닥을 관장하는 근육이 있음을 알 수 있다.

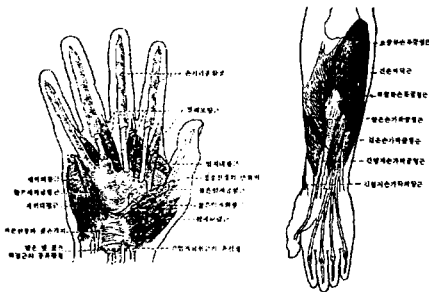


그림 1. 손 관장 팔근육신경

본 연구에서는 표면에 전극을 부착하여 EMG 신호를 측정하는 표면 EMG(Surface EMG)를 이용한다. 그림 2는 시점위치에서 동작종점으로의 손동작에 대응하는 표면 EMG(Surface EMG)신호를 나타낸 것이다.

2.2 EMG 신호 모델링

EMG신호의 해석은 크게 파라미터 해석 방법과 시계열 해석 방법이 있다. 시계열 해석방법은 포락선 검출방

법이 있다. EMG 신호의 포락선은 근육활동의 개시와 종료(onset time), 그리고 근육신경의 세기, 전달 속도등을 확인하기 위해 수행되며, 먼저 정규회로를 거쳐, 보통 25ms 길이의 적분회로를 통해 얻어진다. 최근들어 EMG 신호에서 EMG신호의 크기정보뿐 아니라, 위상정보도 중요하다는 연구결과가 보고되면서 EMG신호를 파라미터로 모델링 하는 방법들이 소개 되었다[3][4]. 본 연구에서는 기존의 LP(Linear Prediction)방법에 채널간의 상관함수값을 이용하는 방법을 이용한다..

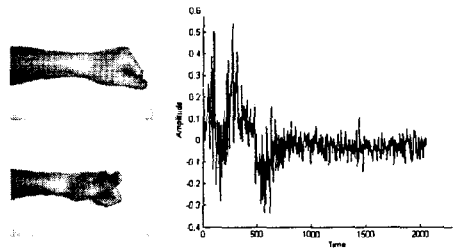


그림 2. 손 동작에 대응하는 EMG 신호

2.3 LP(Linear Prediction) 해석

생체신호는 시간에 따라 다양하게 변화하며 테이타의 양도 많으므로 신호 파형 자체를 이용하여 상대적으로 극히 적은 유한수의 패턴(pattern)으로 분류하는 것은 비효율적이다. 따라서 생체신호의 해석과정에 기초하여 몇 가지 패턴으로 구분할 수 있는 파라미터(parameter)를 추출하고 이를 이용하는 방법을 사용한다.

근육의 움직임신호의 특징 파라미터는 선형예측(Linear Prediction)모델계수 추출 방법을 사용하였다. 또한 채널간 크로스 코릴레이션(Cross-correlation)계수를 사용하여 상대적인 움직임 지연값을 얻는다. 예측신호 $s(n)$ 은 다음식과 같이 나타낸다.

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

전달 함수는 다음식과 같다.

$$H(z) = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (2)$$

여기서 G 는 이득 파라미터이며 a_k 는 필터 계수이고 p 는 필터 차수이다. 선형 예측우차는

$$e(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) = Gu(n) \quad (3)$$

선형 예측시 해석 구간에서의 잔류에너지는

$$E = \sum_{m=0}^{N-1} e^2(m) = G^2 \sum_{m=0}^{N-1} u(m) \quad (4)$$

이며 E 가 최소로 되는 최적의 선형 예측 계수 $\{a_k\}$ 와

이득 G 를 구하게 된다.

예측계수는 다음과 같은 *Levison Durbin* 순환식으로 구할 수 있다.

$$E^{(0)} = R(0) \quad (5)$$

$$k_i = \frac{R(i) - \sum_{j=1}^{i-1} a_j^{(i-1)} R(i-j)}{E^{(i-1)}} \quad 1 \leq i \leq p \quad (6)$$

$$a_j^{(i)} = a_j^{(i-1)} - k_i a_{i-j}^{(i-1)} \quad 1 \leq j \leq i-1$$

$$E^{(i)} = (1 - k_i^2) E^{(i-1)} \quad (7)$$

방정식은 $i=1, 2, \dots, p$ 에 대해 순환과정을 거쳐 풀게 되며 최종적인 해는

$$a_j = a_j^{(p)} \quad 1 \leq j \leq p \quad (8)$$

이 된다. 여기서 gain G 는 다음과 같다.

$$G^2 = E^{(p)} \quad (9)$$

2.4 신호의 상관도 측정

다채널의 측정된 신호들간의 상관도를 얻기위해 크로스 코릴레이션(cross correlation)방법을 사용하였다. 크로스 코릴레이션은 평균값이 0인 두 개의 길이 N 인 수열 $x(k)$ 와 $y(k)$ 이 주어질 때, 다음과 같이 주어진다. 상관도는

$$\rho_{xy}(n) = \frac{r_{xy}(n)}{[r_{xx}(0)r_{yy}(0)]^{1/2}}, \quad n=0, 1, 2, \dots \quad (10)$$

여기서 cross-covariance로서 다음에 의해 구할 수 있다

$$r_{xy}(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-n-1} x(k)y(k+n), \quad n=0, 1, 2, \dots \quad (11)$$

$$r_{xx}(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} [x(k)]^2, \quad r_{yy}(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} [y(k)]^2 \quad (12)$$

여기서 N 은 해석 구간에서의 샘플수이며 m 은 지연 샘플 수이다. 이 함수는 상이한 신호간의 상관관계를 나타내는 함수로 유사한 신호일수록 상관관계가 크게 나타나며 시간적인 지연파라미터를 얻을 수 있다. 각 채널당 선형예측계수를 구하고 두 예측계수의 산술적인 차이를 파라미터로 얻었다. 이것은 동시에 각 채널에 동일한 움직임이 있을 경우 예측계수는 같게되고 두 채널당 예측계수차이가 클수록 다른 움직임을 나타내는 것으로 볼 수 있다.

III. 결과 및 고찰

본 연구는 기존의 파라미터 모델링 방법에 제안한 다채널을 이용한 코릴레이션 파라미터를 추가하여 정량적인 성능을 비교 평가하였다. 먼저, 실험에 사용된 손동작은 표 1에 나타난 4종류를 선정하였으며 각 동작은 왼손에 2채널의 표면 EMG 전극을 통해 측정하였다. 전극의 위치는 그림 3와 같다. Ch1 V-, 와 Ch2 V-는 팔의 대칭

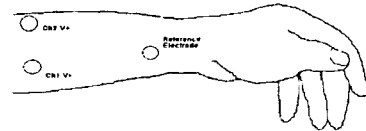


그림 3. EMG 전극의 부착 방법

적인 뒷면에 위치한다. 실험을 위한 데이터는 Biopac사의 EMG 앰프를 거쳐 Datatranslation사의 16비트 A/D 컨버터를 통해 수집하였다. 측정시 샘플링 주파수는 2KHz로 설정하였으며, 손동작의 측정은 동기신호를 주고 신호에 맞추어서 해당 손동작을 하는 것으로 하였으며, 측정은 각 동작을 1초단위로 측정하였다. 측정대상은 20대 남성 3명, 여성 1명을 대상으로 측정하였다. 측정횟수는 각 동작당 20회를 측정하여 10회는 신경망의 표준 데이터 추출에 사용하였으며 10회는 비훈련데이터로 인식성능을 평가하기 위해 측

표 5 구분 동작

손목 구분 동작		동작 인덱스
동작 시작	동작 끝(뒷면)	
		DOWN
		UP
		LEFT
		RIGHT

정하였다. 그림 4는 대상1 20대 남성의 파형을 나타낸 것으로서 DOWN, UP, LEFT, RIGHT의 4개의 동작 각각을 포락선 정보를 얻기 위해 7차의 2-50Hz Butterworth 저역통과 필터링을 한 후 2채널씩 PC로

델 계수 12차의 파라미터, 그리고 크로스 코릴레이션의 최대 피크에서의 지연값을 구한 것이다. 각 동작간의 차이가 있는 것을 알 수 있다. 또한, 파형의 변화에서 알기 어려운 채널간의 위상관계가 크로스 코릴레이션 결과에 의해 나타나 있음을 알 수 있다.

본 연구에서는 알고리즘의 손동작 구분 인식 능력을 검토하기 위해 손동작의 패턴 파라미터를 다음과 같이 1) LPC 계수만으로 구성 2) LPC 계수와 크로스 코릴레이션 값 적용으로 나누어서 진행하였다. 여기서 신경망은 총 13개의 입력층과 은닉층 9개, 그리고 출력층 2개를 갖는 신경망을 구성하여 학습을 시켰다. 신경망 입력은 두채널 중 한 채널의 LP 계수 12차와 코릴레이션 계수를 하였다. 학습 후 실험대상 각각 훈련데이터 10개와 비훈련데이터 10개를 가지고 신경망에 적용하였다. 결과는 표2에 나타나 있다. 표에서 보듯이 LP계수를 독립적으로 입력하는 것 보다는 크로스 코릴레이션 값을 추가했을 경우 인식률이 향상됨을 알 수 있다.

표 2 4동작의 인식결과(10회중 4인 평균인식횟수)

구분동작	LP 계수 입력 결과		LP계수+Xcorr계수	
	훈련 데이터	비훈련 데이터	훈련 데이터	비훈련 데이터
DOWN	9.00	7.75	9.00	8.00
UP	9.50	8.50	9.75	8.75
LEFT	9.00	7.50	9.25	8.50
RIGHT	8.50	6.50	8.50	7.00

IV. 결론

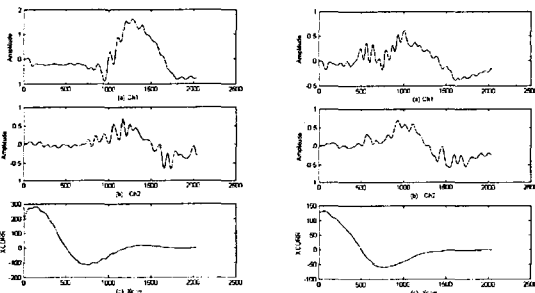
본 연구에서는 정보기기의 소형화 및 착용가능한 환경, 그리고 신체적인 장애가 있는 경우에서 보다 효과적이며 편리한 정보 입력의 수단을 제공하기 위해 생체신호를 이용한 인간-컴퓨터사이의 인터페이스에 관한 연구를 수행하였다. 이 과정에서 손동작과 관련된 신호를 얻기위해 생체신호로서 팔 근육의 EMG신호를 측정하였으며, 분리된 위치에서 2채널로 측정하여 두 신호사이의 중요한 위상정보를 두 신호사이의 크로스 코릴레이션을 통해 얻고, 이를 기존의 해석 파라미터 방법과 병행하여 신경망에 적용함으로써 알고리즘의 인식 성능을 향상 시킬 수 있음을 실험을 통해 확인하였다.

V. 참고문헌

- [1] Laurel, B. (Ed.) (1993). The art of human-computer interface design. MA: Addison Wesley.
- [2] Eileen C. Schwab and Howard C. Nusbaum, Pattern Recognition By Humans and Machines, Academic Press INC.,1989.
- [3] 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.
- [4] Jia-Jin Jason and Richard Shiavi, "Temporal Feature Extraction and Clustering Analysis of Electromygraphic Linear Envelopes in Gait Studies,"IEEE Trans. Biomed. Eng. vol. BME-37, pp. 295-302, March, 1990.

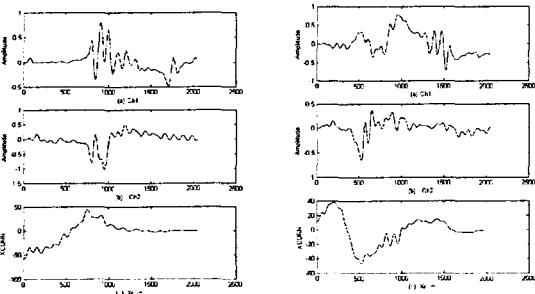
Acknowledgments

본 연구는 한국과학재단 목적기초연구 "지역대학우수과학자 지원연구"(R05-2001-000-01393-0)지원으로 수행되었음.



(a) 대상 1 'DOWN' 동작(필터링후)

(c) 대상 1 'LEFT' 동작(필터링후)



(b) 대상 1 'UP' 동작(필터링후)

(d) 대상 1 'RIGHT' 동작(필터링후)

그림 5. 필터링 후의 크로스 코릴레이션 결과(대상1)