

실시간 근전도 인터페이스의 구현

이 명 준, 문 인 혁, 강 성 재, 김 경 훈, 문 무 성
재활공학연구소

Implementation of Real-time EMG-based Human-computer Interface

Myoung Joon Lee, In Hyuk Moon, Sung Jae Kang, Kyung Hun Kim, Mu Sung Mun
Korea Orthopedics & Rehabilitation Engineering Center
E-mail : mjlee@iris.korec.re.kr

Abstract

This paper proposes a real-time method to recognize shoulder elevation motions by comparing EMG signals on the Levator scapulae muscles with double threshold values. To achieve real-time, we implement a EMG signal processing hardware embedded band-rejection filter, low-pass filter, full rectifier and moving average circuits. And a high speed microprocessor is used for implementing the double thresholds method. The available shoulder motions for the human-computer interface are elevation of left, right and both shoulders. From experimental results we show that the proposed real-time processing hardware and double thresholds method are useful for the real-time EMG-based human-computer interface.

I. 서론

매년 질병이나 사고에 의한 후천적 장애인의 수가 증가하고 있으며, 세계적으로 이러한 지체 장애인들의 재활 및 정상적인 사회 복귀는 큰 사회적 문제로 대두되고 있다. 이에 따라 로봇 공학 연구를 재활 복지 시스템에 적용시키고자 하는 시도가 있었다. 하지만 자율적 로봇(autonomous robot)의 경우는 동작의 신뢰성과 안전성에 대한 문제가 있기 때문에, 최근에는 사람을 제어 시스템의 한 요소로서 적용하는 휴먼-인-더-루프 시스템(human in the loop system)에 관한 연구가 제안되었다[1]. 하지만 사람은 기계와 다른 정보시스

템이므로 사람과 기계간에 정보를 변환할 수 있는 휴먼-컴퓨터 인터페이스(human-computer interface, HCI)가 반드시 필요하다.

현재 많이 적용되고 있는 대표적인 HCI로서는 키보드나 마우스가 있다. 하지만 장애인이나 컴퓨터에 익숙하지 않은 고령자가 이러한 HCI에 적용하기 위해서는 많은 노력이 필요하다. 따라서 최근에는 영상이나 음성을 이용한 사용자 중심의 인터페이스(user-centered interface)가 제안되었다. 하지만 영상 기반 인터페이스의 경우, 정보 처리 속도에 대한 문제를 해결해야 하며, 음성 기반의 경우 주위의 잡음이나 환경에 영향을 받기 쉽기 때문에, 실제 적용하기 위해서는 이러한 문제들을 극복하여야만 한다.

최근에는 근전도(EMG), 뇌전도(EEG), 안전도(EOG) 등의 생체 신호를 이용한 인터페이스가 제안되었다. 이러한 생체 신호에서 특히 근전도 신호는 진폭이 비교적 크고, 잡음에 강한 특성이 있어서 재활 복지 시스템에 실제로 많이 적용되고 있다. 그 대표적인 예로서는 근전도에 의해 의수의 파지 동작과 펌 동작을 제어하는 근전 의수가 있으며, 그 외에도 휠체어로 이동 중에 위급 상황이 발생할 때의 정지를 위한 신호로 적용[2]하거나, 목 근육[3] 혹은 어깨 올림 근육[4]의 근전도 신호로 전동 휠체어를 제어하는데 적용되었다.

본 논문에서는 그림 1과 같은 양 어깨 올림 근육(Levator scapulae muscle, LSM)에서 근전도 센서를 이용하여 측정된 IEMG 값과 이중 문턱치(double thresholds) 방법을 이용해서 사용자의 의도를 인식할 수 있는 실시간 근전도 인터페이스를 구현한다. 가능한 어깨 올림 동작으로는 왼쪽 어깨 올림, 오른쪽 어깨

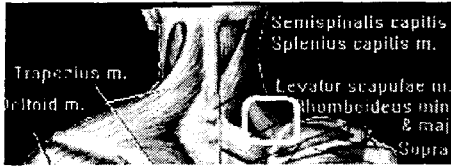


그림 1. Levator scapulae muscle

올림, 그리고 양 어깨 동시 올림의 3가지이다. 3가지 어깨 올림 동작을 기반으로 근전 의수의 내전, 외전, 파지, 폼의 4가지 동작을 제어할 수 있는 명령을 정의하고, 실험을 통해 본 논문에서 구현한 인터페이스가 유용함을 보인다.

II. 근전도 측정 및 신호처리

근전도 신호는 근 섬유의 수축에 따라 0~10 mV의 신호를 발생시키며, 30~500Hz에 에너지가 집중되어 있는 것으로 알려져 있다[5]. 따라서 본 논문에서는 그림 2와 같이 근전도 신호를 처리한다. LSM의 움직임에 영향을 비교적 적게 받는 쇄골(clavicle)을 신호의 기준점(reference of signal)으로서 선택하고, Delsys사의 근전도 전극 DE-2.3을 이용하여 근전도 신호를 취득한다(그림 2 참조). DE-2.3은 전극 내에 20Hz 고역 통과 필터와 450Hz 저역 통과 필터(low-pass filter, LPF) 및 60dB 증폭기를 내장하고 있다. 취득된 근전도 신호는 전원 잡음 제거를 위해 60Hz 대역 저지 필터(band-rejection filter, BRF)를 거치고, 전파 정류 및 이동 평균(moving average, MAV) 회로에 의해 근전도 신호의 MAV를 출력한다. 최종적으로 1Hz LPF를 거쳐서 IEMG(integrated absolute EMG)를 출력한다. 본 연구에서는 그림 2의 BRF부터 IEMG 출력까지의 회로를 제작하였다. T 시간 동안의 MAV는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$MAV(t) = \frac{1}{T} \int_{t-T}^t |EMG| dt \quad (1)$$

따라서 본 연구에서는 식 (1)의 절대값은 전파 정류 회로로 구현하였고, 이동 평균은 캐패시턴스와 저항을 이용한 시정수로서 T를 결정하였다. 그림 3은 그림 2에서 구현된 근전도 처리 하드웨어를 이용하여 획득한

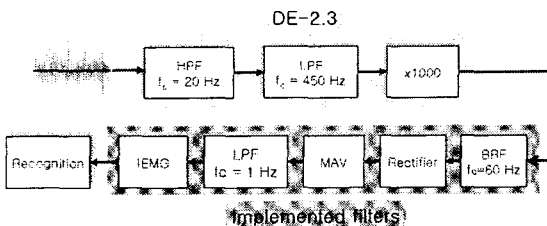


그림 2. 근전도 신호 처리 과정

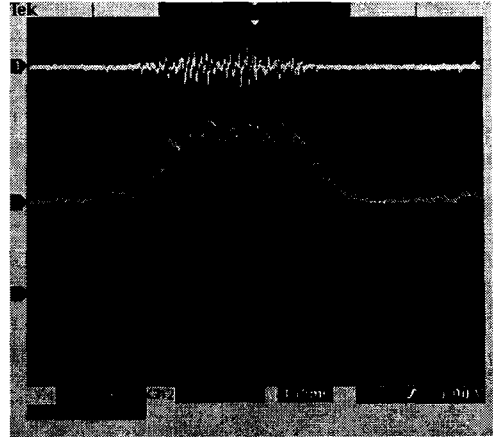


그림 3. 근전도 신호 처리 결과

출력 결과이다. 그림 3의 1번 채널은 DE-2.3에서 취득한 근전도 신호이고, 2번 채널은 MAV를 측정된 결과이다. 그리고 3번 채널은 1Hz LPF를 거쳐서 최종적으로 얻어진 IEMG이다.

III. 이중 문턱치(double thresholds)를 이용한 실시간 근전도 인터페이스

3.1 이중 문턱치에 의한 어깨 올림 동작 인식

문턱치를 이용한 인식 방법은 근육의 움직임으로부터 검출된 IEMG 값을 문턱치와 비교하여 문턱치보다 클 경우는 의도가 있는 것으로(on), 작을 경우는 의도가 없는 것으로(off) 인식한다. 근육의 움직임을 이용한 근전도 인터페이스를 구현하기 위해서는 빠른 인식 속도를 가져야 하며, 하나의 의도된 동작에 대해 한 명령만 인식해야 한다. 그리고 서로 다른 근육에 의해 발생하는 근전도를 함께 사용할 경우에는 시간적 편차가 발생할 수 있음을 고려해야 한다. 따라서 본 논문에서는 사용자의 의도를 인식하기 위하여 주 문턱치(primary threshold)에 이 문턱치보다 작은 값을 갖는 보조 문턱치(auxiliary threshold)를 추가한 이중 문턱치 인식 방법을 제안한다.

그림 4는 이중 문턱치를 이용한 움직임 의도 인식 방법을 나타낸다. 여기서 A_p , A_a 와 B_p , B_a 는 각각 서로 다른 두 근육 부위 A와 B의 주 문턱치와 보조 문턱치를 나타낸다. 먼저, 단일 문턱치 인식 방법과 같이 A의 IEMG 값이 A_p 보다 크지만 B의 IEMG 값이 B_a 보다 작다면, 우선 근육 A의 움직임만을 인식한다. 만약 A의 IEMG 값이 A_p 를 초과하고, B의 IEMG 값이 B_p 보다는 작지만 B_a 를 초과한다면 두 개의 근육을 동시에 움직이려는 의도가 있다고 판단하여 인식을 유보한다. 그러나 어느 순간 B의 IEMG가 B_p 를 초과하

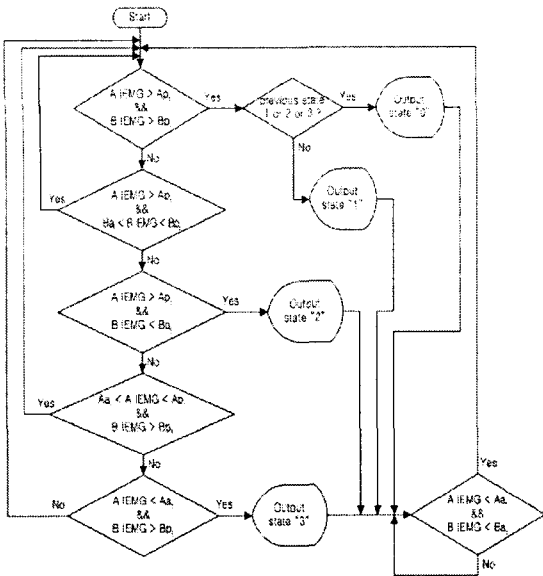


그림 4. 이중 문턱치 인식 방법

면 그때서야 비로소 두 근육이 동시에 움직였음을 인식한다. 반면 B의 IEMG가 Ba_1 보다 작아지면 더 이상 B쪽의 근육을 움직일 의도가 없다고 판단하여 A쪽 근육의 움직임만을 인식한다. 이렇게 함으로써 하나의 의도된 움직임에 대해 한 명령만 출력하며, 두 근육을 동시에 움직이려 할 때 시간적 편차를 고려할 수 있다. 만약 A와 B가 동시에 문턱치 A_{p1} , B_{p1} 보다 크다면 두 근육 모두 움직이는 것으로 즉시 인식한다. 일단 근육의 움직임에 대한 의도 인식이 되면 다음 의도를 입력 받기 위해서 두 근육의 IEMG 값이 모두 A_{a1} , B_{a1} 보다 작아질 때까지 기다린다.

3.2 어깨 올림 동작에 따른 명령

본 논문에서는 근전도 기반의 인터페이스를 이용하여 파지와 회전이 가능한 2자유도 근전 의수의 제어를 가정한다. 왼쪽, 오른쪽, 그리고 양쪽 동시 입력의 3가지 어깨 올림 동작의 입력으로부터, 근전 의수의 내전(pronation), 외전(supination), 파지(finger flexion), 그리고 폼(finger extension)의 4가지 동작을 수행하는 명령을 정의하였다(표 1참조).

표 1. 양쪽 LSM의 EMG에 따른 동작 상태와 명령

left EMG	right EMG	state	command
on	on	0/1	finger extension/flexion
on	off	2	pronation
off	on	3	supination
off	off	4	none

3.3 실시간 근전도 인터페이스

그림 5는 본 논문에서 구현한 실시간 근전도 인터페

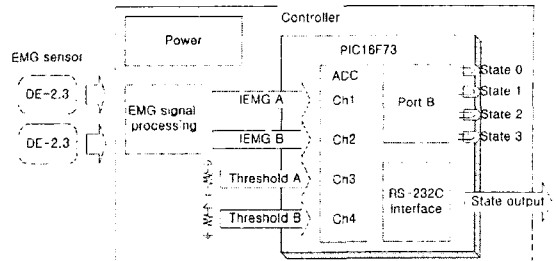


그림 5. 실시간 근전도 인터페이스의 블록선도

이스의 블록선도이다. 근전도 센서로부터 검출된 신호는 그림 2의 신호 처리 과정을 거쳐서 IEMG 값으로 변환되고, IEMG 값은 PIC 마이크로프로세서의 AD 변환기에 입력된다. 각 문턱치의 오프셋 설정을 위해 가변 저항을 이용한 오프셋 전압을 AD 변환기에 입력한다. 인식된 4가지의 의도는 디지털 출력단에 연결된 LED로 나타내지고, 동시에 RS-232C 직렬 통신을 이용하여 외부 제어기에 인식 결과를 출력한다.

일반적인 근전도 계측 장비의 샘플 주파수는 2kHz 이하이므로 $500\mu s$ 당 1개의 데이터를 검출한다. 본 연구에서 구현한 실시간 근전도 인터페이스에서는 PIC 마이크로프로세서를 이용하여 그림 4의 이중 문턱치 인식 방법을 구현하였다. 그 결과 1번의 인식 루프를 실행하는데 총 250 명령을 수행하기 때문에 4MHz의 클럭 주파수를 사용할 때 약 $250\mu s$ 마다 인식을 수행한다. 따라서 본 연구에서 구현한 근전도 처리 및 인식 하드웨어는 근전도 신호 샘플링 주파수의 2배 이상 빠른 속도로 인식을 수행하므로 실시간 인식이 가능하다.

그림 6은 실제로 구현한 실시간 근전도 인터페이스이며, 9V 배터리를 전원으로 사용하여 휴대가 가능하게 하였다.

IV. 실험 및 결과

구현한 실시간 근전도 인터페이스를 이용하여 5명의 훈련되지 않은 정상인 피검자를 대상으로 양 어깨 올림

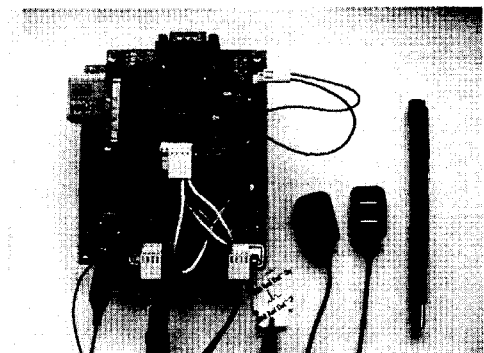


그림 6. 구현된 실시간 근전도 인터페이스 하드웨어와 DE-2.3 근전도 센서

근의 움직임에 대한 인식률을 측정하였다. 주 문턱치는 입력된 IEMG의 최대 값의 50%로 설정하고, 보조 문턱치는 근육의 움직임이 없을 때의 IEMG 값보다 크게 정하였다.

실험을 위한 명령(동작)으로는 “finger flexion(양쪽 올림) → pronation(왼쪽 올림) → supination(오른쪽 올림) → pronation(왼쪽 올림) → supination(오른쪽 올림) → finger extension(양쪽 올림) → finger flexion(양쪽 올림) → finger extension(양쪽 올림)” 명령(동작)을 10번 반복해서 입력하게 하였다.

이 때, 먼저 피검자가 화면을 보지 않고 실험을 수행하였다. 그 후, 화면을 보면서 위와 같은 명령(동작)을 10번 반복하여 수행하였다. 이 결과 시각적인 피드백에 상관없이 피검자 D외에는 모든 명령에 있어서 100%의 인식률을 보였다(표 2 참조). 피검자 D는 실험 초기부터 근 피로에 의해 근육의 발화 상태가 지속되었기 때문에 80%만 인식되었다. 시각적인 피드백이 있는 경우에는 피검자들이 문턱치를 넘기 위해 더 많은 힘을 주게 되는 경향을 보였고, 따라서 피검자 D의 경우에도 좀 더 높은 인식률을 보였다.

그림 7은 피검자 A가 실험을 위한 8가지 명령을 실행하였을 때 실시간 근전도 인터페이스를 이용하여 획득한 결과이다. Ch3과 Ch4는 각각 왼쪽과 오른쪽 어깨 올림근의 근전도 신호이고, Ch1과 Ch2는 각각 근전도 신호의 IEMG 출력이다. 그리고 R1은 설정된 주 문턱치를 나타내고 있다.

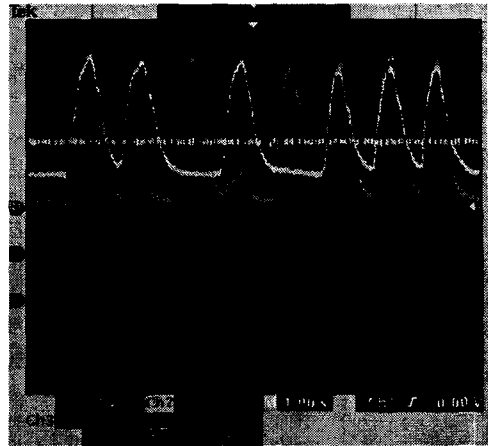


그림 7. 실험 결과 (피검자 A)

논문에서 제안한 실시간 근전도 인터페이스가 유용함을 보였다.

현재는 실험실 환경에서 정상인들을 대상으로 한 실험만을 수행하였지만, 장애인들을 대상으로 구현한 인터페이스를 실험할 필요가 있다. 그리고 근육의 피로에 따라 문턱치를 자동으로 보정하는 것이 향후 연구 과제이다.

Acknowledgement

본 연구는 보건복지부 보건과학기술진흥사업의 지원에 의하여 이루어진 것임. (과제번호: 02-PJ3-PG6-EV03-0004)

참고문헌

- [1] D. J. Kim, W. K. Song, Z. N. Bien, "Effective Intention Reading in Rehabilitation Robots", 2nd International Workshop on Human-friendly Welfare Robotic Systems (HWRs 2001), pp. 179-184, Taejon, Korea, Jan. 15-16, 2001.
- [2] Z. N. Bien, W. K. Song, D. J. Kim, J. S. Han, J. Choi, H. E. Lee, and J. S. Kim, "Vision-based Control with Emergency Stop through EMG of the Wheelchair based Rehabilitation Robotic Arm, Kares", Proc. of ICORR 2001, pp. 177-185, Evry Cedex, France, 25-27 April 2001.
- [3] J. S. Han, D. H. Stefanov, K. H. Park, H. B. Lee, D. J. Kim, W. K. Song, J. S. Kim, and Z. N. Bien, "Development of an EMG-based Powered Wheelchair Controller for Users with High-level Spinal Cord Injury", International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS2001)
- [4] I. H. Moon, M. J. Lee, J. C. Ryu, K. H. Kim, and M. S. Mun, "Intelligent Robotic Wheelchair with Human-friendly Interfaces for the Disabled and the Elderly", Proc. of ICORR 2003, pp. 23-25, April 2003.
- [5] Carlo J. De Luca, "Surface Electromyography: Detection and Recording", Delsys Incorporated, 2002.

V. 결론

본 논문에서는 양 어깨 올림근에서 취득한 근전도 신호로부터 이중 문턱치 인식 방법을 사용하여 사용자의 움직임 의도를 인식할 수 있는 실시간 근전도 인터페이스를 구현하였다. 3가지 어깨 올림 동작을 기반으로 근전 의수의 내전, 외전, 파지, 평의 4가지 동작 제어를 가정하여 인식률을 실험하였고, 실험을 통해 본

표 2 피검자에 따른 각 명령의 인식률

시각 피드백	명령	피검자					평균
		A	B	C	D	E	
무	ext.	100%	100%	100%	85%	100%	97%
	flex.	100%	100%	100%	80%	100%	96%
	pro.	100%	100%	100%	80%	100%	96%
	sup.	100%	100%	100%	85%	100%	97%
평균		100%	100%	100%	82%	100%	96%
유	ext.	100%	100%	100%	95%	100%	99%
	flex.	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	pro.	100%	100%	100%	85%	100%	97%
	sup.	100%	100%	100%	95%	100%	99%
평균		100%	100%	100%	93%	100%	98%