

휴대용 U-Health 장치 인터페이스를 위한 표면 근전도의 손동작 패턴 모델링

박현철, 이종근, 김진권, 이명호
연세대학교 전기전자공학과

Hand Motion Pattern Modeling of Surface Electromyography for Mobile U-Health Device Interfacing

H. C. Park, C. K. Lee, J. K. Kim, and M. H. Lee
Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

Abstract - 본 논문은 U-Health 장치 인터페이스를 위하여 표면 근전도를 이용한 손동작 특징들의 모델링 알고리즘에 대하여 제안 하였다. 지금까지 연구에서는 표면 근전도를 측정하기 위하여 전완의 여러 부위에서 신호를 측정하였지만 휴대용 U-Health 장치들의 특성상 센서를 부착 할 수 있는 공간이 한정 되어있기 때문에 한 채널당 손동작의 인식률이 높아야하고 착용하기 편한 위치에서 신호를 측정해야 한다. 따라서 본 논문에서는 손목 근처의 수지신근(finger extensor) 과 소지신근(extensor digiti minimi) 사이에 생체신호 센서를 부착하는 것을 제안했으며, 적은 수의 센서에서도 손동작에 따른 충분한 근전도 패턴을 구분해 내기 위하여 3차원 공간상에서 시간과 스케일 정보를 분석할 수 있는 다해상도 웨이블릿을 이용하였다. 정밀한 근전도 분석을 위하여 모 웨이블릿을 신경 신호의 활동전위(action potential)와 가장 유사한 형태를 가지고 있는 Daubechies 4 (db4)로 선택하였고, 이렇게 웨이블릿 분석을 통하여 1차원 신호를 16레벨로 나누어 각 신호에 대하여 에너지들 200 ms 간격으로 평가함으로서 7가지 손동작 인식을 위한 패턴 모델을 구하였다

1. 서 론

과거에는 의뢰기기, 텔레비전, 라디오, 전화, 컴퓨터와 같은 장치는 무게와 부피로 인하여 이와 같은 장치를 휴대한다는 것은 상상 할 수 없었다. 그러나 기술의 발달로 의료 기기 및 전기, 전자, 기계제품들이 소형화 되고 많은 정보와 기능을 처리할 수 있는 디지털 컨버전스 형태로 진화하고 있다. 이러한 기술의 발달과 함께 유비쿼터스 시대에 돌입하면서 의료장비도 소형화 되고 다양한 기능과 정보를 제공하는 U-Health 의뢰기기 형태로 진화 하고 있다. 따라서 이와 같은 U-Health 장치들을 위하여 일반인뿐만 아니라 신체 일부에 장애가 있는 사람에게도 사용이 가능한 친인간적인 인터페이스의 개발의 필요성이 높아지고 있다. 최근 이러한 요구조건을 충족시키기 위하여 다양한 제어 방법이 연구되고 있는 중이며 그 중 생체 신호를 이용하여 인간의 생각이나 움직임을 통하여 시스템을 제어하는 방법들이 최근들어 활발히 연구되고 있다.

표면 근전도를 이용한 외부장치 제어를 위한 행동 패턴 모델링에 관한 연구로 1980~1990년대까지는 대부분 전통적인 방식인 자기회귀 모델, 푸리에 변환, 절대 평균값, 실효값, 분산 과 같은 방법으로 측정된 신호로부터 각 행동에 대한 특징 점을 얻는 방법에 대한 연구가 이루어졌으며 2000년 초부터 극소 고속 푸리에 변환과 웨이블릿을 이용한 행동 패턴 파라미터 모델링에 관한 연구가 활발하게 시작 되었다[1-3]. 기존의 연구들이 표면 근전도를 이용하여 보철장치나 외부 정보 단말장치 의 제어를 위한 많은 연구 성과를 거두었지만 이러한 연구기법들은 많은 수의 센서를 팔에 부착하여야 하고 그 범위가 넓기 때문에 가볍고 작은 휴대용 U-Health 장치에 적용하기에는 적합하지 않다. 따라서 이러한 U-Health 장치 및 디지털 기기의 인터페이스를 위한 효율적인 센서 부착 위치와 빠르고 높은 인식률의 손동작 파라미터 알고리즘의 연구가 필요하다.

이러한 인터페이스 알고리즘은 휴대용 장치의 면적에 허용되는 적은 수의 센서를 이용해서도 장치를 제어하기 위한 충분한 입력신호를 구분 해 낼 수 있어야 하며 빠른 응답 속도를 보여야한다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기위해 근육의 해부학적인 연구결과를 토대로 센서의 부착 위치를 제안했으며 한 채널당 행동 판별에 대한 성능을 높일 수 있는 기법을 이용한 손동작 분석 패턴 모델링 알고리즘을 제안 하였다.

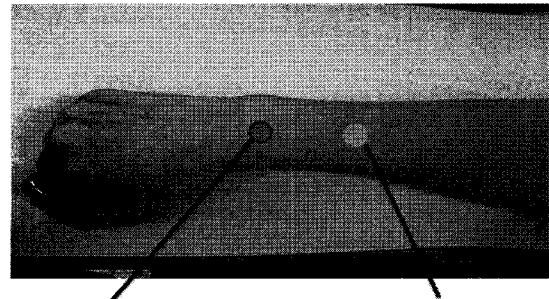
2. 본 론

2.1 센서의 부착 위치

본 연구에서 제안하는 U-Health care 장치 인터페이스 기법에 관한 연구는 표면 근전도로부터 신호를 획득하여 손동작을 인식하기 때문에 원하고자 하는 손동작의 신호를 획득하기 위해서는 전완(forearm) 에 위치하고 있는 근육들의 정의와 주작용에 대하여 알아 볼 필요가 있다.

2.1.1 전완신근부

본 연구에서는 센서의 부착 위치를 손가락 운동에 관여하는 전완신근의 수지신근과 소지신근 사이에 부착하는 것을 제안하였다. 이부위에 센서를 부착하면 손가락의 움직임에 관여된 신호를 측정 가능할 뿐만 아니라 이외의 행동에도 크기는 작지만 손목의 엄지방향의 굴절이나 소지방향의 굴절에서도 근전도를 측정 할 수 있다.



Reference electrode Bipolar electrode

<그림 1> 센서 부착 위치

2.2 웨이블릿 기법을 이용한 표면 근전도 손동작 모델링

제안하는 U-Health 장치 인터페이스를 위한 손동작 모델링의 시스템 구조는 다음과 같다.

1. 표면 근전도 측정
2. 전처리를 이용한 노이즈 제거
3. 손동작을 추출하기위한 각 행동에 대한 신호 분리
4. 다해상도 웨이블릿 분석을 이용하여 detail 계수 분리
5. detail 계수의 에너지 평가를 이용한 손동작 패턴 모델
6. 신경망 학습기를 이용한 손동작 인식

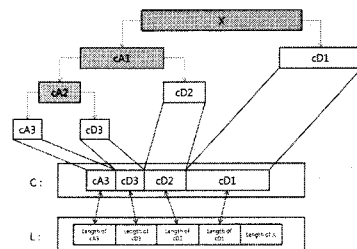
2.2.1 다해상도 이산웨이블릿 분석을 이용한 신호 해석

위에서 언급한 것처럼 근전도 신호 해석에는 여러 가지 방법이 있다. 본 연구에서는 한 채널의 센서에서 획득한 신호에 대하여 높은 인식률의 행동 파라미터 모델링을 구현하기 위하여 다해상도 Wavelet 분석법을 사용하였다. 획득한 신호의 1차원적인 해석을 통해서는 제안한 행동들을 구분하기 힘들다. 즉 측정하고자하는 신호의 에너지의 변화량만 관측이 가능하고 서로 다른 움직임에 대한 근전도 신호의 차별성이 크게 나타나지 않기 때문에 한 개의 채널의 신호로부터 복수개의 행동 패턴을 구분하기에는 그 정보량이 작다는 것을 의미한다. 그러나 이러한 신호를 다해상도 웨이블릿을 이용하여 분석해보면 한 채널의 신호로부터 서로 다른 행동 패턴을 구분하기 위한 충분한 정보를 얻을 수가 있게 된다.

마더 웨이블릿은 Daubechies 4(db4)를 사용하였고 16 단계로 세분화 시켰다. 마더 웨이블릿을 db4로 선택한 이유는 웨이블릿 함수의 모음이 신경신호단위인 운동단위 활동전위와 가장 흡사하기 때문에 다른 마더 웨이블릿 보다 획득한 신호로부터 스케일 별 신호를 분리할 때 가장 정확한 신호를 분리해 낼 수 있기 때문이다[4].

2.2.2 다해상도 이산웨이블릿 분석을 이용한 신호 해석

손동작의 표면 근전도 패턴을 분류하기 위해서 앞서 언급한 것처럼 다해상도 웨이블릿 분석을 이용하여 다테일 계수를 구하게 된다.

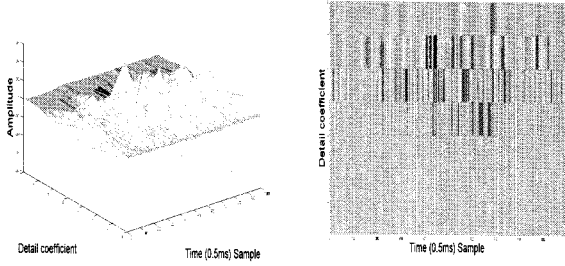


<그림 2> 전도 인터페이스 시스템 블록선도

위의 이산 웨이블릿을 통하여 근사 계수인 식 (2.1)과 세부 계수인 식 (2.2)를 얻을 수 있다.

$$c_{j,k}(t) = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (2.1)$$

$$d_{j,k}(t) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (2.2)$$

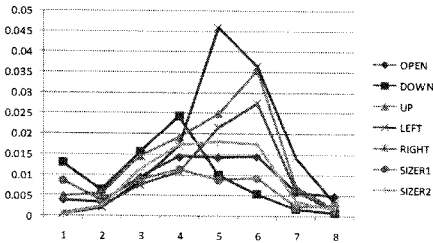


〈그림 3〉 각 손동작의 웨이블릿 디테일 계수 d_{1-8}

j 는 세부 계수이며 k 는 각 신호프레임의 순서이다. 손동작에 대한 정의는 $f(t)$ 를 각 행동에 상응하는 시간 함수로 정의하고 스케일 함수와 웨이블릿 함수의 적분을 통하여 유사계수 $c_{j,k}$ 와 세부 계수 $d_{j,k}$ 를 구한다. 이렇게 구해진 세부 계수는 시간과 주파수 또는 시간-스케일 영역에 대한 정보를 제공해줌으로서 손동작을 구분하기 위한 많은 정보를 제공해준다.

2.2.2 웨이블릿 디테일 계수의 절대 평균값 평가

웨이블릿 분석을 통하여 16단계의 세부 계수를 얻었으나 이중 에너지를 중심적으로 가지고 있는 영역은 $d_1 \sim d_8$ 영역이다. 또한 세부 계수의 값을 모두 특징 벡터로 사용한다면 신경망 학습기의 훈련과 인식의 속도가 매우 느릴 것이다. 일반적으로 이러한 문제를 해결하기 위하여 기존의 연구자들은 PCA(principal common analysis)같은 차원 축소 기법을 사용하였으나 이 또한 차원을 줄이기 위한 복잡한 연산을 수행해야 하기 때문에 수행시간이 길어지게 된다. 이러한 점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 시간 영역에서의 평가 기법중인 절대 평균값을 이용하여 각 세부계수의 정의한 시간 영역에 대한 평가를 통하여 새로운 특징 벡터들의 집합을 얻었고 새로운 특징들의 공간으로 손동작이 맵핑된다.



〈그림 4〉 각 행동에 대한 d_{1-8} 의 MAV 값

$$MAV_x(j,k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |d_x(j,k)| \quad (2.3)$$

N 은 프레임 사이즈이며 j 는 세부 계수이며 k 는 각 구간 샘플 번호이다.

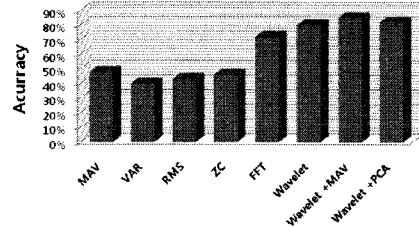
3. 결 론

본 연구에서 제안하는 U-Health 장치의 인터페이스를 위한 손동작 인식 알고리즘을 평가하기 위해서 기존의 6가지 연구방법들과 비교 평가를 하였다. 시간 영역 분석 방법으로 MAV(mean absolute value), VAR(variance), RMS(root mean square)을 이용하였으며 주파수 및 시간-주파수 방법으로 FFT(fast fourier transform), 웨이블릿 계수를 이용한 모델링 방법을 이용하였다. 또한 제안하는 웨이블릿 디테일 계수에 대한 MAV 모델링과 Wavelet + PCA 모델링에 대하여 신경망 학습을 이용하여 각각에 대한 성능 평가를 실시하였다.

〈표 1〉 손동작 인식 결과 (단위: %)

동작	시간영역				주파수	시간 스케일		
	MAV	VAR	RMS	ZC		Wavelet	Wavelet +MAV	Wavelet +PCA
open	91.6	25	83	75	75	100	90	100
down	75	75	75	83	75	75	100	75

up	25	33.3	25	33.3	66.6	75	100	83.3
left	25	25	25	25	58.3	75	77.7	75
right	41.6	25	25	33.3	58.3	75	81.8	75
scissors1	16.6	66.6	16.6	25	77.7	83.3	90	75
scissors2	58.3	33.3	50	50	91.6	100	90	91.6



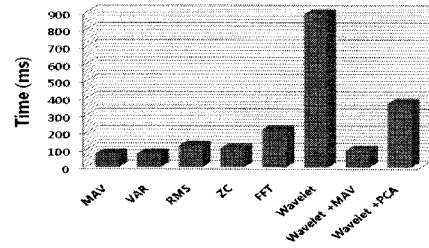
Hand Motion

〈그림 5〉 인식을 비교 테스트 결과

〈표 1〉 손동작 인식 속도 결과

(단위: ms)

동작	시간영역				주파수	시간 스케일		
	MAV	VAR	RMS	ZC		Wavelet	Wavelet +MAV	Wavelet +PCA
속도	78	78	124	109	218	889	98	370



Hand Motion

〈그림 6〉 인식을 속도 비교 테스트 결과

본 논문의 연구결과는 제안한 센서 부착위치에서 손가락 운동뿐만 아니라 손목의 좌우 움직임에 대하여도 70% 이상의 인식 성능을 보여줬으며 총 7가지 동작에 대하여 85%의 인식 성능을 보였다. 이는 비교 평가한 Wavelet + PCA와 비슷한 성능을 보이지만 수행 시간에 있어서 비교군과 3배 이상 빠른 속도를 보여주었다. 또한 실험 결과에 손동작의 표면 근전도 인식에 안정적인 성능을 보여줌으로서 U-Health 장치의 밧 의수, 휠체어 등의 외부 기기장치의 새로운 제어방법에 기여할 수 있을 것이다.

향후 보다 높은 인식률과 더 많은 손동작 인식을 위해서는 근전도 신호 이외의 외부 노이즈에 제거에 대한 연구 특히 고정된 자세가 아닌 평범한 일상 생활동안 손동작에 관련된 신호만 획득 할 수 있는 연구와, 근전도 측정에 적합한 센서에 대한 연구 개발이 필요하며 실시간 처리가 가능한 소형 단말기 개발에 대한 연구도 추가적으로 진행되어야 할 것이다.

〈참 고 문 헌〉

- [1] X.Hu, V.Nenov, "Multivariate AR modeling of electromyography for the classification of upper arm movements", Clinical Neurophysiology, vol.115, p.1276 - 1287, 2004
- [2] Nihal Fatma Güler, Sabri Koçer, "Classification of EMG Signals Using PCA and FFT", Journal of Medical Systems, vol 29, pp 241-250, 2005
- [3] Zaid B. Mahbub1, K. S. Rabbani "Frequency Domain Analysis to Identify Neurological Disorders from Evoked EMG Responses", Journal of Biological Physics, vol 33, No 2 ,pp 99-109, 2007
- [4] Xiao Hu Zhizhong Wang, "Detecting the motor unit action potential from surface EMG signals based on wavelet transform", Biomedical Circuits and Systems, 2004 IEEE International Workshop on, pp S2/6-15-18, Dec, 2004