

근전도와 임피던스를 이용한 손동작 추정

Estimation of Hand Gestures Using EMG and Bioimpedance

김수찬*
(Soo-Chan Kim)

Abstract - EMG has specific information which is related to movements according to the activities of muscles. Therefore, users can intuitively control a prosthesis. For this reason, biosignals are very useful and convenient in this kind of application. Bioimpedance also provides specific information about movements like EMG. In this study, we used both EMG and bioimpedance to classify the typical hand gestures such as hand open, hand close, no motion (rest), supination, and pronation. Nine able-bodied subjects and one amputee were used as experimental data set. The accuracy was $98 \pm 1.9\%$ when 2 bio-impedance and 8 EMG channels were used together for normal subjects. The number of EMG channels affected the accuracy, but it was stable when more than 5 channels were used. For the amputee, the accuracy is higher when we use both of them than when using only EMG. Therefore, accurate and stable hand motion estimation is possible by adding bioimpedance which shows structural information and EMG together.

Key Words : EMG, Bioimpedance, Prosthesis control, Amputee, Classification, Upper limb

1. 서론

지능형 의수는 세계 제2차 대전으로 인해 수족 절단자가 크게 증가한 이후 1947년 미국 캘리포니아대학에서 처음으로 국가지원 연구소가 설치되고 2년이 지난 1949년 Veterans Administration의 지원을 받아 Alderson이 전기 의수의 개념을 처음 제시하였다[1]. 그리고 1958년 러시아 과학자가 팔꿈치 이하의 남은 상지에서 근전도를 얻어 의수를 제어하였다[1].

최근에는 산업재해나 감전사고, 질병으로 인해 장애인수가 증가하는 추세이다. 상지 절단의 경우 이동에 제한이 없어 손의 역할을 대신할 수 있는 의수만 있다면 다양한 사회 활동이 가능하다[2]. 미국의 경우, 상지 절단 환자의 수가 전쟁으로 인한 부상자를 포함하면 약 4만명 정도이며, 이들 중 40%가 팔꿈치 아래의 절단으로 인해 장애를 갖고 있다[3]. 남은 부분에서 표면 전극을 이용하여 지능형 의수를 제어하여 사용하고 있으나 이들 중 40%는 사용의 불편함으로 인해 지능형 의수 사용을 포기하고 기능적 향상을 갈구하고 있다[4]. 우리나라의 경우, 보건복지부의 지원으로 한국보건사회연구원에서 조사한 2014년도 장애인 실태 조사 자료에 따르면 전체 지체장애인 중 상지와 관련된 비율이 22.6%이고, 손가락을 포함하여 팔꿈치 이하 절단환자는 전체의 10.4%로 대부분 안전사고 등으로 인한 후천적 요인도 많았다[5].

사용성이나 기능이 우수함에도 불구하고 오동작 발생으로 인해 불편함을 초래하는 경우가 종종 있기 때문에, 미국과 같이 지능형 의수 사용자 중 30%는 사용상의 문제로 인해 기능이 없는 미관형 의수로 교체하는 사람들이 있다고 한다. 이러한 이유 중에 하나는 근전도만으로는 안정적인 정보를 얻기 어렵기 때문이다[6].

근전도를 이용한 손 동작 분석에 관한 연구는 매우 활발하게 진행되고 있고 상업 시스템과 연구용으로 개발되고 있으나 여전히 사용자의 만족도가 높은 제품은 없다[7, 8]. 대표적인 전동 의수로는 OttoBock사의 SUVA, 미국의 Utah ARM, 한국의 KOREC Hand 등이다[2]. 지능형 전동 의수는 버튼이나 몸동작 같은 추가적인 조절없이 절단환자의 잔존 근육의 움직임만을 이용하여 사용자의 의지대로 의수를 제어할 수 있다[6, 7]. 지능형 의수에서는 대부분 근육을 움직이게 만드는 활동 전위를 표면에서 측정하는 표면 근전도를 신호만을 활용하고 있다. 그러나 표면 근전도의 경우 관련 근육의 각각의 정보를 얻기 어렵고, 심부의 근육 정보를 얻을 수 없어 정확한 손 동작 추정을 위해서는 다채널의 근전도가 요구된다. 소형화 기술의 발달로 이식이 가능한 intramuscular EMG (iEMG)로부터 신호를 얻어 정확한 손동작을 추정에 활용하지만 iEMG도 근본적으로는 근전도를 이용하는 방법이다[9].

정확성 향상을 위해 근전도 채널을 늘리는 것보다 생체 신호원을 이용하되 신호원의 특성이 다른 생체 임피던스 정보를 추가하는 것이 효과적일 수 있다. 생체 신호원 중에서 구조적 정보를 얻을 수 있는 임피던스 정보를 이용하여 정확도를 높일 수 있을 것으로 판단하였다. 근전도는 근에 가해지는 힘을 기반으로 분석되는 것이므로 손의 모양을 특정한 형태로 유지한 상태에서도 힘의 정도에 따라 신호가 변화될 수 있어 정확성에 영향을 미친다.

* Corresponding Author : Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Hankyong National University, Korea.
Institute for IT Convergence
E-mail : sckim@hknu.ac.kr

Received : October 12, 2015; Accepted : December 4, 2015

그 뿐만 아니라 원 신호에서 특징 정보를 추출하여 이를 분류기 입력으로 넣어주기 때문에 프로세싱 시간이 추가적으로 요구된다. 이에 반하여 임피던스 신호는 근육의 구조적 모양의 변화에 따른 정보를 제공하므로 상호 보완적이다[10].

본 연구에서는 근전도와 함께 입력 신호원으로 생체 신호 중 하나인 생체 임피던스를 추가하여 손동작의 분류의 정확성을 높이고자 하였다. 그리고 근전도 채널의 수와 부하에 의한 영향도 관찰하였다.

2. 실험 방법

2.1 근전도와 임피던스

근전도는 근의 수축과 이완이 발생될 때 생성되는 생체 활동 전위이다[8]. 바늘 전극을 이용하여 특정 근육의 전위를 측정할 수도 있고, 표면 전극을 이용하여 비관혈적으로 전극 부근의 근 운동집합체의 활성도를 측정할 수 있다. 능동형 의수는 사용자가 착용하고 다녀야하므로 재활용이 가능하도록 스테인레스 스틸로 된 표면 전극을 사용해서 근전도를 측정한다.

생체 임피던스는 그림 1과 같이 사람의 몸을 하나의 도체로 가정하여 두 개의 전극을 이용하여 전류를 유입시키고, 전류 유입 전극의 내부에서 또 다른 2개의 전극을 이용하여 전압 양단의 전압 강하를 측정하여 인체 내부의 전기적 임피던스를 측정하는 방법이다[11]. 인체가 고정되어 있을 경우, 임피던스는 인체 내부 조직의 전기적 특성에 따라 값이 결정된다. 그러나 움직임이 있을 경우 이에 따른 내부 구조가 변화되고 이 변화는 내부 부피의 변화를 일으킨다. 그러므로 이 부피 변화는 간접적으로 그림 1에 언급된 식으로부터 임피던스 값을 통해 내부 구조 변화를 추정한다[10-12].

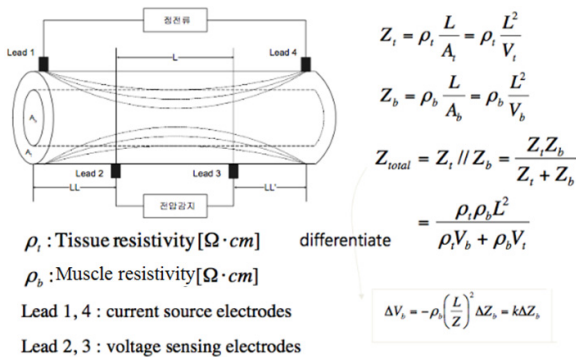


그림 1 임피던스를 이용한 내부 부피 변화 추정
 Fig. 1 Estimation of the internal volume change using the impedance

2.2 시스템 구성

전극의 위치에 덜 의존하도록 팔뚝을 둘러 8채널의 근전도를

동시에 얻을 수 있도록 구성하였다. 전극의 부착과 측정의 일관성을 위해 폭이 5cm인 탄력 밴드에 8쌍의 스테인레스 금속 전극을 그림 2와 같이 고정하였다. 밴드의 반경은 측정자에 따라 3단계로 조정하여 전극과 피부가 밀착되도록 하였다. 각 채널이 위치를 고정하기 위해 1번 채널은 extensor carpiulnaris muscle 위에 오도록 하여 가능한 채널의 위치 정보도 일관성을 유지하였다. 전극과 피부가 안정화되도록 전극을 부착하고 약 15분 이후에 데이터를 획득하였다.

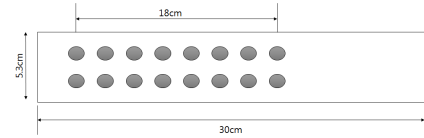


그림 2 8채널 근전도 전극 배치도
 Fig. 2 Configuration of 8 channels EMG electrodes

근전도 증폭기는 능동형 의수에 활용되는 Myobock 증폭기 (13e200, Ottobock, Plymouth, MN, Sweden)를 사용하였다[13]. 증폭기의 출력은 NI DAQ(USB 6009, National Instruments, Austin, TX)를 이용하여 단일 입력(single ended) 모드로 채널당 1kHz의 샘플링 주파수로 데이터를 얻었다. 데이터 획득 후 30-300Hz 대역통과 필터와 60Hz 노치 디지털 필터를 거쳐 최종 근전도를 얻었다. 근전도는 심전도와 달리 일정한 패턴을 갖지 않고 뇌전도와 같이 활동 전위의 정보이므로 효과적인 분석을 위해서 특징(features) 정보를 추출하였다. 근전도의 특징 정보로는 Mean absolute value (MAV), Waveform length (WL), Signal variance (VAR), zero crossing (ZC), Mean absolute value slope (MAVS), 그리고 Slope sign changes (SSC) 등과 같이 시간 차원에서의 정보가 주로 이용되고 있고, 시변 주파수특징점을 이용하는 경우도 있다. 특징 정보를 많이 이용하더라도 정확성에 큰 영향을 미치지 않았기 때문에 타 연구에서도 많이 이용하는 대표적인 특징 정보인 MAV, WL, 그리고 VAR만을 이용하였다 [14-16]

임피던스 측정은 Texas instrument사의 AFE4300 (AFE4300 evaluation kit, USA)을 사용하여 2채널 임피던스 정보를 얻었다 [17]. 그림 3에서와 같이 1회용 Ag/AgCl 전극(EL503, Biopac Systems Inc, USA)을 전류 (100uA@64kHz) 주입 전극을 위해

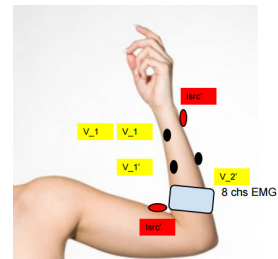


그림 3 근전도와 임피던스 측정을 위한 전극의 부착위치
 Fig. 3 Electrode placement to measure EMG and impedance signals

손목과 이두근에 붙이고, 상지 동작 분석에 최적으로 알려진 앞쪽과 뒤쪽에 그림 3과 같이 전극을 부착하여 임피던스를 동시에 측정하였다[12, 18].

데이터 획득은 LabVIEW를 이용하여 구현하였고, 학습과 검증은 Matlab(2014b, mathwork, USA)을 이용하여 off-line으로 분석하였다. 근전도와 임피던스 원 신호로부터 각 특징 정보는 200ms 내의 윈도우 데이터를 이용하였고, 각 데이터들은 75% overlap(175ms)을 하면서 추출하였다.

2.3 데이터 획득 및 자동 분류

JHU의 임상시험위원회(Institutional Review Board)에 의해 실험을 승인(No. NA_00074416) 받았다. 실험에 참여한 대상은 정상인 9명 (남:7, 여:2, 32±7.6세)과 손목이 절단된 28세 남자 1명을 대상으로 데이터를 얻었다. 상지 동작 분류에 사용한 동작은 피검자가 의자에 앉아 팔꿈치를 90도로 유지한 상태에서 그림 4와 같이 상지에서 빈번하게 발생하는 손을 펴(hand open, O), 편안한 상태(no motion, R), 주먹 쥐(hand close, C), 회내(pronation, P), 외전(supination, S)의 5가지를 사용하였다[14, 18]. 의자에 앉은 상태에서 어깨는 중립(neutral position)으로 하고, 팔꿈치는 90도로 굽힌 상태를 유지한 상태에서 5가지 손동작을 측정하였다.

그림 5는 학습과 검증을 위한 데이터 획득 순서를 보여주고 있다. 5개의 손동작에 대하여 최소 한 번씩 랜덤하게 보여주는 것을 기본 데이터 셋으로 하였다. 손동작이 변화되는 동안의 데이터를 제외하고자 변화되는 시점을 기준으로 2초 후 근전도와 임피던스 데이터를 5초간 저장하였다. 기본 데이터 셋을 12회 반복하여 무작위로 이중 8개의 데이터 셋은 학습에 사용하였고, 나머지 4개의 데이터 셋은 검증에 사용하였다.

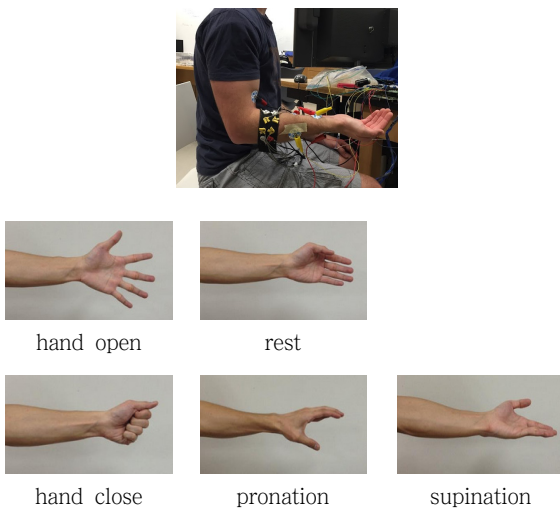


그림 4 측정 자세 및 분류에 사용한 손동작
 Fig. 4 Measurement posture and hand gestures used for classification

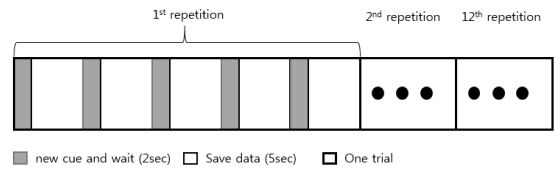


그림 5 실험 데이터 획득 순서
 Fig. 5 Data acquisition sequence

그림 6은 획득된 8채널의 근전도와 2채널의 임피던스 신호의 예이다. 임피던스 그래프에서 보여주는 짧은 수직 막대는 O, R, C, S, P 중 하나의 각 손동작 구간을 의미한다. 조금 긴 막대는 앞에서 언급한 하나의 데이터 셋으로 5개의 손동작을 한 번씩 마친 구간을 의미한다. 데이터 셋의 1회 측정 주기는 25초(=5가지 손동작 * 5sec)이다. 학습과 평가를 위해 12번을 반복하여 얻었으므로 총 측정 시간은 300초(=1회의 측정 주기 25sec*12회 반복)였다.

근전도 신호의 경우, 8개의 모든 채널이 안정적으로 획득되는지 확인하고, 임피던스의 경우 측정 중 데이터의 드리프트가 없는지 확인하는 것이 중요하다. 근전도는 원신호에서 DC 성분이 제거될 뿐만 아니라 MAV, WL, VAR 특징에서도 DC 성분과 관련없는 인자를 사용하고 있으나 임피던스는 특징점으로 평균값을 이용하므로 드리프트에 매우 취약하기 때문이다. 실용적인 측면에서는 1회용 전극보다 재사용이 가능한 stainless steel 전극을 사용하는 것이 바람직하다. 그러나 근전도에서 사용되는 재사용이 가능한 dome 전극을 이용할 경우 임피던스 측정시 정전류 주입이 적절히 이루어지지 않아 임피던스 측정의 정확성이 떨어졌

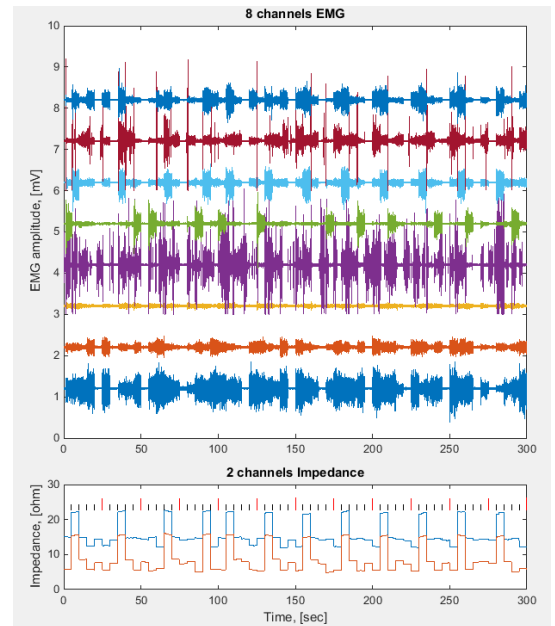


그림 6 8 채널의 근전도와 2채널의 임피던스 데이터
 Fig. 6 8 channels EMG and 2 channels bioimpedance signal

다. 실제 임상 적용을 위해서는 장시간 사용과 번거로움을 없애기 위해 재사용이 가능한 전극을 이용하여야 할 것이다.

근전도를 이용한 손동작 분류기(classifier)로 SVM(support vector machine)을 비롯하여 LDA(linear discriminant analysis), QDA(quadratic discriminant analysis), K-NN(K-nearest neighbor) 등을 이용하였으나 LDA가 가장 우수한 성능을 보였기 때문에 본 연구에서도 LDA(Linear Discrimination Analysis)를 사용하였다[19].

정확도 평가는 식 (1)과 같이 정확하게 추정한 샘플의 수를 테스트에 사용한 전체수로 나눈 값으로 정의하였다. 학습과 테스트에 사용되는 데이터 셋에 따라 정확도의 차이가 있을 수 있으므로 랜덤하게 10회 반복 평가하여 평균과 편차를 얻었다.

$$\text{정확도} = \frac{\text{바르게 분류한 샘플의 수}}{\text{테스트에 사용한 모든 샘플의 수}} \quad (1)$$

3. 실험결과 및 고찰

3.1 손동작 분석

LDA 분류기를 이용하여 5가지 동작에 대해서 식 (1)을 통해서 각 분류 결과 오류가 어디서 발생되었는지 그림 7과 같이 혼동 행렬(confusion matrix)로 확인하였다. 그림 7은 정상인의 분석 결과의 예로서 근전도만을 이용할 경우에는 97.7%, 임피던스만을 이용할 경우에는 98.5%, 2가지를 함께 사용할 경우에는 99.9%의 정확도를 보여주고 있다. 근전도만을 이용할 경우 실제 상태는 R이지만 각각 0.01% 정도는 O 혹은 P로 오류를 발생할 수 있음을 보여준다. 그리고 P를 간혹 S로 판단하는 경우도 있음을 알 수 있다.

랜덤하게 근전도 채널 수를 1개에서 8개까지 변경하면서 평균

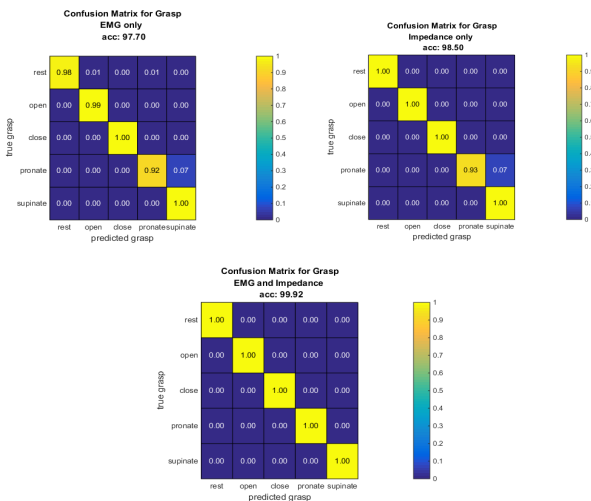


그림 7 분류 정확도를 나타낸 혼동 행렬

Fig. 7 Confusion matrix plots from EMG only, Impedance only, EMG and Impedance

정확도와 편차를 계산하였다. 근전도만을 이용한 경우, 이전의 많은 연구 결과에서와 같이 일정 이상의 정확성을 보였으나 그림 8과 같이 채널 수가 줄어들 경우, 정확성 또한 줄어들었다. 그러나 5개 채널 이상의 경우 정확도는 90.0% 이상이었다. 근전도만을 이용할 경우 5개 채널 이상을 사용하는 것이 바람직함을 알 수 있다. 이 결과는 Li의 결과와도 유사하다[20].

상지 절단 장애우를 포함한 실험 대상으로부터 얻은 데이터로부터 임피던스 정보만을 이용할 경우, 1개와 2개의 채널을 이용할 경우 정확도는 각각 $75.3 \pm 7.6\%$ 와 $93.9 \pm 5.2\%$ 였다. 2채널의 임피던스만을 이용하더라도 상지의 손동작 분석은 근전도와 차이가 없을 정도로 정확도가 높았다. 그러나 임피던스의 경우 특징점이 변화값이 아닌 평균 임피던스 값이므로 팔의 위치와 개인의 임피던스 평균값에 따라 정확성에 많은 영향을 줄 수 있다. 근전도와 임피던스를 동시에 활용한 경우, 근전도를 1개만 사용하더라도 정확도가 $95.2 \pm 4.7\%$ 로 매우 높았으며 5개 이상의 근전도 채널을 이용할 경우 최소 $97.7 \pm 1.7\%$ 이상의 정확도를 보였다.

장애우의 손목 동작 분석의 정확도는 8채널의 근전도만을 이용했을 경우, 93.1%, 2채널 임피던스만을 이용했을 경우, 88%, 8채널 근전도와 2채널 임피던스 모두를 이용했을 경우 96.1%였다. 1개의 근전도 채널과 2채널 임피던스 정보를 이용할 경우 90.0%의 정확도를 보였다. 장애우의 경우, 한 명에 대한 실험 결과이지만 그 가능성은 충분히 보여주고 있다.

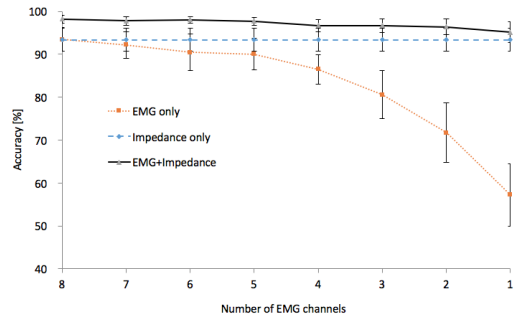


그림 8 근전도 채널 수에 따른 정확도

Fig. 8 Accuracy according to the number of EMG channels

근전도를 이용한 손동작 추정에 관한 유사한 연구에서는 팔의 움직임도 고려하고, 손 동작도 flexion, extension, 그리고 pinch grip을 포함해서 8가지를 이용하는 경우도 있다[21, 22]. 동작의 다양성에 따라 정확성도 80% 선이 우수하다고 할 수 있다. 본 논문에서는 생체 임피던스의 효용 가능성에 대해서 확인해 보고자 팔의 동작을 제한하고 5가지 손동작에 대해서만 진행하였다.

각 손 동작에 따른 임피던스 정보의 특성을 알아보려 채널을 각 축으로 하여 값의 분포를 확인해 보았다. 그림 9(a)은 정상인의 경우, (b)는 손목 절단 장애우에 대한 데이터 분포로 개인마다 베이스 임피던스 값이나 분포의 정도 차이는 있었으나 그 패턴은 유사하였다. 정상인에 있어 5가지 손동작에 대하여 각 동작마다 명확하게 그룹이 나뉘는 것을 보여준다. 손목 절단 장애우의 경우에도 동작에 따른 데이터 분포가 명확하게 보인다. 다만

일부 동작에 있어 경계가 모호한 부분이 있었다. 그러므로 기존의 근전도와 함께 활용함으로써 이러한 문제점을 극복할 수 있다.

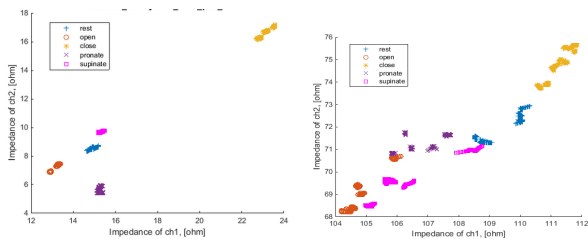


그림 9 2채널 임피던스 값의 분포 (a) 정상인 (b) 손목 절단 장애인

Fig. 9 Impedance distribution (a) an able-bodied subject (b) an amputee

분류에 사용한 정보량과 처리 비용을 고려하면 임피던스가 매우 효과적임을 알 수 있다. 근전도의 경우, 총 8채널이며 각 채널당 3개의 특징(feature) 정보를 이용하여야 한다. 그리고 이 특징 정보는 평균과 같은 단순한 전산이 아니라 복잡한 추가적인 처리가 필요하다. 이와 비교하면 임피던스의 경우 2채널 모두에서 들어오는 신호를 평균한 값을 이용하면 될 뿐만 아니라 샘플링 주파수도 근전도와 같이 1kHz까지 높지 않아도 되기 때문에 처리해야 하는 데이터량도 현저히 적다.

3.2 부하에 의한 영향

부하가 주어지더라도 팔의 움직임을 최소화할 수 있는 상태에서 시 데이터를 얻기 위해 팔을 아래 방향으로 늘어뜨린 상태에서 1kg의 추를 이용하여 부하의 변화를 관찰하였다. 그림 10은 부하에 따른 근전도와 임피던스 신호를 보여준다. 처음 0 상태에서 5

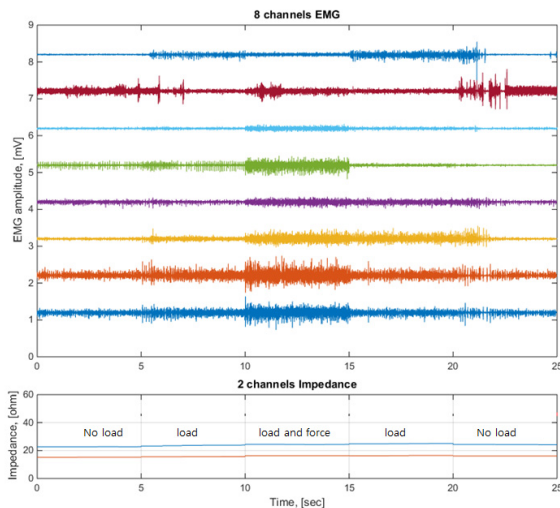


그림 10 부하에 따른 근전도와 임피던스 변화

Fig. 10 The change of EMG and bioimpedance in response to the load

초 후 1kg의 부하를 걸고, 다시 10초 후 부하를 건 상태에서 추가적으로 손에 힘을 가하는 동작을 진행하고, 15초 후 손에 가한 힘만 빼고, 20초 후에 부하를 제거한 상태의 근전도와 임피던스 변화이다. 근전도는 부하와 힘의 유무에 따라 신호의 활성도가 두드러지게 변화되는 것을 관찰할 수 있었으나, 임피던스의 경우에는 그 영향이 적었다.

4. 결 론

근전도만을 이용한 기존의 상지 손동작 분석 방법에서 2채널 임피던스 정보를 추가하여 O, C, R, P, 그리고 S의 5가지 손동작을 분류해 보았다. 근전도와 임피던스를 동시에 이용할 경우, 근전도 채널의 수를 줄여도 그 정확도는 유지되었다. 임피던스는 근전도와 비교하여 낮은 샘플링 주파수를 갖고 특징 정보 추출을 위한 추가적인 프로세싱이 필요하지 않으므로 실시간 구현 비용이 적게 소요된다. 뿐만 아니라 외부 부하에 의한 영향도 근전도보다 적음을 확인하였다. 다채널 근전도 신호를 이용할 경우, 5개 채널 이상의 근전도에서는 정확도의 평균과 편차에서 차이가 거의 없었다. 2채널 임피던스 정보만으로도 대부분 지능형 의수 제어에 사용하는 근전도를 이용한 분류와 유사한 성능을 보였다. 그러나 임피던스 정보는 근전도보다 국소 정보를 얻기 어렵기 때문에 다채널 확장이 쉽지 않다. 그러므로 근전도와 함께 이용하는 것이 보다 효과적이다.

근전도와 임피던스는 동일한 생체신호이지만 그 신호원의 특성이 다르므로 2가지 정보를 함께 이용할 경우 힘의 정보와 구조적인 정보를 함께 얻을 수 있어 근전도의 단순한 채널 증가보다 정확도 향상에 도움이 되었다. 이번 연구에서는 상지를 고정된 상태에서 손동작을 분석하였으나 팔의 위치가 자유롭게 변경하는 경우에도 제안한 방법이 유효한가에 대한 연구와 함께 의수를 착용한 상태에서의 추가 연구도 필요하다.

감사의 글

본 연구는 2014년도 한경대학교 교비 (해외)파견 연구비의 지원에 의한 것임.
실험을 원활하게 할 수 있도록 도와 준 Nitish Tahkor 교수와 Matthew Masters에게 지면을 빌어 감사드립니다.

References

[1] R. W. Wirta, D. R. Taylor, and F. R. Finley, "Pattern-recognition arm prosthesis: a historical perspective-a final report," Bull Prosthet Res, pp. 8-35, 1978.
[2] Y. Hur, et al. "Development of a multifingered Myoelectric Prosthetic Hand with multifunctional

- expression,” Institute of Control, Robotics and Systems Conf, pp.720-724, 2009.
- [3] L. H. Smith, T.A. Kuiken, and L. J. Hargrove, “Real-time simultaneous and proportional myoelectric control using intramuscular EMG,” J Neural Eng, vol. 11, No. 6(066013), 2014.
- [4] E. A. Biddiss and T. T. Chau, “Upper limb prosthesis use and abandonment: a survey of the last 25 years,” Prosthet Orthot Int, vol. 31, No. 3, pp. 236-57, 2007.
- [5] S. H. Kim and et al, Disabled People Survey Report 2014, Korea Institute for Health and Social Affairs, Ministry of Health & Welfare
- [6] S. H. Park, B. K. Hong, and M. S. Moon. “Development of the Wireless Myo-electric Hand Prosthesis Diagnosis system to minimize malfunction and repair time,” Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Conf., pp.297-299, 2014.
- [7] D. Farina, et al., “The Extraction of Neural Information from the Surface EMG for the Control of Upper-Limb Prostheses: Emerging Avenues and Challenges,” IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 22, No. 4, pp. 797-809, 2014.
- [8] H. Farooq and S. Sharma, “A Review paper on EMG Signal and its Classification Techniques,” 2015.
- [9] R. F. Weir, et al., “Implantable myoelectric sensors (IMESs) for intramuscular electromyogram recording,” IEEE Trans Biomed Eng, vol. 56, No. 1, pp. 159-71, 2009.
- [10] T. Nakamura, et al., “Fundamental characteristics of human limb electrical impedance for biodynamic analysis,” Med Biol Eng Comput, vol. 30, No. 5, pp. 465-72, 1992.
- [11] Kyle, U. G., et al., Bioelectrical impedance analysis-part I: review of principles and methods. Clin Nutr, 2004. 23(5): p. 1226-43.
- [12] S. C. Kim, et al., “Optimum electrode configuration for detection of arm movement using bio-impedance,” Med Biol Eng Comput, 2003. vol. 41, No. 2, pp. 141-145.
- [13] Ottobock, <http://www.ottobock-group.com/en/>
- [14] R. N. Khushaba, et al., “Towards limb position invariant myoelectric pattern recognition using time-dependent spectral features,” Neural Networks, vol. 55, pp. 42-58, 2014.
- [15] A. Radmand, E. Scheme, and K. Englehart. “A characterization of the effect of limb position on EMG features to guide the development of effective prosthetic control schemes,” 36th Annual International Conf. 2014.
- [16] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Feature reduction and selection for EMG signal classification,” Expert Systems with Applications, vol. 39, No. 8, pp. 7420-7431, 2012.
- [17] Texas Instruments, AFE4300 User’s guide, <http://www.ti.com/product/afe4300>
- [18] M. R. Masters, et al., “Towards better understanding and reducing the effect of limb position on myoelectric upper-limb prostheses,” IEEE Engineering in Medicine and Biology Conf., pp.2577-2580, 2014.
- [19] G. L. Firas AlOmari, “Analysis of Extracted Forearm sEMG Signal Using LDA, QDA, K-NN Classification Algorithms,” The Open Automation and Control Systems Journal, vol. 6, pp. 108-116, 2014.
- [20] G. Li and T. A. Kuiken, “EMG pattern recognition control of multifunctional prostheses by transradial amputees,” IEEE Engineering in Medicine and Biology Conf., pp. 6914-7, 2009.
- [21] A. Radmand, et al., “Investigation of optimum pattern recognition methods for robust myoelectric control during dynamic limb movement,” Evaluation, vol. 1500, p.12, 2013.
- [22] E. Scheme, K. Biron, and K. Englehart. “Improving myoelectric pattern recognition positional robustness using advanced training protocols,” IEEE Engineering in Medicine and Biology Conf., 2011.

저 자 소 개

김 수 찬 (Soo-Chan Kim)



1994년 인제대학교 의용공학과 (공학사).
 1998년 연세대학교 대학원 생체공학협동과정(공학석사). 2003년 연세대학교 대학원 생체공학협동과정 (공학박사). 2003년 ~2004년 Rensselaer Polytechnic Institute (Post Doc).
 2008년 KETI 위촉연구원. 2004년 ~현재 한경대학교 전기전자제어공학과 교수. 2015년 ~현재 한국한의학연구원 겸임연구원. 2015년 ~현재 Visiting professor, Johns Hopkins University
 <주관심분야: 생체신호 계측 및 분석, HCI, 전자기장을 이용한 세포 성장 촉진, 바이오 임피던스 등>