

## HD EMG 부착 시 따르는 position과 impedance 변화의 보정방법 연구

개별연구생 이해민  
소 속 전기및전자공학부  
학 번 20190533  
이메일 byj4565@kaist.ac.kr

담당 교수님 박형순  
사수님 조성현

### ● 주제 설명

HD EMG 특성 상 매번 붙이고 떼는 과정을 반복해야하고 이 때마다 항상 같은 위치와 상태로 붙이는 것은 불가능하다. 즉, 매번 HD EMG의 위치와 impedance, 신호의 세기 또는 패턴 등이 같을 수 없기 때문에 이를 보정해줄 필요가 있다.

따라서 다양한 환경에서의 data를 먼저 수집한 후에, 해당 data를 바탕으로 당일의 EMG는 어느 위치에 부착된 것으로 추정되며 따라서 그날 입력되는 신호들은 어떻게 해석하는 것이 적합한지를 판단하고 이에 맞게 손가락이 움직일 수 있도록 해주는 알고리즘을 연구할 예정이다.

전체 일정	1주차	관련 논문 찾아보고 연구 분야에 대한 지식 쌓기
	2주차	실험 프로토콜 작성하기 (이후에 상황에 맞게 조정 가능)
	3주차	TMSI 센서 사용법을 익힌 후 비교 대상이 될 기본 data 많이 수집하기
	4주차	데이터를 관찰하여 보정방법 개발하기
	5주차	개발한 보정방법으로 결과 도출하기
	6주차	지속적으로 보완하여 결과 개선하기
	7주차	전체 결과 정리 및 보고서 작성

## 1. 개별연구 일일 탐구일지

작성일	0주차	2020.07.10.	작성자	이혜민
일일 목표	<input checked="" type="checkbox"/> 탐구일지 양식 만들기 <input type="checkbox"/> 논문 2개 읽어보기 <input checked="" type="checkbox"/> 뇌졸중 환자분 글러브 실험 보조하기			

### 가. Recommended keyword

- high density EMG
- surface EMG
- Muscle-Computer Interface
- Gesture recognition
- identification
- stroke
- classification

### 나. Reference 1 (사수님 추천)

Title : [Advancing Muscle-Computer Interfaces with High-Density Electromyography](#)

HD EMG가 미세한 손 제스처를 식별할 수 있다는 가능성을 확인했다.

### 다. Reference 2

Title : [Making Muscle-Computer Interfaces More Practical](#)

여기서는 HD EMG가 아니라 muscle-sensing armband를 이용했다. 따라서 각도에 따른 placement는 신경 쓸 필요가 없고, 앞뒤의 placement만 신경 쓰면 된다. 해당 논문의 주요 내용은 data를 낸 후에 바로 측정했을 때(within-session), re-donning을 한 후에 측정했을 때, 다른 날에 측정했을 때의 accuracy를 비교했다. 확실히 후자로 갈수록 accuracy가 감소했다. 해당 논문에서는 화면을 누르는 경우와 finger snap을 하는 두 가지 경우에 대해 실험했는데, finger snap은 다른 날에 측정했을 때에도 8명 중 5명의 accuracy가 95%를 넘었기에 muscle-sensing armband가 실생활에서 쉽게 탈부착되면서 이용할 수 있을 것이라는 가능성을 제시했다. 하지만 화면을 누르는 실험은 finger snap에 비해 정확도가 현저히 떨어졌는데, 이는 누르는 손가락을 제외한 다른 손가락이나 팔의 움직임과 위치는 각자 자유롭기 때문에 그 자유로운 부위를 어떻게 하고 있는냐에 따라서 사람들 사이에 차이점이 발생하므로 오차가 컸을 것이라 예측한다. 내가 실험할 당시에라도 최대한 배경 요소를 통일해주는 것이 중요할 것 같다.

### 라. 뇌졸중 환자분 글러브 실험 보조하기

환자분께서 원하시는 대로 손을 움직이지 못하시고 말씀도 어눌하신 것 같다. 학생들에게 사탕을 주시는 것을 좋아하셔서 가방에 사탕을 많이 넣고 다니신다. 1시간 반의 실험 동안 자신은 손에 힘을 주는 경우가 없었고 예찬이 오빠가 컴퓨터로 글러브의 모터를 조절해서 원하는 position을 만들었다.

글러브가 손에만 있기 때문에 손목을 잡아주지는 못했다. 그런데 환자분은 손목에 힘을 주지 못하는 것 같았고 손목에 계속 무리가 가는지 힘들어하셨다. 가능하다면 손가락을 모터로 움직이는 것처럼 손목도 조종하거나 이것이 힘들면 받쳐주는 것이라도 해주면 좋을 것 같다. 이에 대해 사수님께 여쭙보았더니 목표는 실제로 손목뿐만 아니라 팔꿈치, 어깨까지도 control 가능하게 하는 것이라고 하셨다!

### 마. Reference 3 (사수님 추천)

Title : [High-Density Myoelectric Pattern Recognition Toward Improved Stroke Rehabilitation](#)

## 2. 개별연구 일일 탐구일지

작성일	1주차	2020.07.13.	작성자	이혜민
일일 목표	<input type="checkbox"/> Reference 1 마저 읽고 주요 부분 정리하기 <input type="checkbox"/> Reference 3 읽고 주요 부분 정리하기			

가. Reference 1 (사수님 추천)

Title : [Advancing Muscle-Computer Interfaces with High-Density Electromyography](#)

### 1. Abstract

Finger gesture를 EMG를 이용하여 구별하는 것을 목표로 한다. 192개의 electrode를 가지고 있는 HD EMG를 이용했고 안쪽 팔뚝(upper forearm)에 부착했다.

흠??

Within-session scenario에서 평균 90%의 정확도를 보였고 이는 감지하기 힘든 많은 gesture를 감지할 수 있을 것이라는 가능성을 보여준다.

많은 수의 Electrode가 있을수록 performance가 좋아짐을 보였다.

Cross-session 감지는 electrode의 position이 session에서 session으로 바뀌는 것에 영향을 받았다.

Session들 사이에서 electrode가 shift되는 것을 감지하는 2가지 방법을 제시할 것이다. 이는 조금의 calibration data를 이용하여 기준이 되는 baseline system에 비교함으로써 진행된다. Shift compensation을 해주고 나니 59%에서 75%로 accuracy가 증가했다.

-> 해당 부분에서 어떻게 shift compensation을 부여했는지 참고해서 나도 그렇게 해보자.

### 2. Introduction

Gesture로 computer에 input할 수 있다면 smart glasses나 watch를 조종하는 등 다양한 분야에 응용될 수 있을 것이다. 손에 바로 input device를 부착한다면 일상생활이 불편할 것이므로 간접적으로 정보를 얻는 방안이 많이 연구되었다. body-worn cameras, wrist-worn depth cameras, tendon의 움직임 감지하는 방법, EMG 등이 그 예시다. Finger에 관여하는 대부분의 muscles가 forearm에 위치하므로 그곳에 EMG를 부착하고 힘줄의 변화까지 종합하여 data를 얻어낼 수 있을 것이다.

### 3. Related Work

Array-like electrode는 단 몇 개의 electrode를 부착하는 것에 비해서 하나하나의 electrode를 정확한 position에 부착할 필요가 덜하다. 이는 re-donning을 자주 해야 하는 wearable device에게 득이 되는 부분이다. EMG를 이용해서 gesture를 discriminate한 previous research를 소개한다.

### 4. Background

Thumb, pinkie, index finger에 관여하는 근육은 distal에 존재한다. 하지만 thumb를 제외한 나머지 손가락에 관여하는 주요 근육은 proximal에 존재하므로 EMG를 forearm에 부착하면 thumb를 제외한 손가락들의 activity를 capture할 수 있을 것이다.

### 5. Methodology

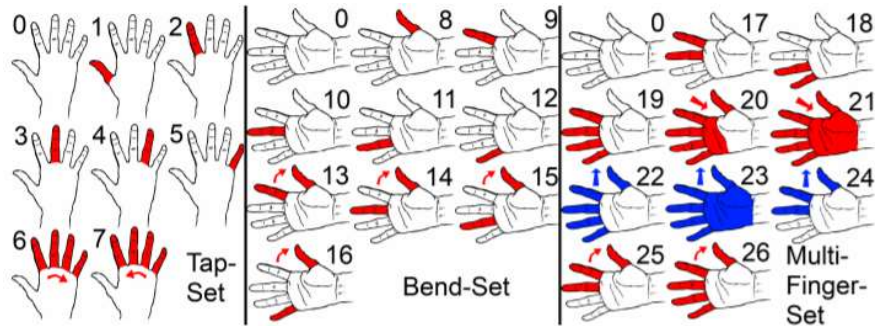
#### 6. Experimental setup

8\*24의 EMG 사용. Cable의 길이로 인한 noise를 줄이기 위해서 pre-amplifier를 모든 cable에 부착했다. bipolar recording을 이용하기 때문에 각 column에서 하나의 electrode는 meaningless한 data를 나타내고, 따라서 192개 중 168개의 channel만 usable data를 제공한다.

실험 결과 168 channel까지는 필요없고 20에서 80개의 channel이 이상적이다. -> 오 왜지? 그러면 해

당 20에서 80개의 channel은 어떻게 부착할 때 효과적인가? 뒤에 설명되어있을 실험을 자세히 보자.  
2048Hz의 속력으로 기록됐고 amplifier의 gain은 1000이었다.

#### 가) Gesture set



**Figure 4. Iconic illustrations of the performed gestures. The gestures were divided into three sets: the tap-set, the bend-set and the multi-finger-set. The idle gesture (0) is contained in all three sets.**

- 각 set of gesture에 대해 idle gesture도 알맞게 설정해야 한다.

### 7. Classification Pipeline

Standard classification scheme 중 Bayes classifier를 이용해서 27가지의 classes를 구분했다.

Electromyogram의 RMS는 muscle에서 생성되는 force와 연관이 커서 muscle의 activity를 측정하는데 일반적으로 사용된다.

Baseline normalization은 측정값에서 idle gesture의 평균 activity를 모두 빼주는 것이다. 이는 RMS value를 구한 후에 진행한다.

#### 가) Signal Preprocessing

Powerline과 cable의 movement로 인한 noise는 둘째 치더라도 electrode가 직접적으로 부착되어 있는 skin의 movement는 치명적이다. 그런데 분석결과 이로 인한 artifact는 high amplitude, low frequency한 성질을 가지고 있다고 한다. 이와 함께 dc offset과 high-frequency noise의 영향도 줄이기 위해서 [8]과 [13]의 연구결과를 바탕으로 20-400Hz의 pass-band를 가지고 있는 fourth order butterworth band-pass filter를 이용했다.

#### 나) Segmentation, Feature Extraction, Naive Bayes classifier

정확히 이해되지는 않지만, window를 나눠서 분석하고 그로써 해당 gesture에서 active된 muscle을 판별해내는 것 같다.

### 8. Estimation of Electrode Displacement

#### 가) Estimation of ulna position

Ulna가 있는 쪽은 특별히 muscle activity가 low하다는 특징을 이용해서 이곳을 기준으로 한다. Y축과 ulna가 평행하다는 가정하에 x축에 대한 shift만 고려한다.

#### 나) Estimation of center of main muscle activity

Main flexor와 extensor muscles가 있는 쪽은 특별히 muscle activity가 high하다는 특징을 이용해서 이곳을 기준으로 한다.

### 9. Experiment Procedure

팔꿈치에서 2-4cm 떨어진 곳에 부착됐다. 팔뚝의 바깥쪽에는 손가락에 관여하는 muscle이 없기에 바깥쪽에는 붙이지 않았다. 5명의 subject를 대상으로 5번의 session을 진행했는데, 각 session은 다른 날에

진행됐기에 조금씩 다른 위치에 부착됐을 것이며 이는 더 현실적인 실험을 위해서라고 언급되어 있다. -> 이에 대해 어떻게 보완할 것인지 discussion에 설명되어있는지 확인해보자.

3초 동안 행동을 하도록 지시되었으며 simulation interface를 어떻게 구성했는지 자세히 설명하고 있다. 갑작스러운 손의 변화는 몇몇 electrode를 떨어지게 만들 수 있고 이는 다시 부착시키는 데에 불편함이 있고 정확도를 떨어뜨리기 때문에 gesture 순서를 일정하게 유지했다고 한다.

결과에서 extensor는 왼쪽에서 flexor는 오른쪽에 나타난다.

근데 5번의 session을 한거는 알겠는데, 이거를 판단하기 위한 근거 자료로 사용한 것 아닌가? 아니면 조금은 때서 잘 classification하는지 performance test용으로 사용하는건가? -> 앞의 4개의 session은 train에, 마지막 session은 test에 이용했다.

## 10. Results and Analysis

### 가) Withiin-session classification

실험 결과를 보면서 비교하고 있다. 그리고 오차가 특별히 생기는 부분은 왜 오차가 생겼는지 분석하고 있다. 대부분 정확도가 아주 높다.

자신들은 mutual information을 최대한 많이 얻기 위해서 최대한 가능한 수의 electrode를 사용했으며 추정 당시 kernel density estimation을 이용했다. 참고하는 electrode의 수를 줄여가면서 다시 분석해본 결과 위에서 말한 20-80개가 가장 이상적이라는 결과가 나왔다. 그런데 이때 어떤 규칙으로 electrode를 선택했는지 나와있지 않다. 추측하건데 적은 수의 electroide를 선택하더라도 전체적으로 퍼져있도록 선택했을 것 같다. 따라서 이는 나의 상황처럼 팔뚝 전체가 아닌 일부분만 참고해야되는 상황에는 또 다르게 작용할 것으로 추측된다.

다음	<input type="checkbox"/> Reference 1 마무리하기
목표	<input type="checkbox"/> Reference 3 읽기

### 3. 개별연구 일일 탐구일지

작성일	1주차	2020.07.14.	작성자	이혜민
일일 목표	<input checked="" type="checkbox"/> Reference 1 마무리 <input type="checkbox"/> Reference 1 복습 및 전체 요약 재작성하기			

#### 가. 사수님과 회의

- Reference 2에서 finger snap처럼 힘이 많이 들어가는 동작은 re-donning을 하더라도 오차율이 현저히 적었다. 따라서 나도 힘이 많이 들어가는 동작인 '주먹 쥐기'를 대상으로 실험하기로 했다.
- Calibration method는 reference 1의 방법을 일단 시도해본다. calibration을 했을 때와 하지 않았을 때 주먹 쥐기를 했는지 안 했는지 판단하고 이의 accuracy를 비교하는 것이 최종 목표이다.
- Python의 Matplotlib로 reference 1의 data를 plot 해보자.

#### 나. Reference 1

##### 1. Results and Analysis

##### 가) Shift compensation

각 subject에 대해서 shift compensation을 진행한다. 이때 leave-one-out cross-validation을 이용하였는데, 이는 4개의 session으로 train을 한 다음에 해당 data를 바탕으로 나머지 하나의 session을 evaluation하되, calibration도 함께 적용한다.

Calibration gestures도 classified 되어 있기 때문에 accuracy가 증가되는 역할로 작용할 수 있다. -> 왜??

Calibration을 하지 않은 baseline system에 비해 shift compensation을 한 경우에는 accuracy가 60%에서 75%로 올랐다. Within-session의 결과와는 현저히 떨어지는 결과이지만 이는 다른 날에 행해졌기 때문에 어쩔 수 없다. 이를 더 보완하고 싶다면 더 많은 calibration 과정이 필요할 것이다. 신기하게도 11번 동작은 calibration을 했을 때 accuracy가 1 증가했다.

##### (1) Calibration gesture

어떤 gesture가 가장 shift를 판단하기에 좋은지 연구했다. Ulna method의 경우는 손을 짹 펴는 동작인 22번과 23번이 classification accuracy가 가장 높았다. GMM method는 11, 14, 23, 24가 전체적으로 accuracy가 높았고 그 중 11이 가장 높았다.

##### 2. Restricted gesture sets

Gestures	WS	CS
11,17,21,23,24	98.8	94.6
1,2,3,11,17,18,21,23,24,25	97.0	92.3
1,2,3,7,9,10,11,13,14,17,18,21,23,24,25	94.2	83.9

**Table 5. Results for the restricted gesture sets given as mean accuracy for the within-session (WS) and cross-session (CS) case.**

Gesture의 종류를 제한해서 그 안에서만 classification을 해보니 accuracy가 크게 증가했다. 각 gesture set에서 2개는 calibration을 적용시켰다. 이는 어차피 실제 HCI에서 26가지의 gesture를 모두 이용하긴 어려울 것이므로 현실적인 방안이다.

##### 3. Conclusion and Future work

전체 요약, 미래에 더 발전된 EMG가 나오길 바란다.

#### 4. 개별연구 일일 탐구일지

작성일	1주차	2020.07.15.	작성자	이혜민
일일 목표	<input type="checkbox"/> Reference 1 전체 요약 완료하기 <input type="checkbox"/> Reference 3 간단하게 요약 <input type="checkbox"/> Reference 1의 Data가 어떤 형식인지 확인하고 plot 해보기			

- 팔의 360도 data를 모두 구해놓은 다음에 current data는 어디에 locate하는지 찾는 방향보다는, 360도 중에서 어느 부분에 붙이는 것이 판별하기 쉬운지를 먼저 찾아내고, 최대한 그 부분에 붙이려고 노력하는 방향으로 가는 것이 좋을 것 같다. 최대한 그 부분에 붙이려고 해도 오차가 생길 것이니 그에 대한 calibration을 연구한다면 ref 1에서의 calibration과 방향이 일치한다.
- 만약 전체 360도 중에 현재 어디일까?를 판별하는 문제라면 ref 1에서 ulna와 main flexor/extensor를 참고한다는 아이디어만 가지고 오고, calibrate라기 보다는 search의 관점에서 연구해야한다. -> 둘 중 어느 방향으로 할지 논문을 다 읽고 정해보자.

#### 5. 개별연구 일일 탐구일지

작성일	1주차	2020.07.16.	작성자	이혜민
일일 목표	<input checked="" type="checkbox"/> Reference 1 전체 요약 완료하기 <input checked="" type="checkbox"/> Reference 3 간단하게 요약			

- 완성된 번역/요약본은 notion에 있음

#### 6. 개별연구 일일 탐구일지

작성일	1주차	2020.07.17.	작성자	이혜민
일일 목표	<input type="checkbox"/> Classifier 구현할 수 있는 library 구글링해서 이해하기			

- 사수님과의 회의
  - LDA 또는 SVM classifier 이용 추천
  - python “classifier 이름” 치면 library와 함께 다양한 예제 나오니까 그 예제를 이해해가면서 ref1의 data 입력해보기
  - ref 1 data가 너무 많으니까 1GB 안으로 추려서 이용하기
  - .mat file을 python에서 불러오는 것도 library 있으니까 구글링 해보기
  - 전체적인 흐름
    1. data load
    2. feature extraction
    3. numpy or array로 해당 feature를 X에 넣기
    4. Y는 label
    5. X와 Y를 classifier에 대입하기
    6. accuracy와 confusion matrix 결과 도출
  - classifier를 적용할 때 내가 조절할 수 있는 parameter들이 다양하게 있는데 그것들을 최대한 *일반적*

이제 조절해서 accuracy가 높게 나오는 parameter를 찾아야 한다.

- 우리의 목표는 보정을 하는 것이지만, 이 과정을 먼저 해야지 보정 결과를 비교할 수 있다

● Investigating Ref 1 data set

Form	Direc		Direc		.mat		array		array		array		array
Type	Subject		session		gesture		try		time domain		electrodes		value of sample
Amo	1	>	1	>	0	>	0	>	0	>	0	>	0
unt	...		...		...		...				...		...
	5		5		26		9/29				191		6143

● Useful bookmarks

- [How to open .mat from python](#)
- [scikit classification examples](#)
- [Butterworth Band-pass filter by python](#)
- [scipy.org : manual for scipy lib](#)
- [Digital signal Analysis](#)
- [LDA in python 1](#)
- [LDA in python 2](#)