

# 2021 융합 캡스톤 디자인 공모전

## 중간 보고서

작품명	근전도센서와 범용성 높은 인공지능 모델 개발을 통한 사지 절단 및 마비 환자를 위한 전동 휠체어
참가팀명	AJ워너비

### 1. 아이디어 개요

국민건강보험공단 기준 2016년 약 8만여 명으로 2011년에 비해 25% 증가한 수치이다. 이들은 정상적으로 휠체어를 사용할 수 없다. 때문에 전동 휠체어라는 보조도구가 있다. 하지만 언 듯 생각하기에 도움이 될 것 같은 전동 휠체어가 그들 모두에게 도움이 된다고 말하기 어렵다는 것을 알게 되었다.

이 발견에서 AJ워너비의 사지 절단 및 마비 환자를 위한 전동 휠체어는 시작한다.

전동 휠체어는 주로 조이스틱과 같은 형태의 조종기로 조종이 이루어진다. 이는 거의 모든 전동 휠체어의 공통 사항이다. 하지만 장애인들의 손이 있고 움직인다는 불편한 가정 위에 가능하다. 또한, 실제로 사지 마비 장애인 중에는 팔이 불편한 사람, 전신이 불편한 사람 등에 여러 가지 경우가 존재하고 이를 모두가 손으로 조종하는 전동 휠체어의 혜택을 누릴 수 있다고 생각하기 어려울 것이다.

또한, 사지 절단 장애인도 과연 손과 팔이 없는 장애인들은 전동 휠체어를 사용할 수 없고 대안이 없는 상황에서 살아가야만 하는 것일까.

우리 AJ워너비는 이런 장애인들의 불편에 공감하였고 그들의 불편함을 해소하고자 근전도 센서를 통해 각자의 상황에 맞게 사용자의 의도를 읽어 휠체어를 조작할 수 있는 인공지능 학습모델 개발 및 전동 휠체어를 제작하게 되었다.

음성 혹은 영상을 통한 방법이 있지만, 이는 소음이 있는 환경에서는 인식하기가 어렵고 영상을 인식하는 것은 그 반응속도의 문제가 있다. 더불어 AJ워너비 이전에 어떻게 이 문제를 해결하려 하였는가를 살펴보면 다음과 같다. ‘근전도 신호 제어형 전동 휠체어 및 그 제어방법’에서는 어깨 근육을 이용하여 사용자의 의도를 파악하는데 결국에는 어깨 근육이 멀쩡한 사람에게 통하는 한정적인 해결법이고 ‘EMG를 이용한 전동 휠체어 연속제어 방법

및 장치’에 경우 복수의 근전도 센서를 근전도 신호를 복합적으로 사용하기 위한 신호처리 및 보정을 수행하여 제어 신호를 생성하여 휠체어를 제어하지만, 이 경우에 그 신호처리와 제어 신호 생성에는 사용자가 관여할 수 없어서 사용자가 어느 정도 불편함을 감수해야 할 수밖에 없다.

이에 반해 우리의 전동 휠체어는 신호처리 및 제어 신호 생성을 인공지능으로 해결하여 처음에 한번 범용성 높은 인공지능 학습모델을 개발한다면 사용자가 안면 근육으로 휠체어를 움직이든, 어깨 근육으로 휠체어를 조종하든 사용자가 원할 때 전환 혹은 학습시켜 휠체어를 조종할 수 있을 것이다.

따라서 우리는 일반인이 미처 생각하지 못했던 소외계층이 겪고 있는 문제점을 찾았으며 발전해나가는 첨단기술을 통해 사지 마비 및 사지 절단 장애인들 역시 원하는 곳으로 이동할 수 있도록 도와주는 차별화된 전동 휠체어와 사용자 의도 인식을 위한 인공지능 학습모델 개발을 하고자 한다.

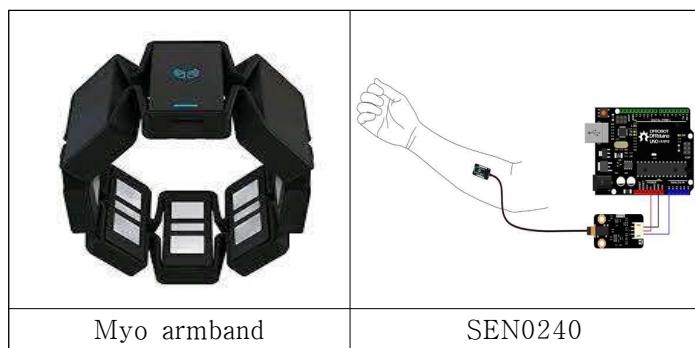
## 2. 현재까지 진행 상황

### 1. software

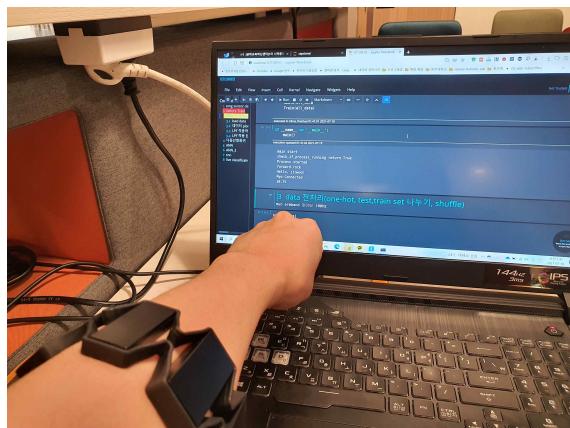
#### 1.1. GUI

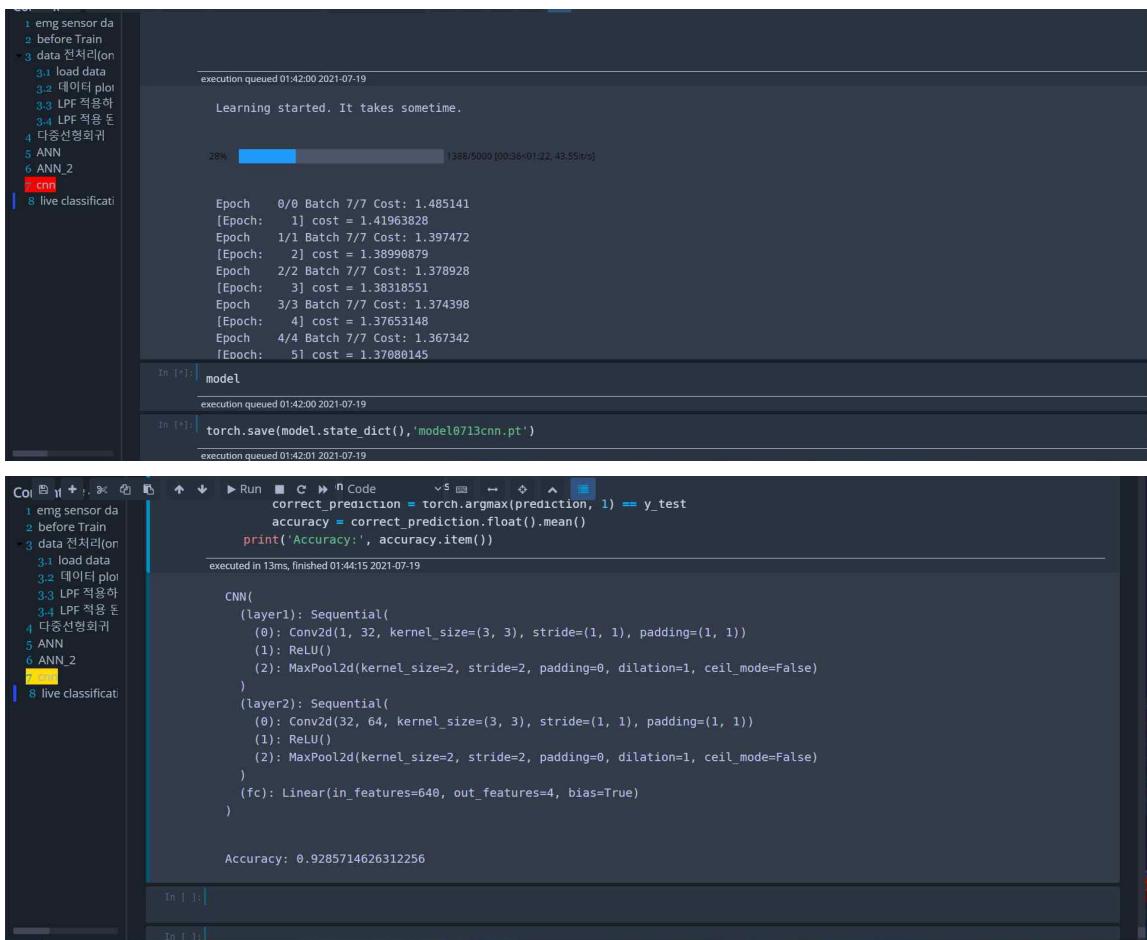
사용자가 전동휠체를 조종하기 위해 선택할 신체 부위 및 전진,후진,좌회전,우회전에 학습을 순차적으로 진행하기 위한 사용자용 GUI 제작 진행

#### 1.2. emg signal multi classification



8개의 근전도 센서가 연속적으로 부착된 myo armband 를 이용하여 우선적으로 실험을 진행하였다. 먼저 임의로 주먹을 쥐었을 때를 전진 가위일 때를 후진 손을 펴고 쪽으로 꺾었을 때를 좌회전으로 꺾었을 때를 우회전으로 하였다. 각각의 경우에 대해 8개의 근전도 센서를 받았다. 이를 LPF 필터를 거치고 normalization 과정을 거친후 약 0.2초동안의 데이터를 추출하여 하나의 데이터를 만들었고 조금씩 겹치게 하여 순차적으로 인공지능 학습을 위한 적절한 데이터를 추출하였다. 이를 가지고 기초적인 CNN 인공지능 학습모델에 넣어 분류가 되는지를 확인하는 과정을 거쳤다.





```

1 emg sensor da
2 before Train
3 data 전처리(on
3.1 load data
3.2 데이터 plot
3.3 LPF 적용하
3.4 LPF 적용 돈
4 다중선행회귀
5 ANN
6 ANN_2
7 cnn
8 live classificati

In [1]: model
execution queued 01:42:00 2021-07-19

Learning started. It takes sometime.

28% [██████████] 1388/5000 [00:56<01:22, 43.55it/s]

Epoch 0/0 Batch 7/7 Cost: 1.485141
[Epoch: 1] cost = 1.41963828
Epoch 1/1 Batch 7/7 Cost: 1.397472
[Epoch: 2] cost = 1.38990879
Epoch 2/2 Batch 7/7 Cost: 1.378928
[Epoch: 3] cost = 1.38318551
Epoch 3/3 Batch 7/7 Cost: 1.374398
[Epoch: 4] cost = 1.37653148
Epoch 4/4 Batch 7/7 Cost: 1.367342
[Epoch: 5] cost = 1.37080145

In [2]: torch.save(model.state_dict(),'model0713cnn.pt')
execution queued 01:42:01 2021-07-19

In [3]: correct_prediction = torch.argmax(prediction, 1) == y_test
accuracy = correct_prediction.float().mean()
print('Accuracy:', accuracy.item())

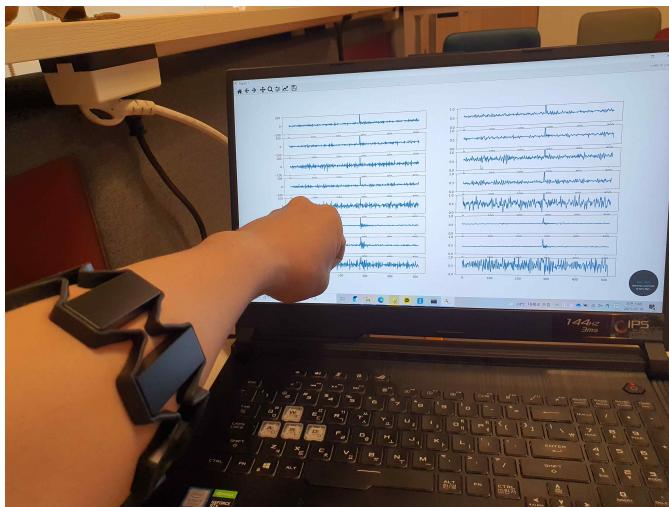
executed in 13ms, finished 01:44:15 2021-07-19

CNN(
    (layer1): Sequential(
        (0): Conv2d(1, 32, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
        (1): ReLU()
        (2): MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    )
    (layer2): Sequential(
        (0): Conv2d(32, 64, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
        (1): ReLU()
        (2): MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    )
    (fc): Linear(in_features=640, out_features=4, bias=True)
)

Accuracy: 0.9285714626312256

```

조금의 개선을 거쳐 CNN모델을 통해 딥러닝을 수행 결과 최대 약 97%의 정확도라는 성공적인 성과를 거뒀다. 또한 이 과정에서 근전도 센서의 측정값을 plot 및 새로 들어오는 측정값에 따라 그래프를 업데이트 하여 근전도 센서값을 실시간으로 확인할 수 있는 시스템을 만들었다.



이를 통해 실시간으로 사용자의 근신호 정보를 통해 의도를 파악하는 기초적인 모델을 완성하였다. 앞으로는 이 myo armband 를 통해 최대한의 성능을 끌어낼수 있는 인공지능 모델을 개선해나가는 작업을 하여야 할 것이다.

이후에는 팔에만 착용할 수 있는 Myo armband 대신 SEN0240(EMG센서)를 이용하여 사용자가 원

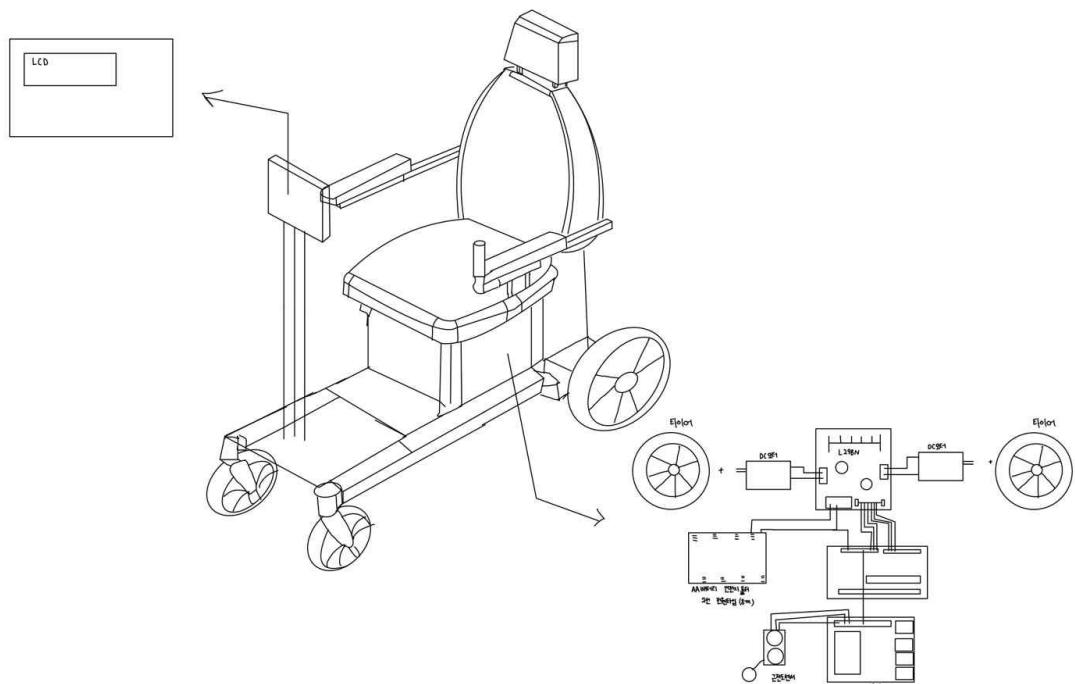
하는 위치의 근전도 센서를 읽어 이를 앞써 만든 모델에 넣음으로써 범용성 높은 근전도 모델을 생성할 계획이다. 또한 정형화된 armband가 아닌 SEN0240을 여러개 사용하여 이를 데이터로 활용하므로 현재 구상된 모델에서는 정확도가 떨어질 수 있으므로 CNN 이외의 모델 RNN(순환신경망)의 일종인 RSTM으로도 모델을 만들어 정확도를 비교해 볼 예정이고 또한 SEN0240을 부착하는 부위에 따라 정확도가 달라질 수 있으므로 부착 부위에서도 적절한 부착 위치를 찾는 실험을 진행해 볼 예정이다. 다음으로 앞의 과정을 통해 최선의 모델과 부착위치를 찾았다면 그 모델의 output을 휠체어 바퀴의 기능에 연동시켜 휠체어의 동작을 제어할 계획이다.

이를 위해 근전도 센서(SEN0240)를 통해 센서값을 받는 것을 확인하고 하나가 아닌 여러 개의 근전도 센서를 연결하였을 때 생기는 센서값도 확인 할 수 있도록 할 것이다.

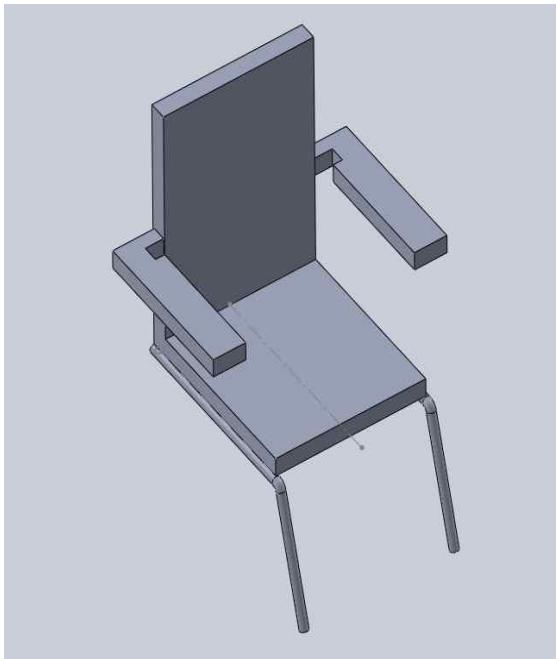
또한, 근전도 센서를 통해 jetson nano 대신 우선은 아두이노로 근전도 센서를 측정하고 실시간으로 측정된 데이터를 시각화 하되 센서의 갯수의 따라 자동적으로 이를 반영해 데이터를 plot 하는 시스템을 만들 것입니다.

## 2. hardware

### 2.1. 스케치



### 2.2. 3d printing



3d 설계 프로그램을 이용해서 스케치한 전동휠체어의 차체 부분을 설계 진행중에 있다. 위 작업이 완료되면 제작물과 DC모터 및 모터드라이버, jetson nano(제어보드)를 조립하여 차체를 완성하게 된다.

그 이후에는 DC 모터를 다루기 위해 모터드라이버와 DC모터를 연결하는 작업 그리고 적절한 전압을 공급해주기 위한 레귤레이터 설계 및 납땜을 통한 제작을 진행할 것입니다.

또한 신체의 부위마다 쓰이는 근전도 센서의 갯수가 유동적이고 그 부착 위치도 유동적이기 때문에 이를 모두 반영할 수 있는 봉대 컨셉의 착용 장치 또한 계획하고 토의중에 있다.

### 3. 시제품 제작 과정 사진

NVIDIA Jetson Nano Development Kit-B01 [102110417]



근전도 센서와 아두이노와 연결되어 근전도 센서를 통해 수집한 데이터를 아두이노로 전송시키는 역할을 하는 장치이다.

MyoWare Muscle Sensor #2732 (2EA)



MyoWare Muscle Sensor는 근전도 센서로 근육의 수축, 이완되었을 때 발생하는 생체 전기를 수치로 나타낼 수 있다. 따라서 이를 통해 사지 마비 장애인의 근육이 수축, 이완되었을 때의 수치를 바탕으로 그들이 가고 싶어하는 방향 즉 의도를 파악하기 위한 장치이다.

Electrodes for MyoWare Muscle Sensors (6-Pack) #2733



근육의 수축, 이완되었을 때 발생하는 생체 전기를 수치로 나타내기 위해 MyoWare Muscle Sensor에 부착해야하는 센서패드이다.

杰슨 나노 전용 5V 4A KC 인증 어댑터 [SZH-PSU05]



Jetson Nano Development Kit에 유선으로 전원을 공급하기 위한 장치이다.

### Jetson Nano 18650×6 UPS 모듈 [T208]



Jetson Nano Development Kit에 무선으로 전원을 공급하기 위한 장치이다.

### 아두이노 I2C 1602 LCD 모듈 [SZH-EK101]



모터 센서와 Jetson Nano Development Kit와 연결되어 Jetson Nano Development Kit를 통해 받은 데이터를 바탕으로 모터센서를 제어하는 역할을 한다.

### 2004 I2C 캐릭터LCD (화이트/블루)



사지 마비 장애인이 전동 휠체어를 사용할 때 사용자가 원하는 방향이 화면에 나타나도록 도와주는 보조 모니터 역할을 하는 장치이다.

### 2A L298 모터드라이버 모듈 (아두이노 호환) [SZH-EK001]



아두이노와 휠체어 역할을 할 장치를 연결지어 이를 통해 아두이노에서 코딩한대로 휠체어 역할을 하는 장치가 움직일 수 있도록 모터에 전원을 공급하는 장치이다.

### 기어드DC모터 타이어세트 [SZH-GNP194]



개발한 전동 휠체어와 사용자 의도 인식을 위한 인공지능 학습모델을 적용하기 위한 전동 휠체어의 바퀴 역할을 하는 장치이다.

### LR6-2P(AA 1.5V)Be 12



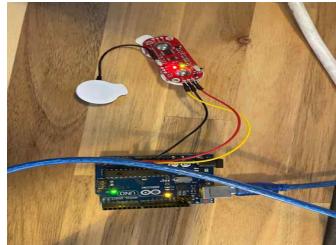
모터드라이버에 전원을 공급하기 위한 건전지이다.

### AA배터리 건전지홀더 2선 전원타입[8개입]



모터 드라이버에 전원을 공급하기 위한 건전지를 고정시키기 위한 장치이다.

사용자 의도 인식을 위한 인공지능 학습모델을 개발하기 위해서는 훈련에의 하드웨어적인 부분보다도 인공지능 학습모델을 개발하기 위한 소프트웨어적인 부분이 더 중요하다고 할 수 있다. 따라서 제품에 필요한 훈련에를 제작하기 전 인공지능 학습모델 구현을 위해 강의를 통해 딥러닝의 이론적 부분에 대해 학습하고, 파이토치를 통해 이를 직접 구현해보는 활동을 진행하였다.



근전도 센서에 Electrodes for MyoWare Muscle Sensors를 부착한 것을 아두이노에 연결한 뒤 Electrodes for MyoWare Muscle Sensors를 신체에 부착하여 실제 사용자가 의도하는 방향으로 훈련에가 움직일 수 있도록 기계에 학습시키도록 하기 위한 근전도 데이터를 얻는 과정을 수행하였다.