

1. 프로젝트 제목

편마비 환자 재활 훈련 모니터링을 위한 sEMG 및 Borg 척도 기반 1D-CNN 피로도 예측 모델

2. 프로젝트 목표

- 주요 목표: '정상인'의 '객관적인' sEMG 신호(X)와 '주관적인' Borg CR10 점수(Y) 사이의 '숨겨진 상관관계'를 학습하는 Custom 1D-CNN 회귀(Regression) 모델을 개발한다.
- 궁극적 목표: 이 AI 모델을 의사소통이 어려운 '편마비/실어증 환자'의 재활 훈련에 적용하여, 환자의 sEMG 신호(X)만 보고도 환자가 느끼는 '주관적 피로도(Y)'를 예측/추론하는 재활 보조 시스템을 구축한다.

3. 연구 배경

- 재활 훈련의 한계:

- 실어증 환자의 한계: 재활훈련의 척도는 "주관적 피로도"이지만, 편마비/실어증 환자는 훈련 중 "지금 Borg 7점입니다"라고 대답하기 상당히 어렵다. 재활치료사는 환자의 객관적인 피로 상태를 알 수 없어 훈련 강도 조절에 실패하거나 부상을 유발할 수 있다.
- 실어증이 아닌 환자의 데이터: 반면, '실어증이 아닌 환자의 데이터'은 sEMG 신호(X)와 Borg 점수(Y)를 둘 다 제공**할 수 있다.

- 피실험자: 정상인

이 프로젝트의 최종 목표는 '편마비 환자'의 재활에 적용

편마비 환자는 섭외가 매우 어렵다(현실적 한계)

따라서 본 프로젝트에서는 '정상인 피실험자'를 대상으로 우선 실험을 진행

이는 "편마비 환자" 연구를 포기하는 것이 아니라, "Normal-to-Patient(정상인 → 환자)" 전이 학습(Transfer Learning)을 위한 필수적인 1단계이다.

- AI는 '정상인' 데이터(X, Y)를 통해, "특정 sEMG 패턴(X)"과 "주관적 피로도(Y)" 사이의 '알려지지 않은 복잡한 관계'를 학습한다.
 - 이후, AI는 '환자'의 sEMG 신호(X_patient)만 보고도, "이 환자는 지금 Borg 7점 수준일 것이다"라고 '숨겨진' 피로도(Y_patient)를 '예측(추론)'한다.
 - 이것은 '수학 공식(FFT)'으로는 절대 풀 수 없는, AI가 반드시 필요한 작업이다.
- sEMG의 필요성 (vs. 이미지): '근육 피로도'는 이미지로 분석할 수 없는 근육 내부의 생리학적 상태이며, sEMG는 재활 훈련 중인 근육의 상태를 측정할 수 있는 유일한 비침습적 도구이다.

4. 연구 방법 (단계별 실행)

1단계: 데이터 수집 (실험 프로토콜)

- 대상: 정상인 피실험자 그룹 (AI 학습용).
- 하드웨어: sEMG 센서 모듈 + 아두이노(Arduino) 기반 데이터 수집 시스템.
- 실험 방법 (재활 훈련 모사):
 1. 피실험자의 특정 근육(예: 팔 이두근)에 sEMG 전극 부착.
 2. '등척성 수축(Isometric Contraction)' 운동 (예: 아령 들고 버티기)을 피로 한계점(Failure)까지 수행. (이는 재활 훈련 상황을 모사함)
 3. [데이터(X) 수집]: 운동 시작부터 끝까지 sEMG 시간-전압 신호를 아두이노로 지속 측정.
 4. [라벨(Y) 수집]: 운동 중 "30초(예시)마다" 피실험자에게 "지금 0점에서 10점 사이로 얼마나 힘 드신가요?"라고 물어보고, Borg CR10 점수를 기록.

2단계: 데이터 전처리 (X, Y 쌍 매칭)

- 필터링: sEMG 신호에 노이즈 제거 필터(예: 대역통과, 60Hz 노치)를 적용한다.
- 윈도우 분할 (X 생성): 전체 신호를 250ms 크기의 '윈도우(조각)'로 자른다. (50% 겹치게)
- 라벨 매칭 (Y 생성):
 - 0~30초 사이에 기록된 Borg 점수가 '2점'이었다면 → 0~30초 구간의 모든 sEMG 윈도우(X)에 라벨 '2'를 할당한다.

3단계: 1D-CNN 모델 설계 및 학습

- 모델: Custom 1D-CNN 모델 (회귀).
- Input (X): [250ms 윈도우] 크기의 1D 'sEMG 신호' (AI는 오직 이것만 본다)
- Output (Y): AI가 예측한 Borg CR10 점수 (숫자 1개)
- 학습: '정상인' 데이터(X, Y)를 이용해 AI의 예측값과 실제 라벨(Y) 값의 오차(MSE)를 최소화하도록 학습시킨다.

4단계: 검증

- 검증: AI가 본 적 없는 새로운 정상인 데이터(Test Set)를 넣었을 때, AI가 예측한 Borg 점수와 실제 기록된 Borg 점수 간의 정확도(오차율)를 평가한다.

5. 기대 효과

1. AI의 필요성 증명: '수학 공식'으로 계산할 수 없는 "객관적 sEMG 신호(X)"와 "주관적 Borg 피로도(Y)" 사이의 복잡한 비선형 관계를 AI가 학습할 수 있음을 보인다.

2. **기초 모델 구축:** '정상인'의 피로도 예측 모델을 구축함으로써, 향후 **재활 훈련**을 받는 환자 데이터 적용을 위한 '**사전 학습(Pre-trained)**' 모델을 확보한다.
 3. **명확한 기여:** "Custom 1D-CNN을 설계하여, sEMG 신호(시간 영역)와 Borg 척도(주관적 감각) 간의 복잡한 관계를 모델링했다"라는 **명확한 AI/공학적 기여**를 주장할 수 있다.
-

6. 향후 계획 (Future Work)

- **1단계 (전이 학습):** 본 프로젝트에서 '정상인' 데이터로 만든 **사전 학습 모델**을, (섭외 가능한) 소수의 '편마비 환자' 재활 데이터로 '**미세 조정(Fine-tuning)**'하여 환자에게 특화된 최종 모델을 개발한다.
- **2단계 (임상 적용):** 이 최종 모델을 **실어증/편마비 환자의 재활 훈련**에 적용하여, 재활치료사가 환자의 '**숨겨진**' 피로도를 실시간으로 파악하는 시스템에 응용한다.