

- 연구개발 내용

본 연구개발에서는 [그림 1]과 같이 **걸음걸이 데이터를 기반으로 치매 고위험군을 예측**하는 딥러닝 모델을 개발하고자 하며, 이를 위해 다음의 두 가지 주요 모듈을 설계하고자 함.

### **Gait Data Preprocessing 모듈 (걸음걸이 데이터 전처리 모듈)**

### **Gait Dementia Risk Prediction 모듈 (치매 고위험군 예측 모듈)**

ex)그림1: 걸음걸이 기반 치매 고위험군 예측 시스템

(대충 걷는 모습의 이미지 하나 따오고 -> 화살표 -> 네트워크 그림 -> 치매 퍼센트 이미지?)

- **Gait Data Preprocessing 모듈 (걸음걸이 데이터 전처리 및 특징 추정 모듈)**

#### **-걸음걸이 데이터 구조 및 특성 분석**

본 프로젝트에서는 [그림 2]와 같이 시간에 따른 보행자 움직임 데이터를 CSV 파일 형식으로 수집함. 이 데이터는 활동 관련 데이터, 시간 관련 데이터, 활동 강도별 시간 데이터 등 다양한 수치 데이터가 포함되어 있음.

활동 관련 데이터

- activity\_average\_met
- activity\_cal\_active / activity\_cal\_total
- activity\_daily\_movement
- activity\_steps
- activity\_total

시간 관련 데이터

- activity\_day\_start / activity\_day\_end

활동 강도별 시간

- activity\_high / medium / low / inactive / rest / non\_wear

시간대별 로그

- activity\_class\_5min
- activity\_met\_1min

기타 지표

- activity\_inactivity\_alerts
- activity\_score
- activity\_score\_meet\_daily\_targets
- activity\_score\_move\_every\_hour
- activity\_score\_recovery\_time
- activity\_score\_stay\_active
- activity\_score\_training\_frequency / training\_volume

#### **-데이터 전처리 및 정규화 처리**

- 결측값 처리 및 형 변환
- 정규화 : 평균, 표준편차 기반 표준화(Z-score Normalization)
- 이상치 제거 : Z-score 기준 이상치 제거

#### **-특징 추출 및 입력 벡터 구성**

- 통계적 특징(예: 평균 속도, 이동 방향 변화 등) 추출

- 시계열 데이터 시간 간격 정리 (activity\_met\_1min, activity\_class\_5min 열은 시계열 시퀀스 데이터이므로, 데이터 입력용으로 전처리할 예정임)
- 최종적으로 딥러닝 학습을 위한 feature vector 구성 (x는 모델 입력, y는 치매 위험 여부 타겟 라벨로 추출)

- **Gait Dementia Risk Prediction 모듈 (치매 고위험군 예측 모듈)**

- 기존 오픈소스 기반 이진 분류 모델 구조 활용

본 연구에서는 아래 오픈소스 모델을 기반으로 개발을 시작함.

[https://github.com/CthulhuCoder01/Spam-Mail-Prediction-Custom/blob/main/spam\\_mail\\_prediction\\_custom.py](https://github.com/CthulhuCoder01/Spam-Mail-Prediction-Custom/blob/main/spam_mail_prediction_custom.py)

해당 코드는 로지스틱 회귀 기반의 이진 분류 모델이며, 이에 은닉층을 추가한 MLP 딥러닝 모델로 확장하여 사용함.

- 딥러닝 기반 이진 분류 모델 구조 설계

- [그림 3]과 같이 입력층 - 은닉층 2개 이상 - 출력층 구조의 심층 신경망(Deep Neural Network)으로 확장
- 활성화 함수로 ReLU, 출력층에는 sigmoid를 사용하여 치매 고위험군(1) / 정상(0) 이진 분류 수행
- 손실 함수: Binary Cross Entropy 사용
- 최적화 기법: Adam Optimizer

[그림 3. 딥러닝 기반 치매 고위험군 분류 모델 아키텍처]

- 모델 학습 및 성능 평가

- 학습 데이터와 검증 데이터를 8:2 비율로 분할
- 에포크 수, 배치 크기 등 하이퍼파라미터 튜닝
- 정확도, 정밀도, 재현율, AUC 등 다양한 지표로 성능 평가

- **예측 시스템 흐름도 및 UI**

- [그림 4] 시스템 사용 흐름 및 경량화된 UI 시안 예시