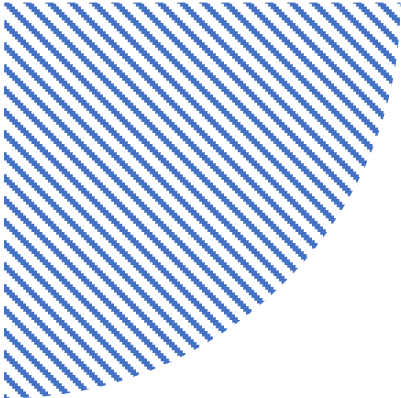

고령자 데이터 모니터링을 통한 낙상 사고 감지 및 손상 예측을 위한 모바일 어플리케이션 개발

2023.07.18.

연세대학교 생체역학연구실

이승희



목차

1. 연구배경 및 목표
2. RIS 1차년도 과제 설명
3. RIS 2차년도 과제 설명
4. 연구요약 및 향후 연구

01. 연구배경 및 목표

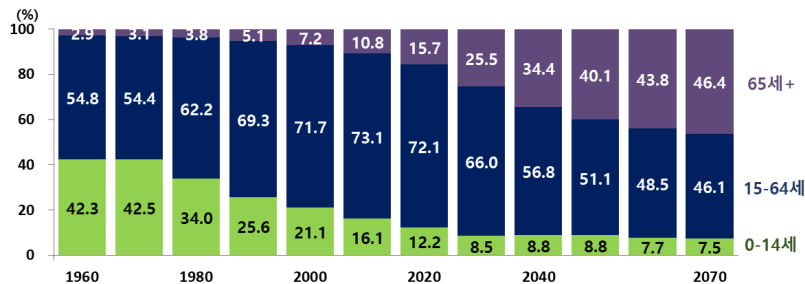
연구배경

▶ 대한민국의 초고령사회 진입

- 대한민국의 초고령사회 진입이 매우 빠르게 진행 (고령인구비율: 15.7% (2020년) → 40.1% (2050년))
- 65세 이상 독거노인 가구의 비율은 2020년 34.9%에서 2050년 41.1%로 증가

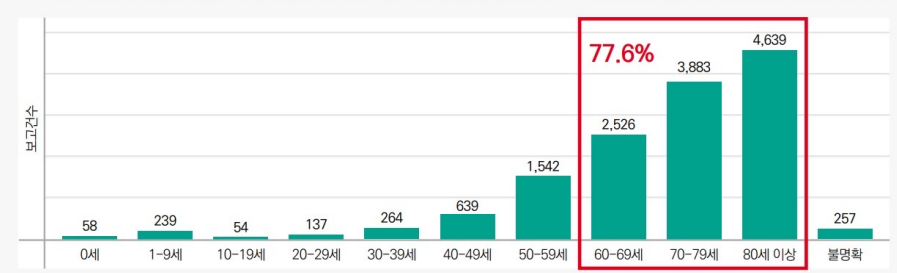
▶ 고령자 낙상 사고의 심각성

- 전체 낙상사고의 77.6% 가 고령자, 고령자들은 반응시간 및 운동력 저하로 낙상에 더욱 취약
- 고령자들의 낙상 피해를 최소화하기 위해 고령자 생활 패턴 모니터 시스템이 필요



< 연령별 인구 비율 변화 (통계청, 장래가구추계, 2022) >

- 보고된 낙상 관련 환자안전사고 14,238건(16년 7월~20년 5월) 중 60세 이상의 노인 환자에게 발생한 건이 11,048건(77.6%) 차지



< 연령별 낙상 발생 수 (KOPS, 2020) >

연구배경 및 목표

▶ 고령자 낙상 관련 시장 및 제품 현황

- 세계 낙상 관련 시장 규모는 2018년 1억 5,246만 달러에서 2026년 2억 1,682만 달러로 성장할 것으로 예상 (Allied Market Research ®, Fall Management Market by Product, 2020)
- CES(Consumer Electronics Show)에서 고령자 낙상 관련 시스템이 Innovative Awards를 수여했으나, 대부분이 투자 및 개발 단계여서 상용화된 제품은 거의 없음
- 카메라 기반 고령자 모니터링 시스템들은 사생활 침해의 우려가 높으므로, IMU 센서 사용을 선호

▶ 연구목표

- 고령자 모니터링 알고리즘을 경량화/최적화하여 모바일 어플리케이션에 임베딩
- 낙상 손상 예측 알고리즘을 새롭게 적용
- 우수한 성능의 고령자 모니터링을 위한 모바일 어플리케이션 시스템을 개발

RIS 1차년도

IoT 플랫폼 기반 고령자 라이프로그 데이터 모니터
링을 통한 낙상사고 감지 및 알림 시스템 개발

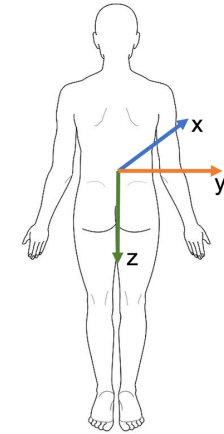
측정 장비

▶ Xsens DOT

- Accelerometer: $\pm 16G$
- Gyroscope: 2000 degree/s
- Sampling rate = 60 Hz
- Placement : S2



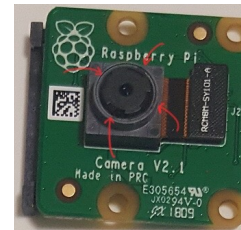
<Xsens Dot>



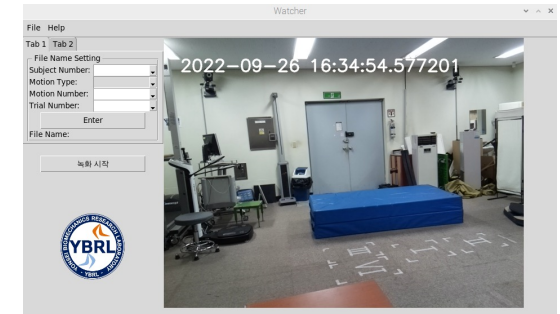
<Sensor orientation>

▶ Raspberry Pi Camera

- Resolution: 8-megapixel
- Max image transfer rate: 60fps (720p)



<Raspberry Pi Camera>



<GUI>

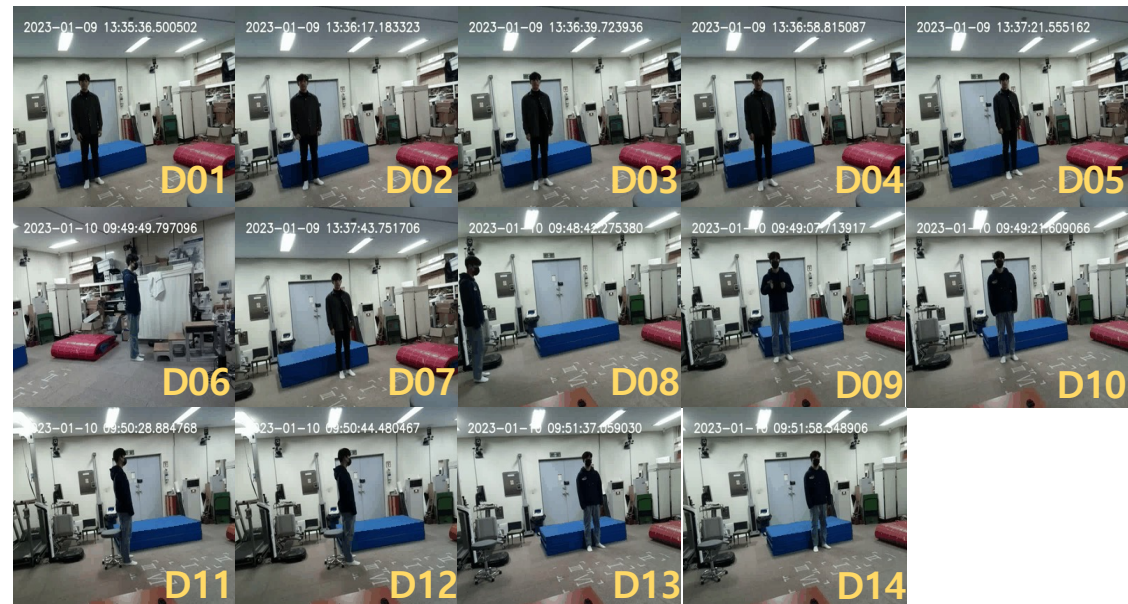
실험 프로토콜

8

▶ 데이터셋: 20명

- 실험동작: 일상생활동작 (ADL) 14개, 낙상동작 (Fall) 11개
- 남/여 각각 10명 (키 167.0 ± 5.8 cm, 몸무게 62.5 ± 16.4 kg, 나이 22.9 ± 2.2 year)

ADL	Details
D01	서있기 (30초)
D02	바닥에 앉았다 일어서기
D03	신발 끈 묶고 다시 일어서기
D04	허리 굽혀 물건 줍기
D05	편한 속도로 걷기 (왕복)
D06	편한 속도로 뛰기 (왕복)
D07	건다가 발 헛디디고 균형잡기
D08	제자리에서 발 번갈아 뛰기
D09	제자리에서 가볍게 점프하기
D10	편한 속도로 계단 올라갔다 내려오기
D11	등받이 없는 의자에 천천히 앉았다 일어서기
D12	등받이 없는 의자에서 일어서다 다시 앉기
D13	매트리스에 걸터앉아 있다가 누웠다 다시 앉기
D14	매트리스에 앉았다 일어서기

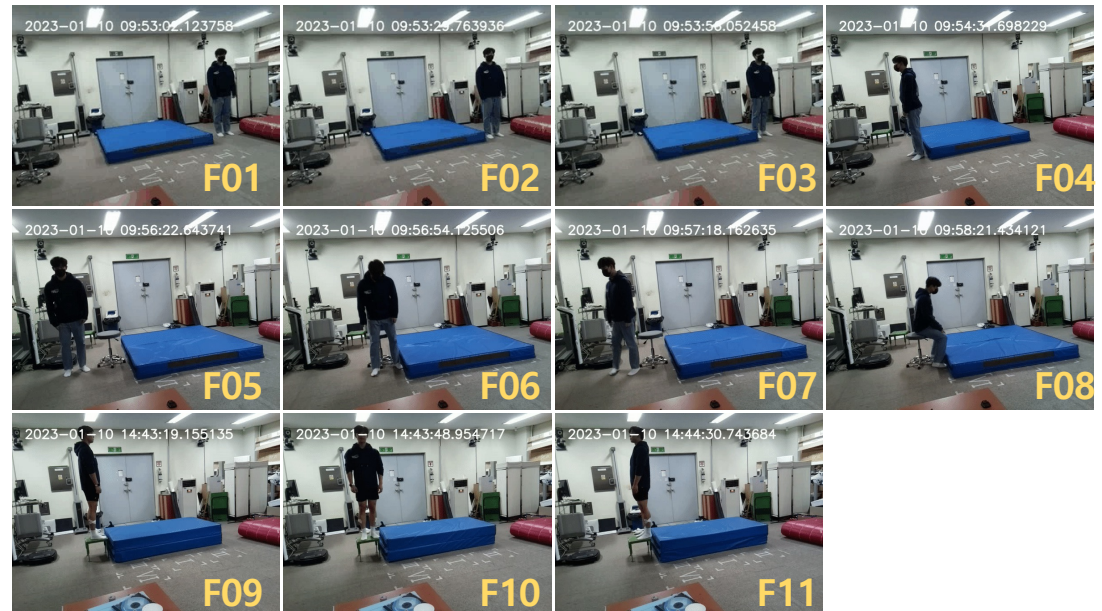


실험 프로토콜

▶ 데이터셋: 20명

- 실험동작: 일상생활동작 (ADL) 14개, 낙상동작 (Fall) 11개
- 남/여 각각 10명 (키 167.0 ± 5.8 cm, 몸무게 62.5 ± 16.4 kg, 나이 22.9 ± 2.2 year)

Fall	Details
F01	걷다 미끄러져 뒤로 넘어지기
F02	걷다 발에 걸려 앞으로 넘어지기
F03	뛰다가 발에 걸려 앞으로 넘어지기
F04	의자에 앉다가 뒤로 넘어지기
F05	의자에 앉아 있다가 앞을 넘어지기
F06	의자에 앉아 있다가 옆으로 넘어지기
F07	의자에 앉아 있다가 뒤로 넘어지기
F08	의자에서 일어서다가 앞으로 넘어지기
F09	가만히 선 상태에서 앞으로 넘어지기
F10	가만히 선 상태에서 옆으로 넘어지기
F11	가만히 선 상태에서 뒤로 넘어지기



라이프로그 모니터링

10



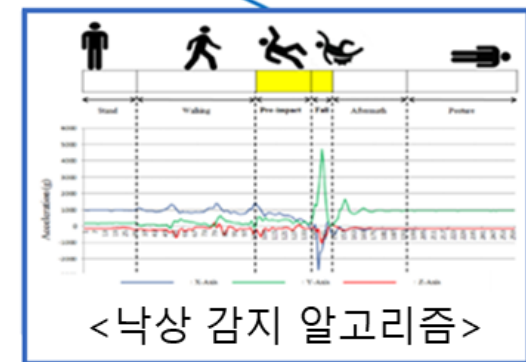
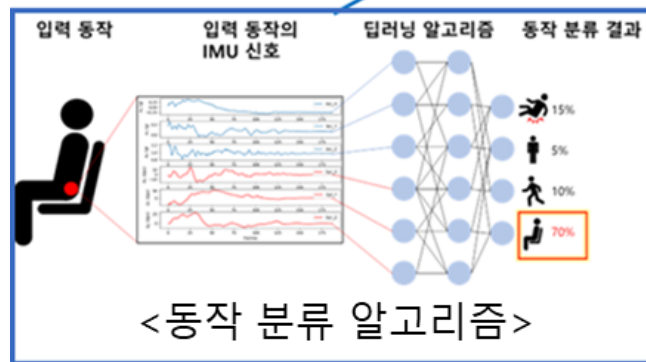
동작 모니터링



위험도 모니터링



낙상 감지

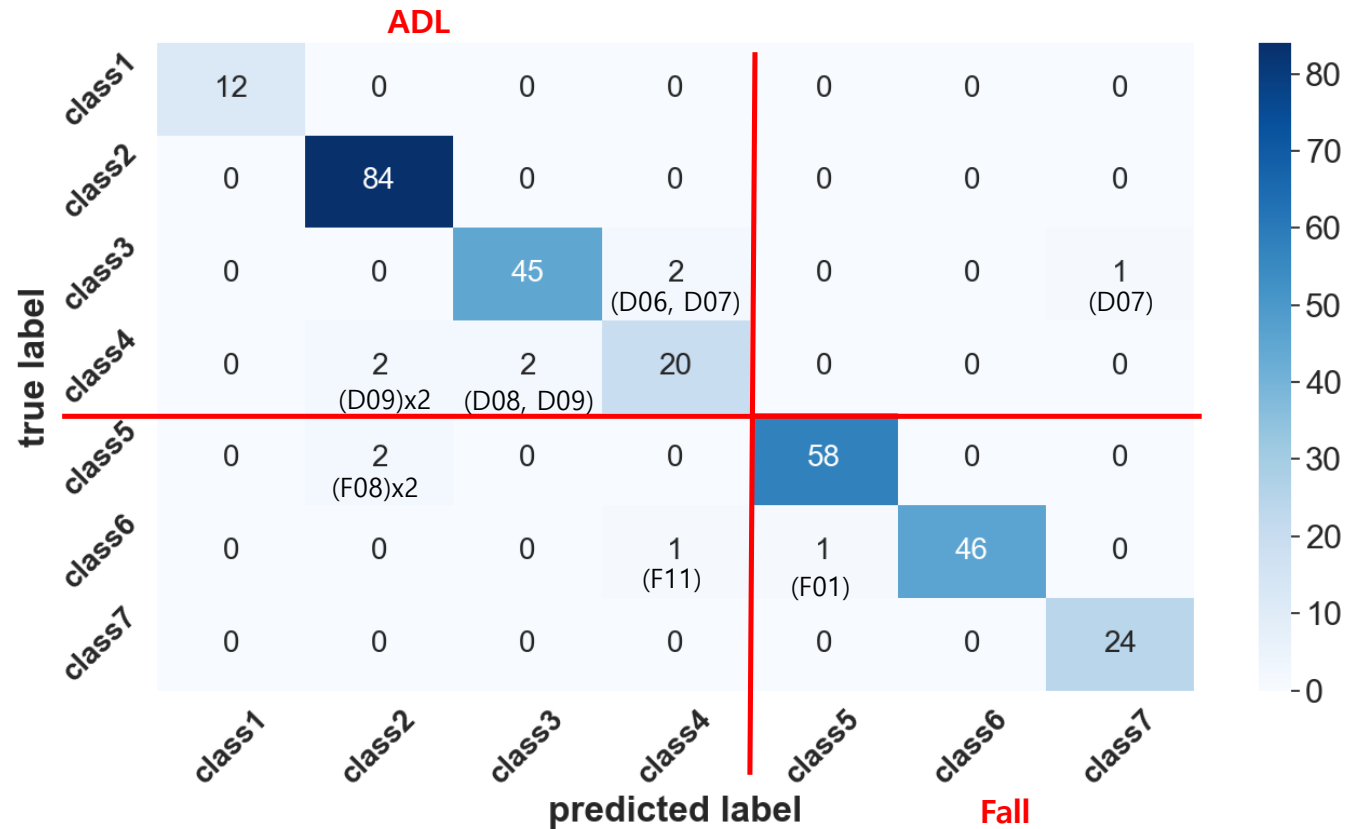


동작분류 알고리즘

▶ 적용 모델 및 성능

- ResNet24 적용
- 정확도 = 96.33% (289/300)

Class	Movements
Class1	서있기 (D01)
Class2	앉았다 일어서기 (D02,D03,D04,D11,D12,D13,D14)
Class3	보행 (D05,D06,D07,D10)
Class4	점프 (D08,D09)
Class5	전방낙상 (F02,F03,F05,F08,F09)
Class6	후방낙상 (F01,F04,F07,F11)
Class7	측방낙상 (F06,F10)



D06. 뛰기
 D07. 걷다가 발 헛디디기
 D08. 제자리에서 발 번갈아 뛰기
 D09. 제자리에서 점프하기

F01. 걷다 미끄러져 후방낙상
 F08. 의자에서 일어서다 전방낙상
 F11. 가만히 후방낙상

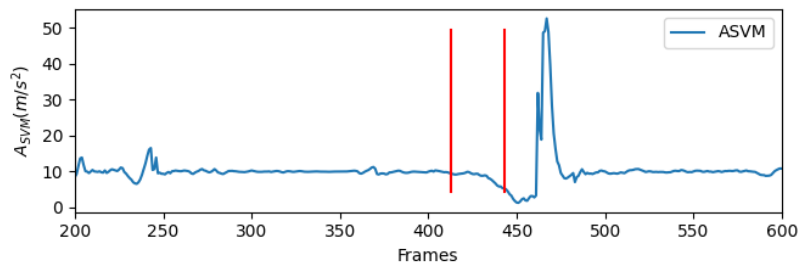
위험도 예측 알고리즘

▶ 위험도 예측

- 딥러닝 모델을 사용하여 가속도 SVM의 peak 값을 추정함으로써 낙상 발생 위험도를 예측

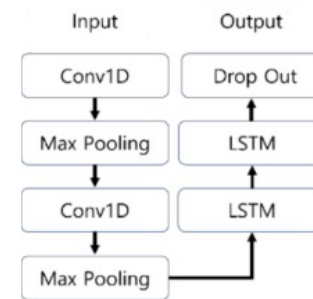
▶ 데이터 전처리

- Data Split (Training: 16명 / Test: 4명)
- Data Segmentation (Fall)
- 낙상 시점의 0.2s ~ 0.7s 이전 데이터 사용



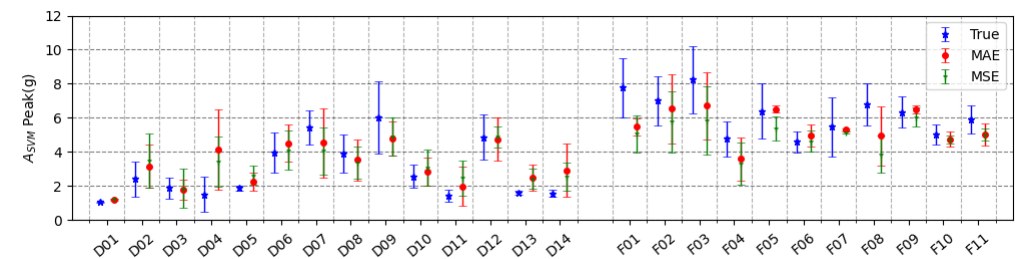
▶ 회귀 모델 (CNN-LSTM)

- 1D-CNN과 LSTM 사용*



- Errors

MAE(g)	MSE(g ²)
1.30	3.46

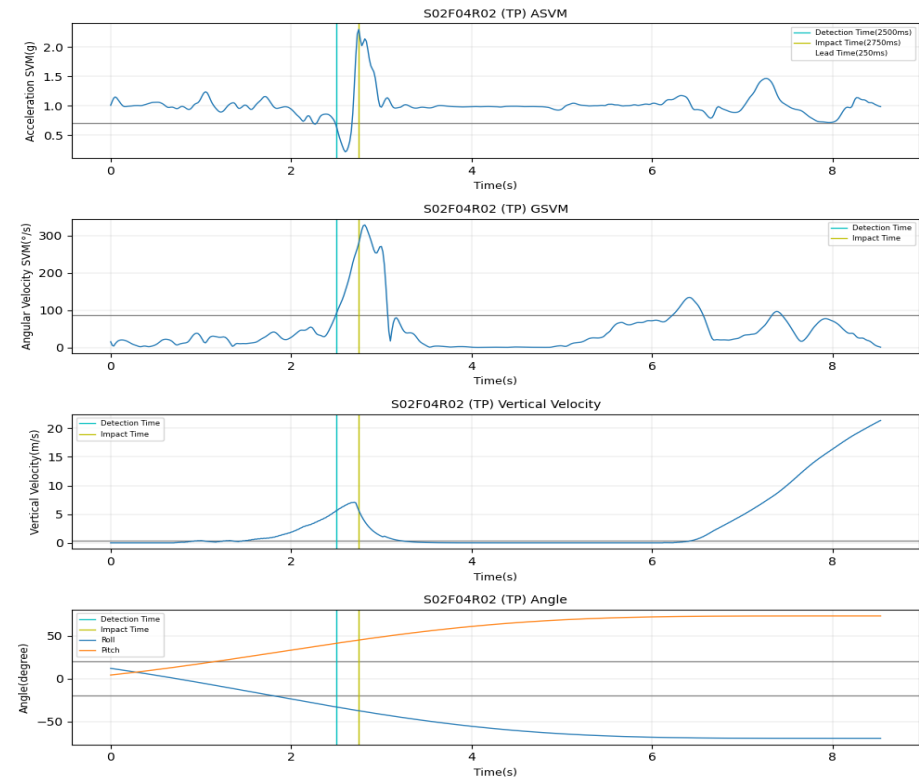
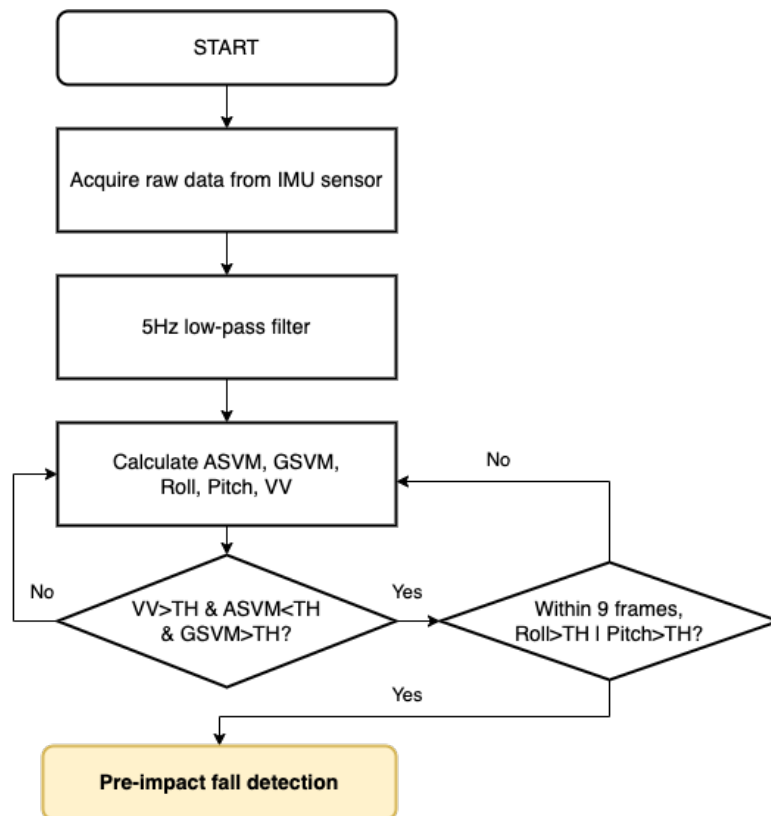


낙상 감지 알고리즘

13

충격 전 낙상 검출

- 수직속도를 연산하여 낙상 검출



Accuracy	94.00 %
Sensitivity	95.14 %
Specificity	93.10 %
Lead-time	364.49 ± 122.44 ms

RIS 2차년도

고령자 데이터 모니터링을 통한 낙상 사고 감지 및
손상 예측을 위한 모바일 어플리케이션 개발

모바일 어플리케이션 개발

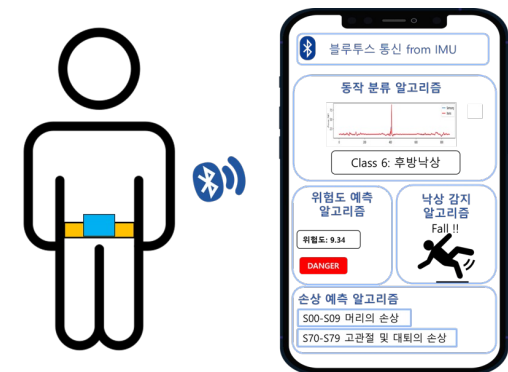
▶ 모바일 어플리케이션 os

- 안드로이드와 iOS의 두가지 플랫폼 존재
- 안드로이드의 시장 점유율이 더 높기때문에 우선적으로 개발 예정
- 딥러닝 관련 개발에서는 iOS의 SDK가 좀 더 친화적
- 수직속도를 연산하여 낙상 검출



▶ 모바일 어플리케이션과 IMU 간의 블루투스 통신 시스템 구축

- 모바일 어플리케이션 UI 개발
- IMU 센서와 스마트폰의 블루투스 통신 시스템 개발 (센서 위치: S2)
- 이후 임계값 기반 낙상 알고리즘 탑재 예정



모바일 어플리케이션 개발

▶ 딥러닝 알고리즘 임베딩

- 기개발된 딥러닝 알고리즘(동작인식, 위험도 예측)을 모바일에서 구현 (서버 혹은 직접 모바일에 임베딩 예정)
- 추가적으로 카톨릭 관동대학교의 알고리즘 탑재

▶ 모의 낙상 실험

- 개발된 모바일 어플리케이션을 통해 모의 낙상 실험 진행
- 피험자 20명을 대상으로 진행 예정

연구 요약 및 향후 연구

▶ 연세대 기개발 알고리즘

- 라이프로그 데이터셋 구축
- 임계값 기반 노인 낙상 검출 알고리즘
- 딥러닝 기반 동작 인식 및 위험도 예측 알고리즘

▶ 모니터링 모바일 어플리케이션

- IMU 센서와 스마트폰 연동 어플리케이션 개발
- 스마트폰을 통한 통합 모니터링 시스템 구축
- 모의 실험을 통한 알고리즘 검증

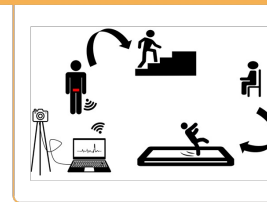
17

1차년도: 개발된 라이프로그 모니터링 알고리즘

1. 라이프로그 데이터셋 구축을 위한 모니터링 센서 및 GUI 개발



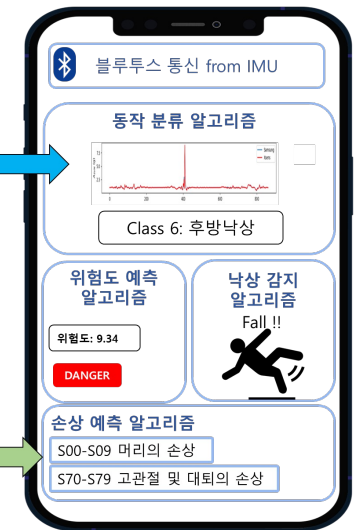
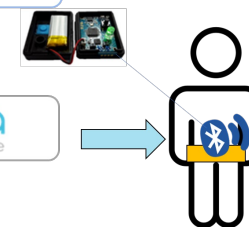
2. 라이프로그 데이터셋 구축



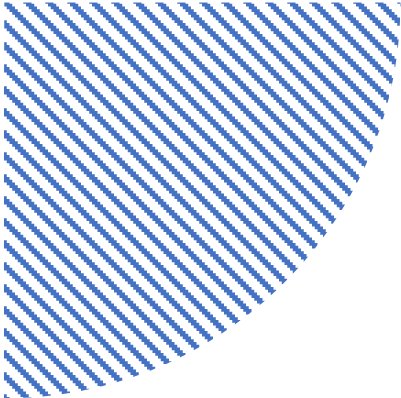
3. 라이프로그 모니터링 알고리즘 개발



2차년도: 고령자 통합 모니터링 모바일 어플리케이션 시스템 개발



오토인코더를 통한 전동킥보드 전도 검출 알고리즘



Index

1. 연구배경
2. 데이터셋 구축
3. 전동킥보드 전도 검출 알고리즘
4. 향후 연구

01. 연구배경

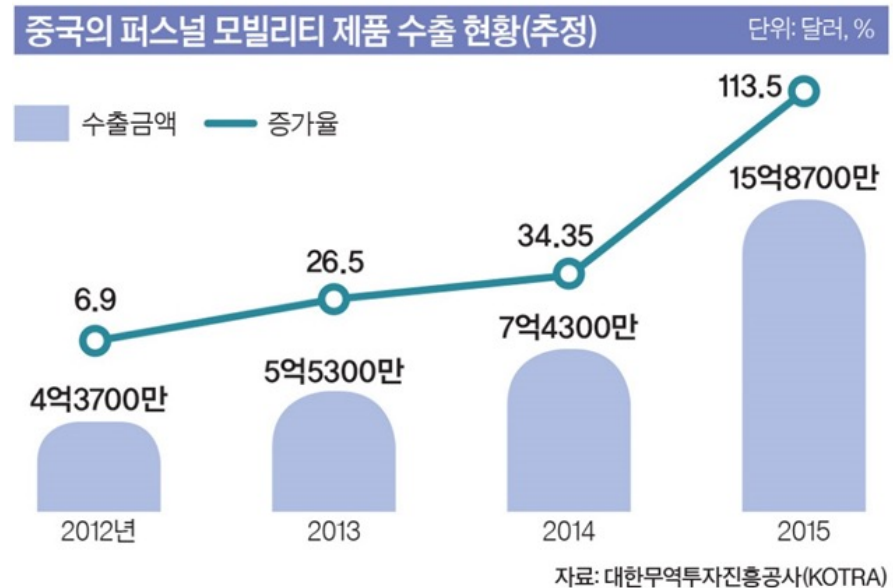
01. 연구배경

▶ 전동킥보드 수요 증가

- 공간 문제와 무게, 사용 편의성 등 다양한 항목에서 만족도가 높으며 수요 증가 추세



< 국내 전동킥보드 시장 전망 >

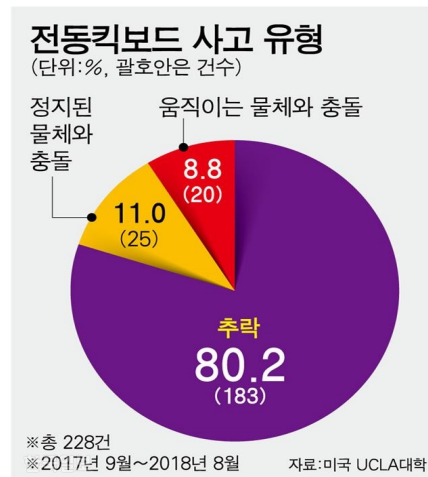
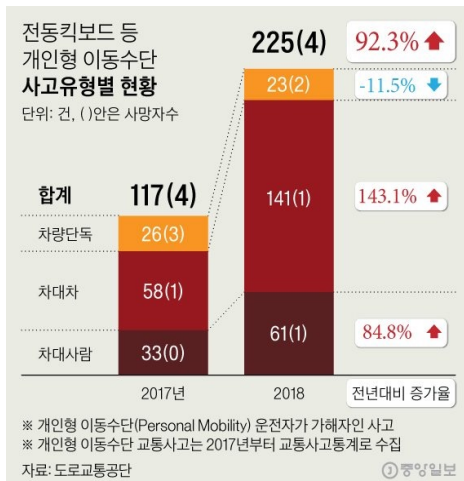


< 중국의 PM 제품 수출 현황 >

01. 연구배경

▶ 개인교통수단 보급에 따른 사고 위험 증가

- 개인교통수단 사고 발생 건수는 29건(2012년)에서 137건(2016년)으로 4.7배 이상 급증 (현대해상 교통기후환경연구소, 2017)
- 사망 사고의 경우 머리를 다쳐 생명을 잃는 사례가 많음 (경찰청, 2019)



○ 사망 사고 (8건)

사고유형	건수	사고 유형
차 대 PM	2	①전동킥보드 운전자의 음주운전으로 동부간선도로로 진입, 차량과 충돌(킥보드 운전자 사망) : 1건 ②화물자동차 운전자의 신호위반(킥보드 운전자 사망) : 1건
PM 대 사람	1	전동킥보드 운전자의 신호위반(보행자 사망) : 1건
PM 단독	5 (62.5%)	①노면상태 불량으로 인한 전도(킥보드 운전자 사망) : 1건 ②하수구 구멍에 걸려 전도(킥보드 운전자 사망) : 1건 ③과속방지턱에서 전도(킥보드 운전자 사망) : 1건 ④운전미숙으로 인한 전도(킥보드 운전자 사망) : 1건 ⑤노인용 전동3륜차 운전미숙으로 전도(운전자 사망) : 1건

< 전동킥보드 사고 유형(국내) > < 전동킥보드 사고 유형(미국) >

< 2017~2018년 PM 관련 사망사고 >

01. 연구배경

▶ 연구 목적

- 오토인코더를 활용한 이상치 검출 기반 전동킥보드 전도 검출 알고리즘 개발

02. 데이터셋 구축

02. 데이터셋 구축

▶ 측정장비

- 관성센서: Xsens (Xsens DOT, Xsens Technologies B.V., Netherlands)
 - 부착위치: T7
 - 방향: x-axis (medio-lateral), y-axis (supero-inferior), z-axis (antero-posterior)
 - Sampling rate : 60Hz
- 전동킥보드: Ninebot segway (ES2, Xiaomi, China)



< Xsens DOT >



< ES2 >



< Placement of sensors >

02. 데이터셋 구축

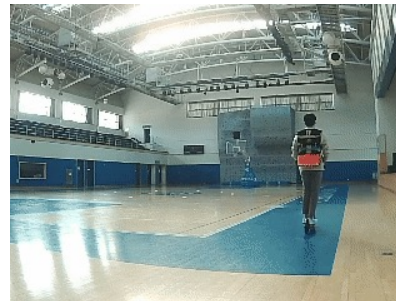
26

▶ Dataset

- 실험대상자: 일반인 20명 (1041849-202109-BM-139-02)

성별	인원(명)	나이(세)	신장(cm)	체중(kg)
남	18	23.3	174.1±6	76.9±11
여	2	23.5	162.5±4	52.5±4

일반 주행동작	직선 주행
	방지턱 넘기
	반시계 방향 회전 주행
	시계 방향 회전 주행
전도 동작	정면 충돌



< 직진주행 >



< 방지턱 넘기 >



< 회전 주행 >



< 정면 충돌 >

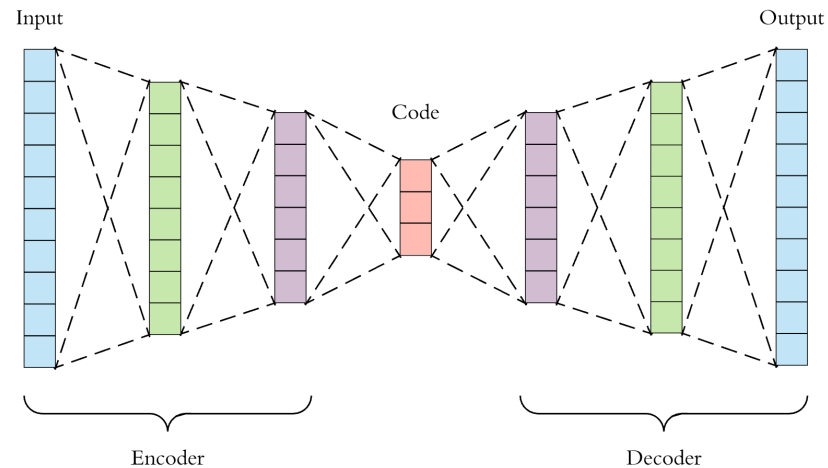
03. 전동킥보드 전도검출 알고리즘

03. 전동킥보드 전도 검출 알고리즘

28

▶ Auto Encoder 모델 알고리즘

- Auto Encoder는 기본적으로 Input과 Output이 동일
→ 얼마나 동일하게 만들어 내는지에 관한 모델
- 복원 오차(Reconstruction Error)를 통해 이상치 검출



< 오토인코더 모델 요약 >

03. 전동킥보드 전도 검출 알고리즘

▶ 데이터 전처리

- Window Shifting을 통한 데이터 훈련 및 검증
 - Window = 1.2s / overlap = 50%*
 - IMU의 6축 가속도, 각속도 데이터 활용
 - Window size (72, 6)
- 1D-CNN 기반 3 layer의 디코더와 인코더로 구성
- 데이터는 4:1 비율로 훈련 및 검증 진행

Model: "my_model"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_3 (InputLayer)	[(None, 72, 6)]	0
conv_1 (Conv1D)	(None, 36, 32)	416
LeakyReLU_1 (LeakyReLU)	(None, 36, 32)	0
conv_2 (Conv1D)	(None, 12, 64)	8256
LeakyReLU_2 (LeakyReLU)	(None, 12, 64)	0
conv_3 (Conv1D)	(None, 6, 128)	32896
LeakyReLU_3 (LeakyReLU)	(None, 6, 128)	0
conv_4 (Conv1DTranspose)	(None, 12, 128)	65664
conv_5 (Conv1DTranspose)	(None, 36, 64)	32832
leaky_re_lu_6 (LeakyReLU)	(None, 36, 64)	0
conv_6 (Conv1DTranspose)	(None, 72, 32)	4128
leaky_re_lu_7 (LeakyReLU)	(None, 72, 32)	0
conv_7 (Conv1DTranspose)	(None, 72, 6)	198
leaky_re_lu_8 (LeakyReLU)	(None, 72, 6)	0

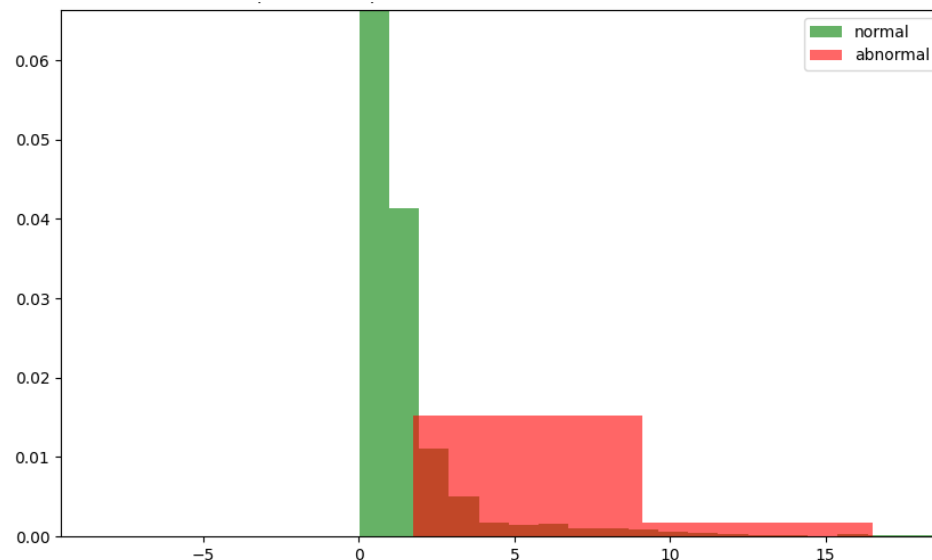
=====
Total params: 144,390
Trainable params: 144,390
Non-trainable params: 0
=====

< 모델 요약 >

03. 전동킥보드 전도 검출 알고리즘

► Reconstruction Error

- 일반주행 데이터는 normal 데이터로 판단
전도 데이터는 abnormal 데이터로 판단
- 일반데이터는 적은 복원 오차(초록색), 이상데이터는 큰 복원 오차를 가짐

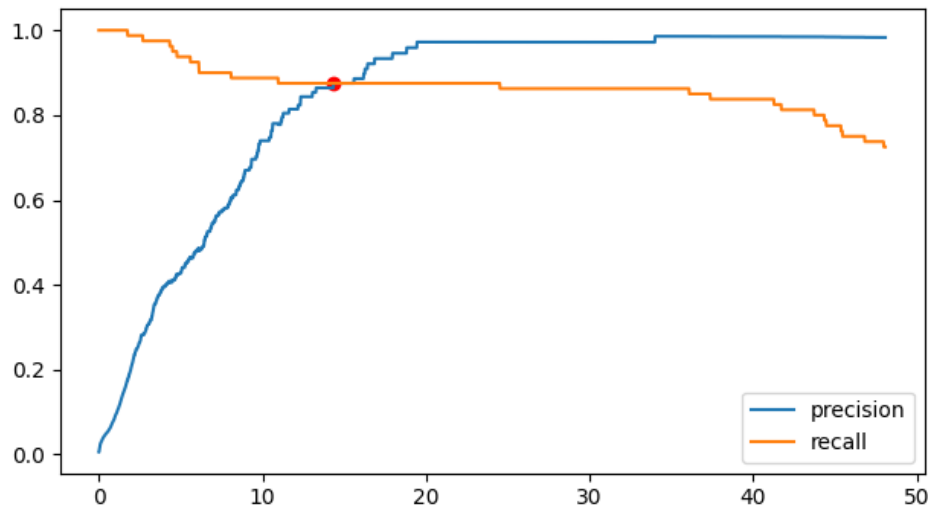


< 복원 오차 분포 그래프 (훈련 데이터셋) >

03. 전동킥보드 전도 검출 알고리즘

▶ 복원 오차에 따른 임계값 설정

- 임계값 1: Precision과 recall의 교차점
- 임계값 2: Normal 데이터의 복원오차 최대값



< Precision Recall 그래프 >

< 임계값에 따른 모델 성능 >

	임계값 1	임계값 2
F1 score	0.91	0.97
Precision	0.83	1.00
Recall	1.00	0.95
Accuracy	0.96	0.99

04. 향후 연구

▶ 오토인코더 기반 전동킥보드 전도 검출 알고리즘 개발

- 오토인코더를 통해 이상데이터(전도 동작)의 데이터를 99%의 정확도로 검출
- 이미지에서 흔히 사용되는 CNN 모델을 통해
시계열 데이터인 IMU센서의 데이터에도 성능을 확인하였음
- 추가적으로 시계열 데이터에 적합한 RNN 계열의 모델을 통해
알고리즘을 고도화할 예정
- 훈련 데이터셋에 따로 라벨링을 하지않고도 충격 전 전도 검출을 개발할 예정

경청해주셔서 정말 감사드립니다!