

**액티브 시니어를 위한 머신 러닝 기반 거동 분석 시스템 구축**함상우^a, 유창영^b, 정재윤^a, 장웅기^{a,b}, 김병희^{a,b}, 최성욱^{a,b}, 하석진^{a,b}, 하호진^{a,b*}**Gait Analysis System for Active Seniors Based on Machine Learning**Sang-Woo Ham^a, Chang-Young Yoo^b, Jae-Youn Jung^a, Woong-Ki Jang^{a,b}, Byeong-Hee Kim^{a,b},
Seong-Wook Choi^{a,b}, Suk-Jin Ha^{a,b}, Ho-Jin Ha^{a,b*}^a Biohealth-Machinery Convergence Engineering, Kangwon National University^b Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University**ARTICLE INFO***Article history:*

Received	14	March	2022
Revised	31	March	2022
Accepted	5	April	2022

*Keywords:*Machine learning
Gait recognition
Active senior
Condition monitoring
Healthcare
Aged society**ABSTRACT**

Gait impairment is one of the main symptoms of neurodegenerative diseases such as dementia, Parkinson's disease, etc. For this reason, lots of previous studies tried to develop new methodologies based on statistical analysis for predicting brain diseases. Statistical analysis is a good choice for solving most engineering problems. However, neurodegeneration patients cannot wait for progression because of their limited time. In this study, we focused on analysis time reduction. We acquired ten sets of the gait sample by Arduino pro micro using the MPU6050 accelerometer. The sampling frequency was 200Hz, and data were acquired on the x, y, and z acceleration, pitch, roll, and yaw. The raw data sets were pre-processed to 100 normal and 60 abnormal gait data, where ten were used in the test, and the others in the study of the machine. The machine learning achieved an 80% total accuracy at the end of this study.

1. 서론

UN의 정의에 따르면 고령화(population aging)는 인류의 성 공담으로 공공보건과 의료, 경제와 사회의 발전 반증으로 질병의 통제, 부상의 방지와 조기 사망 감소에 대한 기여라 할 수 있으며 그 진행 정도를 총인구 대비 65세 인구의 비율로 나뉘 7%를 넘길 경우 고령화 사회(aging society)로 14%를 넘길 경우 고령 사회(aged society)로 20%를 넘길 경우 초고령 사회(super-aged society)로 분류한다^[1,2]. 대한민국의 경우, 2000년 고령화 사회 진입 17년 만인 2017년에 고령인구비율 14.2%를 넘어 고령사회에 진입한 후 2020년 기준 16.4%로 3년 만에 2.2% 증가, 초고령 사회로의 급격한 변화 중으로, 이는 프랑스

115년, 일본 25년, 영국 45년 대비 유래없이 급격한 고령화 진행을 겪고 있다^[2-6].

고령화를 가속시키는 대표적인 두 가지 요인으로는 합계출산율과 기대수명을 들 수 있는데, 대한민국의 경우 출생통계가 작성되기 시작한 1970년에 4.53명을 기록했던 합계출산율이 2016년 1.2명으로, 2020년 현재는 0.84명까지 급감해 고령자 인구수가 유지하기만 하더라도 전체 인구 대비 고령인구의 비중을 확대시키고, 영유아 및 생산가능 인구의 비중을 감소시켜 노동인구의 감소만이 아니라 노동인구 1인당 감당해야 할 고령자에 대한 부양부담을 증가시키는 문제를 일으키게 된다^[2,7-9]. 기대수명의 급격한 증가 역시 동일한 문제를 야기시킬 뿐 아니라 장수 리스크(longevity risk)를 발생시키는데, 이는 고령자 본인의 예상보다 오래 생존함에 따

* Corresponding author. Tel.: +82-33-250-6310

E-mail address: hojinha@kangwon.ac.kr (Ho-Jin Ha).

라 준비한 노후재원이 고갈되어 경제적 궁핍에 처하는 사태 의미한다^[2,10-12]. 이러한 기대수명의 증가에서도 OECD 평균이 1970년 69.5세에서 11.3세 증가해 80.8세로 증가할 때, 대한민국은 62.3세에서 82.4세로 20.1세가 증가, 세계기준 약 두배의 급격한 기대수명 증가가 일어났고 그로 인한 심각한 장수 리스크에 직면해 있다^[2,13].

이러한 고령화의 예측 불가능한 특성들에 더하여 노화의 진행에 따라 자연스럽게 발생하는 물리적, 인지적 문제가 발생하는데 근육이나, 인대, 뼈 등의 신체 조직이 약화됨에 따라 운동의 정확성 및 조정능력이 감소해 운동능력을 충분히 발휘하지 못할 뿐 아니라 신경계의 활동 속도가 둔화되어 선택적 주의, 주의 분할 능력 및 학습에 필요한 인지능력이 쇠퇴하기 때문에 일상생활에서 발생하는 안전사고 및 비교적 가벼운 사고에 취약한 안전취약계층으로 분류된다^[6,14-18].

고령자의 경우 상술한 물리적, 인지적 문제로 인하여 다른 연령층 대비 사고에 대한 방어력이 낮을 뿐 아니라 손상, 부상의 정도가 더 심하고 회복에 필요한 기간이 길어지는 동시에 합병증의 위험이 큰 특성에 기인해 고령자 안전사고의 49.7%가 ‘기본 생활’에서, 안전사고 발생장소의 60.5%가 ‘주택’, 주택 중에서는 침실, 방, 화장실, 욕실, 거실 순으로 나타났다^[6,17,18]. 이러한 고령자 안전사고를 유형별로 분석한 결과를 보면 ‘미끄러지거나 넘어지는 등의 물리적 충격’, 즉 낙상사고가 60%로 가장 많은 비중을 차지하며, 전 연령의 안전사고와 비교 시 고령자 사고 비율이 약 20% 더 높은 것으로 나타났을 뿐 만 아니라 사고 시 골절 비율 역시 전 연령 대비 4배 이상 발생한 것으로 보고되었다^[6,15]. 이러한 고령자 골절상으로 인해 발생하는 문제 중 가장 심각한 것은 고관절 골절상으로서, 고관절 골절로 인해 발생하는 오랜 침상생활이 소화 및 배뇨장애, 욕창 등의 합병증을 유발, 최종적으로 사망에 이르게 하는 치명적 결과를 초래할 수 있으며, 이러한 고령자의 낙상사고는 노화로 인해 신체의 운동을 정확하게 조정하는 능력이 저하되는 물리적 문제 뿐 아니라 운동을 취하기에 앞서 일상생활 속에서 발생하는 상황을 이해하고, 판단, 결정해 적절한 신체 운동 및 동작을 취해 균형을 유지하기 위한 인지능력이 저하되는 인지적 문제가 동시에 복합적으로 작용한 결과로 볼 수 있다^[19-23].

결국 보행은 감각, 인지, 운동을 포함한 말초 및 중추 신경계와 관련된 매우 복잡한 과정의 결과물로서 인지능력과 균형능력의 높은 상관관계를 가짐을 많은 선행 연구들이 지적하고 있으며, 특히 이러한 이유로 고령자에게서 나이에 비해 매우 느리게 걷거나 보행의 시작 또는 보행 중 균형을 잡는데 문제를 겪어 보행의 질적 이상을 갖는 보행장애가 흔히 발생할 수 있을 뿐 만 아니라 최종적으로 치매, 파킨슨병, 루이소체 등의 뇌질환 발전하는 경향을 띄

는데, 보행장애 환자들을 장기 추적 조사 한 결과 뇌질환이 발병되거나 뇌질환 의심 환자의 보행능력을 평가함으로써 진단의 도구로 사용할 수 있음을 보고하고 있다^[19,22,24-30].

최승욱 외 2인이 2009년에 수행한 연구에서는 서울시 K구 치매지원센터에 내원하는 65세 이상의 고령자들 중에서 간이상태검사(mini-mental state examination)를 수행, 정상군과 치매 고위험군 고령자를 남녀 각 4명씩 총 16명을 표본으로 선발하였으며 미국 Biodex사의 Balance System SD와 Gait Trainer를 이용해 균형능력과 보행능력을 측정했다. 균형능력은 8단계에서 1회 20초간 총 3회 측정하였으며 정상군이 2.01±0.51, 치매 고위험군이 4.49±1.73의 흔들림 지표(sway index)를 기록하여 정상군 대비 치매 고위험군의 균형능력이 약 두배 이상 떨어짐을 확인하였고 보행능력은 6분간 테스트를 진행하여 보행속도, 스텝 사이클, 보행 길이, 오차율, 보행지수결과를 측정하였으며 평균 스텝 사이클과 보행지수에서 정상군과 치매 고위험군의 유의미한 차이를 발견되었으나 나머지 측정 요소에서는 유사한 경향을 보였다. 해당 연구에서는 정상 고령자와 치매 고위험 고령자의 보행능력이 차이가 있음을 비교적 빠른 2009년에 실험을 통해 증명했지만, 표본의 수와 시험 횟수가 적고 보행의 경우 트레드밀 기기를 사용했음에도 지면 보행과의 차이에 대한 서술이 누락되어 있다^[19].

이한숙과 박선옥이 2017년 수행한 연구에서는 경기도 소재 노인복지관 및 경로당 2곳, 치매 주간보호 센터 3곳과 요양 보호기관 2곳을 통해 치매대상자 40명, 정상 고령자 60명을 선별하였으며, 4m 보행 검사(4 m walking test)와 그로닝겐 민더 보행 검사(Groningen Meander walking test)를 측정하였다. 4MWT는 편안하게 걷는 속도로 두 번 측정하여 좋은 속도를 기록하는 것으로, GMWT는 너비 15 cm, 길이 6 m에 4개의 커브로 구성된 선을 따라 걷는 동안 시간(GMWTSEC)과, 걸음 수(GMWTSTEP)를 측정하였으며, 왕복 1회 측정을 편도로 분리, 평균값을 취하였다. 연구 결과 4MWT는 1.03 m/s, GMWTSEC는 108초, GMWTSTEP은 3.75 발자국을 기준으로 치매 의심이 가능해, 치매 예측 검사도구로서 타당함을 증명하였다. 단, 본 연구에서 수행된 보행능력 평가는 정상 고령자와 치매대상자 간의 비교를 통해 이루어져 둘 간의 차이만을 비교하였고 정상 고령자에 대한 추적조사는 부재했으므로 예측에 한계가 있었다^[24].

Silvia Del Din 외 11인이 50에서 80세 사이의 환자 696명을 2009년부터 2016년까지 2년 간격으로 추적조사한 2019년 연구에서는 4번과 5번 요추 사이에 설치한 웨어러블 기기를 설치하고 20m를 보행하는 단일 과제 보통 속도, 단일 과제 빠른 속도, 네모 칸에 표시를 하며 걷는 이중 과제 빠른 속도, 7부터 거꾸로 세며 걷는 이중 과제 빠른 속도의 네가지 상황에 대해 14가지 보행 정보

를 측정, 파킨슨씨병과의 관계를 연구하였다. 연구 결과 보행 측정 방법론 단일 과제 보행 속도가 중요했고 측정값은 걸음 속도와 걸음 길이의 변화가 중요한 변수임을 확인하였으며, 걸음의 미세한 변화로부터 약 4년 후에 파킨슨씨병 진단을 받았음을 확인했다. 다만, 저자들도 밝혔듯이 측정에 사용한 웨어러블 기기가 두가지로 양분되어 측정값이 통일되지 못하였고, 단 한가지 보행 특성 모델만을 연구해 다양한 조합과 복잡한 비선형적 통계적 모형이 남아 있다고 연구의 한계를 밝히고 있다³⁰⁾.

위와 같은 선행 연구들의 결과와 그 한계를 종합하면, 선진국을 중심으로 고령화, 초고령화가 빠르게 진행하고 있으며 고령자들의 노화 진행에 따라 운동능력의 저하와 뇌질환의 발병율이 점진적으로 증가하게 되는데 이 두 현상 간의 상관관계가 존재하며, 일정량 이상의 보행 또는 균형 능력 측정을 통해 운동능력을 측정, 통계적으로 분석을 수행해 미래의 뇌질환 발병 가능성을 예측할 수 있음을 확인하였다. 이때 선행 연구들은 장기 추적조사가 불가해 예측의 정확도를 증명치 못하거나 추적조사의 기간이 너무 길어 예측이 가능하지만 고령자에게 현실적으로 적용이 힘든 한계가 있었다.

2. 연구방법

2.1 연구 목표

본 연구에서는 서론에서 확인한 선행연구들이 보고한 결과와 한계가 본질적으로 통계적 분석에서 발생한다고 판단하였다. 통계적 분석의 경우 유의미한 표본의 구성하고 표본이 되는 고령자들이 수행하는 시험에도 오랜 시간이 요구된다. 또한 측정 후에도 방대한 양의 측정값들의 통계적 처리와 분석에 많은 시간을 요구하기 때문에 지금까지의 선행 연구들이 실제 세상에 적용하기 힘들었다고 판단하였다.

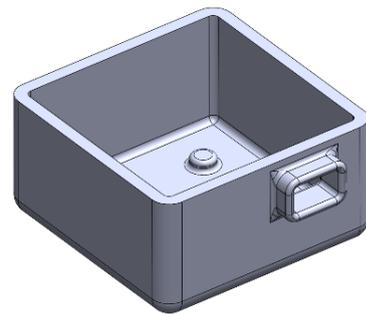
따라서 본 연구에서는, 선행 연구들이 이미 뇌질환과 운동능력 간의 상관관계를 충분히 증명했다는 전제하에 통계적 분석 대신 기계 학습을 통해 정상 보행과 비정상 보행을 측정, 후처리하여 학습을 진행하고 그 정확도를 확인해 보았다.

2.2 측정 장치 제작

측정 장치는 Fig. 1(a)와 같이 아두이노 프로 마이크로 모델에 MPU6050을 결합하여 보행 수행자의 진행방향을 x축으로 수직방향을 z축으로 정의해 x, y, z 3축의 가속도와, 각 축의 회전가속도인 피치, 롤, 요 값, 총 6축 가속도에 대해 200 Hz, 5 ms의 간격으로 측정하였다. 이때 측정 장치를 보호하고, 보행 수행자에게 걸속하기 위한 케이스는 Fig. 1(b)와 같이 Solidworks를 이용해 3d 모델로 설계하였으며 3D 프린터를 통해 제작, Fig. 1(c)와 같이 최종적인 결합성을 확인하였다.



(a) Data acquisition system



(b) Data acquisition system case model



(c) Assembling test

Fig. 1 Design and fabrication of the data acquisition system

2.3 실험 수행 및 데이터 전처리

보행의 측정은 Fig. 2(a)에 보이듯 보행 수행자의 골반 바로 위에 위치한 4, 5번 요추 위치에 측정 장치를 설치하고 Fig. 2(b)의 개념도와 같이 30 m의 직선 구간을 수행자 본인이 가장 편안한 속도로 1회 편도로 걷는 것을 측정하였으며 이를 5회 왕복하여 총 10회 300 m 보행에 대해 측정하였다. 이때 보행에 사용된 구간은 지형의 경사나 장애물이 없는 평지이다.

이를 통해 획득된 로우 데이터는 Fig. 2(c)와 같이 정상 보행 구간과 비정상 보행의 구간으로 1차 분류하였는데, 그 기준은 등속 직선 운동을 하는 2400개 측정 값 구간을 정상 보행으로, 비정상 보행은 정상보행 후반부의 감속, 정지, 기타 행동 및 다시 정상 보행

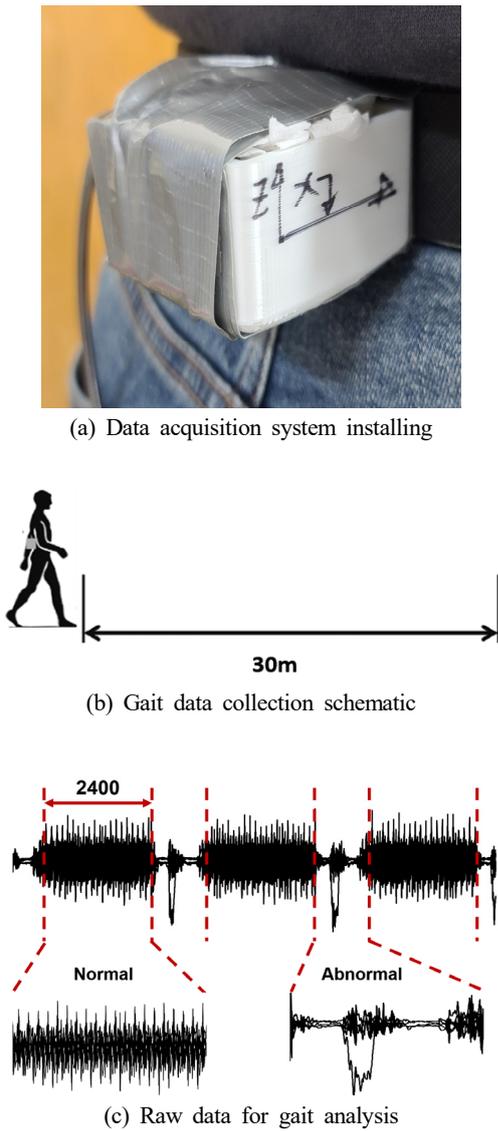


Fig. 2 Raw data collection process

을 위한 가속하는 값을 사용하여 총 10개의 정상보행 구간과 8개의 비정상 보행 구간에서의 6축 가속도계 데이터 셋을 획득하였다.

학습을 위한 데이터셋 확보를 위한 다운 샘플링은 Fig. 3(a)에 나타낸 것과 같이 원본 데이터의 샘플링 순서에서 1의 자리가 같은 값들을 추출하여 240 측정값 당 1개 학습 데이터가 되도록 다운 샘플링을 실시, 정상 보행은 Fig. 3(b)와 같이 100개, 비정상 보행은 Fig. 3(c)와 같이 60개의 학습 데이터를 확보하였다. 이 과정에서 비정상 보행 구간의 길이를 정상 보행과 동일한 240개 데이터 값으로 맞추는 과정에서 정상 보행과 비정상 보행의 학습 데이터 수의 차이가 발생하였다.

2.4 머신 러닝

학습 텐서플로를 이용해 160개 데이터 셋 중 정상 보행 데이터

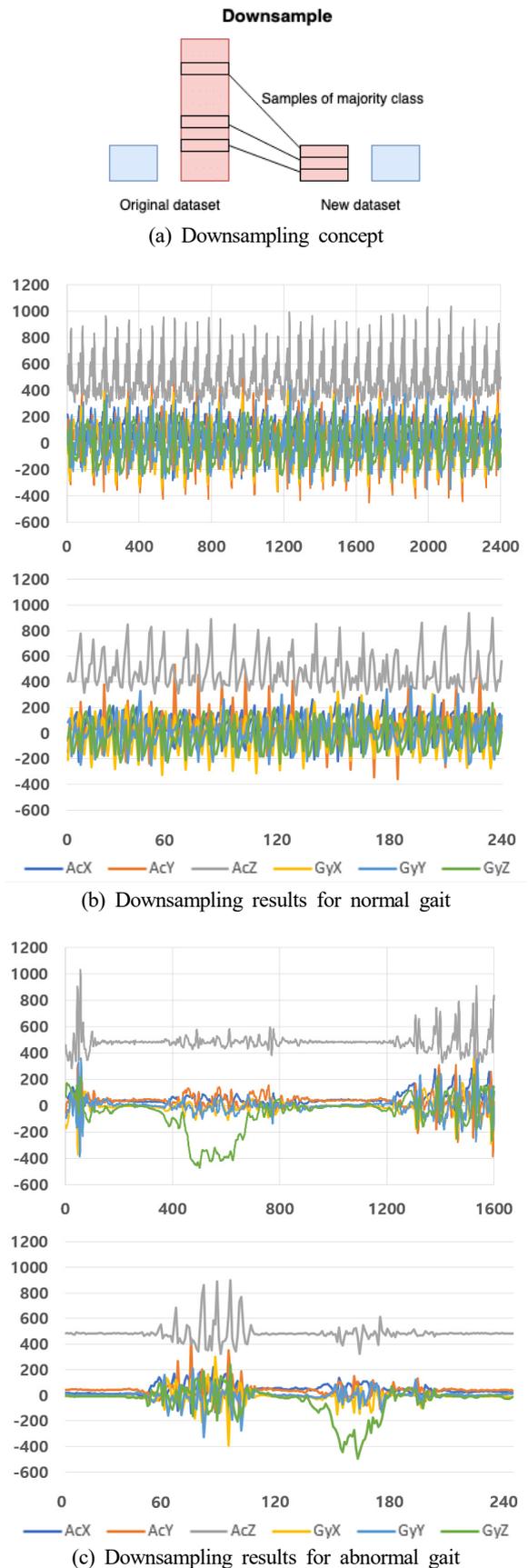


Fig. 3 Raw data pre-processing for machine learning

Table 1 Machine learning model layer construction

Layer No.	Func.	Output node	Act.
1	LSTM	100	Tanh
2	Dense	500	Relu
3	Dense	100	Relu
4	Dense	50	Relu
5	Dense	2	softmax

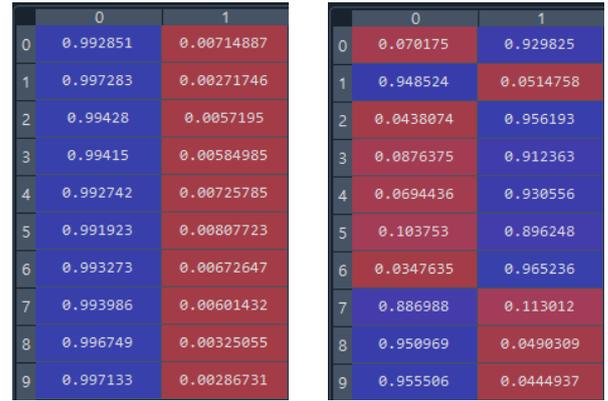
90개 셋, 비정상 보행 데이터 50개 셋을 사용하여 진행하였으며, 정상 10개 비정상 10개 총 20개 데이터는 학습 결과 검증에 사용하였다.

학습 모델은 Table 1과 같이 LSTM 1개 레이어를 Tanh 활성화 함수로 100개 노드로 출력하게 구성한 후 3개 Dense 레이어를 Relu하여 500, 100, 50개 출력 노드로 순차적으로 통과시켜 최종적으로 softmax를 통해 출력 노드를 구성하는 Sequential 모델을 계획하였으며 그 구조는 Fig. 4와 같다.

3. 결과

학습 후 정상 보행 값 10개와 비정상 보행 값 10개를 랜덤 하게 주어 시험한 결과 정상 보행 10개에 대해서는 Fig. 5(a)와 같이 모두 판별해 내었으며, 비정상보행10개에 대해서는 Fig. 5(b)에서 확인 가능하듯 10개중 4개를 틀려 총 6개를 판별하였다.

이때 학습 결과의 정확도(accuracy), 정밀도(precision), 재현율(recall)을 평가하기에 앞서 True Positive를 TP, False Positive를



(a) Normal gait test result (b) Abnormal gait test result

Fig. 5 Gait analysis test results

FP, False Negative를 FN, True Negative를 TN이라 할 때, 판별 결과에 따라 아래와 같이 나타낼 수 있고

$$TP = 10/10 = 1.0 \tag{1}$$

$$FP = 4/10 = 0.4 \tag{2}$$

$$FN = 0/10 = 0 \tag{3}$$

$$TN = 6/10 = 0.6 \tag{4}$$

로 나타낼 수 있는데, 이때 True는 정상보행, False는 비정상보행으로 정의하였으며, 따라서 본 연구에서 수행한 학습의 정확도는

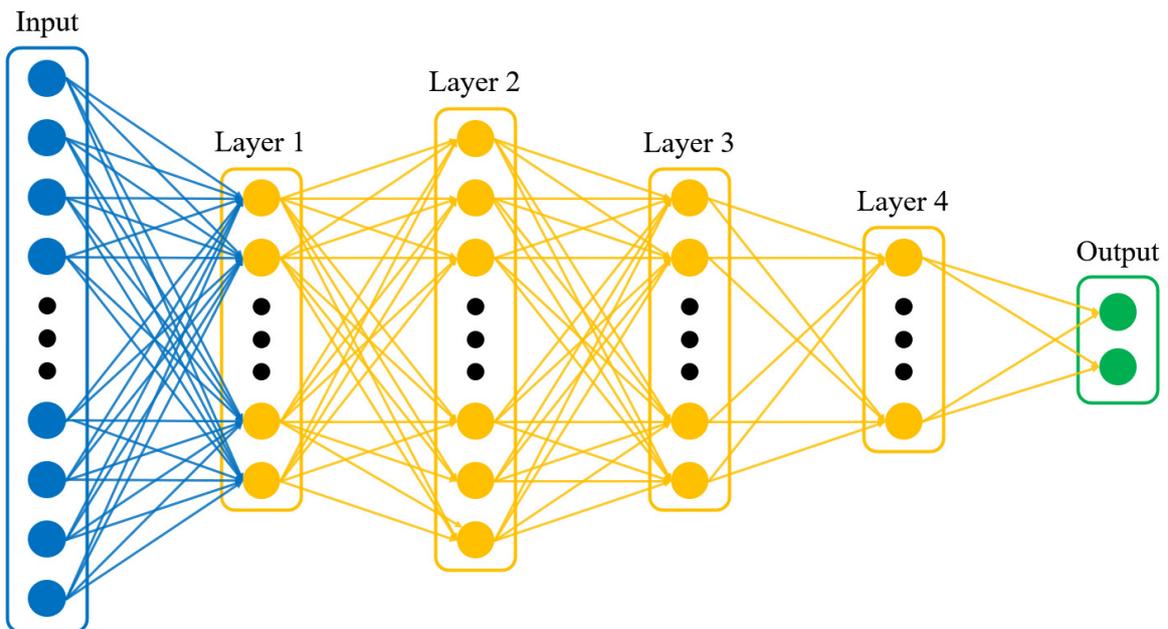


Fig. 4 Sequential model layer array schematic

정확도의 정의 식(5)에 따라

$$(Accuracy) = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (5)$$

0.8, 즉 80%의 정확도를 달성하였고 정밀도의 경우 식(6) 같이 나타낼 수 있으므로

$$(Precision) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

1.0/1.4, 약 71.43%의 정밀도를 가짐을 확인하였다. 재현율은

$$(Recall) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

식 (7)에 1, 즉 100%의 재현율을 가짐을 확인하였다. 마지막으로 앞서구한 정밀도와 재현율을 통해 F1 score를 구해 보면 식(8)에 따라

$$(F1 \ score) = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

83.33%의 F1 score를 획득하였다.

4. 결론

정상 보행에 대해서는 10개의 시험 모두를 정상 보행으로 판정한 반면에 비정상 보행에 대해서는 4개를 정상으로 잘못 판정하였는데 이는 학습에 사용된 데이터 셋의 수량이 비대칭이었던 것에 기인하는 것으로 추정되는데, 총 학습 데이터 140개 중에서 정상 보행 데이터는 90개로 전체 데이터의 64.3%를 차지한 반면에 비정상 보행 데이터는 나머지 35.7%를 차지해, 정상 보행 데이터가 비정상 보행 대비 1.8배 많이 학습된 것을 확인할 수 있었다.

따라서 본 연구를 통해 보행의 정상, 비정상을 판단하는데 있어 머신 러닝을 사용할 경우, 다양한 종류의 비정상 보행을 동일한 양의 정상 보행만큼 자료를 수집하지 않더라도 어느 정도의 학습 데이터의 비대칭성은 보행의 이상을 판단하는데 큰 문제가 되지 않으며, 특히 정상 보행자를 비정상적으로 판단, 질환으로 판정하지 않음을 확인 가능하였다.

또한 기존 선행 연구들의 경우 통계적 기법만을 사용하여 보행 실험의 통계적 유의미성을 확보하기 위해 최소 수십 명 이상의 대규모의 피실험자들이 필요할 뿐 아니라 실험 참가자 전체가 개인의 실험이 아닌 연구 전체의 종료시까지 본인의 보행의 정상, 비정상 여부를 확인할 수 없었던 반면 본 연구와 같이 머신 러닝을 이용한다면 실험의 진행에 따라 판정의 정확도도 실시간으로 개선되는

동시에 피실험자 개인 또한 본인의 보행 측정 직후 본인의 건강도 확인이 실시간으로 가능한 시스템의 가능성을 확인하였다.

본 연구의 경우 머신러닝을 통해 정상, 비정상 보행을 구별할 수 있는 지에 대해서만 집중했기 때문에 정상 보행중의 속도나 방향의 변화, 보행자의 일시적인 비정상적 보행 혹은 기타 신체 활동이 외란으로 작용한 보행 등에 대해서는 고려하지 않았다.

References

- [1] United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division, 2020, World Population Ageing 2019 (ST/ESA/SER.A/444), United Nations, N.Y, U.S.A..
- [2] Kim, D. H., Jung, H. W., Lee, D. H., Seung, M. E., 2019, Cognitive Error on the Age of Death by Stratum and Its Implications, J. Risk Management, 30:2 1-32, <https://doi.org/10.21480/tjrm.30.2.201906.001>.
- [3] Statics Korea, 2018, viewed 30 March 2022, 2017 Population and Housing Census, <<http://kostat.go.kr/portal/eng/press/Releases/8/7/index.board>>.
- [4] Statics Korea, 2021, viewed 30 March 2022, 2020 Population and Housing Census, <<http://kostat.go.kr/portal/eng/press/Releases/8/7/index.board>>.
- [5] He, W., Goodkind, D., Kowal, P., 2016, International Population Reports, P95/16-1, An Aging World: 2015, U.S. Government Publishing Office, Washington, DC, U.S.A..
- [6] Wang, L., Lee, J. G., Hwang, J. H., 2019, A Big-Data Analysis on Older Adult's Health and Safety Issues, J. Korea Contents Association, 19:4 336-344, <https://doi.org/10.5392/JKCA.2019.19.04.336>.
- [7] Statics Korea, 2021, viewed 30 March 2022, Birth Statistics in 2020, Statics Korea, <<http://kostat.go.kr/portal/eng/press/Releases/8/10/index.board>>.
- [8] Organization for Economic Cooperation and Development, n.d., viewed 7 December 2021, Fertility Rates, Total, Children/woman, 1970-2020, <<https://data.oecd.org/pop/fertility-rates.htm>>.
- [9] Lee, S. L., 2012, Labor Force Shortage Projection and Policy Implications : Impact of Demographic Transition in Korea, Korea J. Population Studies, 35:2 1-28.
- [10] Kim, D. H., Lee, B. J., Ryu, K. S., 2011, An Analysis on Adverse Selection in Annuity Markets, Korean J. Insurance, 90 1-25.
- [11] MacMinn, R., Brockett, P., Blake, D., 2006, Longevity Risk

- and Capital Markets, *J. Risk Insur.*, 73:4 551-557.
- [12] Visco, I., 2006, Longevity Risk and Financial Markets, In: Balling, M., Gnan, E., and Lieman, F. (Eds.), *Money, Finance and Demography: The Consequences of Ageing*, SUERF, Vienna, Austria, 9-30.
- [13] Organization for Economic Cooperation and Development, n.d., viewed 7 December 2021, Life Expectancy at Birth, <<https://data.oecd.org/healthstat/life-expectancy-at-birth.htm>> .
- [14] Kim, K. B., 2014, The Characteristics of Traffic Accidents and Reduction Methods by Elderly Drivers to Prepare for the Aging Society -Focused on Jeju-, *J. Korea Contents Association*, 14:7 151-160, <https://doi.org/10.5392/JKCA.2014.14.07.151>.
- [15] Korean Consumer Agency, 2017, viewed 7 December 2021, In-depth Analysis for The Aged Safety Accident, <<https://www.kca.go.kr/smartconsumer/sub.do?menukey=7301&mode=view&no=1002589012>>.
- [16] Jeong, H., 2004, How Aging Affect Human Learning Ability?, *Korean J. Experimental Psychology*, 16:4 435-450.
- [17] Lee, K. J., Lee, M. R., Cho, Y. H., 2008, A Study on Safety Awareness and Accidents in Elders, *J. Korean Gerontol. Nurs.*, 10:1 48-57.
- [18] Lee, C. H., 2004, A Study on Factors Affecting Safety Accidents among Elderly People, *J. Korean Soc. Emerg. Med. Ser.*, 8:1 105-115.
- [19] Choi, S. W., Lim, B. N., Lee, J. M., 2009, A Study on Gait Ability and Balance Ability of Dementia-high-risk Senior Citizens, *The Korea Journal of Sports Science*, 18:2 1117-1124.
- [20] Davis, A. E., 1995, Hip Fractures in the Elderly: Surveillance Methods and Injury Control, *Journal of Trauma Nursing*, 2:1 15-21, <https://doi.org/10.1097/00043860-199501000-00010>.
- [21] Sartoretti, C., Sartoretti-Schefer, S., Ruckert, R., Buchmann, P., 1997, Comorbid Conditions in Old Patients with Femur Fractures, *J. Trauma-Injury Infect. Crit. Care.*, 43:4 570-577, <https://doi.org/10.1097/00005373-199710000-00002>.
- [22] Stelmach, G. E., Phillips, J., DiFabio, R. P., Teasdale N., 1989, Age, Functional Postural Reflexes, and Voluntary Sway, *J. Gerontol.*, 44:4 B100-B106, <https://doi.org/10.1093/geronj/44.4.b100>.
- [23] Kim, W. H., Yi, C. H., Chung, B. I., Cho, S. H., 1998, Factors Related to Balance Ability in Healthy Elderly, *Phys. Ther. Korea*, 5:3 21-33.
- [24] Lee, H. S., Park, S. W., 2017, Assessment of Gait as a Diagnostic Tool for Patients with Dementia, *J. Korean Soc. Phys. Med.*, 12:2 129-136, <https://doi.org/10.13066/kspm.2017.12.2.129>.
- [25] Shin, M. J., Jo, Y. J., Kim, E. Y., Lee, T. W., Yang, Y. A., 2007, The Cognitive Ability and Balance Ability in Health Elderly, *The Journal of Occupational Therapy for the Aged and Dementia*, 1:1 16-22.
- [26] Snijders, A. H., Warrenburg, B. P., Giladi, N., Bloem, B. R., 2007, Neurological Gait Disorders in Elderly People: Clinical Approach and Classification, *Lancet Neurol.*, 6:1 63-74, [https://doi.org/10.1016/S1474-4422\(06\)70678-0](https://doi.org/10.1016/S1474-4422(06)70678-0).
- [27] Kim, J. H., Oh, T. Y., 2010, The Comparison of Characteristics of Foot Pressure between Treadmill and Ground Walking in Normal Person, *J. Korean Soc. Phys. Med.*, 5:1 53-61.
- [28] Jahn, K., Zwergal, A., Schniepp, R., 2010, Gait Disturbances in Old Age, Classification, Diagnosis, and Treatment from a Neurological Perspective, *Dtsch. Ärztebl. Int.*, 107:17 306-316, <https://doi.org/10.3238/arztebl.2010.0306>.
- [29] Naghavi, N., Wade, E., 2019, Prediction of Freezing of Gait in Parkinson's Disease Using Statistical Inference and Lower-Limb Acceleration Data, *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 27:5 947-955, <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2910165>.
- [30] Din, S. D., Elshehabi, M., Galna, B., Hobert, M. A., Warmerdam, E., Suenkel, U., Brockmann, K., Metzger, F., Hansen, C., Berg, D., Rochester, L., Maetzler, W., 2019, Gait Analysis with Wearables Predicts Conversion to Parkinson Disease, *Ann. Neurol.*, 86:3 357-367, <https://doi.org/10.1002/ana.25548>.



Sang-Woo Ham

Ph.D. Candidate in the Interdisciplinary Program in Biohealth-Machinery Convergence Engineering, Graduate School, Kangwon National University. His research interest is Hydro Turbo Machinery.
E-mail: it-hing@kangwon.ac.kr



Chang-Young Yoo

Doctoral Course Student in the Department of Smart Health Science and Technology, Graduate School, Kangwon National University. His research interests are in the development of biomedical instrument.
E-mail: yoo458@kangwon.ac.kr



Jae-Youn Jung

Master of biotechnology, Kangwon National University. His research interests are Metabolic and Generic Engineering.
E-mail: jaeyun9321@gmail.com



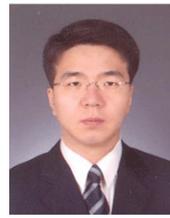
Woong-Ki Jang

Professor in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interest is Micro/nano scale surface texturing technologies and digital twin.
E-mail: wkddndrl@kangwon.ac.kr



Byeong-Hee Kim

Professor in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interest is micro and nano system design and precision control of machine tools.
E-mail: kbh@kangwon.ac.kr



Seong-Wook Choi

Professor in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interest is developing biomedical instrument.
E-mail: swche@kangwon.ac.kr



Suk-Jin Ha

Professor in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interests are Metabolic and Generic Engineering.
E-mail: sjha@kangwon.ac.kr



Ho-Jin Ha

Professor in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interests are PIV, 4D Flow MRI In-vitro cardiovascular and CFD.
E-mail: hojinha@kangwon.ac.kr