

임계값 기반 충격 전 낙상검출 및 실제 노인 데이터셋을 사용한 검증

김동권[†] · 이승희 · 구범모 · 양수민 · 김영호*

연세대학교 의공학과, 연세대학교 의료공학연구소

Threshold-based Pre-impact Fall Detection and its Validation Using the Real-world Elderly Dataset

Dongkwon Kim[†], Seunghee Lee, Bummo Koo, Sumin Yang and Youngho Kim*

Department of Biomedical Engineering and Institute of Medical Engineering, Yonsei University
(Manuscript received 24 October 2023 ; revised 12 November 2023 ; accepted 14 November 2023)

Abstract: Among the elderly, fatal injuries and deaths are significantly attributed to falls. Therefore, a pre-impact fall detection system is necessary for injury prevention. In this study, a robust threshold-based algorithm was proposed for pre-impact fall detection, reducing false positives in highly dynamic daily-living movements. The algorithm was validated using public datasets (KFall and FARSEEING) that include the real-world elderly fall. A 6-axis IMU sensor (Movella Dot, Movella, Netherlands) was attached to S2 of 20 healthy adults (aged 22.0 ± 1.9 years, height 164.9 ± 5.9 cm, weight 61.4 ± 17.1 kg) to measure 14 activities of daily living and 11 fall movements at a sampling frequency of 60 Hz. A 5 Hz low-pass filter was applied to the IMU data to remove high-frequency noise. Sum vector magnitude of acceleration and angular velocity, roll, pitch, and vertical velocity were extracted as feature vector. The proposed algorithm showed an accuracy 98.3%, a sensitivity 100%, a specificity 97.0%, and an average lead-time 311 ± 99 ms with our experimental data. When evaluated using the KFall public dataset, an accuracy in adult data improved to 99.5% compared to recent studies, and for the elderly data, a specificity of 100% was achieved. When evaluated using FARSEEING real-world elderly fall data without separate segmentation, it showed a sensitivity of 71.4% (5/7).

Key words: Pre-impact fall detection, Threshold-based, IMU, Elderly fall

1. 서 론

세계보건기구(WHO)에 따르면, 낙상은 전 세계적으로 교통사고 다음으로 사고로 인한 부상과 사망의 주요 원인으로 꼽히며, 매년 약 684,000명이 낙상으로 사망한 것으로 보

고되었다[1]. 특히 65세 이상의 고령자는 낙상에 더 취약하고[2], 낙상으로 인한 장기적인 재활치료는 상당한 비용의 의료비를 동반한다[3-5]. 고령자는 가족 구성원의 도움이 필요하며, 긴급 상황에서 적절한 도움을 받기 어려운 홀로 생활하는 고령자들은 낙상에 대한 위험이 더 크다[6]. 따라서, 낙상을 사전에 감지하여 부상을 예방하거나, 낙상 이후 신속하게 의료 서비스를 받을 수 있도록 도움을 주는 시스템이 필요하다.

충격이 발생된 이후 낙상이 검출될 경우, 신속한 의료 지원을 통하여 낙상 발생 후 장시간 방치되는 long-lie로 인한 후유증을 예방할 수는 있지만[7,8], 직접적인 부상을 예방할 수는 없다. 반면에, 충격 전에 낙상을 검출할 수 있다면 충격완화 장치와 통합하여 낙상으로 인한 부상을 예방할

[†]Contributed equally to this work.

*Corresponding Author : Youngho Kim

Department of Biomedical Engineering and Institute of Medical Engineering, Yonsei University

Tel: +82-33-760-2859

E-mail: younghokim@yonsei.ac.kr

본 연구는 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 “R&D개발걸프 프로젝트”의 지원을 받아 수행된 연구결과이며(과제번호: P0026060) 또한 2023년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 지자체-대학 협력기반 지역혁신 사업의 결과입니다(2022RIS-005).

수 있다. 충격완화를 위해 고관절 패드를 사용하는 경우, 간단하게 충격을 일정 부분 완화할 수 있지만, 두꺼운 패드를 옷 안에 착용해야 하므로 일상생활에 불편함이 있다[9,10]. 이러한 불편함을 해결하기 위하여 복장 밖에 착용하는 착용형 에어백이 연구되고 있으며, 뛰어난 충격 완화 효과를 보였다[11-14]. 착용형 에어백에 적용하기 위한 낙상검출 알고리즘 개발을 위해서는 낙상검출 시점부터 충격 시점까지의 시간이 에어백 전개시간보다 길어야 하므로 이를 고려해야 한다. Tamura *et al.*[15]은 소량의 화약을 사용한 착용형 에어백을 제작하였으며, 에어백 전개에는 100~140 ms의 시간이 소요되었다.

충격 전에 낙상을 검출하기 위하여 임계값 기반의 알고리즘을 개발하고자 하였으며, 다음과 같은 시도들이 있었다. Jung *et al.*[16]은 30명의 남성 피험자(나이: 23.4±1.2years, 신장: 173.7±4.8 cm, 체중: 74.8±8.4 kg)들의 체중심 위치에 관성 센서를 부착해 6가지 낙상 동작과 상당한 동적 움직임을 포함하는 14가지 일상생활 동작을 수행하도록 하였다. Acceleration sum vector magnitude(A_{SVM})과 Angular velocity sum vector magnitude(G_{SVM}), 수직각도를 특성벡터로 선정해 낙상을 검출하고자 하였으며, 정확도 98.3%, 민감도 100%, 특이도 97.5%를 보였다. 해당 알고리즘은 우수한 성능을 보였지만, 상당히 높은 동적 움직임을 보이는 일상생활 동작(Jogging, quickly sitting on low-height mattress and getting up, quickly sitting on the chair and getting up)들에서 각도의 연산오차가 커져 낙상으로 오검출하는 경향이 있었다. 또한, 착용형 에어백 적용을 위해 개발되었기 때문에 전방을 제외한 측방과 후방 낙상만을 검출할 수 있었다. Yu *et al.*[17]은 32명의 남성 피험자(나이: 24.9±3.7세, 신장: 174.0±6.3 cm, 체중: 69.3±9.5 kg)들을 대상으로 21가지의 일상생활 동작 및 15가지의 낙상 동작을 수행하도록 하였다. 충격 전 낙상검출 알고리즘 개발을 위해 A_{SVM} , 수직각도, 수직속도를 특성벡터로 사용하였고 민감도 95.5%, 특이도 83.4%, 리드타임 333±160 ms를 보였다. 해당 알고리즘은 전방 낙상에도 대응했지만 특이도에서 비교적 낮은 성능을 보였다.

노인 낙상 데이터를 수집하는 것은 부상 위험으로 인한 윤리적 문제로 어렵기 때문에[18] 대다수의 낙상검출 알고리즘들은 젊은 피험자의 모의낙상 데이터를 기반으로 개발되었다[16,17]. 젊은 성인에 비해 고령자의 움직임은 비교적 느리며[19], 실제낙상은 회피 행동에 의해 모의낙상과 다른 경향을 보이기 때문에[20] 개발된 알고리즘을 실생활에 적용하기 위해서는 이를 고려하여 다양한 데이터셋을 활용한 검증이 필요하다.

본 연구에서는 모든 방향에서의 낙상을 충격 전에 검출할 수 있으며, 상당히 높은 동적 움직임을 보이는 일상생활 동작의 오검출이 적은 임계값 기반의 견고한 알고리즘을 개발하는 것이 목적이다. 이를 위해서 연산된 특성(수직속도, 각도)에 추가적인 필터를 적용하여 특이도를 높이는 방안을 제안하였으며, 모의낙상 데이터셋으로 개발된 알고리즘을 다른 공용 낙상 데이터셋(KFall[17]) 및 실제 노인 낙상 데이터셋(FARSEEING[20])으로 검증하였다.

II. 연구 방법

1. 데이터셋

알고리즘 개발 및 평가를 위하여 성인 남녀 20명의 데이터를 수집하였고 개발된 알고리즘의 검증을 위하여 KFall 성인 및 노인 데이터셋[17], FARSEEING 실제 노인 낙상 데이터셋[21]을 활용하였다(Table 1).

알고리즘 개발을 위하여 일상생활 및 보행에 지장이 없는 건강한 10명의 성인 남성(나이: 24.1±2.0세, 신장: 170.7±5.8 cm, 체중: 65.5±11.2 kg)과 10명의 성인 여성(나이: 21.6±1.4세, 신장: 163.1±4.4 cm, 체중: 59.0±17.4 kg)을 모집하였다. Inertial measurement unit(IMU) 센서(Movella Dot, Movella, Netherlands)를 체중심을 나타내는 S2 위치에 부착하여 (Fig. 1) 60 Hz 샘플링 주파수로 3축 가속도와 3축 각속도 데이터를 수집하였으며, 낙상 시작 시점 및 끝 시점을 확인하기 위하여 카메라를 동기화하여 영상을 수집하였다. 11가지의 낙상 동작과 14가지의 일상생활 동작(Activities of daily living; ADL)을 각각 3회 반복하여 데이터셋을 구축

표 1. 알고리즘 개발, 평가 및 검증을 위한 데이터셋 정보

Table 1. Dataset overview used for development, evaluation, and validation of the algorithm

Dataset	Purpose of dataset	Number of subjects	Subjects			Number of movements	
			Age	Height(cm)	Weight(kg)	Fall	ADLs
This study	Development & evaluation	20	22.0±1.9	164.9±5.9	61.4±17.1	11	14
KFall[16]	Adult	32	24.9±3.7	174.0±6.3	69.3±9.5	15	21
	Elderly	10	80.8±2.5	166.6±11.9	65.1±7.2	-	17
FARSEEING[20]	Validation	3	73.7±5.8	171.1±11.9	79.4±14.9	7	-

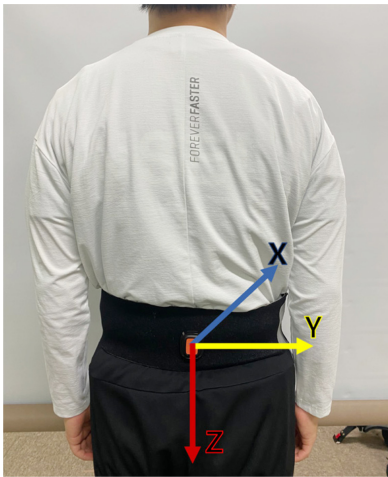


그림 1. IMU 센서 부착위치 및 축 정보
Fig. 1. IMU sensor placement and axis orientation

표 2. 실험 동작
Table 2. Experimental movements

D01	Stand(30s)
D02	Sit and stand up from floor
D03	Squat
D04	Waist bending
D05	Walking
D06	Jogging
D07	Stumble while walking
ADLs D08	Jogging in place
D09	Jumping
D10	Walk upstairs and downstairs
D11	Sit and stand up from stool
D12	Collapse in a stool when trying to stand up
D13	Lying on the mattress
D14	Slowly sit and stand up from a low-height mattress
F01	Backward fall while walking caused by a slip
F02	Forward fall while walking caused by a trip
F03	Forward fall while jogging caused by a trip
F04	Backward fall when trying to sit down
F05	Forward fall while sitting
Falls F06	Lateral fall while sitting
F07	Backward fall while sitting
F08	Forward fall when trying to get up
F09	Forward fall from standing
F10	Lateral fall from standing
F11	Backward fall from standing

하였으며(Table 2) 본 실험은 연세대학교 미래캠퍼스 생명 윤리심의위원회의 승인을 받아 진행되었으며(IRB 승인번호: 1041849-202204-BM-079-02), 실험대상자들에게 실험에 대한 설명 후 서면으로 동의서를 받았다.

개발된 알고리즘의 검증을 위해 KFall 성인 및 노인 데이터셋[17], FARSEEING 데이터셋[21]을 활용하였다. KFall 성인 데이터셋은 32명의 남성 피험자(나이: 24.9±3.7세, 신장: 174.0±6.3 cm, 체중: 69.3±9.5 kg)를 모집하여 21가지의 일상생활 동작 및 15가지의 낙상 동작(Table 3)에 대하여 허리의 IMU에서의 3축 가속도, 3축 각속도, 오일러 각이 제공되었으며, 영상을 기반으로 확인된 낙상의 시작 시점과 끝 시점이 함께 제공되었다. KFall 노인 데이터셋은 10명의 노인 피험자(나이: 80.8±2.5세, 신장: 166.6±11.9 cm, 체중: 65.1±7.2 kg)를 대상으로 노인에게 위험하지 않다고 판단되는 일상생활 동작만을 포함한다.

FARSEEING 데이터셋[21]은 요양시설 거주 중인 22명의 노인(나이: 69.5±7.7세, 신장: 167.1±11.7 cm; 체중: 75.6±12.8 kg) 들을 대상으로 IMU 센서를 L5 또는 허벅지에 부착하여 장 기간 수집되었으며, 실제낙상을 포함한 1200초의 데이터를 제공한다. 본 연구에서는 총 22개의 데이터 중 L5 위치에서 3축 가속도 및 3축 각속도 신호가 모두 포함된 7개 데이터만을 이용해 알고리즘을 검증하였다.

2. 특성벡터 선정 및 추출

고주파 노이즈 제거를 위해 3축 가속도 및 3축 각속도 신호에 5Hz 2차 Butterworth low-pass filter를 적용하였고 가속도 및 각속도의 sum vector magnitude, roll, pitch, 수직속도를 연산해 특성벡터로 활용하였다. 또한 낙상검출 알고리즘의 성능을 높이기 위하여 roll, pitch, 수직속도에 추가 필터를 적용하였다.

A_{SVM} 은 가속도의 sum vector magnitude를 뜻하며 식(1)과 같이 연산하였다. G_{SVM} 은 각속도의 sum vector magnitude를 뜻하며 식 (2)와 같이 연산하였다.

$$A_{SVM} = \sqrt{Acc_x^2 + Acc_y^2 + Acc_z^2} \quad (1)$$

$$G_{SVM} = \sqrt{Gyro_x^2 + Gyro_y^2 + Gyro_z^2} \quad (2)$$

Roll, pitch 각도는 짐벌락을 최소화하기 위해 쿼터니언 및 상보필터를 적용해 연산하였다. 초기값으로 IMU 센서의 3축 가속도 신호를 쿼터니언으로 변환하고, 이후 3축 가속도 및 각속도 값을 상보필터를 이용하여 쿼터니언으로 연산한 뒤, 알고리즘에 적용하기 위해 오일러 각도로 변환하였다. 이후, 0.1Hz 2차 Butterworth Low-pass filter(LPF)를 적용해 특성벡터로 활용하였다.

$$a_v = \sqrt{Acc_x^2 + Acc_y^2 + Acc_z^2} - g \quad (3)$$

표 3. KFall 실험 동작

Table 3. Experimental movements of KFall

	D01	Stand(30s)
	D02	Stand, slowly bend at knees (full squat), tie shoelace, and get up
	D03	Pick up an object from the floor
	D04	Gently jump (try to reach an object)
	D05	Stand, sit to the ground, wait a moment, and get up with normal speed
	D06	Walk normally with turn (4m)
	D07	Walk quickly with turn (4m)
	D08	Jog normally with turn (4m)
	D09	Jog quickly with turn (4m)
	D10	Stumble while walking
ADLs	D11	Sit on a chair
	D12	Sit on the sofa (back is inclined to backward)
	D13	Sit down to a chair normally, and get up from a chair normally
	D14	Sit down to a chair quickly, and get up from a chair quickly
	D15	Sit a moment, trying to get up, and collapse into a chair
	D16	Stand, sit to the sofa, and inclined the back to the support, and get up with normal speed
	D17	Lie on the bed
	D18	Sit a moment, and lie down to the bed normally, wait a moment, and get up normally
	D19	Sit a moment, and lie down to the bed quickly, wait a moment, and get up quickly
	D20	Walk upstairs and downstairs normally (5 steps)
	D21	Walk upstairs and downstairs quickly (5 steps)
	F01	Forward fall when trying to sit down
	F02	Backward fall when trying to sit down
	F03	lateral fall when trying to sit down
	F04	Forward fall when trying to get up
	F05	lateral fall when trying to get up
	F06	Forward fall while sitting, caused by fainting
	F07	lateral fall while sitting, caused by fainting
Falls	F08	Backward fall while sitting, caused by fainting
	F09	Vertical(forward) fall while walking caused by fainting
	F10	Fall while walking, with use of hands in a table to dampen fall, caused by fainting
	F11	Forward fall while walking caused by a trip
	F12	Forward fall while jogging caused by a trip
	F13	Forward fall while walking caused by a slip
	F14	Forward lateral fall while walking caused by a slip
	F15	Backward fall while walking caused by a slip

식 (3)은 수직가속도 연산방법을 나타낸다. 가속도의 크기에서 중력가속도를 뺀 값을 근사 수직가속도로 정의하였고 [22-24] Simpson's rule을 기반으로 수직가속도가 0.24 g 초과할 때는 적분하고 그렇지 않을 때는 0.9를 곱해 수직속도를 연산하였다[25]. 또한, 0.1Hz 2차 Butterworth High-pass

filter(HPF)를 적용해 특성벡터로 활용하였다.

3. 충격 전 낙상검출 알고리즘

Fig. 2는 알고리즘 블록도이며 TH는 임계값(Threshold)을 나타낸다. A_{SVM} 및 수직속도가 임계값을 만족한 뒤 특정 시

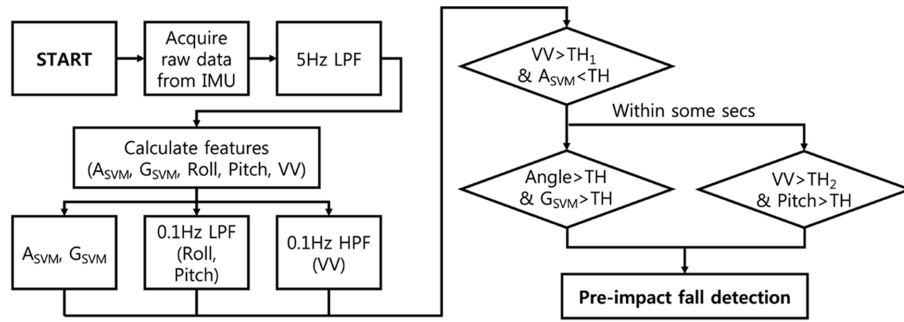


그림 2. 충격 전 낙상검출 알고리즘 블록도
Fig. 2. Block diagram of pre-impact fall detection algorithm

간 내에 각도(roll, pitch)와 G_{SVM} 또는 수직속도와 pitch가 임계값을 만족할 경우 낙상으로 검출하도록 하였다. 수직속도는 상대적으로 작은 임계값(TH_1)과 큰 임계값(TH_2)을 사용하여, 두 차례 적용되었다.

충격과 낙상의 경우 다른 특성벡터에 비하여 A_{SVM} 및 수직속도가 가장 유의하게 변화하므로[26,27], 가장 먼저 낙상을 판단하는 기준으로 두었다. Roll, pitch는 LPF를 추가 적용하여 빈번한 수직이동 및 충격으로 인한 변화를 줄일 수 있었지만 시간에 따른 각도 변화가 모호해지기 때문에 G_{SVM} 을 통해 보완하였다. Roll, pitch, G_{SVM} 모두 A_{SVM} 에 비해 변화가 늦으므로 A_{SVM} 및 수직속도 조건 만족 후 특정 시간 이내에 낙상으로 검출하도록 하였다. 또한, 각도 및 G_{SVM} 변화가 크지 않은 낙상 동작에 대응하기 위해 수직속도가 일정 값을 넘을 경우 낙상으로 검출하도록 하였고[25] 오검출을 방지하기 위해 pitch 임계값을 추가해 보완하였다.

4. 알고리즘 평가 및 검증 방법

알고리즘 평가 및 검증을 위해 정확도, 민감도, 특이도 및 리드타임을 평가 지표로써 활용하였고, 본 연구에서 구축된 데이터셋을 4:1의 비율로 나누어 각각 임계값 최적화와 평가를 수행하였다. 임계값 최적화를 위해서 Grid search 기법을 활용하였다. 또한, KFall 성인 및 노인 데이터셋[17], FARSEEING 데이터셋[21]을 사용해 알고리즘을 검증하였다.

$$Accuracy (\%) = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \quad (4)$$

$$Sensitivity (\%) = \frac{TN}{TN+FP} \times 100 \quad (5)$$

$$Specificity (\%) = \frac{TN}{TN+FP} \times 100 \quad (6)$$

$$Leadtime = t_{impact} - t_{detect} \quad (7)$$

식 (4)의 정확도는 전체 동작 중 옳게 분류된 비율, 식 (5)의 민감도는 낙상 동작 중 실제로 낙상으로 분류된 비율, 식 (6)의 특이도는 ADL 중 실제로 ADL로 분류된 비율을 나타낸다. 식 (7)의 리드타임은 충격 시점과 낙상검출 시점의 간격을 나타낸다.

III. 결 과

1. 각도 및 수직속도에 대한 추가 필터링

본 연구에서는, 고주파 노이즈 감소를 위한 필터 외에 알고리즘 성능향상을 위해 각도(roll, pitch) 및 수직속도에 필터를 추가로 적용하였다. 각도에는 0.1Hz 임계주파수의 LPF를 추가로 적용하였는데, 동작 별 편차가 줄어들어 추가 필터링 이전에 비하여 ADL과 낙상 동작간의 보다 유의미한 차이를 보였다(Fig. 3).

수직속도의 경우, 0.1Hz 임계주파수의 추가 HPF를 적용하였다. HPF 적용 후, 전체적인 정확도가 증가하였으며 민감도는 100%를 달성할 수 있었다(Table 3).

2. 알고리즘 평가 및 검증 결과

알고리즘 평가를 위해 본 연구의 데이터 중 임계값 최적화에 사용되지 않은 나머지 4명의 데이터를 사용하였으며, 검증을 위해 KFall 성인 및 노인 데이터셋, FARSEEING 노인 낙상 데이터셋의 공용 데이터셋이 사용되었다. Table 4는 데이터셋 별 알고리즘 성능을 보여준다. 본 연구의 데이터셋으로 평가했을 때 100%의 민감도를 달성하였으며, KFall

표 3. HPF 적용 후 알고리즘 성능
Table 3. Performance of the algorithm after filtered with HPF

Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Lead-time (ms)
98.3 (295/300)	100 (132/132)	97.0 (163/168)	311±99

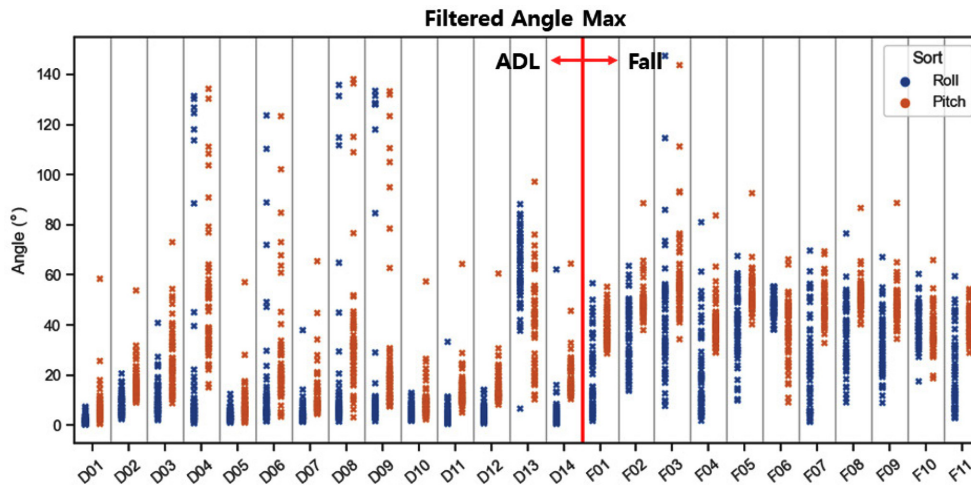


그림 3. 0.1Hz LPF 적용 후 pitch, roll 산점도
 Fig. 3. Scatter plots of the pitch and roll angles, filtered with 0.1Hz LPF

성인 데이터셋으로 검증한 결과 99.5%의 정확도를 보였다. 또한, 개발된 알고리즘은 모든 모의낙상 데이터셋에서 개인 착용형 에어백 전개에 충분한 리드타임을 확보할 수 있었다[15]. KFall 노인 데이터에서는 100% 특이도를 달성하였다. 그러나, FARSEEING 데이터셋의 경우 7개 데이터 중 5개의 데이터만을 낙상으로 판단하였다.

3. 관련된 선행 연구와의 비교

KFall 공용 데이터셋을 사용한 임계값 기반 충격 전 낙상검출 선행연구와 비교하였다. Yu et al.[17]의 연구에서는 “느린속도로 앉았다가 다시 일어서기”, “의자에 빠르게 앉았다 일어서기”, “바닥에 있는 물건 줍기”, “가볍게 뛰기(Jogging)” 등의 동작이 주로 오검출되어 수직속도값에 민감한 것을 확인할 수 있었다. 본 연구에서는 해당 동작들의 오검출을 줄일 수 있었고 전체적인 정확도 및 리드타임을 향상시킬 수 있

었다(Table 5). Table 6에서 두 알고리즘의 오분류 동작을 비교하였다.

IV. 논 의

본 연구에서는 견고한 임계값 기반 충격 전 낙상검출 알고리즘을 개발하는 것을 목표로하였다. 이를 위해, 연산된 특성(roll, pitch, 수직속도)에 추가 필터를 적용해 알고리즘의 견고성을 높였고 본 연구에서 구축된 데이터셋 뿐만 아니라 다른 모의낙상 데이터셋(KFall[17]) 및 실제 노인 낙상 데이터셋(FARSEEING[21])으로 알고리즘을 검증하였다.

Roll 및 pitch 각도에 적용된 LPF는 동작 별 각도값의 편차를 줄여 추가 필터 적용 이전에 비해 ADL과 낙상 동작과의 차이가 유의미하게 커지는 것을 확인할 수 있었다. 추가 LPF 적용 이후 D07(Stumble while walking) 같이 수직

표 4. 데이터셋에 따른 알고리즘 성능
 Table 4. Performance of the algorithm according to the dataset

Dataset	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Lead-time (ms)
This study	98.3 (295/300)	100 (132/132)	97.0 (163/168)	311±99
KFall adult	99.5 (946/951)	99.8 (443/444)	99.2 (503/507)	342±182
KFall elderly	100 (561/561)	-	100 (561/561)	-
FARSEEING	71.4 (5/7)	71.4 (5/7)	-	104±40

표 5. 관련된 선행 연구와의 성능 비교
 Table 5. Performance comparison with previous study

	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Lead-time (ms)
This study	99.5 (946/951)	99.8 (443/444)	99.2 (503/507)	342±182
Yu et al. [25]	89.5 (847/951)	95.5 (424/444)	83.4 (423/507)	333±160

표 6. 오분류 동작 비교, A: 본 연구, B: Yu *et al.* [17]
 Table 6. Comparison of false movements, A: This study, B: Yu *et al.* [17]

ADL			Fall		
Code	A	B	Code	A	B
D01	0/6	0/6	F01	0/30	0/30
D02	0/29	3/29	F02	0/30	2/30
D03	3/30	10/30	F03	0/30	2/30
D04	0/30	0/30	F04	0/29	0/29
D05	0/30	23/30	F05	0/30	5/30
D06	0/28	4/28	F06	1/30	0/30
D07	0/28	0/28	F07	0/30	0/30
D08	0/30	4/30	F08	0/30	0/30
D09	0/29	7/29	F09	0/29	0/29
D10	0/30	6/30	F10	0/28	5/28
D11	0/6	0/6	F11	0/29	0/29
D12	0/6	0/6	F12	0/29	0/29
D13	0/29	7/29	F13	0/30	0/30
D14	0/29	14/29	F14	0/30	5/30
D15	0/30	5/30	F15	0/30	1/30
D16	0/29	3/29			
D17	0/6	0/6			
D18	1/26	1/26			
D19	0/19	1/19			
D20	0/27	0/27			
D21	0/30	0/30			

390

변위가 급격한 변화를 보이는 동작들의 갑작스러운 각도 변화로 인한 오검출을 줄일 수 있었다. 수직속도에 적용된 HPF는 수직속도의 동작 별 편차를 줄일 수 있었고 낙상 동작의 수직속도 값이 ADL에 비해 전반적으로 높아져 ADL의 오검출 문제를 해결할 수 있었다. HPF를 적용하지 않고 알고리즘을 평가하였을 때 D06(Jogging), D08(Jogging in place), D09(Jumping) 과 같이 뛰는 동작이 포함된 ADL의 경우, 수직속도의 두 번째 임계값을 초과해 오검출되었다. 낙상 동작의 경우, F03(Forward fall while jogging caused by a trip) 동작에서 수직속도에 의한 early detection으로, 가장 많은 False-negative(FN)가 발생하였다. HPF 적용 이후, 이와 같은 문제를 해결할 수 있었고 민감도 100%를 보였다.

본 연구에서 구축한 데이터셋으로 알고리즘을 평가하고 공용 데이터셋을 활용해 알고리즘을 검증하였다. FARSEEING[21] 데이터셋을 사용해 검증했을 때, 7개 데이터 중 2개의 데이터(42990421-01, 96201346-03)가 충격 시점 전 까지 roll, pitch, G_{SVM} , 수직속도의 임계값을 만족하지 못하였는데, 이는 실제낙상에서 발생할 수 있는 회피 행동에 의한 것으로 생각된

다[19]. 회피 행동의 영향이 거의 없는 모의낙상 데이터셋을 사용해 평가한 경우, 모두 98% 이상의 높은 정확도를 보였다.

본 연구에서 개발된 알고리즘은 KFall 공용 데이터셋을 활용해 평가한 선행 연구에 비해 높은 성능을 보였다. 그러나 실제 노인 낙상 데이터셋 FARSEEING으로 평가하였을 때 100%의 민감도를 달성하지 못하였고 리드타임 또한 짧은 모습을 보였다. 이는 고령자와 젊은 성인의 동작 패턴차이와 실제낙상 시 발생하는 회피 행동의 영향으로 낙상 신호가 늦게 발생했기 때문으로 생각된다. 또한, 각도 연산에 대하여 추가 LPF를 적용하여 집단 간의 군집성을 높여 낙상검출 성능을 높일 수 있었지만, 연산시간이 증가해 실시간 시스템 적용에 불리할 것으로 생각된다. 추후, 특성 연산 시간을 감소시켜 실시간 낙상검출 시스템에 맞게 알고리즘을 경량화할 예정이며, 노인 데이터에 최적화 하여 알고리즘을 개선할 예정이다.

V. 결 론

본 연구에서는 낙상을 사전에 예방할 수 있는 알고리즘의

개발을 목표로, 각도 및 수직속도의 추가 필터 적용으로 알고리즘의 성능을 높였고 알고리즘 개발에 사용된 데이터셋 외에 다른 모의낙상 데이터셋과 실제 노인 낙상 데이터셋을 활용해 개발된 알고리즘을 검증하였다. 선행 연구를 기반으로 14가지 ADL, 11가지 낙상 동작을 선정해 건강한 남녀 피험자 20명을 모집해 데이터셋을 구성하였다. A_{SVM} , G_{SVM} , roll, pitch, 수직속도를 특성벡터로 선정하여 알고리즘을 구성하였고 각도 및 수직속도에 추가 필터를 적용해 알고리즘의 성능을 높였다. 본 연구에서 구축한 데이터셋을 사용해 평가한 결과, 정확도 98.3%, 민감도 100%, 특이도 97.0%, 리드타임 311 ± 99 ms를 달성했으며, KFall 공용 데이터셋을 사용하여 검증했을 때 정확도 99.5%를 달성하여, 같은 데이터셋을 사용한 이전 연구에 비해 성능이 크게 개선되었다. 리드타임은 에어백 전개에 필요한 최소시간을 충분히 넘어 실제 보호 장비에 적용하기 적절할 것으로 보인다. 실제 노인 낙상 데이터셋을 활용했을 때는 100%의 민감도를 달성하지는 못하였지만, 추후 실제 노인 낙상과 관련된 연구를 통해 알고리즘을 개선할 예정이다.

References

- [1] World Health Organization. Step safely: strategies for preventing and managing falls across the life-course. 2021.
- [2] Vieira ER, Palmer RC, Chaves PH. Prevention of falls in older people living in the community. *Bmj*. 2016;353.
- [3] Dionyssiotis Y, Dontas IA, Economopoulos D, Lyritis GP. Rehabilitation after falls and fractures. *J Musculoskelet Neuronal Interact*. 2008;8(3):244-250.
- [4] Schacht E, Richy F, Reginster J. The therapeutic effects of alfacalcidol on bone strength, muscle metabolism and prevention of falls and fractures. *Journal of Musculoskeletal and Neuronal Interactions*. 2005;5(3):273.
- [5] Hanssens L, Reginster JY. Relevance of bone mineral density, bone quality and falls in reduction of vertebral and non-vertebral fractures. *Journal of Musculoskeletal and Neuronal Interactions*. 2003;3(3):189-193.
- [6] Elliott S, Painter J, Hudson S. Living alone and fall risk factors in community-dwelling middle age and older adults. *Journal of community health*. 2009;34:301-310.
- [7] Noury N, Hervé T, Rialle V, Virone G, Mercier E, Morey G, Porcheron T. Monitoring behavior in home using a smart fall sensor and position sensors. In 1st Annual International IEEE-EMBS Special Topic Conference on Microtechnologies in Medicine and Biology. 2000;607-610.
- [8] Williams G, Doughty K, Cameron K, Bradley DA. A smart fall and activity monitor for telecare applications. In Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vol. 20 Biomedical Engineering Towards the Year 2000 and Beyond. 1998;3:1151-1154.
- [9] Parker MJ, Gillespie WJ, Gillespie LD. Effectiveness of hip protectors for preventing hip fractures in elderly people: systematic review. *Bmj*. 2006;332(7541):571-574.
- [10] Derler S, Spierings AB, Schmitt KU. Anatomical hip model for the mechanical testing of hip protectors. *Medical engineering & physics*. 2005;27(6):475-485.
- [11] Van Thanh P, Tran DT, Nguyen DC, Duc Anh N, Nhu Dinh D, El-Rabaie S, Sandrasegaran K. Development of a real-time, simple and high-accuracy fall detection system for elderly using 3-DOF accelerometers. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2019;44:3329-3342.
- [12] Zhong Z, Chen F, Zhai Q, Fu Z, Ferreira JP, Liu Y, Liu T. A real-time pre-impact fall detection and protection system. In 2018 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). 2018;1039-1044.
- [13] Ahn S, Choi D, Kim J, Kim S, Jeong Y, Jo M, Kim Y. Optimization of a pre-impact fall detection algorithm and development of hip protection airbag system. *Sens. Mater*. 2018;30(8):1743-1752.
- [14] Kim S, Kim Y, Kwon T, Kim D, Kim N. Dynamic Characterization of Fall for Development of Fracture Prevention System. *Journal of Biomedical Engineering Research*. 2007;28(6):811-816.
- [15] Tamura T, Yoshimura T, Sekine M, Uchida M, Tanaka O. A wearable airbag to prevent fall injuries. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. 2009;13(6):910-914.
- [16] Jung H, Koo B, Kim J, Kim T, Nam Y, Kim Y. Enhanced algorithm for the detection of preimpact fall for wearable airbags. *Sensors*. 2020;20(5):1277.
- [17] Yu X, Jang J, Xiong S. A large-scale open motion dataset (KFall) and benchmark algorithms for detecting pre-impact fall of the elderly using wearable inertial sensors. *Frontiers in Aging Neuroscience*. 2021;13:692865.
- [18] Sucerquia A, López JD, Vargas-Bonilla JF, SisFall: A fall and movement dataset. *Sensors*. 2017;17(1):198.
- [19] Ketcham CJ, Seidler RD, Van Gemmert AW, Stelmach GE. Age-related kinematic differences as influenced by task difficulty, target size, and movement amplitude. *The Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*. 2002;57(1):P54-P64.
- [20] Alizadeh J, Bogdan M, Classen J, Fricke C. Support vector machine classifiers show high generalizability in automatic fall detection in older adults. *Sensors*. 2021;21(21):7166.
- [21] Klenk J, Schwickert L, Palmerini L, Mellone S, Bourke A, Ihlen EA, FARSEEING Consortium. The FARSEEING real-world fall repository: a large-scale collaborative database to collect and share sensor signals from real-world falls. *European review of aging and physical activity*. 2016;13:1-7.
- [22] Lee JK. Study on vertical velocity-based pre-impact fall detection. *Journal of Sensor Science and Technology*. 2014;23(4):251-258.
- [23] Degen T, Jaeckel H, Rufer M, Wyss S. SPEEDY: A Fall Detector in a Wrist Watch. In ISWC. 2003;3:184-187.
- [24] Bourke AK, O'Donovan KJ, Nelson J, O'Laughlin GM. Fall-detection through vertical velocity thresholding using a tri-axial accelerometer characterized using an optical motion-capture system. In 2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2008;2832-2835.
- [25] Kim Y, Jung H, Koo B, Kim J, Kim T, Nam Y. Detection of pre-impact falls from heights using an inertial measurement unit sensor. 2020;Sensors, 20(18):5388.