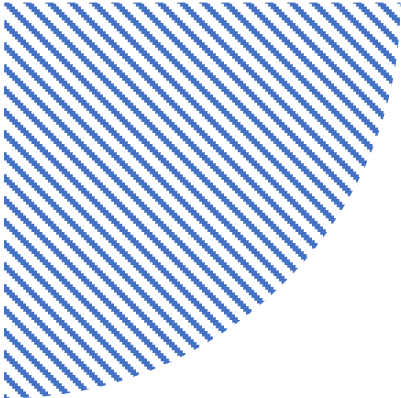

체중심 위치의 IMU를 사용한 임계값 기반 충격 전 낙상 검출 알고리즘

2023.7.18.

연세대학교 생체역학연구실

김동권



목차

1. 연구 배경
2. 선행 연구
3. 연구 방법
4. 결과
5. 추후 연구 계획

01. 연구 배경

연구 배경 및 목적

▶ 낙상의 위험성

- ▷ 낙상은 전 세계적으로 의도치 않은 부상과 사망의 두 번째 주요 원인
- ▷ 낙상으로 인해 매년 약 684,000명이 사망하는 것으로 추정됨 [1]
- ▷ 65세 이상의 고령자의 경우 낙상으로 인한 기타 부작용에 더 취약하다고 알려져 있음 [2]
- ▷ 낙상으로 인한 장기적인 재활치료는 상당한 의료비가 발생할 수 있음

▶ 충격 전 낙상 검출 시스템의 필요성

- ▷ 고령자는 가족 구성원의 도움에 의존하며, 특히 긴급 상황에서 적절한 도움을 받기 어려울 수 있음 [3]
- ▷ 착용형 에어백과 같은 장비를 활용해 낙상을 사전에 예방하거나
- ▷ 낙상 이후 신속하게 긴급 서비스를 받을 수 있는 시스템이 필요함

[1] World Health Organization. "Step safely: strategies for preventing and managing falls across the life-course." (2021).

[2] Vieira, Edgar R., Richard C. Palmer, and Paulo HM Chaves. "Prevention of falls in older people living in the community." Bmj 353 (2016).

[3] Dionyssiotis, Y., et al. "Rehabilitation after falls and fractures." J Musculoskelet Neuronal Interact 8.3 (2008): 244-250.

연구 배경 및 목적

▶ 연구 목적

- ▶ 낙상 검출 시스템 개발을 위한 낙상 데이터셋 구축
- ▶ 선행 연구를 기반으로 한 네 가지 특성벡터 선정 ($\mathbf{A}_{SVM}$, $\mathbf{G}_{SVM}$, Vertical Angle($\mathbf{VA}$), Vertical Velocity($\mathbf{VV}$))
- ▶ 착용형 에어백을 위한 충격 전 낙상 감지 시스템 개발

02. 선행 연구

선행 연구

▶ 충격 전 낙상 검출 알고리즘 조사

- ▷ 연구실 자체 데이터셋을 통해 알고리즘 개발 및 검증
- ▷ 공용 데이터셋을 활용하여 개발 및 검증

	Ahn et al. [4]	Jung et al. [5]	Yu et al. [6]
Dataset	Sisfall	Their own dataset	KFall
Accuracy(%)	90.3	98.3	89.5
Sensitivity(%)	100	100	95.5
Specificity(%)	83.9	97.5	83.4
Lead-time(ms)	427±45.9	280±10	333±160
Feature vectors	A _{SVM} G _{SVM} Triangle feature	A _{SVM} G _{SVM} VA	A _{SVM} VA VV

[4] Ahn, Soonjae, et al. "Evaluation of inertial sensor-based pre-impact fall detection algorithms using public dataset." *Sensors* 19.4 (2019): 774.

[5] Jung, Haneul, et al. "Enhanced algorithm for the detection of preimpact fall for wearable airbags." *Sensors* 20.5 (2020): 1277.

[6] Yu, Xiaoqun, Jaehyuk Jang, and Shuping Xiong. "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* 13 (2021): 692865.

03. 연구 방법

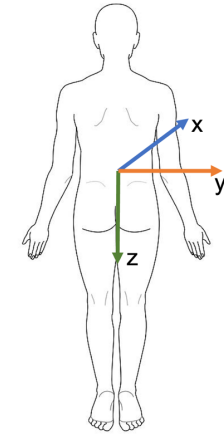
데이터셋 구축 - 측정 장비

▶ Xsens DOT

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



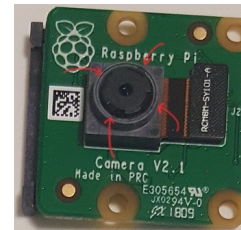
<Xsens Dot>



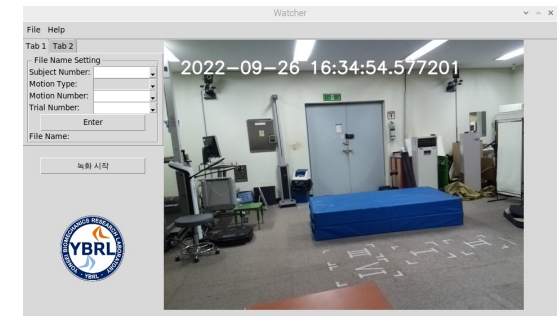
<Sensor orientation>

▶ Raspberry Pi Camera

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



<Raspberry Pi Camera>



<GUI>

데이터셋 구축 - 실험 프로토콜

10

▶ 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



데이터셋 구축 - 실험 프로토콜

11

▶ 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	걸다 미끄러져 뒤로 넘어지기
F02	걸다 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



특성 추출 – 가속도 및 각속도 Sum Vector Magnitude(SVM)

▶ 가속도 SVM (A_{SVM})

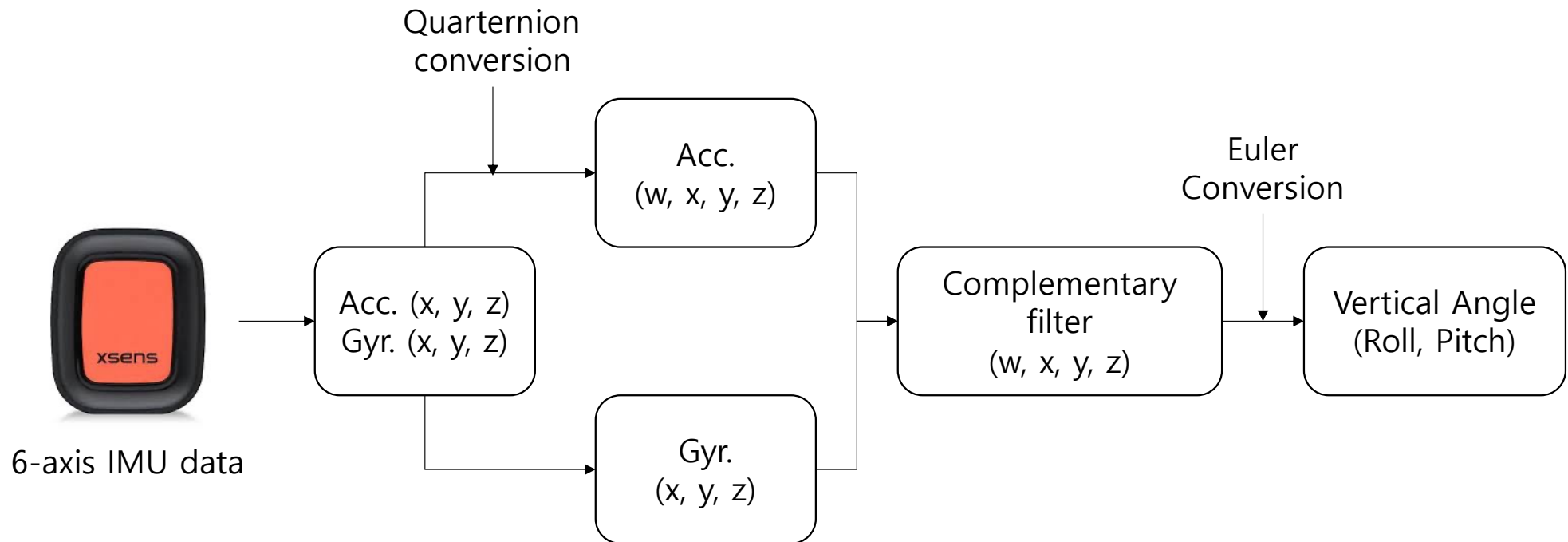
$$A_{SVM} = \sqrt{Acc_x^2 + Acc_y^2 + Acc_z^2}$$

▶ 각속도 SVM (G_{SVM})

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

특성 추출 - 수직각도 연산 방법

13



특성 추출 - 수직속도 연산 방법

▶ 수직속도 연산 방법 1 (VV1)

- ▶ 글로벌 좌표계의 가속도를 구하기 위해 로컬(센서) 좌표계에 회전행렬을 곱함 → 중력가속도 보정 [7]
- ▶ 심슨룰 기반 상쇄 조건 적용해 수직속도 적분 [8]
- ▶ 적분오차 감소를 위해 High-pass filter 적용

$$\begin{bmatrix} a_{x,g} \\ a_{y,g} \\ a_{z,g} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta\sin\phi & \sin\theta\cos\phi \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ -\sin\theta & \cos\theta\sin\phi & \cos\theta\cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{x,l} \\ a_{y,l} \\ a_{z,l} \end{bmatrix}$$

$$a_v = a_{z,g} + 1g$$



$$v_{v,t} = \begin{cases} \text{if } a_v > 0.24g, \\ v_{v,t-2} + (a_{v,t-2} + 4a_{v,t-1} + a_{v,t})\Delta t/3 \\ \text{otherwise,} \\ v_{v,t-1} * 0.9 \end{cases}$$

[7] Lee, S. C., S. K. Hong, and S. R. Jung. "Estimation for the vertical speed of helicopter using MEMS inertial sensor." Proceedings of the Autumn Conference of The Korean Society for Aeronautical & Space Sciences, Wonju, Korea. 2014.

[8] Kim, Youngho, et al. "Detection of pre-impact falls from heights using an inertial measurement unit sensor." Sensors 20.18 (2020): 5388.

특성 추출 - 수직속도 연산 방법

▶ 수직속도 연산 방법 2 (VV2)

- ▷ 가속도의 크기에서 중력가속도 값을 뺀, 근사 수직가속도 연산 [9-10]
- ▷ 심슨룰 기반 상쇄 조건 적용해 수직속도 적분 [8]
- ▷ 적분오차 감소를 위해 High-pass filter 적용

$$a_v = \sqrt{Acc_x^2 + Acc_y^2 + Acc_z^2} - g$$



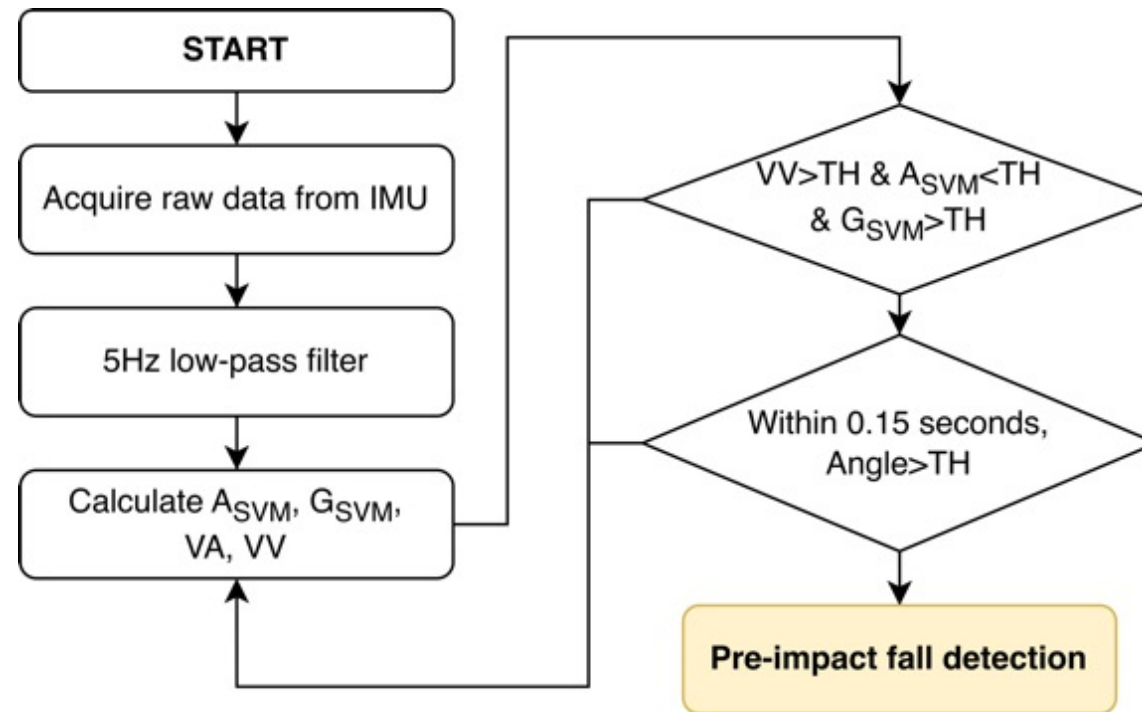
$$v_{v,t} = \begin{cases} \text{if } a_v > 0.24g, \\ v_{v,t-2} + (a_{v,t-2} + 4a_{v,t-1} + a_{v,t})\Delta t/3 \\ \text{otherwise,} \\ v_{v,t-1} * 0.9 \end{cases}$$

[9] T. Degen, H. Jaeckel, M. Rufer, and S. Wyss, "SPEEDY: a fall detector in a wrist watch", in Proc. Seventh IEEE Int. Symposium on Wearable Computing, pp. 184-187, 2003.

[10] A. K. Bourke, K. J. O'Donovan, J. Nelson, and G. M. ÓLaighin, "Fall-detection through vertical velocity thresholding using a tri-axial accelerometer characterized using an optical motion-capture system", in Proc. IEEE 30th Annu. Int. Conf. Eng. Med. Biol. Soc., Vancouver, BC, pp. 2832- 2835, 2008.

알고리즘 순서도

16



< Pre-impact fall detection algorithm flow-chart >

평가 방법

- ▶ **혼동 행렬(Confusion matrix) 기반 평가 지표 사용**
 - ▷ 정확도, 민감도, 특이도를 평가 지표로 활용함
- ▶ **Lead-time 사용**
 - ▷ 낙상 검출 시점부터 충격 시점까지의 시간을 나타냄

$$Sensitivity (\%) = \frac{TP}{TP+FN} \times 100,$$

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

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

$$Lead_time = t_{impact} - t_{detect},$$

04. 알고리즘 평가 결과

수직속도 연산 방법 및 HPF 적용에 따른 비교

▶ 임계값 최적화 및 결과

- ▷ 전체 데이터를 4:1로 나누어 Grid-search 및 평가를 진행함
- ▷ VV2 및 HPF를 적용했을 때 가장 성능이 높음

Algorithm	HPF 적용여부	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Lead-time (ms)
VV1	X	97.0 (291/300)	97.7 (129/132)	96.4 (162/168)	347±206
VV1	O	97.0 (291/300)	97.0 (128/132)	97.0 (163/168)	362±109
VV2	X	97.7 (293/300)	98.5 (130/132)	97.0 (163/168)	349±105
VV2	O	99.3 (298/300)	99.2 (131/132)	99.4 (167/168)	306±85

공용 데이터셋 적용 (KFall)

▶ KFall 및 KFall 노인 데이터 사용 [6]

- ▶ KFall 적용 시 자체 센서 각도를 적용 했을 때와 본 연구의 각도 연산 방법의 평가 결과를 비교함
- ▶ KFall 노인 데이터의 경우 일상생활동작(ADL)만 존재하므로, 특이도만을 평가

< KFall 데이터셋 적용 결과 >

Algorithm	VA Calculation method	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Lead-time (ms)
This study	KFall sensor	94.0 (894/951)	88.3 (392/444)	99.0 (502/507)	308±156
	Quaternion method	97.0 (922/951)	94.1 (418/444)	99.4 (504/507)	307±153
Yu et al. [6]	KFall sensor	89.1 (847/951)	95.5 (424/444)	83.4 (423/507)	333±160

< KFall 노인 데이터셋 적용 결과 >

Algorithm	Specificity (%)
This study	100 (561/561)

선행 연구와 비교

- ▶ 자체 데이터셋을 사용했을 때 선행 연구에 비해 정확도가 가장 높음
- ▶ 민감도가 다소 줄어들었으나, 특이도가 99.5%로 가장 높음
- ▶ 선행 연구에 비해 Lead-time이 짧은 편이지만, 에어백 전개에 필요한 100ms 이상을 만족함 [11]

	Ahn et al. [4]	Jung et al. [5]	Yu et al. [6]	This study
Dataset	Sisfall	Their own dataset	KFall	Own dataset
Accuracy(%)	90.3	98.3	89.5	99.3
Sensitivity(%)	100	100	95.5	99.2
Specificity(%)	83.9	97.5	83.4	99.4
Lead-time(ms)	427±45.9	280±10	333±160	306±85
Feature vectors	A_{SVM} G_{SVM} Triangle feature	A_{SVM} G_{SVM} VA	A_{SVM} VA VV	A_{SVM} G_{SVM} VA VV

[11] Tamura, Toshiyo, et al. "A wearable airbag to prevent fall injuries." IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine 13.6 (2009): 910-914.

05. 추후 연구 계획

추후 연구 계획

- ▶ **FARSEEING real-world 노인 낙상 데이터 적용 예정 [12]**
 - ▶ 각속도 신호가 없는 데이터를 제외하면 7개의 데이터만 남음
 - ▶ 데이터 증강 기법 적용 예정
 - ▶ 각 데이터 측정 시간이 매우 김(1200s)
 - ▶ 선행연구[6]의 Segmentation 및 방법 참고 예정
- ▶ **모바일 애플리케이션 GUI 개발 및 해당 알고리즘 임베딩 예정**
 - ▶ Android GUI 개발 라이브러리인 Jetpack compose 활용 예정

[11] Klenk, Jochen, et al. "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 13 (2016): 1-7.