

환경 적응형 캘리브레이션을 이용한 단일 지오폰 기반 실시간 실내 보행 감지*

오궁요⁰, 유재현
성신여자대학교 AI융합학부
Oh.geungyo@gmail.com, jhyoo@sungshin.ac.kr

Geophone-Based Real-Time Indoor Walking Detection with Environment-Adaptive Calibration

Geung-yo Oh⁰, Jaehyun Yoo
School of AI convergence, Sungshin Women's University
Oh.geungyo@gmail.com, jhyoo@sungshin.ac.kr

요약

본 논문은 단일 지오폰 센서와 Raspberry Pi 4를 이용한 저비용 실시간 실내 보행 감지 시스템을 제안한다. 수집된 진동 신호는 이동 RMS 기반 envelope 추출과 Robust Z-score 정규화를 거쳐 피크를 검출하며, 11개의 시간적 및 에너지적 특징을 추출하여 랜덤 포레스트 분류기로 보행 여부를 판단한다. 또한 환경 변화에 적응하기 위해 안정 상태에서 베이스라인을 지속적으로 갱신하는 적응형 캘리브레이션을 적용하였다. 3개의 서로 다른 바닥 환경에서 수행한 실험 결과, 비보행 조건에서 평균 96.7%의 peak 정확도와 0건의 오경보를 달성하였고, 보행 조건에서는 모든 실험에서 최종 경보가 정상 발생하였다.

1. 서론

실내 보행 감지는 침입 감지, 실내 활동 모니터링 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 그러나 기존 카메라 기반 방식은 사생활 침해와 벽이나 가구에 가려지는 문제가 존재하며, 웨어러블(wearable) 기반 방식은 사용자가 장치를 항상 착용해야 하는 문제점이 있다. 이러한 한계를 보완하기 위해 바닥의 진동을 감지하는 비접촉 및 비시각 기반의 연구 방식이 제안되어 왔다.[1] 그러나 해당 방식은 생활 소음, 유사 충격, 보행 속도 등에 민감하며,[2] 장소에 따른 환경 변화로 인해 검출 및 분류 성능이 달라질 수 있다.[3] 또한 구조물 진동 기반 센싱은 설치 환경에 따라 신호 품질과 성능이 달라질 수 있어 실제 운용 환경에서는 환경 변화에 적응하는 기준 설정이 필요하다.[4]

이에 본 연구는 단일 지오폰 센서로 캘리브레이션(Calibration)을 통해 현재 배경 소음에 적응하는 베이스라인(baseline)을 지속적으로 갱신하며 실시간으로 보행을 감지하는 안정적인 시스템 방식을 제안한다.

2. 제안 방법

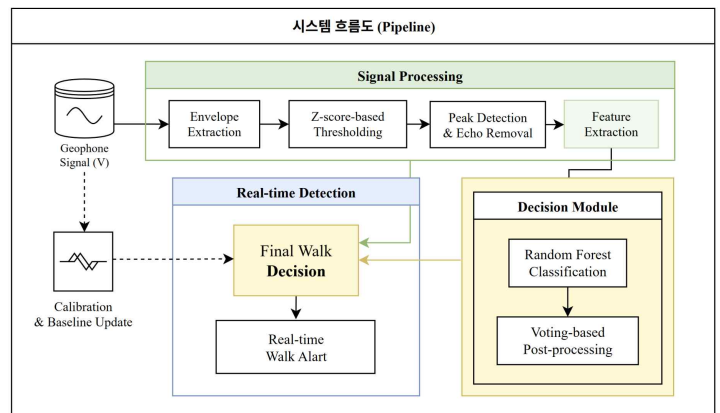
2.1 시스템 파이프라인

본 연구는 Geophone SM-24 센서, ADS1115 아날로그-디지털 변환기(ADC), Raspberry Pi 4로 구성된 실시간 실내 보행 감지 시스템을 제안한다. [그림 1]은 시스템의 전체 흐름을 나타낸다. 지오폰으로 수집된 신호는 디지털 신호로 변환되어 신호 처리(Signal Processing) 단계를 거친다. 신호는 피크 검출, 특징 추출(Feature Extraction) 과정을 거쳐 랜덤 포레스트(Random Forest) 분류기를 통해 보행을 감지한다. 이후, 다수결 투표(Voting) 기반의 후처리를 적용하여 최종 보행 여부를 결정한다.

2.2 데이터셋 구성

본 연구에서 지오폰으로부터 수집된 진동 신호는 Raspberry Pi 환경에서 CSV 파일 형식으로 저장하였다. 데이터셋은

* 이 논문은 2026년도 성신여자대학교 학술연구조성비 지원에 의하여 연구되었음.



[그림 1] 시스템의 전체 파이프라인

Reference, Train, Test 데이터셋으로 구성하였다. Reference 데이터는 가장 고요한 상태에서 최소한으로 존재하는 배경 진동을 기준값인 baseline으로 산정하기 위해 수집하였다.

Train 데이터는 보행(walk)과 비보행(noise)을 구분하는 학습 데이터로 구성하였다. 보행 데이터는 다양한 보행 속도를 반영하기 위해 walk_{slow, normal, fast}로 나누어 여러 번 측정하였고, 비보행 데이터는 생활 소음이 포함된 noisy_base와 단발성 충격 이벤트인 noise_impulse로 구성하였다. Noise 데이터에는 의자 끌기, 물건 떨어뜨림, 바닥 또는 책상 충격과 같이 실내에서 보행과 혼동될 수 있는 진동 이벤트를 포함하였다.

Test 데이터는 학습에 사용된 CSV 파일과 분리하여 별도로 수집하였으며, 각 Test 데이터는 2분 동안의 연속 신호로 구성하였다. test_noise는 조용한 배경 상태와 함께 의자 끌기, 물건 떨어뜨림, 바닥 또는 책상 충격 등의 생활 소음 및 단발성 이벤트를 포함하였고, test_walk는 연속 보행 신호로 구성하였다. [표 1]은 상세한 데이터셋의 구성과 용도를 나타낸다.

2.3 신호 처리 및 피크 검출

지오폰으로부터 수집된 원시 신호는 환경에 따라 기본 전압(Baseline)이 달라질 수 있으므로, 이를 보정하기 위해 우선적

[표 1] 데이터셋 구성 및 용도

구분	수집 데이터(.csv)	설명	용도
Reference	quiet_base	조용한 배경 진동 데이터	baseline 산정
Train	noisy_base	생활 소음이 포함된 비보행 데이터(ex. 의자 끌기)	비보행(noise) 학습
	noise_impulse	단발성 충격 이벤트 데이터(ex. 물건 떨어뜨림, 쿵 소리)	
	walk	다양한 속도의 보행 데이터(slow, normal, fast)	보행(walk) 학습
Test	test_noise	조용한 배경, 의자 끌기, 물건 떨어뜨림, 바닥/책상 충격 등을 포함한 2분 연속 비보행 데이터	모델 성능 평가
	test_walk	연속 보행 데이터	

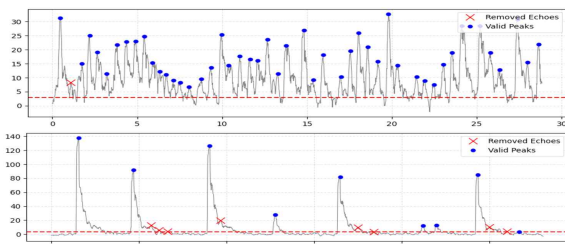
으로 신호의 중앙값을 빼서 영점을 맞추었다. 이후, 양수와 음수로 진동하는 신호의 에너지 변화를 부드럽게 처리하기 위해 움직이는 구간(Window)에서의 이동 RMS(Moving Root Mean Square)를 적용하여 식(1)과 같이 신호의 envelope(포락선)을 계산하였다.

$$e(t) = \sqrt{\frac{1}{W} \sum_{i=t-W+1}^t x_c(i)^2} \quad (1)$$

여기서 $x_c(i)$ 는 원시 값에서 중앙값을 뺀 신호이고, W 는 몇 개의 최근 샘플을 볼 것인지를 나타내는 윈도우 길이이다. 추출된 envelope는 측정 시간이나 장소에 따른 배경 소음의 영향을 받기 때문에, 동일한 값이어도 환경에 따라 의미가 달라질 수 있다.[2]-[4] 이를 해결하고자 기준 구간에서 계산한 envelope의 중앙값과 MAD를 사용하여 식(2)와 같이 Robust z-score 형태로 변환하여 표준화하였다.

$$z(t) = \frac{e(t) - m}{1.4826 \cdot MAD} \quad (2)$$

여기서 m 은 기준 구간 envelope의 중앙값이고, MAD는 각 envelope 값과 중앙값의 차이의 절댓값들에 대한 중앙값으로, 신호의 변동 정도를 나타낸다.



[그림 2] 피크 검출 후 데이터셋 시각화

정규화된 신호에 대해서는 임계값(threshold)을 초과하는 지점을 기준으로 피크를 검출하였다. 임계값은 $T=3.0$ 으로, 이는 피크가 검출되는 결과를 직접 확인하며 실험적으로 확인한 값이다. 피크 간의 최소 간격, 피크의 돌출도(prominence), 너비(width) 조건을 적용해 무의미한 잡음을 걸러내고, 큰 진동 직후 발생하는 여진은 새로운 이벤트가 아니므로 제거하였다. [그림 2]는 신호 처리와 피크 검출을 거친 후 보행 데이터와 단발성 이벤트 데이터의 예시를 각각 하나씩 시각화한 결과이다.

2.4 특징 추출

피크 검출이 완료된 이후에는 각 피크의 클래스를 분류하기 위해 특징(feature) 추출 단계를 수행하였다. [표 2]와 같이, 본 연구에서는 피크의 시간적 및 에너지적 특징을 반영한 총 11개의 특징으로 구성하였다. 이를 통해 피크의 높이와 크기뿐만 아니라 피크의 패턴과 특징을 파악해 보다 안정적으로 클래스를 구분하고자 하였다.

[표 2] 추출 특징 정의 및 의미

구분	사용 특징
피크 형태	peak_height, peak_prominence, peak_width_sec
에너지	local_rms, local_energy, area_above_threshold
시간/문맥	interval_prev, recent_peak_count_2s, height_ratio_prev, prominence_ratio_prev, is_first_peak

2.5 보행 분류 모델 학습 및 후처리

추출된 특징들은 이후 랜덤 포레스트(Random Forest) 분류모델의 입력으로 사용하였다. 랜덤 포레스트는 피크 단위 입력에 대해 계산 부담이 크지 않고, 실시간 처리에 적합하면서도 여러 특징의 비선형 조합을 학습할 수 있기에 본 연구의 최종 분류기로 채택하였다. 검출된 각 피크들은 보행(walk) 또는 비보행(noise)으로 분류되고, 분류 결과와 보행 클래스에 대한 예측 점수(walk score)를 함께 출력한다. 단일 피크에 대한 분류 결과만으로 최종 보행을 판단할 경우 오탐지 가능성이 존재하기 때문에, 최종 보행 판정은 최근 3개 피크 중 2개 이상이 walk로 분류되고, 현재 피크의 walk score가 0.75 이상인 경우에만 발생하도록 하였다. 이를 통해 오탐지를 줄이고, 반복적으로 나타나는 실제 보행 패턴에 대해서만 최종 경보가 발생하도록 설계하였다. 학습된 모델의 오프라인 분류 성능은 별도의 test 데이터셋에 대해 평가하였으며, 그 결과는 [표 3]과 같다. 교차검증 결과는 5개 fold의 평균 $\pm$ 표준편차로 나타냈다.

[표 3] 오프라인 분류 성능 및 교차 검증 결과

평가 방식	Accuracy	Macro F1-score	Walk recall	ROC-AUC
Hold-out Test	98.1%	97.9%	97.5%	-
5-fold Stratified Cross Validation	93.3% $\pm$ 2.2%	91.2% $\pm$ 2.9%	94.7% $\pm$ 1.3%	97.4% $\pm$ 1.2%

2.6 환경 적응형 캘리브레이션 및 베이스라인 갱신

캘리브레이션은 현재 지오폰을 설치한 환경의 배경 진동을 기준으로 설정하는 과정이다. 시스템 시작 시, 약 5초 간 고요한 상태의 신호를 수집하여, 해당 구간 envelope의 중앙값과 MAD를 계산해 초기 베이스라인으로 사용하였다. 이때 baseline 산정에 불필요한 진동이 포함되지 않도록 분산과 local z-score 최댓값을 설정하여, 조건에서 벗어나는 진동이 감지되면 캘리브레이션을 다시 수행하도록 하였다. 또한 시스템 구동 중에도 유효한 피크가 5초 이상 검출되지 않으면 현재 구간의 통계값을 이용해서 baseline 값을 점진적으로 갱신하였다. baseline의 중앙값과 MAD는 각각 식 (3), 식 (4)와 같이 계산하였다.

[표 4] 바닥이 다른 세 공간에서의 실시간 보행 감지 결과

공간	조건	검출 peak 수	walk 예측 수	noise 예측 수	peak accuracy	최종 walk 경보 수
공간 (a)	noise	100	4	96	96.0%	0 (0%)
	walk	100	89	11	89.0%	10/10 (100%)
공간 (b)	noise	100	5	95	95.0%	0 (0%)
	walk	98	83	15	84.7%	10/10 (100%)
공간 (c)	noise	100	1	99	99.0%	0 (0%)
	walk	100	90	10	90.0%	10/10 (100%)

$$m_{t+1} = 0.95m_t + 0.05m_{curr} \quad (3)$$

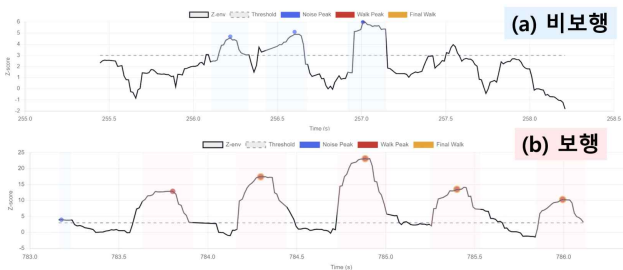
$$MAD_{t+1} = 0.95MAD_t + 0.05MAD_{curr} \quad (4)$$

여기서 m_t 와 MAD_t 는 현재까지 사용 중인 baseline의 중앙값과 MAD이고, m_{curr} 와 MAD_{curr} 는 baseline 갱신을 위해 안정 상태 구간에서 새롭게 계산한 값이다. 이를 통해 급격한 순간 변화에는 민감하게 흔들리지 않으면서도, 장기적인 환경 변화에는 점진적으로 적응하도록 설계하였다.[4]

3. 실시간 시스템 구현 및 환경별 실험 결과

3.1 실시간 보행 감지 시스템 구현

본 연구에서는 Python Flask 기반의 웹 대시보드를 통해 실시간 상태 모니터링이 가능하도록 구현하였다. 대시보드에서는 현재 상태, 원시 전압값, Z-score envelope, 최근 이벤트, 로그 정보를 실시간으로 확인할 수 있다. 시스템은 초기 캘리브레이션 이후 입력되는 진동 신호에 대해 신호 처리, 분류, 후처리의 과정을 수행하고 최종 결과를 대시보드에 실시간으로 시각화한다. [그림 3]은 대시보드 내 실시간 시각화의 예시로, 비보행 상태에서는 감지된 피크들이 모두 noise로, 보행 상태에서는 모두 walk 피크로 안정적으로 분류된 장면을 나타낸다. 시스템의 실제 작동 예시는 시연 영상[5]에서 확인할 수 있다.



[그림 3] 비보행/보행 신호에 대한 실시간 분류 결과 비교

3.2 환경별 실시간 실험 결과

본 연구에서는 실시간 일반화 성능을 확인하기 위해 [그림 4]와 같이 서로 다른 3개의 공간에서 동일한 실험을 수행하였다. noise 조건에서는 비보행 환경에서 생활 소음으로 검출된 피크 100개를 수집한 뒤, 각 피크의 분류 성공률을 peak accuracy로 계산하였다. walk 실험에서는 10걸음씩 걷는 과정을 10회 반복하여, 검출된 피크 중 올바르게 보행으로 분류된 비율과 후처리를 거친 최종 보행 감지 횟수를 기록하였다. [표 4]에서 확인할 수 있듯이, noise 실험에서의 peak accuracy가 평균 96.7%로 나타났고, 세 공간 모두 최종 보행 경보는 한 번도 발생하지 않았다. 이는 일부 피크가 보행으로 감지되더라도, 후처리 단계에서 잡음이 효과적으로 억제되었음을 나타낸다. walk 실험에서는 peak accuracy가 87.9%로 나타났다. 특히 공간 (b)에서는 총

100걸음 중 98개의 피크만 검출되었지만, 세 공간 모두에서 10회의 최종 walk 경보가 정상적으로 발생하였다. 이는 개별 피크에서는 일부가 미검출되거나 오분류 되었더라도, 후처리를 거친 이후에는 최종 보행을 안정적으로 감지하였음을 의미한다.

4. 결론 및 한계

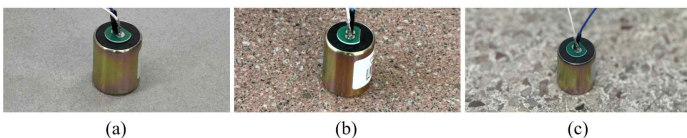
본 연구에서는 단일 지오폰 센서를 이용해 다양한 환경 소음에 적응하는 실시간 실내 보행 감지 시스템을 구현하였다. 제안한 시스템은 초기 캘리브레이션을 통해 환경에 따른 baseline값을 설정하고, 실시간으로 입력되는 신호에 분류와 후처리를 수행하여 최종 보행 여부를 판단하도록 구성하였다. 또한 Python Flask 기반의 웹 대시보드를 통해 시스템 상태와 감지 결과를 실시간으로 모니터링하고 제어할 수 있도록 하였다.

실험 결과, 3개의 환경에서 noise 조건에서는 최종 walk 경보가 발생하지 않았고, walk 조건에서는 모든 실험에서 최종 walk 경보가 정상적으로 발생하였다.

다만 본 연구는 단일 보행자 조건을 중심으로 성능을 평가하였으며, 다수 보행자 상황에 대해서는 별도의 정량 데이터셋을 구성하지 못하였다. 추가로 진행한 예비 실험에서는 다수 보행자의 발걸음 peak도 보행으로 감지되는 것을 확인하였으나, 신호 중첩 상황에서 개별 보행 이벤트를 분리하는 성능은 충분히 검증하지 못하였다. 향후 다중 보행자의 데이터를 별도로 수집 후 보행자별 보행 강도와 패턴의 편차를 고려하여 새로운 피험자에 대한 일반화 성능을 검증할 계획이다. 이를 포함하여 더 다양한 공간 조건, 바닥 재질 등에 대한 추가 실험을 통해 시스템의 성능을 발전시키며, 더 나아가 다중 센서로 확장할 경우 단순 보행 감지를 넘어 실내 위치 추정과 같은 연구의 기반이 될 것이라 기대한다.

참고 문헌

- [1] Shijia Pan, Tong Yu, Mostafa Mirshekari, Jonathon Fagert, Amelie Bonde, Ole J. Mengshoel, Haeyoung Noh, Pei Zhang, "FootprintID: Indoor Pedestrian Identification through Ambient Structural Vibration Sensing," Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, vol. 1, no. 3, pp. 89:1-89:31, 2017.
- [2] Slah Drira, Sai G. S. Pai, Yves Reuland, Nils F. H. Olsen, Ian F. C. Smith, "Using footstep-induced vibrations for occupant detection and recognition in buildings," Advanced Engineering Informatics, vol. 49, Art. 101289, 2021.
- [3] Mostafa Mirshekari, Jonathon Fagert, Shijia Pan, Pei Zhang, Hae Young Noh, "Step-Level Occupant Detection across Different Structures through Footstep-Induced Floor Vibration Using Model Transfer," Journal of Engineering Mechanics, vol. 146, no. 3, Art. 04019137, 2020.
- [4] Yue Zhang, Zhizhang Hu, Susu Xu, Shijia Pan, "AutoQual: task-oriented structural vibration sensing quality assessment leveraging co-located mobile sensing context," CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction, vol. 3, no. 4, pp. 378-396, 2021.
- [5] YouTube "Real-Time Indoor Walking Detection Using Geophone: Experiments in Three Different Spaces" Available: https://youtu.be/doTeFR3S_qc



[그림 4] 다양한 바닥에서의 지오폰 설치 공간