

# 딥러닝을 활용한 PDR 기반 실내 위치 인식 기술의 보행자 이동 거리 오차 감소에 관한 연구

윤정현, 김승구\*

충북대학교

thera9234@chungbuk.ac.kr, \*kimsk@cbnu.ac.kr

## A Study on the Reduction of Pedestrian Moving Distance Error in PDR-Based Indoor Localization Using Deep Learning

Yoon JeongHyeon, Kim Seungku\*

Chungbuk National Univ.

### 요 약

본 논문은 딥러닝 기술을 기반으로 한 PDR 방식의 실내 위치 인식 시스템이 갖는 불가피한 이동 거리 오차를 줄이기 위한 논문이다. 보행자의 이동 속도는 매우 다양하며 모든 이동 속도에 대해 라벨을 설정하는 것은 현실적으로 불가능하므로 일정 범위를 갖는 클래스를 활용하며 이에 따라 보행자의 최종 이동 거리는 클래스의 평균값을 사용하여 계산되어 불가피하게 오차가 발생한다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 클래스의 수를 늘리고 부족한 데이터를 확보하기 위해 데이터 증강 기법을 제안한다. 약 60m 길이의 직선 경로에 대해 실험한 결과 거리 오차가 4.81m에서 3.59m로 약 1.3m 감소하여 본 연구의 효과를 입증했다.

### I. 서 론

위치 인식 기술이란 차량, 드론, 보행자와 같이 이동성이 있는 개체의 위치를 추정하는 기술을 의미한다. 위치 인식 기술은 매우 다양한 분야에서 활용되고 있으며 그중에서도 위치 기반 서비스(LBS; Location Based Service)에서 핵심이 되는 부분이다[1]. 위치 기반 서비스는 이동 개체의 추정된 위치를 기반으로 주변에 산재해 있는 양질의 정보를 제공한다. 최근에는 스마트폰의 보급이 증대됨에 따라 대부분의 보행자가 스마트폰의 GPS 및 관성 센서 등을 활용한 위치 인식 서비스를 받고 있다. 실외에서는 GPS(Global Positioning System) 기능을 통해 보행자의 위치를 간단히 파악할 수 있으나 실내의 경우 GPS 신호의 세기가 건물 내부일수록 수신하기 힘들어져 위치를 파악하기 어렵다. 이에 따라 실내에 있는 보행자의 위치를 추정하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다.

보행자 실내 위치 인식 기술은 사용하는 자원에 따라 크게 세 가지로 나뉜다. 첫 번째로 Wi-Fi, 블루투스 비컨과 같이 무선 신호의 RSSI를 활용하여 삼각측량, 삼변측량, 평거프린팅 기법으로 신호 수신기, 즉 스마트폰의 위치를 추정하는 방식이 있다. 두 번째는 영상 데이터를 기반으로 위치를 추정하는 방식이다. 보행자의 스마트폰 카메라를 통해 수집한 영상 데이터를 딥러닝 모델에 입력하고 분석하여 가장 가까운 위치의 좌표를 결과로 나타내는 방식을 활용한다. 세 번째는 스마트폰에 내장된 관성 센서로부터 얻은 데이터를 보행자의 이동 정보로 변환하는 PDR (Pedestrian Dead Reckoning) 방식이다. 최근에는 센서 데이터를 이동 정보로 변환하는 과정에 딥러닝 기술을 도입하여 위치 추정 정확도를 높이려는 시도가 활발히 연구되고 있다[2]. 해당 연구에서는 실외 환경에서 수집한 GPS 좌표와 가속도 센서 데이터로 훈련 데이터 세트를 구성하여 딥러닝 모델로 이동 속도를 추정한다. 그러나 수집된 데이터를 사용하여 계산된 보행자의 이동 속도는 매우 다양하지만 이와 비교하여 딥러닝 모델의 라벨로 설정할 수 있는 수는 제한적이다. 따라서 이동 속도를 추정하는 딥러닝 모델

의 라벨은 소수점을 포함하여 표현된 실수값이 아닌 일정 구간을 나타내는 클래스로 설정된다.

이처럼 정확한 이동 속도가 아닌 클래스를 추정하는 딥러닝 모델의 경우에는 보행자의 이동 거리는 클래스의 평균값을 사용하여 계산되므로 실제 이동 거리와 오차가 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 딥러닝 모델이 추정한 클래스를 최종 이동 거리로 계산하는 과정에서 발생하는 오차를 줄이기 위한 방법을 제안한다.

### II. 본론

모든 보행자 이동 속도에 대한 훈련 데이터 세트를 구성하여 딥러닝 모델을 학습하면 정확한 이동 속도를 추정할 수 있다. 그러나 보행자의 이동 속도는 소수점이 포함된 실수값으로 표현이 가능할 만큼 매우 다양하므로 모든 이동 속도에 대한 훈련 데이터를 수집하는 것은 현실적으로 불가능하다. 이를 해결하기 위해 대부분의 연구에서는 이동 속도를 일정한 범위를 갖는 클래스로 구분하여 이를 딥러닝 모델의 라벨로 활용한다. 하지만 이처럼 클래스를 라벨로 활용하여 이동 속도를 추정하는 딥러닝 기반 위치 인식 기술은 최종적으로 이동 거리를 계산하는 과정에서 오차가 발생한다. 딥러닝 모델이 정확한 이동 속도가 아닌 클래스의 평균값을 활용하여 최종 이동 거리를 계산하므로 불가피한 오차가 발생하는 것이다. 따라서 본 논문에서는 이와 같이 최종 이동 거리를 계산하는 과정에서 불가피하게 발생하는 오차를 줄이기 위해 클래스의 수를 늘리고 이에 따라 데이터가 부족할 수 있는 현상을 방지하기 위해 새로운 데이터 증강 기법을 제안한다.

딥러닝 모델의 라벨을 나타내는 클래스의 수를 증가시킴에 따라 각 클래스에 해당하는 훈련 데이터 세트의 수는 감소한다. 절대적인 훈련 데이터 세트의 크기는 동일하지만 딥러닝 모델이 추정해야 하는 라벨마다 필요한 훈련 데이터의 양은 상대적으로 감소한다는 의미이다. 본 논문에서는 데

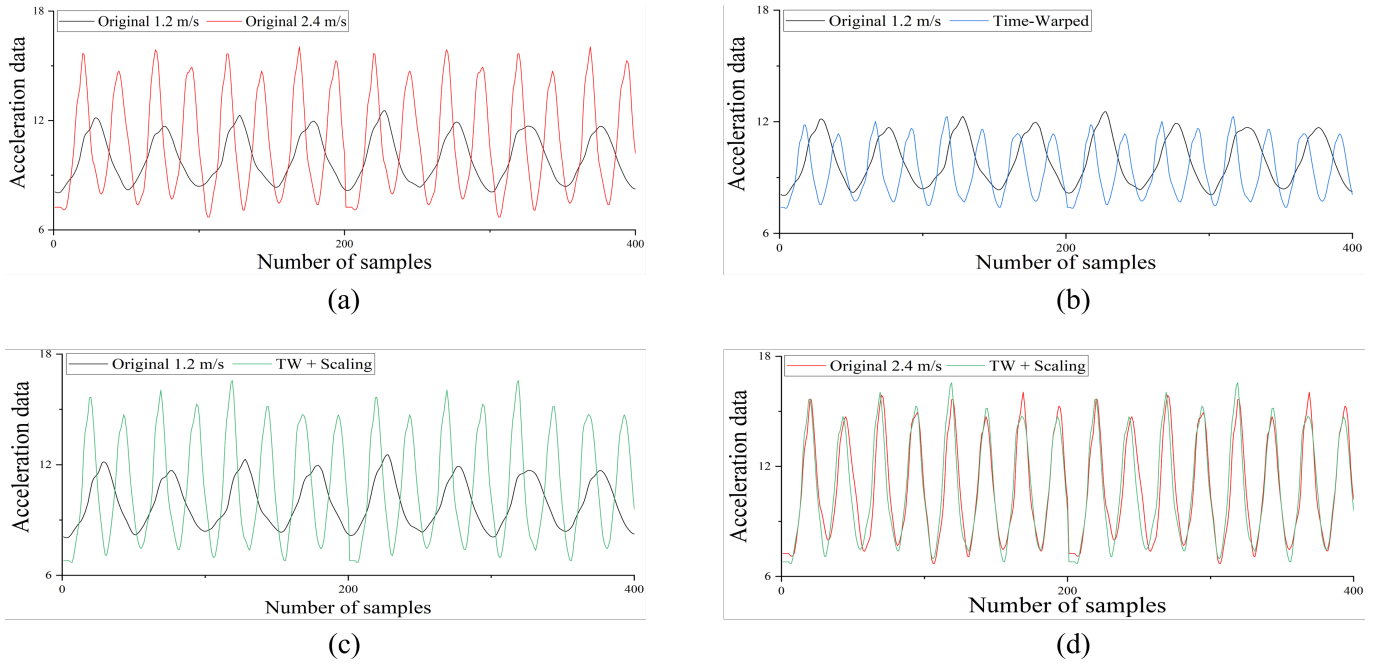


Figure 1. 데이터 전처리 과정

이터 증강 기법을 활용하여 이와 같은 문제점을 해결한다. 시계열 데이터를 증강하기 위해 본 논문에서는 윈도우 워핑 (Window Warping)[3]과 스케일링 (Scaling)[4]을 결합한 방식을 사용한다. 윈도우 워핑은 시간 축을 기준으로 간격을 늘리거나 줄여 데이터의 x축을 변경하는 방법이다. 스케일링은 y축에 임의의 스칼라 값을 곱하여 y축의 값을 변경하는 방법이다. 윈도우 워핑과 스케일링 방식을 융합하여 새로운 데이터 증강 기법을 제안한다. 그림 1은 2.4m/s의 가속도 데이터를 새로 구성하기 위해 약 4초가량의 1.2m/s 가속도 데이터를 처리하는 방법을 나타낸다. 그림 1의 (a)는 실제로 1.2m/s와 2.4m/s의 이동 속도로 수집한 가속도 데이터를 나타낸다. 그림 3의 (b)는 1.2m/s의 데이터를 윈도우 워핑 방식으로 처리하여 얻은 결과를 나타내며 그림 3의 (c)는 (b)에서 얻은 데이터의 y축에 임의의 스칼라 값을 곱한 결과를 나타낸다. 본 논문에서 제안하는 데이터 증강 기법을 활용하면 가속도 데이터를 원하는 이동 속도의 특성이 나타날 수 있도록 증강하는 것이 가능하다.

본 논문에서 제안하는 방법의 효과를 입증하기 위해 약 20명의 지원자가 수집한 데이터를 사용하여 실험을 진행했다. 모든 데이터는 스마트폰에 내장된 가속도 센서를 사용하였으며 기종의 차이에 따라 발생하는 오차와 내부 바이어스로 인한 누적 오차를 제거하기 위해 칼만 필터를 사용했다. 가속도 센서값은 약 100Hz의 샘플링 속도로 실외에서 수집되었으며 지원자의 보행 패턴에 따라 발생할 수 있는 차이를 제거하기 위해 측정된 가속도 센서값에 회전 행렬을 곱해 3축이 고정될 수 있도록 지구 좌표계로 변환하여 훈련 데이터 세트를 구성했다. 또한 수신 가능한 GPS 인공위성 신호의 수가 9개 이상일 경우에만 해당하는 데이터를 선정하여 고품질의 훈련 데이터 세트를 구성했다.

Table 1. 클래스 수에 따른 CNN 기반 딥러닝 모델의 이동 속도 추정 실험 결과

	Number of classes					
	5	7	9	11	13	15
Accuracy (%)	95.09	93.84	92.42	91.92	91.21	90.89
Distance error (m)	4.81	4.2	4.01	3.77	3.69	3.59

표 1은 최적의 클래스 수를 결정하기 위한 실험 결과를 나타낸다. 실험은 약 40시간 크기의 훈련 데이터 세트를 CNN 기반의 딥러닝 모델에 학습시

킨 후 60m 길이의 직선 경로에 대한 검증을 진행하여 이동 거리를 추정한 결과를 나타낸다. 클래스가 늘어날수록 앞서 제안한 데이터 증강 기법을 적용하여 훈련 데이터 세트의 수를 충분히 늘린 후에 학습을 진행했다. 클래스 수가 많을수록 딥러닝 모델의 이동 속도 추정 정확도는 약 95%에서 90%로 떨어졌지만, 최종적으로 계산된 이동 거리 오차는 점점 줄어들어 약 1.3m까지 감소했다.

### III. 결론

본 논문에서는 딥러닝 모델을 기반으로 한 실내 위치 인식 기술에서 불가피하게 발생하는 거리 오차를 줄이기 위한 새로운 방안을 제시했다. 실험을 통해 최적의 클래스 수를 선정하고 늘어난 클래스에 해당하는 훈련 데이터의 양이 줄어드는 문제점을 새로운 데이터 증강 기법을 도입함으로써 해결했다. 실험 결과 CNN 기반 딥러닝 모델의 이동 속도 추정 정확도는 95%에서 90%로 약 5% 떨어졌으나 최종적으로 계산된 이동 거리 오차는 4.81m에서 3.59m로 약 1.3m 감소하여 본 연구의 효과를 입증했다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022R1A5A8026986). 이 성과는 2022년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0020536, 2022년 산업혁신인재성장지원사업). 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성(Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2023-2020-0-01462)

### 참 고 문 헌

- [1] Liebner M., Klanner F., and Stiller C. "Active safety for vulnerable road users based on smartphone position data," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2013
- [2] Kang J., Lee J., and Eom D.S. "Smartphone-based Traveled Distance Estimation Using Individual Walking Patterns for Indoor Localization," Sensors, 2018