

스마트폰 다중 센서 및 GPS 위치 신호를 결합한 딥러닝 기반 보행자 위치 추정 알고리즘

박수아, 정민수, 좌혜경†, 나지현†, 김선우
한양대학교 융합전자공학과, †한국전자통신연구원
{paksua1031, qwjms, remero}@hanyang.ac.kr, †{hkjwa, jhna}@etri.re.kr

Deep Learning-based Localization Algorithm for Pedestrian Using Smartphone Multiple Sensor and GPS Location

Suah Park, Minsoo Jeong, Hongseok Jung, and Sunwoo Kim
Department of Electronic Engineering, Hanyang University

요약

본 논문은 스마트폰 다중 센서와 GPS (global positioning system) 위치 신호로 학습한 딥러닝 기반 PDR (pedestrian dead reckoning) 위치 추정 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘의 학습 및 성능 검증을 위해 실제 다양한 환경에서 스마트폰을 통해 데이터를 수집한다. 모델 학습을 위한 label은 수집된 GPS 위치 신호를 통해 계산된 움직임에 따른 이동 거리와 각도 변화량을 사용한다. 수집 데이터를 이용하여 convolutional neural network 모델을 이용하여 시간에 따른 다중 센서의 특징을 중심으로 PDR 모델을 학습한다. 두 개의 테스트 경로 데이터를 통해 RMSE (root-mean-squared-error) 측위 성능을 분석한 결과, 제안하는 기법이 기존 PDR 기법 대비 정확하게 보행자의 위치를 추정하는 것을 확인했다.

I. 서론

현재 제공되고 있는 위치 기반 서비스는 대부분 GPS (global positioning system) 신호에 의존하고 있으며 위성 신호가 차단된 지하 공간, 터널 등의 음영지역을 위한 측위 기술이 활발하게 연구되고 있다[1]. 그 중 Wi-Fi, Bluetooth 등 무선 신호 기반의 측위 기법은 GPS 신호가 차단된 환경에 적합하지만 다수의 재난 현장에서는 무선 통신 장비 운용이 어려운 상황도 존재한다[2]. 이러한 문제를 보완하기 위해 관성 센서의 신호를 기반으로 보행자의 이동 방향과 거리를 계산하여 위치를 추정하는 PDR (pedestrian dead reckoning) 기법이 연구되고 있다. 하지만 기존 PDR 기법은 자이로스코프의 누적 각도 오차로 인한 드리프트 현상이나 주변 환경에 의한 자기장 변동 문제로 인해 측위 정확도가 저하된다[3]. 본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위해 스마트폰의 다중 센서 신호를 결합한 딥러닝 기반의 PDR 기법을 제안한다. 제안 기법은 측위 모델을 생성하기 위해 실외 환경에서 GPS 위치 신호를 통해 계산된 이동 거리와 방향을 label로 활용한다. 또한, GPS 신호가 없는 환경에서 다중 센서 신호만 이용하여 측위 실험을 진행하여 기존 PDR 기법과 성능을 비교 분석한다.

II. PDR 데이터 구성 및 데이터 전처리 과정

데이터 수집에 사용된 다중 센서는 가속도, 자이로스코프, 자기장 센서로 구성되며 각각 3축(x, y, z)의 값이 수집된다. 또한, GPS 위치 신호는 경도와 위도로 구성된 2차원 좌표 값이 수집된다. 그림 1은 스마트폰을 이용한 자세한 데이터 수집 방법을 나타낸다. 이종 단말에 따라 발생하는 수집 오차를 고려하기 위해 다중 센서와 GPS 위치 신호는 삼성 S8+, LG G8, 구글 Pixel 8, 총 3대의 단말을 통해 수집된다. 스마트폰을 통해 데이터를 수집하기 위하여 직접 개발한 그림 2의 안드로이드 app을 이용하였으며, 수집 프로세스가 끝나면 $[n \times 9]$ 크기의 다중센서 값과 $[n \times 2]$ 크기의 GPS 좌표로 구성된 raw 데이터가 저장된다. 개발한 app을 통해 수집된 다중 센서 신호는 약 100 Hz, GPS 위치 신호는 약 1 Hz의 샘플링 주파수를 갖는다. 따라서 1초에 100번 수집되는 다중 센서 값은 GPS 위치 업데이트가 되지 않기 때문에 동일한 GPS 위치 좌표 값이 저장된다. 위치 이동에 따른 다중 센서 변화를 정확하게 학습하기 위해서는 적절한 데이터 전처리 과정이 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 100 Hz 샘플링 주파수 마다 수집된 다중 센서 값 중 20개의 샘플을 랜덤하게 추출하고 선형 보간을 통해 GPS 수집 딜레이 구간의 위치 좌표 값을

생성한다.

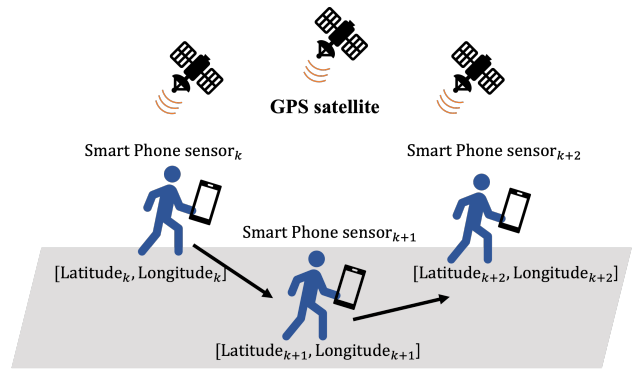
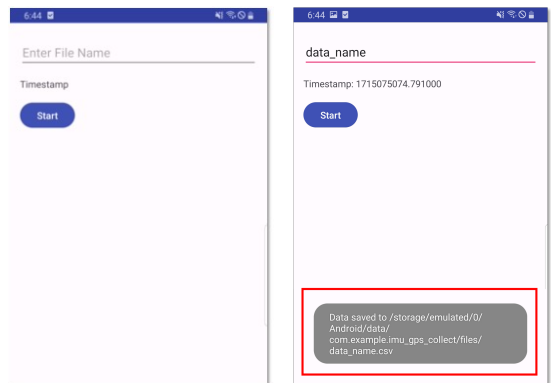


그림 1. 스마트폰을 이용한 PDR 데이터 수집 방법



(가) 데이터 수집 app 화면

(나) 데이터 수집 종료 화면

그림 2. PDR 데이터 수집을 위한 app 화면

III. 딥러닝 기반 PDR 보행자 위치 추정 알고리즘

본 논문에서는 스마트폰 다중 센서를 이용한 딥러닝 기반 PDR 위치 추정 기법을 제안한다. 보행자의 움직임에 따라 변하는 다중 센서 신호의 특징을 추출하고 신호 변화 패턴에 따른 효과적인 학습을 위해 CNN (convolutional neural network) 모델을 적용한다. 따라서 수집된 다중 센서 값은 $[1 \times 9]$ 크기의 행렬 형태로 학습 모델에 입력된다.

표 1. CNN 모델 파라미터

파라미터 종류	설정 값
Optimizer	Adam
Loss function	Mean absolute error
Learning rate	0.001
Number of dense layer	4
Activation function	ReLU×4, sigmoid×3, linear
Batch size	128
Traning epoch	3000

PDR 모델 학습에 사용된 CNN 모델은 4개의 1D convolution 레이어와 4개의 dense 레이어로 구성되며, 설정한 파라미터는 표 1과 같다. 입력 데이터의 특징을 효과적으로 추출하기 위해 convolution 레이어마다 1D Maxpooling 방법을 사용한다. 또한, 과적합 방지를 위하여 dense 레이어에 dropout을 추가한다. Learning rate는 스케줄러를 사용하여 epoch 10 동안 loss 값이 줄어들지 않을 경우마다 값을 작게 조정한다. GPS 좌표는 학습 전에 거리 변화량 Δl 과 각도 변화량 $\Delta\phi$ 으로 계산되며, 생성한 모델을 통한 예측 label 결과로 사용된다[4,5]. 이후 예측된 label 값은 다음과 같이 2차원 좌표로 표현할 수 있다.

$$x_k = x_{k-1} + |\Delta l_k| \times \cos(\Delta\phi_k) \quad (1)$$

$$y_k = y_{k-1} + |\Delta l_k| \times \sin(\Delta\phi_k) \quad (2)$$

따라서, 위 수식을 통해 보행자의 초기 위치를 [0, 0]으로 두고 추정된 이동 거리와 각도 변화량에 따라 위치를 2차원 격자 좌표로 업데이트할 수 있다.

III. 보행자의 위치 추정 실험 및 성능 분석

딤러닝 기반 보행자의 위치 추정 실험을 위해 한양대학교 및 성동구 일대에서 운동장, 농구장, 지상 주차장 등 약 15 곳의 넓고 평평한 환경을 중심으로 여러 동선을 통해 데이터를 수집했다. 최종적으로 수집 데이터는 전처리 과정을 거친 후 학습 및 테스트에 사용되며, 데이터 구성은 표 2와 같다. 본 실험은 약 100 m 농구장 트랙과 약 850 m 경로 A(한양대-왕십리역)에서 테스트를 진행하였으며, 그림 3은 2차원 격자 좌표로 표현된 동선 추정 결과를 나타낸다. 또한, 표 3은 제안하는 딤러닝 기반 PDR 위치 추정 기법과 기존 PDR 기법의 평균 RMSE (root-mean-squared-error) 측위 성능을 분석한 결과이다.

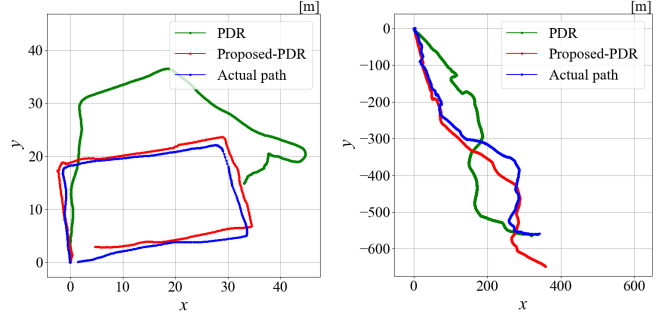
실험 결과, 제안하는 PDR 기법은 농구장 환경에서 RMSE 2.09 m, 경로 A 환경에서 RMSE 26.84 m이며, 기존 PDR 기법은 농구장 환경에서 RMSE 2.85 m, 경로 A 환경에서 RMSE 170.62 m인 것을 확인했다. 따라서 기존 PDR 기법 대비 제안하는 딤러닝 기반 PDR 기법은 센서 신호의 외부 환경의 영향을 포함하여 학습할 수 있기 때문에 측위 성능이 더 좋은 것을 확인할 수 있다. 또한, 그림 3과 같이 기존 PDR 기법은 시간이 지날수록 누적된 각도 오차가 증가하여 초기에 비해 이후에 추정된 동선이 부정확한 것에 비해 딤러닝 기반 PDR 기법은 실제 동선 패턴을 정확히 추정하는 것을 확인할 수 있다. 이는 딤러닝 기반 PDR 측위 기법은 외부 환경에 의한 다중 센서 신호의 변화 추이를 학습할 수 있기 때문에 기존 기법 대비 정밀한 위치 추정이 가능함을 의미한다.

표 2. 학습 및 테스트 데이터 구성

	학습 데이터	테스트 데이터	
		경로 A	농구장
전처리 전	1,378,515	90,197	6,887
전처리 후	275,703	18,013	1,438

표 3. 측위 기법에 따른 보행자 위치 추정 기술 성능

RMSE	Proposed-PDR			기존 PDR 기법		
	각도	거리	좌표	각도	거리	좌표
농구장	55.52°	0.08 m	2.09 m	173.61°	0.06 m	2.85 m
경로 A	72.52°	0.38 m	26.84 m	280.41°	0.18 m	170.62 m



(가) 농구장 (나) 경로 A
그림 3. 딤러닝 기반 보행자의 위치 추정 실험 결과

IV. 결론

본 논문에서는 스마트폰 다중 센서 신호를 이용한 딤러닝 기반 보행자 위치 추정 기법을 제안하고, 실험을 통해 기존 PDR 기법과 테스트 성능 결과를 분석하였다. 딤러닝 기반 측위 모델 생성을 위해 수집된 GPS 위치 신호 기반으로 계산된 이동 거리와 각도 변화량을 label로 사용하였다. 실제 환경에서 단말 3대를 사용하여 스마트폰 다중 센서 신호와 GPS 위치 신호를 수집하고, CNN 기반 딤러닝 모델을 통해 학습하였다. 두 곳의 환경에서 측위 실험을 통해 기존 PDR 기법과 성능을 비교 분석한 결과, 제안하는 PDR 위치 추정 기법은 기존 PDR 기법 대비 측위 성능이 향상되었다. 이는 보행자의 움직임에 따른 다중 센서 신호의 변화 추이를 학습함으로써 기존 PDR 기법의 시간에 따른 다중 신호 누적 오차 및 센서 드리프트 문제를 보완할 수 있음을 의미한다. 따라서 실험 결과를 통해 GPS 및 무선 신호가 차단된 환경에서 스마트폰 다중 센서와 GPS 위치 신호를 결합한 딤러닝 기반 보행자의 위치 추정 방법을 통해 정밀한 측위 기술 구현이 가능함을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임. (No. 2018-0-01659, 5G NR 기반 지능형 오픈 스몰셀 기술 개발)

참고 문헌

- [1] F. Zafari, A. Gkelias and K. K. Leung, "A survey of indoor localization systems and technologies," *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. 21, no. 3, pp. 2568-2599
- [2] K. Sabanci, E. Yigit, D. Ustun, A. Toktas and M. F. Aslan, "WiFi based indoor localization: application and comparison of machine learning algorithms," in *Proc. IEEE DIPED.*, no. 18274277, pp. 246-251, Nov. 201.
- [3] H. Zhao, et al., "Pedestrian dead reckoning using pocket-worn smartphone," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 91063-91073, Jul. 2019.
- [4] Y. Zein, M. Darwiche, O. Mokhiamar, "GPS tracking system for autonomous vehicel," *Alex. Eng. J.* vol. 57, pp. 3127-3137, Dec. 2018.
- [5] Vincenty solutions of geodesics on the ellipsoid, [online] Available: <http://www.movable-type.co.uk/scripts/latlong-vincenty.html>.