

BLE fingerprinting 을 활용한 DRSS-DNN 기반 실내 위치 추정에 관한 연구

공연정, 권예은, 진형준, 강주호, 김민희, 권재욱*, 김민석**
충남대학교, *와이파이브, **충남대학교

202550597@o.cnu.ac.kr, yeeuncnu27@o.cnu.ac.kr, wlsdudwns28@o.cnu.ac.kr,
ang3495@o.cnu.ac.kr, oliviathree@o.cnu.ac.kr, ck1015@wifive.co.kr, kms4105@cnu.ac.kr**

A Study on Indoor Localization Using BLE Fingerprinting Based on DRSS-DNN

Gong Yeon Jeong, Kwon Ye Eun, Jin Hyoungh Joon, Kang Ju Ho, Kim Min Hee, Gwon Jae
Wook*, Kim Min Seuk**
Chungnam National Univ., *WiFive Co., Ltd., **Chungnam National Univ.

요 약

본 논문에서는 DRSS (Differential Received Signal Strength)를 딥러닝에 적용한 실내 위치 추정 기법을 제안한다. 무선 통신 표준 BLE (Bluetooth Low Energy)의 신호 세기인 RSSI 를 fingerprinting 하여 실내 위치 추정이 가능한 상황이다. 하지만 신호 불안정성과 장애물로 인한 multi-path 문제로 인해 정확한 위치 추정 성능을 얻기 힘들다. 따라서 본 논문에서는 다방향 BLE beacon 을 활용하여, 딥러닝의 전처리 과정에서 수신기의 안테나 간 RSSI 의 차이인 DRSS 를 입력으로 활용하는 기법을 제안한다. 이를 통해 DRSS를 활용한 MLP (Multi-Layer Perceptron)의 입력 차원 확장이 BLE 기반 실내 위치 추정의 정확도 향상에 효과적이며 실용적이라는 것을 입증하였다.

I. 서 론

실내 위치 추정은 스마트 빌딩, 물류 자동화, 자율 주행 등 다양한 분야에서 필요한 기술로서 주목받고 있으며, 특히 GPS 신호가 도달하지 않는 실내 환경에서는 그 중요성이 대두되고 있다. 이를 위해 BLE (Bluetooth Low Energy)의 신호 세기인 RSSI (Received Signal Strength Indicator)를 기반으로 한 fingerprinting 방식은 구현이 간단하고 저비용이라는 장점을 가지므로 위치 추정 분야에서 활발히 연구되고 있다 [1].

해당 방식은 다수의 수신기가 송신기로부터 수신한 신호의 RSSI 값들을 특정 위치별로 fingerprinting 하고, 딥러닝을 활용해 2 차원 또는 3 차원 공간상의 좌표값이 매핑 될 수 있도록 학습한다. 이후 새로운 RSSI 값들을 입력으로 받아들었을 경우, 학습된 모델이 해당 위치의 좌표값을 예측하는 구조이다. 실제로 많은 딥러닝 기법 (Deep Neural Network, DNN; Convolutional Neural Network, CNN [2]; Recurrent Neural Network, RNN [3] 등)이 BLE-RSSI 기반 실내 위치 추정에 적용되었으나, RSSI 데이터 자체의 환경 변화에 대한 민감성과 다중경로 (multi-path) 및 비가시경로 (NLoS, Non-Line of Sight) 환경에서의 신호 왜곡 문제로 인해 위치 추정 정확도는 실내 기준 2~3 m 이상의 오차를 보이는 경우가 많다 [4].

이러한 문제를 해결하고자 우리는 다방향 BLE beacon [5]의 안테나 간 RSSI 차이인 DRSS (Differential RSS)를 입력으로 사용하는 전처리 기법을 도입한다. DRSS 는 RSSI 의 절대값 대신 수신 안테나 간 RSSI 의

상대적 차이를 사용함으로써, 환경 잡음 및 간섭에 대한 민감도를 줄여 보다 안정적인 특성 표현이 가능하다. 따라서 본 논문에서는 BLE-RSSI 에 대해 DRSS 를 추출하여 전처리를 수행한 뒤 해당 데이터를 딥러닝 모델의 입력으로 추가하여 학습함으로써, 실내 위치 추정의 정확도와 일관성을 향상시키는 방법을 제안한다.

II. 본 론

가. DRSS 의 원리

본 논문에서 사용한 DRSS 는 하나의 다방향 BLE beacon 의 두 안테나에서 수신한 RSSI 간 차이를 기반으로 하며, 수신 전력 p_{rx} 및 전송 이득 g_{tx} 을 통해 DRSS δ_{ij} 를 아래와 같이 정의한다 [6].

$$\delta_{ij} = p_{rx,j} - p_{rx,i} \approx g_{tx}(\tilde{\theta}_j) - g_{tx}(\tilde{\theta}_i) \quad \cdots (1)$$

이를 제안 모델에 추가적인 입력 특성으로 활용하면, 왜곡 가능성이 존재하는 단일 RSSI 값에 대한 의존도를 낮출 수 있으며, 위치 추정의 정밀도가 향상될 수 있다.

그림 1 은 BLE 4 번 beacon 의 DRSS 분포를 시각화한 것으로, 측정 지점 변화에 따른 DRSS 의 공간적 분포 양상을 보여준다. 이는 곧 DRSS 가 위치 변화에 대해 높은 민감도를 가지고 있음과 동시에 공간적 정보를 내포하는 신호임을 나타내며, 딥러닝의 입력 특성으로 적합함을 시사한다.

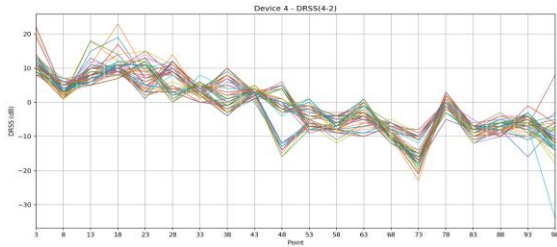


그림 1. BLE 4 번 beacon 의 DRSS 분포도

나. 데이터 구성

본 논문에서는 BLE 를 활용한 실내 위치 추정기의 정확도 향상을 위해 고차원 입력 구조를 설계하고, 이를 DNN 모델에 학습시키는 구조를 제안한다. 실내 테스트의 경우 총 100 개의 포인트에서 실제 좌표와 더불어 포인트마다 4 개의 안테나가 장착된 8 대의 BLE beacon 으로부터 RSSI 데이터를 수집하였다. 이로써 RSSI 32 차원 (8×4)과 각 장비의 안테나 쌍 (4-2, 3-1)에서 계산한 DRSS 16 차원을 추가하여 총 48 차원의 입력 벡터를 구성하였다.

다. 딥러닝 구조

제안하는 딥러닝 구조는 다음과 같다. 해당 모델은 총 2 개의 은닉층으로 구성되어 있으며, 각 은닉층은 384 개의 뉴런과 선형 변환 (Linear Transformation), GELU (Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수, 그리고 과적합 방지 및 안정적인 특징 학습을 위한 Dropout 을 순차적으로 적용한 하나의 블록 형태로 설계하였다. 이렇게 구성된 두 개의 블록을 통해 입력 특징을 심층적으로 학습한 후, 최종 출력층에서 2 차원 (x, y) 좌표를 회귀 (Regression) 방식으로 예측한다. 모델 학습에는 AdamW 옵티마이저를 사용하였고, 손실 함수로는 SmoothL1 loss 를 적용하였다.

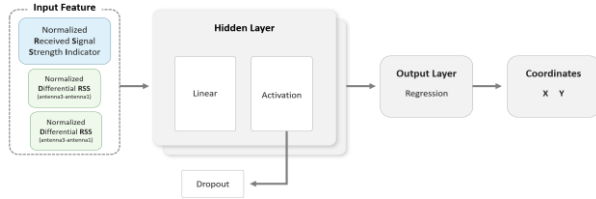


그림 2. 제안하는 딥러닝 구조

III. 실험결과

학습된 모델은 총 14 개의 테스트 포인트에서 위치를 예측하며, 성능 평가는 예측 좌표와 실제 좌표 간 유클리드 거리 (Euclidean distance) 기반으로 수행되었다. 실내 환경에서의 실제 좌표는 cm 급 위치 추정 오차를 보이는 Ultra-WideBand (UWB) anchor 들과 tag 를 활용하였으며, 실제 좌표를 기준으로 전체 평균 오차, 중앙값 오차, 최대 오차를 산출하여 모델의 정밀도와 일관성을 확인하였다.

표 1 은 DRSS 적용 후 모든 평가 지표에서 성능이 향상되었음을 수치로 보여준다. 특히 평균 오차는 1.62 m 에서 1.43 m 로 약 11 % 개선되었고, 최대 오차 또한 4.83 m 에서 3.72 m 로 약 22 % 감소하여 안정성이 크게 향상되었다.

표 1. DRSS 적용 여부에 따른 성능 평가 결과

평가 항목	RSSI (m)	DRSS (m)
Mean Error	1.62	1.43 (- 0.19)
Median Error	1.58	1.35 (- 0.23)
Max Error	4.83	3.72 (- 1.11)

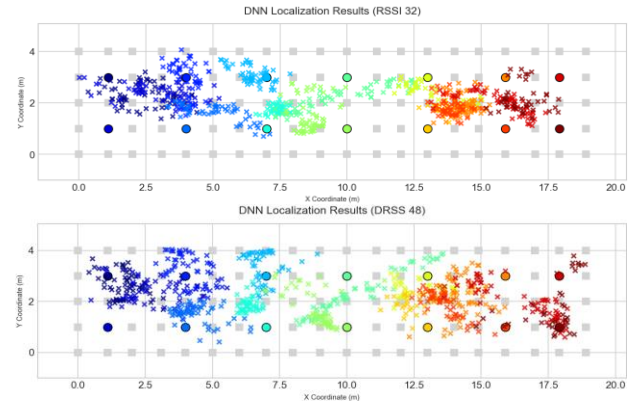


그림 3. DRSS 적용 전(상)과 적용 후(하)

그림 3 은 DRSS 적용 여부에 따른 위치 추정 결과를 비교한 것으로, DRSS 를 적용한 경우 예측된 위치가 실제 테스트 지점 주변에 더 밀집된 양상을 보인다. 이는 DRSS 가 위치 추정의 정확도를 향상시키는 데 기여함을 나타낸다.

IV. 결론

본 논문은 안테나 간 RSSI 차를 활용한 딥러닝 기반의 실내 위치 추정 실험을 통해, DRSS 가 단일 RSSI 대비 정확도 향상에 유의미한 영향이 있음을 실증적으로 규명하였다. 본 연구는 다양한 측정 지점 및 환경에서 수집한 RSSI 와 DRSS 데이터를 통합하여 학습에 활용함으로써, 제안한 모델이 환경 변화에 대한 일반화 성능을 확보할 수 있음을 실험을 통해 입증하였다. 또한 기존 RSSI fingerprinting 기법의 상용화 한계를 극복할 수 있는 대안으로서 BLE 를 활용한 실내 위치 추정 기술의 성능 향상과 상용화 가능성 제고에 기여한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 충남대학교 학술연구비에 의해 지원되었음.

참 고 문 헌

- [1] R. Safwat, E. Shaaban, S. M. Al-Tabbakh, and K. Emara, "Fingerprint-based indoor positioning system using BLE: real deployment study," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, pp. vol. 12, no. 1, pp. 523-532, 2023.
- [2] R. S. Sinha and S.-H. Hwang, "Comparison of CNN Applications for RSSI-Based Fingerprint Indoor Localization," *Electronics*, 2019.
- [3] M. T. Hoang *et al.*, "Recurrent Neural Networks for Accurate RSSI Indoor Localization," *IEEE Internet of Things Journal*, p. 10639-10651, 2019.
- [4] L. Polak *et al.*, "Received Signal Strength Fingerprinting-Based Indoor Location Estimation Employing Machine Learning," *Sensors*, p. 4605, 2021.
- [5] 성태경, "실내위치 측정시스템 및 측정방법". 대한민국 특허권 2616631, 18 12 2023.
- [6] P. Park *et al.*, "Multidirectional Differential RSS Technique for Indoor Vehicle Navigation," *IEEE Internet of Things Journal*, p. 241-253, 2023