THE JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE. 2024 December; 35(12), 985～989.

http://dx.doi.org/10.5515/KJKIEES.2024.35.12.985
ISSN 1226-3133 (Print) · ISSN 2288-226X (Online)

UWB 활용 DNN 기반 차량용 키 측위 알고리즘

DNN-Based Car Key Localization Algorithm with UWB

박수아 · 박현우 · 차경주 · 오영균* · 김선우

Suah Park · Hyunwoo Park · Kyeong-Ju Cha · Youngkyun Oh* · Sunwoo Kim

요 약

최근 다양한 실내 위치 기반의 서비스 수요가 증가함에 따라 무선 통신 기반 측위 연구가 활발히 진행 중이다. 하지만, 이 기술은 장치 간의 LOS(line of sight) 경로를 차단하는 장애물에 의하여 성능이 저하되는 문제가 있다. 본 논문에서는 UWB(ultra-wideband) 기반 차량용 측위 서비스의 성능을 향상시키기 위하여 딥러닝을 사용하는 알고리즘을 제안한다. 차량 환경을 모사한 환경에서 실험을 진행하여 수집된 UWB 신호 세기 및 거리를 DNN(deep neural network) 기반 딥러닝 학습을 통해 모델을 구축하고, 기존 알고리즘과 성능을 비교 분석한다. 통신 경로 내 장애물이 존재하는 환경의 시나리오에서 실험을 진행한 결과, 기존 알고리즘 대비 딥러닝 기반 알고리즘은 향상된 측위 성능을 보여준다. 이를 통하여 위치별 신호 패턴의 특징을 중심으로 학습하는 딥러닝을 적용하여 기존 기법 대비 측위 정확도 향상이 가능함을 확인했다.

Abstract

Recently, wireless communication-based localization has been extensively studied due to the increasing demand for various indoor location-based services. However, this technology experiences performance degradation due to obstacles that block the line-of-sight (LOS) path between devices. This study introduces a machine learning algorithm designed to enhance the performance of ultra-wideband (UWB)-based vehicle key localization services. Through experiments conducted in simulated vehicle environments using the collected UWB signal strengths, a deep neural network (DNN)-based deep learning model was developed, and its performance was evaluated against existing algorithms. In scenarios with obstacles in the communication path, the machine-learning-based algorithm demonstrated superior estimation accuracy compared to conventional algorithms. Thus, it was confirmed that machine learning, which focuses on recognizing the features of location-specific signal patterns, can significantly improve localization accuracy over traditional methods.

Key words: UWB, DNN, Localization, Deep Learning, Fingerprinting

Ⅰ. 서 론

최근 고정밀 측위 서비스 제공을 위하여 스마트폰, 차량용 키 등에 UWB(ultra-wideband) 칩을 탑재하여 출시되고 있다[1]. UWB 기술은 IEEE 802.15.4a 표준에서 정의되었으며 기존 무선 통신 기술 대비 500 MHz 이상의 큰 대역폭을 사용한다. 국내에서는 4.2～4.8 GHz와 6.0～10.2 GHz 대역이 할당되었으며 주로 9번 채널(약 7.737～8.236

「이 성과는 2024년 산업통상자원부 “소재부품기술개발사업(과제번호 20026352)” 연구비 지원으로 수행되었습니다.」

한양대학교 융합전자공학과(Department of Electronic Engineering, Hanyang University)

*위너콤(주) (Winnercom)

· Manuscript received November 26, 2024 ; Revised November 27, 2024 ; Accepted December 10, 2024. (ID No. 20241126-130)

· Corresponding Author: Sunwoo Kim (e-mail: remero@hanyang.ac.kr)

ⓒ Copyright The Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science. This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

GHz)를 사용한다[2]. 초반에는 Wi-Fi, Bluetooth 등의 경쟁 기술에 밀려 각광받지 못 하였지만, 근거리 무선 기기 간의 짧은 시간 펄스를 사용하여 정확도 높은 통신이 가능하고 기기 간 거리 측정이 가능하다는 장점으로 인하여 재조명받고 있다.

UWB 기반 ToF(time of flight) 측정 방식은 TWR(two-way ranging) 방법을 사용하여 기기 간의 거리를 계산하고 이를 바탕으로 위치를 추정한다[3],[4]. 그러나 NLOS (non-line of sight) 환경에서는 물리적 장애물로 인하여 신호가 간섭을 받아 측정 오차가 발생하는 문제가 여전히 존재한다. 이로 인해 건물 외벽, 철제 구조물 뒤에 있는 기기 간의 거리 측정 시 부정확한 값을 얻는다. 이를 해결하기 위하여 칼만 필터 기반 NLOS 보정 알고리즘 등이 연구되고 있지만[5]. 이 기법은 처리해야하는 데이터양이 많고 계산량이 높다는 단점이 있다.

본 논문에서는 기존 TWR 기반 측위 기법의 문제를 해결하기 위해 딥러닝 기법을 적용하여 차량용 키 측위 성능을 향상시키고자 한다. 딥러닝 모델은 신호 데이터에서 복잡한 패턴을 학습하여 NLOS 조건에서 발생하는 오차를 보정할 수 있다[6]. 이를 통해 복잡한 실내 환경 내 차량용 키 측위 성능을 개선하고, NLOS 조건에서도 낮은 계산 복잡도와 높은 정확도를 제공하는 측위 알고리즘을 개발한다. 또한, CAN(controller area network) 통신 기반 실험을 진행하여 제안하는 알고리즘의 성능을 RMSE(root mean squared error) 지표를 통해 비교 분석함으로써 적합성을 검토한다.

Ⅱ. DNN 기반 차량용 키 측위 알고리즘

2-1 데이터 수집 및 전처리

본 논문에서 제안하는 DNN 기반 차량용 키 측위 알고리즘은 그림 1과 같다. 이는 딥러닝 학습을 위해 가정된 차량 환경 내에서 UWB 앵커와 UWB 차량용 키를 활용하여 데이터를 수집하고, 이를 DNN에 입력하여 위치를 추정하는 과정을 나타낸다. CAN line 통신을 통해 차량용 키 위치에 따라 UWB 앵커로부터 수신된 신호의 RSSI (received signal strength indicator) 값인 max path power, first path power, 평균 수신 power 및 ToF를 측정한다. 훈

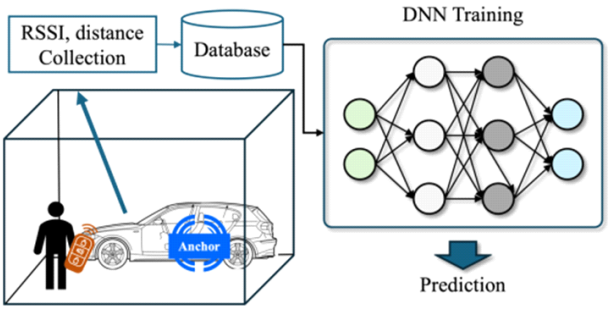


그림 1. DNN 기반 차량용 키 측위 알고리즘 구조
Fig. 1. Structure of DNN-based car key localization algorithms.

련용 데이터는 61개의 RP(reference point)에서 각각 100회씩 수집한다. 테스트용 데이터는 차량용 키를 소지한 사용자가 특정 동선을 따라 움직이며 수집한다. 테스트 데이터는 1초에 1~2회 주기로 측정된다. RP 및 테스트 동선은 그림 2와 같다.

측정한 ToF는 TWR 방식에 의해 앵커와 차량용 키 간의 거리를 계산한다. TWR은 한번의 신호 송수신으로 거리를 계산하는 SS-TWR(single-sided two-way ranging) 방법과 단말 간 두 번의 신호 송수신을 통해 거리를 측정하는 DS-TWR(double-sided two-way ranging) 방법이 있다. 본 논문에서는 수신기의 응답 지연 시간도 고려한 DS-TWR 방식으로 거리를 측정한다. DS-TWR 거리 측정

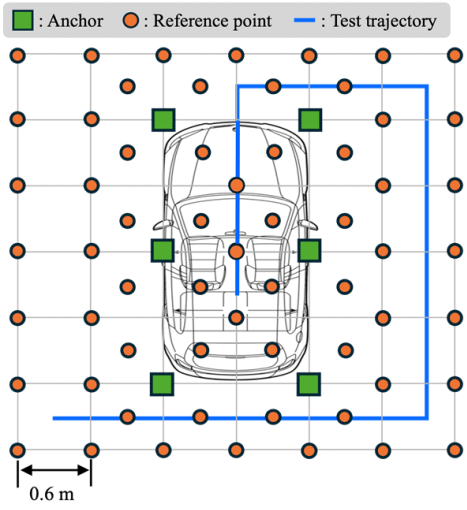


그림 2. 학습을 위한 데이터 수집 환경 예시
Fig. 2. Example of data collection enviornment for training.

모델은 식 (1)과 같다[1].

$$\text{Distance} = c \times \frac{t_2 - t_1 - t_{\text{reply}}}{2} \quad (1)$$

여기서, t_1은 앵커가 차량용 키로 신호를 송신한 시작 시간, t_2는 앵커가 메시지를 수신 받은 시간, t_{reply}는 차량용 키가 신호를 수신 받은 후 응답 신호를 보내는 시간을 나타낸다. 송수신기 간 통신이 종료되면 계산된 거리 값은 RSSI, 위치 좌표 값과 함께 데이터베이스에 *.csv 형식으로 저장된다.

2-2 DNN 기반 모델 학습

차량용 키 위치에 다른 다중 센서 신호의 패턴을 효과적으로 학습하기 위해 DNN(deep neural network) 모델을 적용한다. DNN은 입력층, 여러개의 은닉층, 그리고 출력층으로 구성된 다층 신경망으로 활성함수를 통해 비선형화 계산을 거쳐 복잡한 패턴을 학습할 수 있다. CNN (convolutional neural network) 이나 RNN(recuurent neural network)은 각각 이미지 처리나 시계열 데이터 분석에 적합하지만, 본 연구의 경우 다중 센서에서 수집된 데이터가 특정 공간의 신호 패턴을 학습하는 것이므로 상대적으로 계산이 간단한 DNN 모델을 사용한다.

DNN 모델 학습은 Python의 Tensorflow 라이브러리를 사용하여 진행한다. 학습에 사용된 DNN 모델은 4개의 dense 레이어로 구성되며, 설정한 파라미터는 표 1과 같다. 저장된 신호 정보는 [1×24] 크기의 행렬 형태로 구축한 학습 모델에 입력된다. 최적의 성능을 가진 모델을 생성하기 위해 learning rate는 스케쥴러를 사용하여 epoch 10 동안 값이 줄어들지 않을 경우마다 값을 작게 조정한다. 또한, epoch마다 학습이 완료되면 성능을 검증하는 체크포인트를 거쳐 가장 정확도가 높은 epoch의 모델을 최종적으로 저장한다.

표 1. DNN 모델 파라미터
Table 1. Parameter setting of DNN model.

Item	Value
Optimizer	Adam
Loss function	Mean square error
Number of dense layer	4
Activation function	Sigmoid×3, linear
Batch size	32
Training epoch	4,000

Ⅲ. 차량용 키 측위 실험 및 성능 분석

딥러닝 기반 차량용 키 측위 실험을 위해 13 m^2 크기의 실내에서 3 m^2 크기의 차량 환경을 가정하여 실험을 진행한다. 그림 3과 같이 차량 환경 내 6개의 앵커를 설치하고 1개의 UWB 태그를 차량용 키로 사용한다. 측정을 위한 신호로는 중심 주파수 7.4 GHz의 UWB 신호를 사용하며, 200 Hz의 샘플링 주기로 수신된 신호를 측정한다. 환경에 따른 측위 성능을 검증하기 위해, 장애물이 없는 LOS(line of sight) 환경 시나리오 예시는 그림 3, 장애물이 존재하는 NLOS 환경의 시나리오 예시는 그림 4와 같다. 그림 4는 차량용 키와 앵커 간의 경로에 사람들이 서있거나 앉아있는 상황으로, 사람과 가구 등의 장애물에 의해 직접적인 시야가 차단된 NLOS 환경을 구성한다. 제안하는 알고리즘의 측위 성능 평가는 참고문헌 [4]와 같이 칼만 필터 기반 오차 보정 방법을 적용한 삼변 측량 기법의 성능과 비교한다.

실험 결과, 차량용 키 측위 알고리즘으로 추정된 위치와 실제 위치에 대한 RMSE 오차 성능은 표 2와 같다. 삼변 측량 기법은 LOS 환경에서 0.27 m, NLOS 환경에서 0.3 m, 제안하는 알고리즘은 LOS 환경에서 0.13 m, NLOS

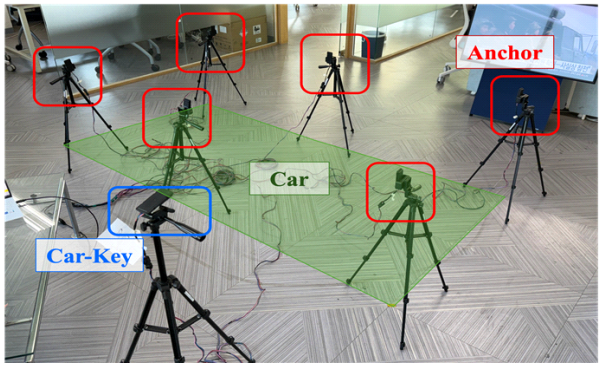


그림 3. LOS 실험 환경 시나리오 예시
Fig. 3. Example of an LOS environment experimental scenario.

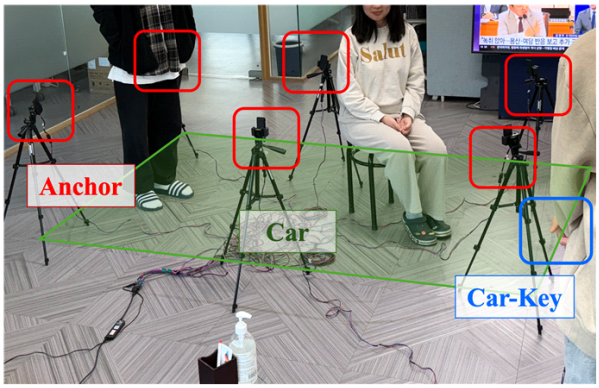


그림 4. NLOS 실험 환경 시나리오 예시
Fig. 4. Example of an NLOS environment experimental scenario.

표 2. 측위 기법에 따른 RMSE 오차 성능 결과
Table 2. RMSE performance of localization experiments.

Algorithm / Scenario	Trilateration (unit: m)	Proposed (unit: m)
LOS	0.26	0.13
NLOS	0.30	0.25

환경에서 0.25 m의 RMSE 오차를 확인하였다. 제안하는 알고리즘이 위치에 따른 복잡한 신호 패턴을 학습하여 위치를 추정하기에 기존 기법 대비 측위 성능이 더 좋은 것을 확인하였다. 따라서, 본 실험 결과는 딥러닝 기법이 신호의 변동성, 잡음, 신호 감쇠 등을 분석할 수 있어 복잡한 실내 환경에 강인함을 의미한다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 복잡한 실내 환경에서 고정밀 측위 기술을 실현시키기 위해 DNN 기반 차량용 키 측위 알고리즘을 제안한다. 성능 검증을 위하여 실내 환경 내 차량 환경을 가정하여 실험을 진행하였다. 실험 결과, 기존 측위 기법 대비 오차 정확도가 LOS 환경에서 0.13 m, NLOS 환경에서 0.05 m 향상된 것을 확인하였다. 기존 측위 기법과 다르게 딥러닝은 환경에 따른 신호 패턴을 분석하여 학습할 수 있어 복잡한 실내 환경 내 고정밀 측위 기술 구현이 가능함을 확인하였다. 하지만, 본 연구는 차량 환경을 가정하여 진행하였기 때문에 실제 차량 환경에서의 성능 검증이 필요하다. 향후 연구에서는 다양한 실내 조건과 차량 구조물 환경을 반영하여 측위 모델을 개발할 예정이다.

References

[1] B. J. Jang, "Principles and trends of UWB positioning technology," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 33, no. 1, pp. 1-11, Jan. 2022.

[2] V. Brunacci, A. de Angelis, G. Costante, and P. Carbone, "Development and analysis of a UWB relative localization system," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 72, p. 8505713, Aug. 2023.

[3] B. Herbruggen, D. van Leemput, J. van Landschoot, and E. de Poorter, "Real-time anchor node selection for two-way-ranging(TWR) ultra-wideband(UWB) indoor positioning systems," *IEEE Sensors Letters*, vol. 8, no. 3, p. 6002404, Mar. 2024.

[4] M. Kolakowski, V. Djaja-Josko, "TDOA-TWR based positioning algorithm for UWB localization system," in *Proceedings of the 2016 21st International Conference on Microwave, Radar and Wireless Communications*, Krakow, May 2016, pp. 1-4.

[5] X. Yang, J. Wang, D. Song, B. Feng, and H. Ye, "A novel NLOS error compensation method based IMU for UWB indoor positioning system," *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 9, pp. 11203-11212, May 2021.

[6] H. Wymeersch, S. Marano, W. M. Gifford, and M. Z. Win, "A machine learning approach to ranging error mitigation for UWB localization," *IEEE Transactions on Communication*, vol. 60, no. 6, pp. 1719-1728, Jun. 2012.

박 수 아 [한양대학교/석사과정]

https://orcid.org/0009-0008-9814-7380

2023년 2월: 경기대학교 전자공학과 학사
2023년 3월~현재: 한양대학교 융합전자공학과 석사과정
[주 관심분야] 5G/6G, Wireless Communi-Cation, Wireless Positioning System, AI

박 현 우 [한양대학교/석·박사통합과정]

https://orcid.org/0000-0002-9095-4283

2020년 2월: 한양대학교 융합전자공학부 학사
2020년 3월~현재: 한양대학교 융합전자공학과 석·박사통합과정
[주 관심분야] 5G/6G, Wireless Communi-Cation, Wireless Positioning System, ISAC, AI

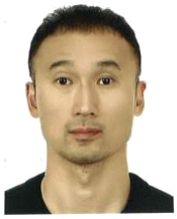
차 경 주 [한양대학교/석사과정]

https://orcid.org/0009-0003-5954-642X

2024년 2월: 고려대학교 전자·기계융합공학과 (공학사)
2024년 3월~현재: 한양대학교 융합전자공학과 석사과정
[주 관심분야] 5G/6G, Wireless Communi-Cation, Wireless Positioning System, ISAC, AI

오 영 균 [위너콤/팀장]

https://orcid.org/0000-0002-0525-8006



2001년 2월: 광운대학교 전파공학과 학사
2003년 2월: 광운대학교 전파공학과 석사
2004년 10월: KMW 주임 연구원
2011년 3월: 파트론 선임 연구원
2024년~현재:위너콤 회로설계 팀장
[주 관심분야] 안테나 및 수동회로 설계, 안테나 해석

김 선 우 [한양대학교/교수]

https://orcid.org/0000-0002-7055-6587

1999년 2월 : 한양대학교 전파공학과 학사
2002년: 미국 University of California, Santan Barbara, 전기컴퓨터공학 석사
2005년: 미국 University of California, Santan Barbara, 전기컴퓨터공학 박사
2005년~현재: 한양대학교 융합전자공학부 교수
[주 관심분야] 5G/6G, Wireless Positioning System, GNSS, ISAC, AI