

BLE 비콘과 기계학습을 활용한 실내 측위 시스템

Indoor Positioning System Using BLE beacon and Machine Learning

임정현

정보통신공학과
아주대학교 정보통신대학원
(16499) 경기도 수원시 영통구
월드컵로 206, 대한민국
wjdguszoqt@ajou.ac.kr

CHEN HAICHUAN

AI 융합네트워크학과
아주대학교 일반대학원
경기도 수원시 영통구 월드컵로
206, 대한민국
c123156919@ajou.ac.kr

노병희*

AI 융합네트워크학과
아주대학교 일반대학원
경기도 수원시 영통구 월드컵로
206, 대한민국
bhroh@ajou.ac.kr

요약

실내 측위 시스템은 다양한 기술을 활용하여 연구되고 있다. 하지만 활용되는 기술에 따라 측정되는 위치정보의 오차가 매우 크거나 전력 소모 등의 문제로 서비스 제공이 원활히 이루어지지 못하고 있다. 본 논문에서는 실내 측위에 활용 가능한 저전력 기술인 Bluetooth Low Energy beacon 을 활용한 기존의 실내 측위 시스템에서 오차를 줄이기 위해 XGBoost 라이브러리의 XGBRegressor 모델을 사용한 기계학습 활용을 제안하고, 이를 구현하여 성능 분석한 결과를 제시한다.

키워드: 실내 측위 시스템, 기계학습, BLE(Bluetooth Low Energy) Beacon

1. 서론

Wi-Fi, BLE(Bluetooth Low Energy), UWB(Ultra-wideband), Zigbee 기술들은 GPS 를 사용하지 못하는 실내에서 활용 가능 한 실내 측위 기술들로 인식되고 있으며, 꾸준히 연구되고 있다. 그러나 LOS(Line of Sight)의 보장이 되지 않고, 많은 전자기기가 설치되어 전파 간섭이 빈번하게 일어나는 실내환경에서 이동하는 사람이나 사물의 정확한 위치를 추적하는 것은 쉽지 않다. 기존에도 BLE 비콘을 활용하여 실내 측위를 하는 시스템에 대한 연구들[1]이 있었으나, 특정 알고리즘 한 가지로 위치정보의 오차 범위를 줄이는 데에는 한계가 있다. 이에 따라 최근에는 실내 측위 시스템에 기계학습을 접목하는 연구가 등장하고 있다.[2]

본 논문에서는 BLE 비콘에서 발생하는 신호에서 RSSI(Received Signal Strength Indicator) 값을 측정하기 위해 3 개의 비콘 스캐너를 활용한다. 측정된 신호의 잡음을 줄이기 위해 칼만 필터를 사용하였으며 비콘으로부터 스캐너까지의 거리를 계산하여 이를 기반으로 삼각측량 방법을 사용해 위치정보를 추적하였다. 또한, 실제 비콘의 위치 데이터를 기반으로 학습하여 위치정보의 오차를 줄여 나가는 모델을 구현하여 실험을 진행하였다.

2. 관련연구

2.1. 거리 측정

BLE 비콘을 활용해서 위치정보를 추적할 때 가장 중요한 지표는 RSSI 값이다. 주로 송신기와 수신기 사이의 거리 측정 목적으로 사용되며 수식은 다음과 같다.

$$RSSI = -10n \log_{10}(d) + \alpha \quad (1)$$

$$d = 10^{\frac{\alpha - RSSI}{10n}} \quad (2)$$

식 (1)에서 n 은 경로 손실 지수이다. 벽이나 장애물의 여부에 따라 2, 3, 4의 값으로 설정하고, 장애물이 없는 환경에서는 2로 가정한다. 식 (2)에서 α 값은 Txpower이다. 거리가 1m일 때의 RSSI 값으로 비콘의 송출 세기 설정에 따라 값이 달라진다.

2.2. 칼만 필터

칼만 필터는 주기적으로 입력되는 측정 데이터에서 추정 값을 생성하는 알고리즘이다. 연산 부하가 적은 필터링 기법 중 하나로 특히 노이즈가 존재하는 RSSI 측정과 같은 선형 시스템에서 값을 예측하는 것에 최적화되어 있다 [3].

$$K_t = \dot{P}_t (\dot{P}_t + R)^{-1} \quad (3)$$

$$P_t = P_{t-1} + Q \quad (4)$$

식 (3)에서 K_t 는 칼만 이득(Kalman gain)을 나타낸다. 필터링 과정에서 이전 값과 현재 값에 가중치를 부여해 다음 값을 예측한다. R 은 측정 노이즈이며 식 (4)의 Q 는 시스템 노이즈를 뜻하는데 필터링 과정에서 R 에 비해서 Q 를 높게 설정할 경우 편차가 큰 RSSI 값의 특성이 그대로 반영되어 오차 범위를 줄이기 힘들고, 낮게 설정할 경우 최초에 측정한 RSSI 값의 오차가 큰 경우 단시간에 쉽게 수정되지 않는다. 따라서 Q 와 R 의 적절한 비율을 찾는 것이 전처리 단계에서 RSSI 값의 오차를 줄이는 핵심이다.

2.3. 삼각측량 기법

삼각측량 기법은 BLE 비콘을 활용한 실내 측위에서 가장 많이 쓰이는 기법이다. 3 개의 지점에서 비콘 스캐너가 설치되어 있을 때 각 스캐너에서 비콘까지의 거리 r_1, r_2, r_3 을 반지름으로 하는 3 개의 원의 방정식을 구하고 교점을 지나는 방정식의 해를 구하는 것으로 실제 비콘의 위치를 추적한다. 하지만, 삼각측량 기법은 각도의 변화에 따라 결괏값이 크게 달라지는데[4] 3 개의 지점을 연결한 삼각망은 정삼각형에 가까울수록 더 정확하게 측정하고 있고 삼각형의 내각이 25 도보다 작거나 130 도보다 크면 측정 결과의 신뢰성이 떨어진다.

3. 실험방법

3.1. 데이터셋

본 연구에서는 고정된 비콘의 RSSI 측정에 대해서는 3 개의 좌표에서 각각 3 개의 스캐너에 100 개씩 총 900 개의 RSSI 값을 수집하고 움직이는 비콘에 대해서는 3 개의 스캐너에서 100 개씩 총 300 개의 RSSI 값을 수집하였다. 이후 기계학습 과정에서는 비콘의 실제 좌표 값 (x, y) 를 100 개 입력하였고 학습과정에서는 전파 간섭이 많은 실내환경을 고려하여 이론값과 실제 값의 보정

비율을 0.8:0.2 로 설정하였다.

3.2. 실험환경

실내 측위를 위한 실험 환경은 아주대학교 팔달관 식당에 구성한다. 라즈베리파이에 USB 형 비콘 스캐너를 동시 사용하여 3 세트를 구성하고 최대한 정삼각형에 가깝게 배치하였다. 스캐너의 좌표는 미터 단위를 사용하여 각각 Scanner1(2.4, 4.2), Scanner2(0.0, 0.0), Scanner3(4.8, 0.0)으로 설정하였다. Z 축 좌표 값은 비콘과 모든 스캐너를 모두 같은 높이의 책상에 배치하는 것으로 통일하였다.



그림 1. RSSI 측정 실험 환경

4. 실험결과

본 실험은 최초에 고정된 좌표 값 (3.9, 1.5), (2.5, 1.5), (1.1, 1.5)에 대해서 스캐닝을 실시하여 3 개의 스캐너에서 모두 100 개 이상의 RSSI 값이 수집되면 수집을 중단하고 다음 좌표 값에서 다시 스캐닝을 실시하였다. 이러한 과정을 총 3 번 실시하고 수집된 RSSI 값에 대해 칼만 필터에 의한 필터링을 실시하였고 이때의 측정 노이즈 R 은 0.001, 시스템 노이즈 Q 는 0.01 로 설정하여 원시 데이터 수집에 있어 RSSI 초깃값의 오차가 클 경우 최초 학습의 성능이 저하되는 것을 방지하고자 하였다. 이후에는 필터링 된 RSSI 값을 변수 KF 에 저장하고 거리 측정 수식을 사용하여 비콘과 스캐너 사이의 거리 DS 를 연산하였다. 이러한 과정으로 3 개의 스캐너에서 수집된 DS1, DS2, DS3 을 통해 삼각측량 기법을 수행하고 수집된 좌표 값에 대해

XGBoost 라이브러리의 XGBRegressor 모델을 사용해 실제 비콘의 좌표 100 개에 대해 기계학습하고 기존 위치정보에서 오차를 보정하였다. 실험 결과는 다음과 같다.

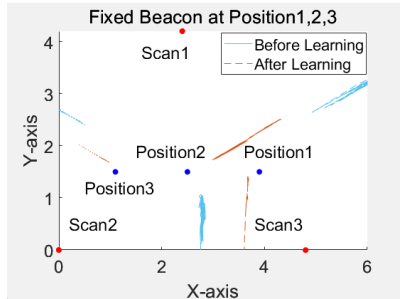


그림 2. 고정된 비콘에 대한 위치정보 보정 결과

두 번째로 이동하는 비콘에 대해서 실험을 실시하였다. Position1 에서 3 까지 0.7 m 단위로 5 개의 좌표를 선정한 뒤 10 초 이동 후 10 초 정지하는 방식으로 총 80 초 간 이동하는 비콘에 대해서 실험을 실시하였다. 전체 이동 간 각 스캐너에서 100 개씩 RSSI 값을 수집하였고 훈련 데이터로는 기존에 선정한 5 개의 좌표 값을 사용했다.

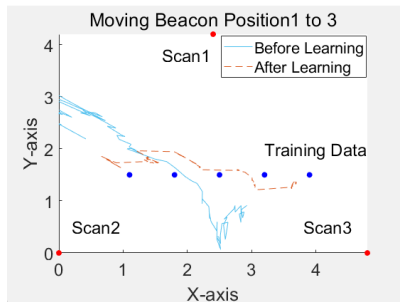


그림 3. 이동하는 비콘에 대한 위치정보 보정 결과

세 번째로 첫 번째 실험에서 실제 측정값을 보정했던 모델과 두 번째 실험에서의 모델을 모두 더해서 두 번째 실험에서 사용한 이동하는 비콘에 대한 측정값을 보정했다. 보정 비율은 앞선 실험과 마찬가지로 0.8:0.2 로 실시하였으며 실험 결과는 다음과 같다.

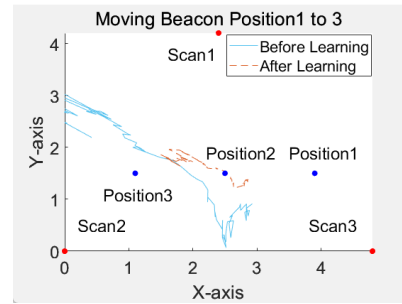


그림 4. 앞선 두 학습모델을 모두 사용한 보정 결과

그림 4 의 결과를 통해 x , y 좌표 값 모두 각각 3 m 이상의 범위로 크게 발생한 오차 범위가 실제 위치정보에 가깝게 줄어든 형태를 보인다.

마지막으로 훈련 데이터와 실제 데이터가 다른 경우, 즉 학습되지 않은 위치에 대해 실험을 실시하였다. 실험은 기존 두 번째 실험에서 사용한 100 개의 데이터 중 Position1 에서 2 까지의 50 개 데이터를 훈련 데이터로 사용하고, Position2 에서 3 까지의 50 개 데이터를 실험 데이터로 사용하였다. 실험 결과는 다음과 같다.

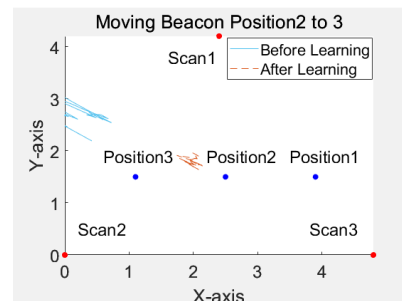


그림 5. 학습되지 않은 구간에서의 보정 결과

그림 5 의 결과를 통해 x 좌표의 범위는 실제 실험 과정과 동일하게 Position2 에서 3 사이로 보정되고, y 좌표 또한 실제 위치정보에 가깝게 보정됨을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 XGBoost 라이브러리의 XGBRegressor 모델을 사용한 기계학습 활용으로 위치정보의 오차를 줄이는 방법을 제안하였다.

기존에 연구되어왔던 필터링 기법이나 알고리즘을 활용한 개선방안에 비해 기계학습을 통한 위치정보의 오차 보정은 적은 데이터 셋으로도 큰 오차의 수정이 가능하고 실내 위치 추적에 매우 효과적으로 대응할 수 있음을 보였다. 또한, 기계학습을 통해 RSSI 값의 스캔 과정에서 스캐너 간의 상호 보정이 가능하다면 추가적인 성능 향상을 기대할 수 있어 연구를 진행할 계획이다.

Acknowledgement

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2023-2018-0-01431)

참 고 문 헌

- [1] 임수종, 성민관, 윤상석“BLE 기반 비콘을 이용한 실내 환경에서의 사용자 위치추정”, 대한임베디드공학회 논문지, 제 16 권 제 5 호, pp.195-200, 2021. 10.
- [2] Koutris, A.; Siozos, T.; Kopsinis, Y.; Pikrakis, A.; Merk, T.; Mahlig, M.; Papaharalabos, S.; Karlsson, P. Deep Learning-Based Indoor Localization Using Multi-View BLE Signal. *Sensors* 2022, 22, 2759
- [3] 김우찬, 이청길, 박호영“위치 측정을 위한 비콘의 RSSI 안정화”, 한국컴퓨터정보학회 동계학술대회 논문지, 제 27 권 제 1 호, pp.13-14, 2019. 1.
- [4] 이재인, 정민수, 이재복, 정홍석, 김선우 “BLE 를 이용한 AOA 기반 삼각측량 실내 측위 테스트베드 구성 및 실험”, 2022 년도 한국통신학회 학술대회논문집, Vol.2022 No.11, pp.510-511, 2022. 11.