

XGBoost 기반 거리 보정과 Kalman 계열 필터 융합을 통한 UWB 고정밀 실내 위치 추정 성능 향상 기법

백 수 진*

High-Precision Indoor UWB Positioning using XGBoost-based Distance Correction and Kalman Filter Fusion

SuJin Baek*

이 논문은 한신대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음

요 약

초광대역(UWB) 기반 실내 위치 추정은 NLOS(Non-Line-of-Sight) 및 다중경로 환경으로 인한 측정 오차 때문에 정확도가 떨어지는 한계가 있다. 최근 연구들은 머신러닝과 필터링 기법을 주로 단독으로 적용해 오차를 보정하려 했으나, 복잡한 실내 환경 변화에 대한 대응력과 위치 추정의 안정성 면에서 제약이 있었다. 이에 본 연구에서는 XGBoost(eXtreme Gradient Boosting) 기반 거리 보정과 칼만 필터 계열을 융합하여 문제를 해결하고자 하였으며, 실제 데이터를 활용해 다양한 필터의 성능을 비교 분석하였다. 실험 결과, 칼만 필터 융합 방식이 단독 XGBoost보다 위치 추정 정확도가 뛰어났으며, 특히 UKF(Unscented Kalman Filter)가 평균 거리 오차 약 28.4cm로 가장 우수한 성능을 나타냈다. 본 연구는 머신러닝과 동적 필터링의 융합이 실내 UWB 위치 추정의 정확도 향상에 효과적임을 입증하였다.

Abstract

Indoor positioning using Ultra-Wideband (UWB) suffers from reduced accuracy due to measurement errors caused by NLOS and multipath effects. Recent studies have applied machine learning and filtering techniques separately to correct these errors but face challenges in adapting to complex indoor environments and maintaining stable position estimates. This study addresses these issues by combining XGBoost-based distance correction with Kalman filter variants and compares their performance using real data. Results show that the Kalman filter fusion outperforms standalone XGBoost, with the Unscented Kalman Filter (UKF) achieving the best accuracy—an average error of about 28.4 cm. This research confirms that fusing machine learning and dynamic filtering effectively enhances indoor UWB positioning accuracy.

Keywords

UWB, distance correction, indoor positioning, XGBoost algorithm, Kalman Filter

* 한신대학교 AI시스템반도체학과 교수
- ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-0901-9780>

· Received: Jul. 24, 2025, Revised: Aug. 11, 2025, Accepted: Aug. 14, 2025
· Corresponding Author: SuJin Baek
College of AI-SW AI System Semiconductor Major, Hanshin University,
Osan-si, Gyeonggi-do, Korea
Tel.: +82-31-379-0655, Email: croso79@hs.ac.kr

1. 서 론

초광대역(UWB, Ultra-Wideband) 기술은 넓은 주파수 대역폭을 활용하여 센티미터 수준의 높은 정밀도를 제공함으로써 실내외 위치 추정 분야에서 광범위하게 활용될 잠재력을 가지고 있다. GPS(Global Positioning System) 신호가 미약하거나 도달하기 어려운 실내 환경에서는 UWB 기술이 특히 유망한 대안으로 주목받고 있다[1][2]. 그러나 UWB 시스템은 벽, 가구, 인체 등 다양한 환경 요인으로 인해 발생하는 비가시선(NLOS, Non-Line-of-Sight) 오차와 다중경로(Multipath) 간섭과 같은 문제에 직면하며, 이는 위치 추정 정확도를 저하시키는 주요 원인이 된다[3]. 이러한 문제점들은 UWB 기반의 고정밀 실내 위치 추정 시스템이 실생활에 적용되는 데 있어 극복해야 할 중요한 과제로 남아있다.

기존 UWB 위치 추정 방식은 주로 삼변측량(Trilateration)이나 최우추정(Maximum likelihood estimation)과 같은 기하학적 또는 통계적 방법에 의존하고 있으며[4], 위치 추정의 안정성을 확보하기 위해 칼만 필터(Kalman Filter) 계열의 기법들이 널리 적용되어 왔다. 특히, 확장 칼만 필터(EKF)와 언센티드 칼만 필터(UKF)는 시스템 모델과 측정 모델 간의 비선형성을 반영할 수 있어 UWB 기반 위치 추정에 활용되어 왔다[5][6]. EKF와 UKF의 위치 추정 성능을 비교한 결과, UKF가 비선형성 대응에 유리함을 보였으나 초기 오차나 환경의 영향을 여전히 받는다는 한계가 있었다[7]. 또한, IMU(Inertial Measurement Unit)와의 융합을 통해 필터 수렴성을 향상시키려는 연구도 진행하여, 초기 상태 추정 오차나 측정 잡음에 민감한 EKF의 한계를 보완하기 위한 시도가 이루어지고 있으나 UWB의 측정 잡음이 시간 또는 공간적으로 가변적인 경우, 고정된 공분산 가정을 사용하는 필터는 성능 저하를 겪게 되었다[8][9]. 이를 해결하기 위한 연구로 NLOS 환경에서 오차 통계를 반영해 필터 가중치를 조정하거나 잡음 공분산을 실시간으로 업데이트하는 기법도 제안되었다[10].

한편, 최근에는 기계학습(Machine learning)을 활용한 NLOS 식별 및 거리 보정 기술이 각광받고 있

다[11]. 특히, 지도 학습 기반 분류기나 회귀 모델은 수집된 데이터의 패턴을 학습하여 고정된 수학 모델보다 유연하게 비선형 오차를 처리할 수 있다[12]. 특히, 강력한 회귀 분석 성능을 가진 XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)와 같은 앙상블 학습 모델은 UWB 거리 측정값의 복잡한 비선형 오차 특성을 학습하고 보정하는 데 효과적인 것으로 알려져 있다[13][14]. 이 분야에 대한 기존 문헌은 제한적이며, 특히 복잡한 환경에서의 성능과 관련하여 연구가 부족하다.

본 논문에서는 UWB 기반 실내 위치 추정 시스템의 정밀도와 안정성을 동시에 향상시키기 위한 새로운 융합 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 크게 두 가지 단계로 구성된다. 첫째, XGBoost 모델을 활용하여 UWB 앵커(Anker)로부터 측정된 거리 및 RSSI(Received Signal Strength Indication) 데이터의 비선형적 오차를 학습하고 보정하여 정확한 초기 위치를 추정한다. 이 과정에서 XGBoost의 뛰어난 예측 능력을 통해 NLOS 및 다중경로 환경에서 발생하는 측정 오차를 최소화하고, 초기 위치 추정의 신뢰도를 높인다. 둘째, XGBoost에 의해 보정된 초기 위치 추정 결과를 언센티드 칼만 필터(UKF, Unscented Kalman Filter), 확장 칼만 필터(EKF, Extended Kalman Filter), 그리고 선형 칼만 필터(LKF, Linear Kalman Filter)와 같은 칼만 계열 필터에 융합하여 실시간으로 변화하는 객체의 동적 특성을 반영하고 위치 추정의 안정성과 정밀도를 극대화한다. 칼만 필터는 시스템의 동적 모델과 측정 모델을 기반으로 불확실성을 최소화하며 최적의 상태를 추정하는 강력한 도구로, 특히 UKF와 EKF는 비선형 시스템에 대한 처리 능력을 통해 UWB 신호의 비선형적 특성과 동적 모델의 불확실성을 효과적으로 다룰 수 있다. LKF는 선형 가정 하에 성능을 비교하기 위한 기준으로 사용된다.

본 연구는 XGBoost의 데이터 기반 오차 보정 능력과 칼만 필터의 동적 모델링 및 잡음 제거 능력을 결합함으로써, 기존 UWB 위치 추정 시스템의 한계를 극복하고 실내 환경에서 훨씬 더 강건하고 정확한 위치 추정 성능을 달성하는 것을 목표로 한다. 제안하는 방법론의 유효성을 검증하기 위해 실제 UWB 데이터를 기반으로 실험을 수행하고, 각

필터링 기법의 성능을 비교 분석하여 최적의 융합 전략을 제시한다.

II. 관련 연구

2.1 UWB 거리 측정 및 오차 보정 기법

UWB 기술은 정밀한 시간 지연 측정 능력과 복잡한 반사 환경에서도 안정적인 신호 처리 특성을 바탕으로 실내 위치 추정에 적합한 기술로 평가받고 있다. 특히 넓은 주파수 대역폭을 활용하여 짧은 시간 간격의 신호를 정밀하게 측정할 수 있어, GPS 신호가 수신되지 않는 실내 환경에서도 효과적인 거리 추정이 가능하다. 그러나, 실제 실내 환경에서는 벽, 사람, 가구 등의 장애물로 인해 비가시선(NLOS) 조건이 빈번하게 발생하며, 이는 거리 측정에 오차를 유발한다. 이러한 오차를 줄이기 위해 다양한 거리 보정 기법이 제안되어 왔으며, 통계 기반 기법부터 최근에는 LSTM(Long Short-Term Memory) 등의 기계학습을 활용한 비선형 회귀 모델까지 연구가 확대되고 있다[15]. 특히, 실내 환경에서 UWB 채널에서 발생하는 다양한 NLOS 상태를 여러 클래스로 식별하여 여러 머신러닝 모델(SVM(Support Vector Machine), KNN(K-Nearest Neighbors), MLP(Multi-Layer Perceptron))와 XGBoost를 비교하여 기존 단일 NLOS 식별 방식 대비 뛰어난 성능 결과에서도 볼 수 있듯이 XGBoost와 같은 gradient boosting 모델은 NLOS 환경에서도 높은 보정 정확도를 보이며, 실내 측위 시스템의 핵심 모듈로 주목받고 있다[11][16]. 하지만, 기존 연구들은 주로 거리 보정 모델의 정밀도에 초점을 맞추었으며, 보정 결과가 실제 위치 추정 성능에 어떤 영향을 미치는지에 대한 정량적인 분석이 부족하다. 또한, 대부분의 연구들은 보정 결과를 단순히 위치 추정 전에 반영하는 수준에 그치며, 동적 필터링과의 통합에 대한 탐색은 제한적이었다. 이에 본 연구는 정적 보정이 아닌, 동적 필터링과의 융합을 통해 XGBoost 기반 거리 보정 모델을 구축하고, 보정 전과 후의 위치 추정 정확도를 MAE(Mean Absolute Error) 및 RMSE(Root Mean Squared Error) 지표를 통해 분석함으로써 거리 보정이 위치 정확도 향상에 어떻게

기여하는지를 명확히 제시한다.

2.2 거리 기반 위치 추정 및 필터링 기법

UWB 기반 거리 데이터를 활용한 위치 추정에서는 삼변측량(Trilateration)이 널리 사용된다. 이 기법은 다수의 앵커와의 거리 정보를 이용해 사용자 위치를 기하학적으로 계산하는 방식이지만, 거리 측정 오차가 존재할 경우, 추정 위치는 실제 위치로부터 크게 벗어날 수 있다[17]. 이를 보완하기 위해 다양한 상태 추정 기법들이 연구되어 왔다[18]. 칼만 필터(Kalman Filter)는 시간적 연속성을 가진 데이터에 대해 상태 추정을 수행하며, 잡음 모델을 고려하여 위치 오차를 줄이는 데 효과적이다[19]. 시스템의 선형성을 가정하는 기본 칼만 필터 외에도, 확장 칼만 필터(EKF)는 선형화 기반 추정, 비선형 칼만 필터(UKF)는 확률 분포 기반의 비선형 추정을 수행하며, 다양한 환경에서 활용되고 있다[20]. 최근에는 비선형 필터의 정밀도를 개선하기 위해 CKF(Cubature Kalman Filter) 및 이를 기반으로 한 적응형 필터들이 제안되고 있으며, IRACKF(Improved Robust Adaptive Cubature Kalman Filter)는 UWB 실내 환경에서 위치 오차를 효과적으로 줄이는 성능을 보였다[21]. 그러나 기존 연구는 대부분 센서 노이즈나 움직임 모델을 기반으로 필터링 성능을 평가하는 데 집중하고 있으며, 보정된 거리 데이터를 활용한 위치 필터링 성능 분석은 부족하다[22]. 또한, 여러 필터 기법 간의 성능 비교 및 정량적 분석도 체계적으로 다루어진 바가 적다.

본 연구는 기계학습 기반 거리 보정과 칼만 필터 계열의 상태 추정을 통합한 하이브리드 위치 추정 프레임워크를 제안한다. 우선, XGBoost 기반의 거리 보정 모델을 활용하여 UWB 측정 거리의 비선형 오차를 효과적으로 보정하고, 이후 보정된 거리 데이터를 기반으로 EKF, UKF, LKF 등 다양한 필터링 기법을 적용하여 위치를 추정한다. 이를 통해 각 필터별 위치 추정 성능을 MAE, RMSE, 오차 분포 등의 정량적 지표를 통해 비교 분석하고, 실내 UWB 환경에서의 최적 필터 선택 기준을 제시한다. 본 연구는 기존 연구에서 충분히 다루어지지 않았던 거리 보정과 필터링의 통합적 접근 방식을 제안

함으로써, 기존 기법들의 성능적 한계를 보완하고 실내 위치 추정 정확도 향상을 도모하고자 한다.

III. XGBoost와 칼만 계열 필터 융합을 통한 UWB 실내 위치 추정 연구

본 연구는 UWB 고정밀 위치 추정을 위해 오차 분석을 기반으로 XGBoost 알고리즘을 활용한 NLOS/LOS 분류 및 거리 보정 모델을 설계하고 동적 필터링과의 융합을 위해 이 모델의 예측 결과를 다양한 칼만 필터(UKF, EKF, LKF)와 결합하여 성능을 비교 분석하는 최적의 고정밀 위치 추정 시스템을 제안한다. 제안하는 전체 프로세스는 그림 1과 같이 총 3단계로 구성된다.

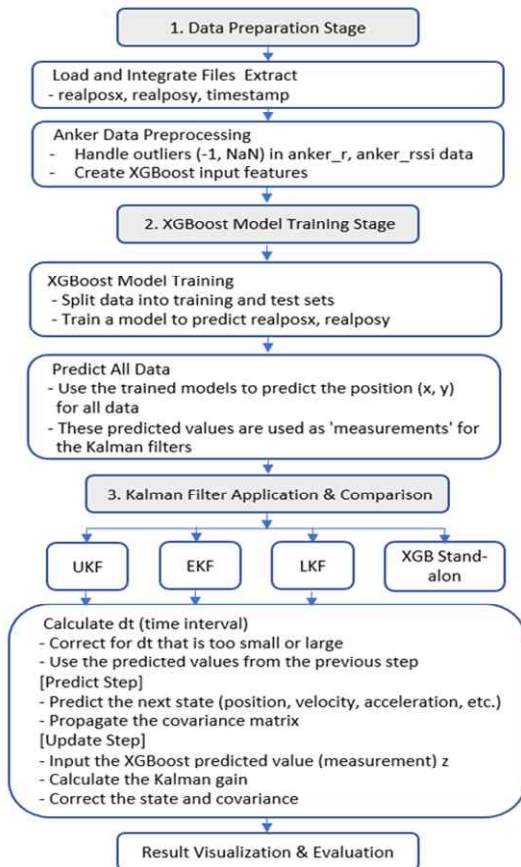


그림 1. 그림 1. XGBoost & KF 위치 추정 시스템의 프로세스 흐름도

Fig. 1. Process flowchart of the XGBoost & KF localization system

3.1 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서는 물류 센터 측정한 17개의 Anker 거리(r), RSSI(Received Signal Strength Indication) 데이터와 실제 위치(realposx, realposy) 정보를 이용하여 분석하였다. 저장된 파일명을 통해 타임스탬프(timestamp), 실제 X좌표(realposx), 실제 Y좌표(realposy) 정보를 추출하여 데이터프레임을 구성하였다. XGBoost 모델 학습을 위하여 전처리 과정에서 모델 학습 전, 앵커 데이터의 결측치(NaN) 및 이상치(-1)를 해당 컬럼의 평균값으로 대체하여 데이터 품질을 개선하였고, 유효 앵커를 선택하였다. 이후 특성 생성은 XGBoost 모델의 입력 특성으로 유효한 각 앵커의 거리와 RSSI 값을 사용하며, 출력은 실제 위치의 X와 Y좌표로 하였다.

3.2 XGBoost 모델 학습 및 예측

전처리된 데이터를 기반으로 XGBoost 회귀 모델을 학습하고, 이를 통해 초기 위치를 예측하도록 하였다. XGBoost는 Boosting 앙상블 학습 방법론 중 하나로 여러 개의 결정 트리를 순차적으로 학습하여 이전 트리의 오차를 보정함으로써 예측 성능을 향상시키는 강력한 알고리즘이다. 회귀 문제에 뛰어난 성능을 보이며, 특히 비선형적인 관계를 잘 모델링할 수 있다. 따라서, 전체 데이터는 학습 세트와 테스트 세트로 분할되어 모델 구축, 모델 저장 후 테스트 세트에 대한 예측을 수행하였다. 학습이 완료되면, XGBoost 모델은 전체 데이터에 대한 위치 예측값(predicted_x_xgb, predicted_y_xgb)를 생성하고, 이 예측값들은 칼만 필터의 측정값으로 활용하였다. XGBoost 모델의 예측 성능을 극대화하고 과적합을 방지하기 위해 트리의 개수 1000, 학습률 0.05, 트리의 최대깊이 6, 데이터 샘플링 비율을 0.7로 하이퍼파라미터를 설정 및 최적화하였다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{1}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

모델의 예측 성능을 객관적으로 평가하기 위해 위의 수식과 같이 평균 절대 오차(MAE), 평균 제곱근 오차(RMSE), 결정 계수(R^2_score) 지표들을 사용하였다.

3.3 칼만 필터 적용

제안된 위치 추정 기법은 XGBoost 기반 회귀 모델로부터 출력된 보정 거리값(z)을 측정값으로 활용하여, UKF, EKF, LKF의 세 가지 칼만 필터 계열 알고리즘을 적용함으로써 시간에 따른 위치 변화를 추정하였다. 각 필터는 공통적으로 예측(predict) 단계와 보정(update) 단계로 구성되며, 예측 단계에서는 이전 상태와 움직임 모델을 바탕으로 현재 상태를 예측하고, 보정 단계에서는 측정값(z)과 예측값 간의 오차를 기반으로 상태를 보정한다. 특히, 보정 단계에서 사용되는 측정값은 XGBoost 회귀 모델을 통해 산출된 거리 보정값으로, 이는 필터의 측정 정확도를 향상시키는 것을 목표로 한다.

언센티드 칼만 필터(UKF)는 시그마 포인트를 이용해 비선형 변환 시 평균과 공분산을 정확히 추정하여 선형화 오차를 최소화한다. 본 연구에서는 상태 변수(x_k)를 위치, 속도, 가속도를 포함하는 6차원 벡터로 정의하고, 측정 변수(z_k)로는 XGBoost 모델이 보정한 2차원 위치값을 사용하였다. 측정 보정 단계에서 실제 측정값은 XGBoost 보정 거리를 반영하고, v_k^{corr} 는 XGBoost 모델이 위치 오차를 보정한 이후 남아 있는 잔여 측정 잡음으로 정의된다. 또한, 측정 잡음 공분산 행렬 R_{corr} 은 XGBoost 예측 오차(RMSE)를 기반으로 재설정하였다. 이에 따라 측정 보정은 다음과 같이 수행된다.

$$z_k = h(x_k) + v_k^{corr}, v_k^{corr} \sim N(0, R_{corr}) \quad (4)$$

여기서 $h(x_k)$ 는 상태 벡터에서 위치 성분(x, y)만을

추출하는 함수이다. 이렇게 보정된 측정값은 시그마 포인트 기반의 예측 결과와 비교되어, 상태 추정의 보정 단계에 활용된다.

확장 칼만 필터(EKF)는 비선형 상태 및 측정 함수를 1차 테일러 전개하여 자코비안(Jacobian) 행렬을 통해 선형화하는 방식으로 동작한다. 본 연구에서는 UKF와 동일한 상태 변수 및 측정 변수를 사용하고, 상태 전이 함수로는 등가속도 운동 모델을 적용하였다. 측정 보정 단계에서는 XGBoost 기반 보정 거리를 측정값으로 사용하며, 잡음 공분산 행렬 R_{corr} 은 XGBoost 회귀 예측 오차의 분산을 반영하여 설정한다. 사용한 등가속도 운동 모델의 특성상 자코비안은 상수 행렬로 계산되며, 수식은 UKF의 (4)와 동일하지만 필터 내부 처리 방식은 선형화 여부에서 차이를 보인다. 식 (4)에서의 $h(x_k)$ 는 상태 변수 x_k 로부터 계산되는 비선형 측정 함수이며, 이를 자코비안 행렬을 통해 선형화하여 보정 단계에 적용한다. EKF는 이러한 선형화 기반 보정을 통해, 비선형 시스템에서도 보정된 거리 정보를 효과적으로 반영하여 상태 추정의 정확도를 향상시킬 수 있다.

선형 칼만 필터(LKF)는 선형 시스템에 최적화된 상태 추정 기법으로, 본 연구에서는 가속도 항을 제외한 4차원 등속도(Constant velocity) 모델을 적용하였다. 측정 변수는 XGBoost 회귀 모델을 통해 보정된 2차원 위치값이며, 측정 행렬 H 는 위치 관측에 대응하는 상수 행렬로 설정된다. 본 연구의 측정 보정 과정에서는 다음과 같이 보정된 측정값과 잡음 공분산을 활용한다.

$$z_k = Hx_k + v_k^{corr} \quad (5)$$

이와 같은 방식으로 LKF는 보정된 거리 정보를 관측값에 반영하여 상태를 보정하며, 그 결과 측정 잡음의 영향을 효과적으로 완화할 수 있다.

본 연구에서는 칼만 필터 각 계열의 측정 보정 단계에서 XGBoost 회귀 모델을 통해 보정된 거리값을 활용하고, 이에 따라 측정 잡음 공분산 행렬을 XGBoost 예측 오차에 기반해 재설정하였다. 이러한 접근은 필터 내부의 측정값 정확도를 높여, 비선형

환경에서도 보다 신뢰성 있는 위치 추정 결과를 제공한다.

IV. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 제안하는 XGBoost 기반 위치 예측 모델과 다양한 칼만 필터(UKF, EKF, LKF)를 적용했을 때의 실내 위치 추정 성능을 평가하고 비교 분석한다. 실험은 약 75m × 25m 크기의 실내 물류 센터에서 진행되었으며, 선반과 박스 등의 장애물이 위치한 NLOS 환경에서 데이터를 수집하였다. 데이터 수집을 위해 17개의 앵커와 1개의 태그로 구성된 UWB 시스템을 사용하였으며, AoD 기술 기반으로 태그의 위치 데이터를 측정하였다. 성능평가는 평균 절대 오차(MAE), 평균 제곱근 오차(RMSE), 평균 거리 오차(Mean Distance Error)의 세 가지 지표를 통해 측정하였으며, 그 결과는 표 1에 제시하였다. 또한, 다양한 시각화 자료를 통해 제안 시스템의 성능을 정성적으로 분석하였다.

먼저, 학습된 XGBoost 모델은 전체 데이터셋에 대해 X 및 Y 좌표를 예측하였다. 그림 2는 XGBoost가 산출한 위치 예측값과 실제 위치값 간의 관계를 시각적으로 나타낸 것이다. 이 예측값들은 이후 칼만 필터의 측정값으로 활용되어 최종 위치 추정의 정확도 향상에 기여한다.

그림 2는 XGBoost 모델이 앵커 데이터로부터 실내 위치를 예측하는 기본적인 역량을 보유하고 있음을 시사한다. 예측된 점들이 대체로 실제 위치값

의 경향성을 충실히 반영하고 있어, 모델이 입력 데이터와 위치 간의 상관관계를 일정 수준 학습했음을 확인할 수 있다. 그러나 모든 점이 이상적인 대각선 상에 정확히 일치하지 않고 분산되어 있는 양상은, XGBoost 모델 단독으로는 여전히 상당한 예측 오차가 존재함을 의미한다. 특히 측정 데이터 내 노이즈 및 환경적 요인에 따른 변동성이 예측 정밀도를 제한하는 주요 원인으로 작용하는 것으로 판단된다.

따라서 본 연구에서는 이러한 한계를 보완하고자 칼만 필터와 같은 후속 필터링 기법을 적용하여, 예측 결과의 정확도와 안정성을 보다 향상시키고자 한다.

이와 관련하여, 표 1에서는 각 방법별 위치 예측 성능을 종합적으로 비교한 결과를 제시한다.

표 1. 위치 추정 정확도 비교(XGBoost 및 필터링 기법별 성능지표)
Table 1. Comparison of position estimation accuracy by method(XGBoost and filtering techniques)

Methodology	X-axis MAE (cm)	Y-axis MAE (cm)	X-axis RMSE (cm)	Y-axis RMSE (cm)	Mean distance error (cm)
XGBoost	23.39	20.68	74.64	46.82	34.77
XGBoost + UKF	18.75	17.23	53.2	37.41	28.41
XGBoost + EKF	122.5	24.08	458.16	77.22	132.18
XGBoost + LKF	19.5	17.26	63.85	37.56	29.15

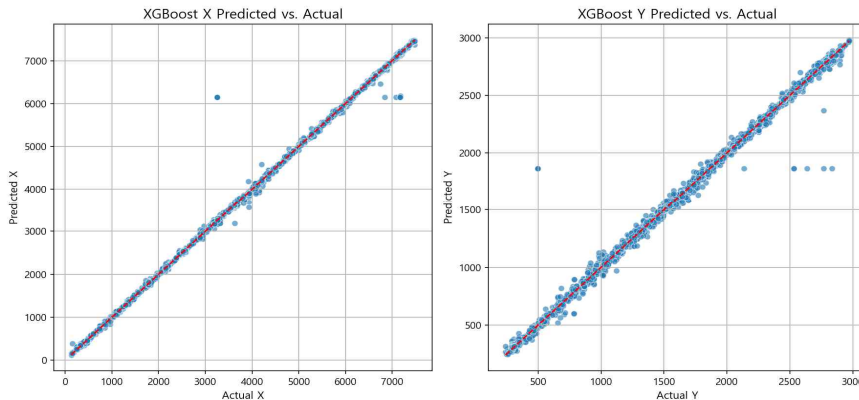


그림 2. XGBoost X, Y 예측 vs. 실제
Fig. 2. XGBoost X, Y predictions vs. actual

먼저, XGBoost 단독 모델도 기본적인 위치 예측은 가능했지만, 여전히 필터링되지 않은 예측값에는 오차가 다소 크게 포함되어 있다. 특히 X축 RMSE가 MAE보다 훨씬 높게 나타난 점은, X축 방향에서 이상치(Outlier)로 인한 큰 오차가 발생했음을 시사한다.

XGBoost + UKF 조합은 모든 평가 지표에서 XGBoost 단독 모델보다 성능이 크게 향상되었다. 특히 평균 거리 오차는 28.41 cm로 가장 낮은 수치를 기록하며, 네 가지 방법 중 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 UKF가 비선형적인 위치 변화를 시그마 포인트를 통해 효과적으로 모델링하면서, 예측의 노이즈를 줄이고 정확도를 향상시켰기 때문으로 해석된다.

반면, XGBoost + EKF 조합은 다른 필터들과 비교해 매우 큰 오차를 나타냈다. 특히 X축 방향의 MAE가 122.5 cm, RMSE가 458.16 cm로 매우 높았다. 이러한 결과는 EKF가 비선형 함수를 단순 선형화(1차 테일러 근사)하면서 발생하는 선형화 오차가 누적되었거나, 시스템의 실제 움직임이 EKF의 선형화 가정을 벗어났기 때문일 가능성이 크다. 이처럼 EKF는 특정 환경에서는 예측이 불안정해질 수 있음을 보여준다.

XGBoost + LKF 조합은 XGBoost 단독 예측보다 성능이 개선되었으며, 평균 거리 오차는 29.15 cm로 UKF 다음으로 낮은 수치를 기록했다. 이는 LKF가 단순한 선형 모델임에도 불구하고 예측값의 노이즈를 효과적으로 필터링했음을 의미한다. 다만, UKF보다 약간 높은 오차가 발생한 것은, 등속도 기반의 선형 모델이 복잡한 비선형 움직임을 완전히 반영

하지 못했기 때문으로 보인다.

그림 3은 XGBoost 단독 모델과 세 가지 칼만 필터(UKF, EKF, LKF)를 결합한 모델들의 X축 및 Y축 오차 분포를 박스플롯으로 시각화한 결과이다. 각 방법의 위치 오차에 대해 중앙값(Median), 사분위 범위(IQR), 이상치(Outlier)를 비교함으로써, 성능의 정밀도와 안정성을 직관적으로 파악할 수 있다.

XGBoost+UKF 모델은 X축과 Y축 모두에서 가장 작은 IQR과 낮은 중앙값을 보여주며, 전반적으로 가장 정밀하고 일관된 위치 추정 성능을 보였다. 반면, XGBoost+EKF 모델은 두 축 모두에서 오차의 분산과 중앙값이 가장 크고, 이상치도 다수 발생해 상대적으로 낮은 정확도와 불안정한 성능을 나타냈다. XGBoost+LKF 모델은 UKF보다는 낮은 성능을 보였지만, EKF보다는 안정적인 결과를 보여 중간 수준의 성능을 나타냈다. 흥미롭게도, XGBoost 단독 모델은 필터링 없이도 EKF 결합 모델보다 더 좁은 오차 분포를 보였으며, 이는 EKF의 도입이 오히려 위치 추정 성능을 저하시켰을 가능성을 시사한다.

이러한 결과는 EKF의 선형화 과정에서 발생하는 근사 오차가 누적되어 위치 추정 성능에 부정적인 영향을 미쳤을 가능성을 시사한다. 반면, UKF는 비선형 시스템에 보다 유연하게 대응할 수 있어, 머신러닝 기반 거리 보정 이후의 위치 추정 단계에서 더욱 효과적인 성능을 발휘한 것으로 해석된다.

이를 바탕으로 본 연구에서는 기존의 거리 보정 또는 위치 추정에만 집중된 방식과는 차별화된 하이브리드 구조를 제안하였다.

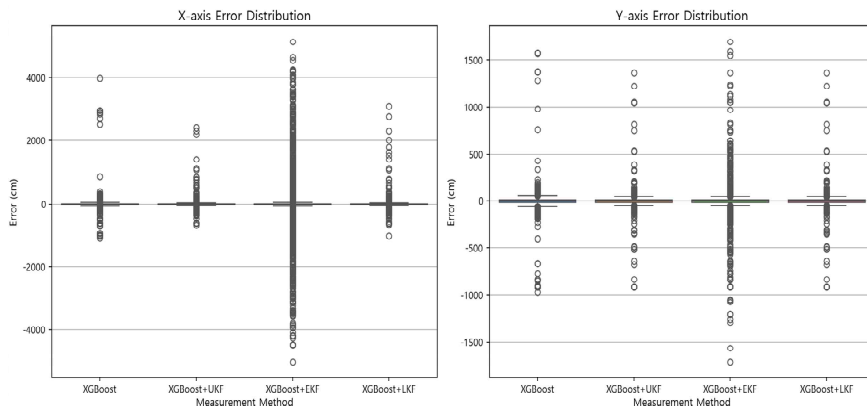


그림 3. XGBoost 단독, 칼만필터(LKF, EKF, UKF)와 오차분포
 Fig. 3. XGBoost alone, Kalman filter(LKF, EKF, UKF) and error distribution

제안된 프레임워크는 머신러닝 기반 거리 보정과 칼만 필터 기반 위치 추정을 유기적으로 결합함으로써, 각각의 단점을 보완하고 전체 위치 추정 과정의 정밀도를 향상시키는 데 기여하였다. 주요 차별점은 아래 표 2에 정리하였으며, 이는 본 프레임워크가 실내 위치 추정 성능을 종합적으로 개선할 수 있음을 보여준다.

V. 결론 및 향후 연구

본 연구는 실내 위치 추정의 정확도와 안정성 향상을 목표로, Anker로부터 수집된 RSSI 및 거리 데이터를 기반으로 한 XGBoost 모델과 다양한 칼만 필터(UKF, EKF, LKF)의 결합 방안을 제안하고 그 성능을 비교 분석하였다.

제안된 방법을 통해 얻은 주요 연구 결과들을 종합하면 다음과 같다. XGBoost 모델을 통한 초기 위치 예측은 실내 환경에서 위치를 추정하는 데 있어 기본적인 유효성을 확인시켜 주었다. 그러나, 이 초기 예측값에는 여전히 측정 노이즈와 환경적 변동성으로 인한 오차가 존재했다. 이러한 한계를 극복하고자 XGBoost 예측값에 세 가지 유형의 칼만 필터(UKF, EKF, LKF)를 적용했을 때, 위치 추정의 정확도와 안정성이 전반적으로 크게 향상되는 것을 관찰할 수 있었다. 특히, UKF는 XGBoost 단독 예측 대비 평균 거리 오차를 가장 현저하게 감소시켰으

며, 이는 비선형적인 위치 변화와 측정 불확실성을 시그마 포인트 기반의 추정 방식으로 효과적으로 다루었음을 알 수 있었다. 반면, EKF는 본 실험 환경에서 특히 X축 방향에서 예상보다 높은 오차를 보이며 성능 저하가 나타났다. 이는 비선형 함수를 선형화하는 EKF의 특성상, 시스템의 실제 비선형성이 EKF의 선형화 가정을 크게 벗어났거나 특정 환경에서 오차 전파를 효과적으로 제어하지 못했기 때문으로 분석된다. 마지막으로, LKF 또한 단순한 선형 모델임에도 불구하고 XGBoost 단독 예측 대비 오차를 크게 줄이며 준수한 성능 향상을 달성했다.

이는 LKF가 복잡한 모델 없이도 노이즈 필터링에 효과적일 수 있음을 시사한다.

결론적으로, 본 연구는 XGBoost와 UKF를 결합하는 방식이 불안정한 실내 환경에서 고정밀 위치 추정을 위한 가장 효과적인 방법론임을 제안한다. 이러한 결과는 RSSI 및 거리 기반의 실내 위치 추정 시스템에서 머신러닝 모델과 고급 필터링 기법의 시너지를 통해 성능을 극대화할 수 있음을 입증한다.

본 연구의 결과를 바탕으로 향후 다음과 같은 방향으로 연구를 확장하고자 한다. 첫째, 현재 연구는 특정 환경에서 수집된 데이터를 기반으로 진행되었으므로, 향후 다양한 건물 구조, 장애물 밀도, 여러 태그 정보 그리고 더 넓은 공간에서 수집된 대규모 데이터셋에 대한 모델 및 필터의 일반화 능력 검증이 필요하다.

표 2. 기존 연구와 제안한 연구의 차별성
Table 2. Differences between existing research and the proposed study

Category	XGBoost-based studies	Kalman Filter-based studies	Proposed study (XGBoost + Kalman Filter fusion)
Primary objective	Distance correction	Position estimation	Distance correction + Position estimation
Approach	Machine learning regression-based correction	State estimation through filtering	ML Correction + Filter-based prediction
NLOS handling	Yes (Explicit classification /Correction)	Partial (Indirect consideration)	Yes (Preemptive correction followed by filtering)
Distinctiveness	Focused on improving distance accuracy	Focused on position filtering	Integrated correction and estimation for improved accuracy
Summary of contribution	Reduction in distance error	Enhancement of position accuracy	Proposed integrated framework for end-to-end accuracy enhancement

둘째, XGBoost 외에 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network), 장단기 메모리(LSTM)와 같은 딥러닝 모델이나 다른 앙상블 기법을 초기 위치 예측에 활용하고, 칼만 필터와의 시너지를 탐색하는 연구를 진행하고자 한다. 셋째, 현재 고정된 값으로 설정된 칼만 필터의 프로세스 잡음 공분산(Q) 및 측정 잡음 공분산(R)을 실시간으로 추정하거나 조정하는 적응형 칼만 필터(Adaptive Kalman Filter) 기법을 도입하여 필터의 강건성을 더욱 높일 수 있도록 연구하고자 한다. 넷째, 2차원 평면 위치 추정을 넘어 고층 건물이나 복층 구조와 같은 3차원 실내 환경에서 Z축 추정까지 포함하는 3D 위치 추정 시스템으로의 확장을 연구하고자 한다. 마지막으로, 제안된 시스템을 실제 실시간 환경에 통합하여 지연 시간(latency) 및 계산 효율성을 최적화하는 연구가 필요하다.

References

- [1] A. Alarifi, A. Al-Salman, M. Alsaleh, A. Alnafessah, S. Al-Hadhrani, M. A. Al-Ammar, and H. S. Al-Khalifa, "Ultra Wideband Indoor Positioning Technologies: Analysis and Recent Advances", *Sensors*, Vol. 16, No. 5, pp. 707, May 2016. <https://doi.org/10.3390/s16050707>.
- [2] H. Kim, J. Park, and J. Pyun, "Human Detection and Ranging System Using IR-UWB Radar", *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 13, No. 5, pp. 1-10, May 2015. <https://doi.org/10.14801/jkiit.2015.13.5.1>.
- [3] L. Flueraoru, S. Wehrli, M. Magno, E. S. Lohan, and D. Niculescu, "High-accuracy ranging and localization with ultrawideband communications for energy-constrained devices", *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 9, No. 10, pp. 7463-7480, May 2022. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3125256>.
- [4] R. E. Nkrow, B. Silva, D. Boshoff, G. P. Hancke, M. Gidlund, and A. M. Abu-Mahfouz, "NLOS Identification and Mitigation for Time-based Indoor Localization Systems: Survey and Future Research Directions", *ACM Computing Surveys*, Vol. 56, No. 12, pp. 1-41, Dec. 2024. <https://doi.org/10.1145/3663473>.
- [5] C. Wang and Z. Lin, "Precise Indoor Positioning Based on UWB and Deep Learning", *arXiv preprint*, arXiv:2204.07933, Apr. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.07933>.
- [6] N. S. Ahmad, J. H. Teo, and P. Goh, "Gaussian Process for a Single-channel EEG Decoder with Inconspicuous Stimuli and Eyeblinks", *Computers, Materials & Continua*, Vol. 73, No. 1, pp. 611-628, May 2022. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.025823>.
- [7] M. Kolakowski, "Comparison of Extended and Unscented Kalman Filters Performance in a Hybrid BLE-UWB Localization System", *arXiv preprint*, arXiv:2404.03077, Apr. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.03077>.
- [8] C.-D. Wann and C.-S. Hsueh, "Non-line of Sight Error Mitigation in Ultra-Wideband Ranging Systems Using Biased Kalman Filtering", *Journal of Signal Processing Systems*, Vol. 64, No. 3, pp. 389-400, Sep. 2011. <https://doi.org/10.1007/s11265-010-0493-6>.
- [9] R. Fan and X. Du, "NLOS Error Mitigation Using Weighted Least Squares and Kalman Filter in UWB Positioning", *arXiv preprint* arXiv:2205.05939, May 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.05939>.
- [10] M. Kolakowski and J. Modelski, "First path component power based NLOS mitigation in UWB positioning system", *arXiv preprint*, arXiv:2403.19706, Mar. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.19706>.
- [11] S. Coene, C. Li, S. Kram, E. Tanghe, W. Joseph, and D. Plets, "Location-aware range-error correction for improved UWB localization", *Sensors*, Vol. 24, No. 10, pp. 3203, May 2024. <https://doi.org/10.3390/s24103203>.
- [12] M. Stocker, M. Gallacher, C. A. Boano, and K. Römer, "Applying NLOS classification and error correction techniques to UWB systems: Lessons

- learned and recommendations", Proc. 6th Int. Workshop Benchmarking Cyber-Physical Syst. Internet Things (CPS-IoTBench), San Antonio, TX, USA, pp. 78-83, May 2023. <https://doi.org/10.1145/3576914.3587522>.
- [13] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A scalable tree boosting system", Proc. 22nd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining, San Francisco, CA, USA, pp. 785-794, Aug. 2016.
- [14] K. Wang and C. Yang, "Analysis of machine learning-based NLOS signal identification algorithm for UWB indoor localization using CIR waveform features", Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., Vol. XLVIII-4, pp. 705-710, Oct. 2024. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-2024-705-2024>.
- [15] C. Li, Y. Zhang, J. Qiao, R. Gao, K. Liu, and Y. Zhang, "LSTM-based error correction for reducing UWB measurement errors", in Proc. 13th Int. Conf. Computer Eng. Networks (CENet), Singapore, pp. 527-534, Nov. 2023. https://doi.org/10.1007/978-981-99-9243-0_52.
- [16] A. F. Majeed, R. Arsat, M. A. Baharudin, N. M. A. Latiff, and A. Albaidhani, "XGBoost based multiclass NLOS channels identification in UWB indoor positioning system", Comput. Syst. Sci. Eng., Vol. 49, No. 1, pp. 159-183, Jan. 2025. <https://doi.org/10.32604/csse.2024.058741>.
- [17] N. Patwari, J. N. Ash, S. Kyperountas, A. O. Hero, R. L. Moses, and N. S. Correal, "Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks", IEEE Signal Process. Mag., Vol. 22, No. 4, pp. 54-69, Jul. 2005. <https://doi.org/10.1109/MSP.2005.1458287>.
- [18] S. Gezici, "A survey on wireless position estimation", Wireless Pers. Commun., Vol. 44, No. 3, pp. 263-282, Feb. 2008. <https://doi.org/10.1007/s11277-007-9375-z>
- [19] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "Unscented filtering and nonlinear estimation", Proc. IEEE, Vol. 92, No. 3, pp. 401-422, Mar. 2004. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2003.823141>.
- [20] C. Hou, W. Liu, H. Tang, J. Cheng, X. Zhu, M. Chen, C. Gao, and G. Wei, "Non-line-of-sight positioning method for ultra-wideband/miniature inertial measurement unit integrated system based on extended Kalman particle filter", Drones, Vol. 8, No. 8, pp. 372, Aug. 2024. <https://doi.org/10.3390/drones8080372>.
- [21] D. Du, Z. Xue, Y. Wang, and J. Lin, "UWB localization based on improved robust adaptive cubature Kalman filter", Sensors, Vol. 23, No. 5, pp. 2669, Mar. 2023. <https://doi.org/10.3390/s23052669>.
- [22] M. Kolakowski, "Comparison of extended and unscented Kalman filters performance in a hybrid BLE-UWB localization system", Proc. 23rd Int. Microwave Radar Conf. (MIKON), Gdańsk, Poland, pp. 217-222, Jun. 2020. <https://doi.org/10.23919/MIKON48703.2020.9253854>.

저자소개

백수진 (Sujin Baek)



2012년 2월 : 경희대학교
컴퓨터공학과(공학박사)

2023년 9월 ~ 현재 :

한신대학교 AI시스템반도체학
교수

관심분야 : 인공지능, 데이터분석,
센서모델링