

신호 결측에 강건한 비컨 기반 실내 위치 추정 딥러닝 모델

이다온, 전경구*

인천대학교 인공지능(협동과정)

dlekcdms290@inu.ac.kr, kjun@inu.ac.kr*

A Deep Learning Model for Beacon-Based Indoor Localization Robust to Missing Signals

Daeun Lee, Kyungkoo Jun*

Interdisciplinary Graduate Program of AI, Incheon National University

요약

Bluetooth Low Energy (BLE) 비컨 기반 실내 위치 추정에서 비컨 신호의 결측은 정확도를 저하시킨다. 기존 연구들은 결측치를 보간하거나 제거하는 방법을 제안하였지만, 결측률이 높은 경우 적용이 제한된다. 또한, 결측 패턴 자체는 위치 특성을 반영하는 정보임에도 고결측 환경에서 활용하기 어렵다. 본 논문은 비컨 신호의 결측이 높은 환경에 강건한 딥러닝 위치 추정 모델 ConfMaskFormer를 제안한다. 이 모델은 트랜스포머 기반 구조로 결측률을 데이터 신뢰도로 활용한다. 주요 특징은 다음과 같다: (1) 입력 데이터의 결측률에 따라 신뢰도를 조절하는 Confidence Gate, (2) 학습 시 유효 결측 값 일부를 임의로 누락시켜 이를 복원하는 보조 학습 병행으로 특정 표현 학습 강화, (3) 특정 비컨에 대한 의존성을 줄이는 비컨-드롭아웃 학습, (4) Received Signal Strength Indicator(RSSI)와 결측 위치를 나타내는 마스크의 결합 입력. 성능 검증을 위해 결측률이 높은 환경에서 비컨 5개를 사용해 학습 및 테스트 데이터를 수집하였다. 평균 결측률이 74% 이상인 수집 데이터에 대해 제안 모델은 기존 방법들 대비 위치 정확도를 2.17%p 향상시켰다.

I. 서론

다수의 BLE 비컨 신호를 이용한 위치 추정 방법은 신호가 결측될 때 정확도가 감소한다. 특히 실내 환경에서는 다중경로, 차폐, 인체 흡수, 기기 환경 다양성 등이 결측률을 높여 위치 추정을 더욱 어렵게 한다.

기존 연구 중 위치별 RSSI 지문을 측정값과 매칭하는 방식은 환경 변화와 기기 차이로 일반화에 한계가 있다^[1]. 딥러닝을 활용한 연구들로, Temporal Convolutional Network(TCN) 기반 방법은 RSSI의 시공간 상관을 학습하여 환경 변화에 적응하고^[2], Vision Transformer(ViT) 기반 방법은 기기 간 차이를 학습하여 일반화 성능을 개선한다^[3]. RSSI를 거리로 변환하는 경로손실 모델도 비가시 환경에 한계가 있어^[4], RSSI 정제, 경로손실 모델 보정, 다채널 활용을 결합한 접근이 제안되고 있다^[5].

위 연구의 성과에도 불구하고, 결측 패턴을 입력으로 사용하고 결측률에 따라 신호 신뢰도를 동적으로 반영하는 시도는 상대적으로 부족하였다. 본 논문에서는 결측 관련 정보를 이용하여 신호 누락에 강건하게 동작하는 트랜스포머 기반 딥러닝 모델을 제안한다.

본 논문의 기여는 다음과 같다.

- 동적 신뢰도 반영 메커니즘: 입력 데이터의 결측률에 따라 입력의 신뢰도를 반영하는 Confidence Gate로 위치 추정 성능의 강건성 향상.
- 결측 인지형 입력 설계: RSSI 값 누락 여부에 관한 마스크를 이용해 결측 패턴 학습.
- 고결측 데이터셋 구축: BLE 기반 실내 환경의 결측률 높은 상황을 반영한 데이터셋을 공개하여 결측 환경 연구의 재현성과 벤치마크 데이터 지원.

II. 결측에 강건한 위치 추정 딥러닝 모델

그림 1은 제안 모델의 구조를 보여준다. 입력으로 2개의 $n \times k$ 행렬이 사용된다. 첫 번째는 n 차례 동시에 수집된 k 개 비컨의 RSSI 값을 담은

RSSI_MAT이고, 두 번째는 RSSI_MAT에서 결측 위치를 표시한 마스크 MISSING_MAT이다. RSSI_MAT의 결측률에 따라 신뢰도를 계산한 후, 특정 벡터를 추출한다. 학습 단계에서는 임의로 비컨을 선택하여 해당 RSSI를 모두 마스킹하여 특정 비컨의 의존을 줄이고, 마스킹 되었던 값들을 복원하는 보조 학습을 병행한다. 트랜스포머 등을 거친 최종 출력값은 분류기에서 위치 추정에 사용된다.

제안 모델의 주요 구성요소는 다음과 같다.

(1) Confidence Gate

입력 데이터의 결측률에 따라 신호 신뢰도를 동적으로 조절한다. 결측률이 높을수록 가중치를 감쇠하고 낮을수록 강화하여 노이즈를 억제하고 유효값의 기여도를 높인다.

(2) 마스킹 기반 복원 보조 손실

유효값을 의도적으로 마스킹하여 복원하는 능력을 자기지도 방식으로 학습한다. 학습 단계에서 마스킹 된 유효값의 복원 손실을 최소화함으로써, 레이블 없이도 결측에 강한 표현을 습득한다.

(3) 비컨-드롭아웃 학습

임의의 비컨 전체를 제거하여 특정 비컨에 대한 의존을 줄인다. 이를 통해 비컨 커버리지 불균형이나 간헐적 신호 단절 상황에서도 일반화 성능을 유지한다.

(4) RSSI-관측 마스크 결합 입력

결측 위치를 나타내는 MISSING_MAT을 사용하여 결측 패턴을 활용한다. 이를 통해 모델은 신호 강도와 0으로 처리된 결측치를 구분 학습하여, 결측률이 높은 환경에서도 결측 패턴을 통해 위치 추정 안정성을 높인다. ConfMaskFormer는 학습과 추론에 관여하는 구성요소가 다르며, 학습 단계에서만 사용되는 비컨-드롭아웃과 마스킹 기반 복원 보조 손실을 추가하여 비컨 편향에 강한 표현을 학습하도록 한다. 그럼 1에서 이 요소들을 별도 표시하였다.

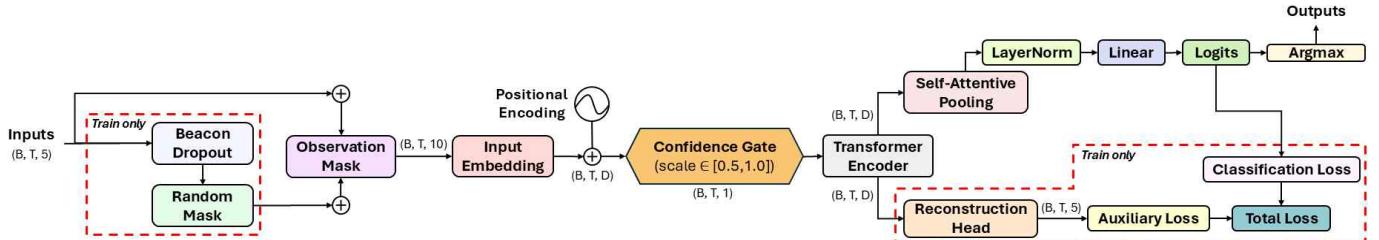


그림 1. ConfMaskFormer 모델 구조. 빨간 점선의 보조 경로는 학습 단계에서만 활성화되어 비컨-드롭아웃과 마스킹 기반 복원 손실을 적용한다.

III. 성능 평가

결측률이 높은 데이터 확보를 위해 실내 환경에서 다음과 같이 데이터를 수집하였다. 3m 간격 24개 위치, 15m 간격 5개 비컨으로 환경을 구성하고, 각 위치에서 RSSI를 시간 정보와 함께 기록하였다. 위치별 776개, 총 18,624개의 데이터를 확보하였으며, 결측치는 0으로 처리하였다. 수집 환경 배치도와 데이터 등의 추가 자료는 [6]에서 확인 가능하다.

표 1은 24개 위치(Zone 1~24)의 결측률을 보여주며, 최소 결측률은 70.57%이다. 표 2는 비컨별 결측률로, 비컨 간 차이가 크지 않으며, 평균 74.13%이다. 제안 모델과 성능 비교를 위해 기계학습 알고리즘인 Random Forest^[7]와 XGBoost^[8], 그리고 트랜스포머 인코더에 분류기를 결합한 모델을 사용한다.

모델 학습과 성능 검증을 위한 데이터 분할은 5-fold 교차검증으로, 위치별 데이터를 다섯 구간(각 20%)으로 나누어 한 구간을 테스트(20%), 나머지 구간을 학습(80%)에 사용하였다. 테스트에 사용된 구간 위치에 따라 데이터를 pos_0~pos_4로 구분한다.

표 3은 테스트 데이터 pos_0 ~ pos_4에 대해 ConfMaskFormer와 비교 대상 방법들의 위치 추정 정확도를 보여준다. ConfMaskFormer는 모든 데이터에 대해 다른 방법들보다 정확도가 높았으며, 평균 52.02%를 기록하였다. 이러한 성능 개선은 인접 비컨 간 중첩 위치에서의 정확도 향상이며, 제안 모델은 특정 비컨 의존도를 줄이는 비컨-드롭아웃 적용으로 인접 비컨 외에도 다른 비컨들을 활용하여 위치를 결정하기 때문이다.

또 다른 특징으로, ConfMaskFormer는 위치 경계가 모호한 환경에서도 근접 위치 간 오분류를 줄인다. 이는 RSSI_MAT와 MISSING_MAT를 입력으로 사용해 결측 패턴이 위치별로 가지는 공간적 특성을 반영하고, 마스킹 복원 학습을 통해 결측된 신호를 주변 비컨 간의 상관관계로부터 복원하는 능력을 학습했기 때문이다. 그 결과, 결측으로 인한 정보 손실에 강건하게 대응할 수 있고, 불규칙한 결측 패턴에도 불구하고 인접 비컨 구분 성능을 개선하였다.

표 1. 위치(Zone)별 평균 결측률.

Zone	Missing rate(%)						
1	73.94	7	73.25	13	76.55	19	74.07
2	74.38	8	72.94	14	74.43	20	75.41
3	72.99	9	70.57	15	77.22	21	75.00
4	74.23	10	73.38	16	74.43	22	76.47
5	70.82	11	72.81	17	76.34	23	77.06
6	70.85	12	72.14	18	74.12	24	75.59

표 2. 비컨별 평균 결측률.

Beacon	B1	B2	B3	B4	B5
Missing rate(%)	78.20	73.45	73.21	72.41	73.36

표 3. 모델별 위치 추정 정확도.

Model	AVG	pos_0	pos_1	pos_2	pos_3	pos_4
Random Forest	44.57%	37.96%	50.97%	48.12%	44.86%	40.96%
XGBoost	47.45%	38.70%	56.42%	49.23%	47.09%	45.83%
Transformer	49.85%	42.87%	58.22%	53.77%	48.09%	46.29%
ConfMaskFormer	52.02%	45.09%	59.87%	56.11%	51.60%	47.42%

IV. 결론

본 논문은 BLE 기반의 신호 결측 환경에 강건한 딥러닝 기반 ConfMaskFormer를 제안하고, 직접 수집한 결측률 높은 데이터셋을 이용한 실험을 통해 기존 기계학습 알고리즘과 일반 트랜스포머 기반 모델 대비 성능 향상이 있음을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 지원으로 정보통신기획평가원-학·석사연계ICT핵심인재양성 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2025-RS-2023-00260175)

참 고 문 헌

- [1] Faragher, Ramsey, and Robert Harle. "Location fingerprinting with bluetooth low energy beacons." IEEE journal on Selected Areas in Communications 33.11 (2015): 2418-2428.
- [2] Jia, Bing, et al. "TTSL: An indoor localization method based on Temporal Convolutional Network using time-series RSSI." Computer communications 193 (2022): 293-301.
- [3] Gufran, Danish, Saideep Tiku, and Sudeep Pasricha. "VITAL: Vision transformer neural networks for accurate smartphone heterogeneity resilient indoor localization." 2023 60th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC). IEEE, 2023.
- [4] Etzlinger, Bernhard, et al. "Distance estimation for ble-based contact tracing - a measurement study." 2021 Wireless Days (WD). IEEE, 2021.
- [5] Milano, Filippo, et al. "BLE-based indoor localization: Analysis of some solutions for performance improvement." Sensors 24.2 (2024).
- [6] Lee, Da-eun. "ConfMaskFormer." GitHub, 2025. [Online]. Available: <https://github.com/dlekdms2021/ConfMaskFormer>. [Accessed: Oct. 2, 2025].
- [7] Breiman, Leo. "Random forests." Machine learning 45.1 (2001): 5-32.
- [8] Chen, Tianqi, and Carlos Guestrin. "Xgboost: A scalable tree boosting system." Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. 2016.