



Received: 2025/08/21
Revised: 2025/09/02
Accepted: 2025/09/28
Published: 2025/09/30

***Corresponding Author:**

Sunghoon Jung

Dept. of Mechanical System Engineering,
Republic of Korea Naval Academy
1 Jungwon-ro, Jinhae-gu, Changwon-si,
Gyungsangnam-do, 51704, Republic of Korea
Tel: +82-55-907-5320
E-mail: hun401@navy.ac.kr

GNSS 제한 실외 환경에서 희소 RSS 샘플을 활용한 신경망 기반 위치 추정 기법

Neural-network-based Localization in GNSS-denied Outdoor Environments with Sparse RSS Samples

정성훈*

해군 소령/해군사관학교 기계시스템공학과 부교수

Sunghoon Jung*

LCDR, ROK Navy/Associate professor, Dept. of Mechanical System
Engineering, Republic of Korea Naval Academy

Abstract

본 연구는 GNSS(global navigation satellite system) 신호가 제한되는 실외 전장 환경에서 적은 수의 RSS(received signal strength) 샘플만으로 위치를 추정하는 신경망 기반 기법을 제안한다. 제안 기법은 단일 경량 신경망 구조를 채택하여 라디오맵 구축이나 다수의 샘플 없이도 동작하며, 3GPP UMa 시뮬레이션에서 기존 방식 대비 RMSE가 30% 이상 개선되었다. 특히 LOS 환경에서 최대 53.7% 향상이 나타났으며, NLOS 환경에서도 꼬리 구간의 큰 오차를 억제하였다. 따라서 제안 기법은 제한된 시간·자원 조건에서도 신속하고 안정적인 위치 추정을 가능하게 한다.

This study proposes a neural-network-based localization method for GNSS(global navigation satellite system)-denied outdoor battlefield environments using only a small number of RSS(received signal strength) samples. The proposed approach adopts a lightweight single-network structure that operates without radio-map construction or large sample sets. Simulation results under the 3GPP UMa scenario demonstrated more than 30% improvement in RMSE compared with conventional methods. In particular, the method achieved up to 53.7% gain in the LOS case and effectively suppressed large errors in the NLOS tail region. Therefore, the proposed method enables fast and reliable localization under limited time and resource conditions.

Keywords

위치 추정(Localization),
수신 신호 세기(Received Signal Strength),
삼변측량(Triangulation),
GNSS 제한 환경(GNSS-denied Environment),
신경망(Neural Network)

Acknowledgement

본 연구는 해군사관학교 해양연구소 학술연구과제 연구비 지원으로 수행된 연구임.

1. 서론

현대 전장 환경에서는 정밀 유도 무기체계, 자율 무인체계, 감시·정찰 장비 등 위치 정보를 기반으로 하는 시스템이 빠르게 증가하고 있다. 이에 따라, 위치 추정 기술의 정확성과 신뢰성 확보는 작전 성공과 생존성에 직결되는 핵심 요소가 되었다. 현재 대부분의 무기체계는 GNSS(global navigation satellite system)에 위치 추정을 의존하고 있으나, 적의 전자전 공격인 위성 신호 재밍(jamming)이나 스푸핑(spoofing)으로 인해 GNSS 신호가 차단되거나 왜곡되는 상황이 빈번하게 발생한다. 이러한 상황에서는 무기체계의 위치 정보를 신뢰하기 어려워지고, 작전 수행의 정밀성과 안전성에 심각한 위협이 발생한다. 따라서 GNSS에 의존하지 않고 정확한 위치 추정이 가능한 대체 기술 개발이 필수적이다.

대표적인 GNSS 대체용 위치 추정 기술로는 OTDOA(observed time difference of arrival), E-CID(enhanced cell ID), 그리고 RSS(received signal strength, 수신 신호 세기) 기반 위치 추정 기법이 있다[1]. 이들 기술은 민간 이동통신 환경에서 주로 사용되지만, 군사 환경에서도 기존 이동통신 기지국 인프라를 활용할 수 있고, 필요할 경우 아군 고정형 RF 송신기, 전술 차량 탑재 송신기, UAV 기반 공중 송신기 등을 활용할 수 있다. 이러한 이동 기지국은 배치가 유연하고 GNSS 제한 환경에서도 기준 신호를 제공할 수 있어 실전 운용이 가능하다.

OTDOA는 여러 기지국으로부터 수신된 신호의 도달 시간 차이

를 기반으로 삼변측량을 수행하여 높은 위치 정확도를 얻을 수 있다. 그러나 이 방식은 기지국과 단말 간의 정밀한 시간 측정과 동기화가 필수적이어서 장비 단가가 높아지고 대규모 무기체계에 적용하는 데 제약이 크다.

E-CID는 기존 CID(cell ID) 방식에 수신 신호 세기(RSS)나 수신 각도 정보를 결합하여 정확도를 향상시키는 방식이다. 그러나 전장 환경에서는 민간 이동통신망처럼 다수의 셀이 촘촘히 배치되지 않으므로 기대 성능이 제한적이다.

RSS 기반 위치 추정은 단말이 기지국으로부터 측정된 RSS 값을 이용하여 기지국과 단말 간 거리를 추정하고 이를 바탕으로 삼변측량을 수행해 단말의 위치를 결정하는 방식이다. 이 방식은 별도의 시간 동기화나 복잡한 신호 처리 없이 구현 가능하며, 단순·저비용·저인프라라는 특징 덕분에 다양한 전장 상황에서 활용성이 특히 높은 GNSS 대체 기술이다. 그러나 그림자 페이딩(shadow fading), 다중경로(multipath) 현상 등으로 인해 수신 전력이 불안정해질 수 있고, 일정 수준 이상의 샘플 수와 기지국 위치 정보가 필요하다는 한계가 존재한다.

최근에는 딥러닝을 활용하여 RSS 기반 위치 추정의 정확도를 향상시키는 연구가 활발히 진행되고 있다. DSLoc[2]은 RSS만을 활용하여 격자 기반 heatmap을 생성해 저밀도 센서 환경에서 성능이 우수하다는 장점이 있으나, 격자의 밀도에 따라 정밀도가 제한되고 CNN(convolutional neural network, 합성곱 신경망)의 구조 특성상 온보드 구현에는 부담이 따른다. LocUNet[3]은 CNN으로 라디오맵을 추정·활용하여 높은 정확도를 달성했지만, 라디오맵을 구축·유지하는 사전 작업이 필수적이다. MetaLoc[4]은 meta-learning을 통해 환경 변화에 빠르게 적응할 수 있는 장점이 있으나, 다수의 학습 샘플과 상당한 연산 자원이 요구된다는 한계가 있다. 즉, 이들 기법은 서로 다른 접근 방식을 사용했음에도 불구하고, 라디오맵·대규모 데이터·연산 자원에 대한 의존성이라는 공통적인 제약을 가진다.

이에 본 연구에서는 RSS 샘플만으로 신속하고 정확한 위치 추정이 가능한 단일 경량 신경망 구조를 제안한다. 본 기법은 사전 라디오맵 구축이나 대규모 학습 데이터 없이 바로 운용할 수 있으며, 적은 연산량으로 외부 서버 의존 없이 무기체계에 온보드로 탑재

할 수 있다. 또한, 제안 기법은 기존 RSS 단순 평균 기반 방식 대비 극소수 샘플 환경에서도 동등하거나 우수한 성능을 확보함으로써 GNSS가 제한된 군사 작전 환경에서 다수의 유·무인체계를 지원할 수 있는 현실적인 대안이 될 것이다.

2. 시스템 모델

본 장에서는 제안 기법과 비교하기 위해 사용되는 RSS 기반 거리 추정 및 삼변측량 기반 위치 추정의 수학적 모델을 제시한다. Fig. 1은 전체 구조를 개념적으로 나타낸 시스템 모델로, 총 M 개의 기지국(base station, BS)으로부터 RSS 값을 측정하고, 이를 이용하여 기지국과의 거리를 추정한 뒤 삼변측량을 통해 단말의 위치를 계산한다.

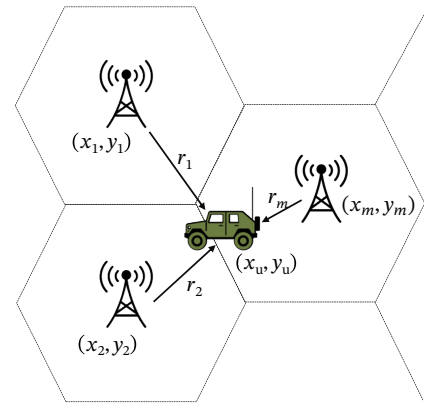


Fig. 1. System model of base stations and terminals

2.1 RSS 기반 거리 추정

무선 채널에서의 수신 전력은 송신 전력, 경로 손실, 그림자 페이딩 등 다양한 요인에 의해 결정된다. 일반적으로 RSS 기반 거리 추정에서 사용하는 로그-거리 경로손실 모델(log-distance path loss model)은 다음과 같다[5].

$$P_r(d) = P_0 - 10\alpha \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + n_s \quad (1)$$

여기서, $P_r(d)$ 는 거리 d 에서의 수신 전력(dBm), P_0 는 기준 거리 d_0 에서의 수신 전력, α 는 경로손실지수(path loss exponent, PLE), n_s 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 그림자 페이딩 잡음, d 는 송신기와 수신기 사이의 실제 거리(m), d_0 는 기준 거리를 의미한다.

RSS 값 $P_r(d)$ 로부터 추정 거리 \hat{d} 는 다음과 같이 계산된다.

$$\hat{d} = r_0 \cdot 10^{\frac{P_0 - P_r(d)}{10\alpha}} \quad (2)$$

이를 통해 각 기지국으로부터 단말까지의 거리를 개별적으로 계산할 수 있으며, 이후의 삼변측량 과정에서 활용된다.

2.2 삼변측량 기반 위치 추정

위와 같은 방법으로 최소 3개 이상의 기지국과의 거리를 추정하면 이를 조합해 단말의 2차원 좌표를 산출할 수 있다. 최소자승법(least squares method)을 이용한 삼변측량의 기본 방정식은 식 (3)과 같다.

$$(x_u - x_m)^2 + (y_u - y_m)^2 = \hat{d}_m^2 \quad (m = 1, 2, \dots, M) \quad (3)$$

여기서, (x_u, y_u) 는 단말의 좌표, (x_m, y_m) 는 m 번째 기지국의 좌표, \hat{d}_m 은 해당 기지국과 단말 간의 추정 거리이다.

기지국 1을 기준으로 다른 기지국과의 관계를 고려하면 단말의 위치를 식 (4)와 같이 계산할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{u}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_u \\ \hat{y}_u \end{bmatrix} = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \mathbf{a} \quad (4)$$

여기서, 행렬 Φ 와 벡터 \mathbf{a} 는 식 (5)와 같이 정의된다.

$$\Phi = \begin{bmatrix} x_1 - x_2 & y_1 - y_2 \\ x_1 - x_3 & y_1 - y_3 \\ \vdots & \vdots \\ x_1 - x_M & y_1 - y_M \end{bmatrix} \quad (5a)$$

$$\mathbf{a} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} (\hat{d}_1^2 - \hat{d}_2^2) - (x_1^2 - x_2^2) - (y_1^2 - y_2^2) \\ (\hat{d}_1^2 - \hat{d}_3^2) - (x_1^2 - x_3^2) - (y_1^2 - y_3^2) \\ \vdots \\ (\hat{d}_1^2 - \hat{d}_M^2) - (x_1^2 - x_M^2) - (y_1^2 - y_M^2) \end{bmatrix} \quad (5b)$$

2.3 RSS 기반 방식의 한계

RSS 기반 방식은 구현이 단순하고 GNSS 제한 환경에서도 활용할 수 있는 유용한 대안이지만, 본질적인 한계가 존재한다.

첫째, 전파 환경의 특성상 그림자 페이딩과 다중경로 현상이 발생하면 수신 전력이 불규칙하게 변동하

여 거리 추정에 오차를 유발한다. 건물, 지형, 또는 장애물로 인한 반사와 회절은 특히 전장 환경에서 심각한 영향을 미칠 수 있다.

둘째, 위치 추정 성능은 수신한 RSS 샘플의 수에 크게 의존한다. 충분한 샘플이 확보되지 않으면 환경 변화에 따른 잡음을 평균화하기 어렵고, 결과적으로 추정 좌표의 안정성이 저하된다. 극소수의 샘플만으로는 정확도 확보가 쉽지 않다.

셋째, 삼변측량을 비롯한 모든 RSS 기반 방식은 정확한 기지국 좌표 정보가 필요하다. 기지국 위치에 오차가 있거나 배치가 부정확할 경우, 이는 거리 계산 단계뿐만 아니라 최종 좌표 산출에도 직접적인 영향을 미친다. 특히 전장 환경과 같이 기지국 배치에 제약이 있는 상황에서는 이러한 요소가 전체 측위 성능의 주요 제한 요인이 될 수 있다.

3. 제안 기법

본 장에서는 GNSS 사용이 제한된 실외 환경에서 제한된 RSS 샘플만을 활용하여 단말의 위치를 추정하는 신경망 기반 기법을 설명한다. 제안 기법은 기존의 RSS 평균 기반 삼변측량 방식과 달리 RSS 샘플과 기지국 좌표를 단일 신경망에 입력해 단말의 위치를 추정한다. 이러한 구조적 단순성은 라디오맵 구축이나 대규모 사전 데이터 학습 과정 없이도 운용이 가능하도록 하며, 연산량을 줄여 무기체계의 온보드 환경에서도 실시간 처리를 가능하게 한다. 기존 방식과 제안 기법의 전체 구조적 차이는 Fig. 2에 제시하였다.

기존 방식이 RSS 평균화, 경로 손실 모델, 최소자승법 단계를 거쳐 좌표를 산출한다면, 제안 기법은 RSS 샘플과 기지국 좌표를 직접 입력받아 단일 신경망에서 좌표를 추정하는 단순화된 과정을 보여준다. 이하에서는 제안 기법의 구조와 학습 과정을 설명한다.

3.1 신경망 구조 및 학습 과정

제안 기법의 전체 과정은 크게 데이터 수집, 입력 데이터 구성, 신경망 구조를 통한 학습과 추론으로 구분할 수 있다. 단말은 M 개의 기지국으로부터 송신되는 신호를 수신하고, 각 기지국별로 T 개의 RSS 샘플을 측정한다. 이렇게 수집된 RSS 값은 기지국 좌표와 함께 하나의 벡터로 변환되어 신경망의 입력층으로

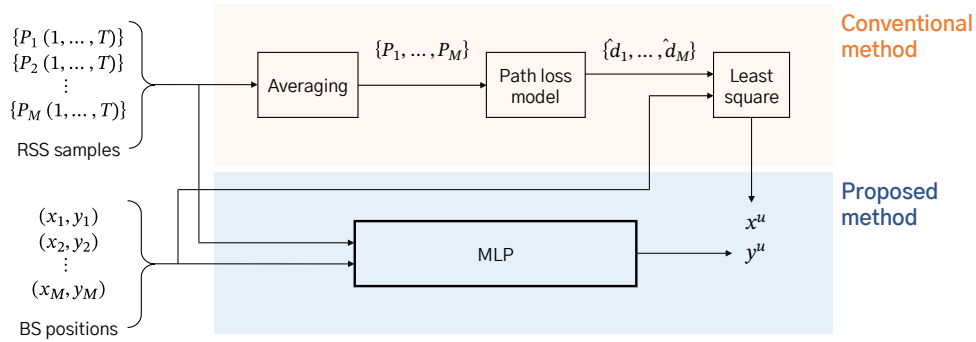


Fig. 2. Comparison of conventional and proposed localization methods

전달된다. 이와 같은 데이터 표현 방식은 단순한 RSS 크기 정보뿐 아니라 기지국의 공간적 배치까지 동시에 고려할 수 있어, 신경망이 보다 정교하게 위치 정보를 학습하도록 돕는다.

신경망의 구조는 입력층-은닉층-출력층으로 이루어진 전형적인 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron, MLP) 구조를 채택하였다. 본 연구에서는 실험의 일관성을 위해 은닉층은 4개, 각 층은 1,024개의 노드로 구성하였다. 각 은닉층은 ReLU(rectified linear unit) 활성화 함수를 사용하여 비선형성을 확보하며, 출력층은 2개의 선형 노드로 단말의 (x, y) 좌표를 직접 추정한다. 이러한 단일 신경망 구조는 합성곱 신경망(CNN)과 같은 복잡한 신경망 구조에 비해 연산 복잡도가 낮아, 하드웨어 요구사항을 최소화하면서도 CPU 기반 온보드 환경에서 실시간 활용할 수 있다. 학습 과정에서는 평균제곱오차(MSE)를 손실 함수로 사용하고, Adam 최적화 알고리즘을 적용하였다. 학습률은 10^{-3} 으로 설정하였으며, 데이터셋은 학습과 검증을 80:20의 비율로 분할하여 과적합 여부를 점검하였다. 학습이 완료된 모델은 새로운 입력 RSS 벡터를 받으면 즉시 단말의 위치 좌표를 출력한다.

3.2 제안 기법의 특징

제안 기법의 가장 큰 장점은 사전 라디오맵 구축이 불필요하다는 점이다. 기존의 딥러닝 기반 위치 추정 기법들은 대부분 라디오맵을 사전에 수집하고 이를 기반으로 학습하는 과정을 요구했으나, 이는 시간과 인력 소모가 크고 환경 변화에 취약하다. 반면, 제안 기법은 단말이 수집한 RSS 샘플과 기지국 좌표만으로 위치를 추정할 수 있어, 환경 변화가 빈번한 실외 전장에서 신속히 적용할 수 있다. 또한, 입력 데이터

를 단순 벡터 형태로 구성하여 모델의 복잡도를 최소화하였으며, 학습과 추론 모두에서 연산 효율성을 확보하였다. 이러한 특성은 전력·연산 자원이 제한된 온보드 환경에서 특히 중요한 장점으로 작용한다.

또한, 제안 기법은 RSS 샘플 수에 대한 의존성을 크게 줄였다. 기존 방식은 많은 샘플이 있어야 잡음을 평균화하여 안정적인 추정이 가능했으나, 제안 기법은 상대적으로 적은 샘플 환경에서도 동등하거나 우수한 성능을 달성할 수 있음을 실험적으로 입증하였다. 이는 제한된 시간과 자원 속에서 다수의 유·무인 체계를 동시에 운용해야 하는 군사 작전에서 매우 중요한 차별점이다.

종합하면, 본 연구의 제안 기법은 단순·경량·저인프라 구조를 통해 GNSS 제한 환경에서도 신뢰성 높은 위치 추정을 가능하게 하며, 라디오맵에 의존하지 않고도 안정적인 성능을 확보해 다양한 무기체계 운용에 적용할 수 있는 가능성을 보여준다.

4. 실험 및 결과

제안 기법의 효과를 검증하기 위해 3GPP 도시 거시환경(urban macro, UMa) 시나리오[6]를 참고한 2차원 시뮬레이션 환경을 구성하였다. 세 개의 기지국을 원점 기준 반지름 300 m 원 위에 120° 간격으로 삼각형 형태로 배치하였다. 이 배치는 기지국 간 거리가 약 500 m가 되도록 설정한 것으로 UMa 환경 조건에 적합하다. 또한, 실험에서는 기지국의 위치는 정확히 알고 있다고 가정하였다.

단말 위치는 각 기지국 반경 10 m – 250 m 범위 내에서 총 100,000개를 무작위로 배치하였다. 채널은 로그-거리 경로손실 모델을 따르며, 가시선(line of sight, LOS)이 확보된 환경에서는 경로손실지수 $\alpha =$

2, 페이딩 표준편차 $\sigma = 4$ dB, 비가시선(non-line of sight, NLOS) 환경에서는 $\alpha = 4, \sigma = 6$ dB를 적용하였다. 송신 전력은 일반 기지국 수준인 40 dBm으로 설정하였다. 기존 기법은 RSS 샘플을 평균한 뒤 로그-거리 모델을 이용하여 각 기지국과의 거리를 추정한다. 다음 최소자승법을 이용한 삼변측량을 통해 단말의 좌표를 계산하였으며, 제안 기법은 별도의 전처리 없이 RSS 샘플과 기지국 좌표를 신경망에 입력하여 단말의 위치를 회귀 출력하였다.

Fig. 3는 $T = 150$ 일 때 각 기법의 거리 추정 오차에 대한 누적분포함수(CDF) 결과를 보여준다. 제안 기법(적색 곡선)은 기존 기법(청색 곡선)에 비해 LOS와 NLOS 환경 모두에서 결과값이 좌측에 위치하고 있다. 이는 동일한 누적 확률에서 더 작은 위치 추정 오차를 달성함을 의미한다. LOS 환경(실선)의 80% 지점에서 기존 기법은 추정 오차가 약 45 m 수준에 도달하는 반면, 제안 기법은 약 30 m에서 같은 누적 확률에 도달하여 성능 개선을 보인다. NLOS 환경(점선)에서도 마찬가지로 기존 기법은 약 35 m, 제안 기법은 약 20 m로 확인된다. 80% 이하의 누적 확률 구간은 대부분의 위치 추정 결과가 분포하는 구간으로, 이 구간에서 제안 기법은 기존 기법보다 안정적으로 낮은 오차를 유지한다. 또한, 신호 변동성이 큰 NLOS 조건에서도 제안 기법은 큰 오차가 발생하는 꼬리 구간을 효과적으로 완화하여, 결과적으로 더욱 신뢰성 높은 위치 추정 결과를 제공할 수 있다.

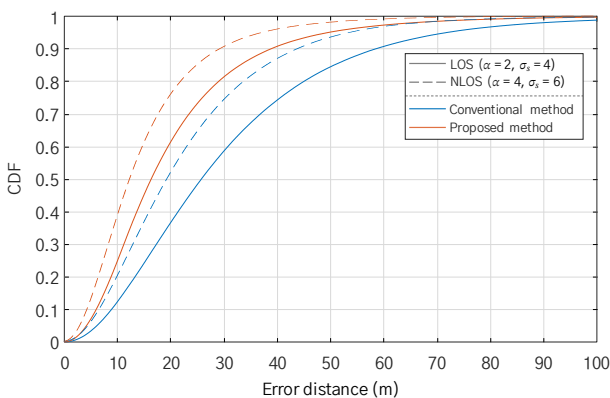


Fig. 3. CDF of localization error at $T = 150$

다음으로 정량적 성능 비교를 위해 산출한 평균제곱근오차(RMSE) 결과를 Fig. 4와 Table 1, Table 2에 제시하였다. 또한, 각 조건별 성능 개선율은 식 (6)과 같이 정의하였다.

$$\text{Impr. (\%)} = \frac{\text{RMSE}_{\text{Conv.}} - \text{RMSE}_{\text{Prop.}}}{\text{RMSE}_{\text{Conv.}}} \times 100 \quad (6)$$

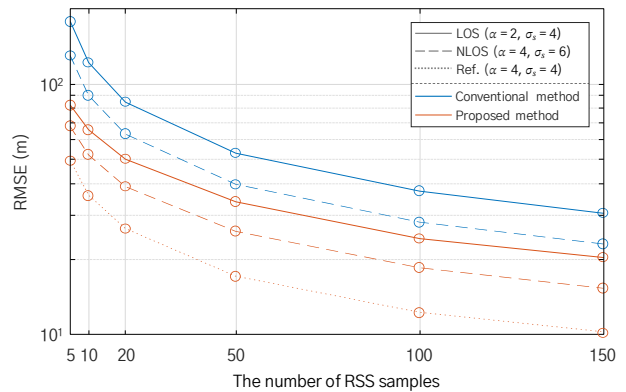


Fig. 4. RMSE performance versus RSS sample size

Tables 1-2의 결과에서 확인되듯, RSS 샘플 수가 증가할수록 두 기법의 오차가 줄어들지만, 감소 속도와 도달하는 수준 모두에서 제안 기법이 꾸준히 앞선다. LOS 환경, $T = 150$ 조건에서 기존 기법은 약 33 m, 제안 기법 약 20 m의 성능을 보였으며, NLOS 환경에서는 각각 약 23 m, 15 m의 RMSE 성능을 기록했다. 또한, 모든 샘플 조건에서 제안 기법이 30% 이상의 개선된 성능을 기록하였다. 특히 샘플 수가 적은 경우, LOS에서 $T = 5$ 일 때는 53.7% 개선(178 m에서 82 m로 감소)이 달성되어 제안 기법의 장점이 더욱 두드러졌다. 이때 제안 기법의 RMSE는 약 82 m 수준인데, 기존 기법이 이 정도 성능을 달성하기 위해서는 샘플을 $T = 20$ 이상으로 늘려야 한다. NLOS에서도 비슷한 양상이 반복되어, $T = 5$ 의 제안 기법(약 68 m)이 $T = 20$ 의 기존 기법(약 63 m)과 거의 같은 수준을 보인다. 따라서, 제안 기법은 더 적은 샘플로 기존 기법 대비 동등하거나 우수한 성능을 보이며, 이는 임무 시간과 통신 자원이 제한된 실제 운용 환경에서 매우 중요한 차별점이 된다.

한편, PLE 값이 커질수록 통신 품질은 악화되지만, 위치 추정 성능은 오히려 개선되는 흥미로운 경향이 확인되었다. 이는 PLE가 커질수록 RSS 값의 변화 폭이 커져, 상대적 거리 차이가 신호 세기에 더 민감하게 반영되기 때문이다. 즉, 전파 환경의 악조건이 오히려 위치 추정 성능 향상에 기여할 수 있음을 의미한다. 이는 Fig. 4에서 간접적으로 확인할 수 있으며, Table 1의 정량적 수치와도 일관성을 보인다. 다만, PLE가 지나치게 커지면 실제 환경에서는 RSS 값이 수신 감도

Table 1. RMSE results in LOS environment

Samples (T)	Conventional (m)	Proposed (m)	Improvement (%)
5	178.04	82.43	53.7
10	122.00	65.67	46.2
20	84.79	50.10	40.9
50	53.01	33.86	36.1
100	37.39	24.13	35.5
150	30.49	20.27	33.5

한계에 근접하여 관측 가능한 기지국 수가 줄어들고, 그 결과 위치 추정 자체가 어려워질 수 있다.

종합하면, 제안 기법은 LOS와 NLOS를 막론하고 기존 기법보다 일관되게 우수한 성능을 보였고, 특히 샘플 수가 적을 때 그 장점이 더욱 크게 드러났다. $T = 150$ 조건일 때 LOS 환경에서 약 20 m, NLOS 환경에서 약 15 m 수준까지 오차가 낮아졌고, CDF 분석에서는 80 % 신뢰 구간 기준으로 LOS 환경에서 약 30 m, NLOS 환경에서 약 20 m로 안정적인 성능을 나타냈다. 따라서 제안 기법은 제한된 RSS 샘플 환경에서도 빠른 수렴과 높은 신뢰도를 달성하여, GNSS가 제한된 실외 전장 환경에서 효과적인 위치 추정 대안임을 실험적으로 입증하였다.

5. 결론

본 연구에서는 GNSS가 제한되는 실외 환경에서 적은 수의 RSS 샘플만으로도 신뢰성 있는 위치 추정을 가능하게 하는 신경망 기반 기법을 제안하였다. 제안 기법은 기존 방식이 요구하는 다수의 샘플과 복잡한 연산 과정을 단일 신경망 구조로 통합하여, 구조적 단순성과 연산 효율성을 동시에 확보하였다.

시뮬레이션 결과, 제안 기법은 LOS 및 NLOS 환경에서 기존 기법 대비 모든 조건에서 30 % 이상의 성능 개선을 달성하였다. 특히 샘플 수가 적을수록 그 효과가 두드러졌는데 이는 제한된 시간과 자원 조건에서도 빠르고 정확한 위치 추정이 가능함을 의미한다. 또한, NLOS 환경에서도 꼬리 구간의 큰 오차 발생을 효과적으로 억제하여, 기존 방식보다 더욱 안정적인 성능을 제공함을 확인하였다.

이러한 성능 향상은 GNSS가 차단되거나 교란되는 전장 환경에서 무기체계와 무인 플랫폼의 신속하고

Table 2. RMSE results in NLOS environment

Samples (T)	Conventional (m)	Proposed (m)	Improvement (%)
5	129.85	67.83	47.8
10	90.09	52.14	42.1
20	63.06	38.97	38.2
50	39.68	25.80	35.0
100	27.97	18.45	34.0
150	22.85	15.27	33.2

안정적인 임무 수행에 기여할 수 있다는 점에서 중요한 의의가 있다. 제안 기법은 제한된 RSS 샘플 환경에서도 빠른 수렴과 높은 신뢰도를 달성할 수 있어, 실제 운용 환경에서 효과적인 대안으로 활용될 수 있음을 실험적으로 입증하였다.

다만, 본 연구는 2차원 UMa 시나리오와 제한된 기지국 배치 조건에서 검증된 결과로, 실제 3차원 환경이나 다양한 채널 조건에서의 성능 검증은 향후 연구 과제로 남는다. 앞으로는 3차원 전파 환경을 고려한 시뮬레이션과 다양한 채널 특성을 반영한 추가 실험을 통해 제안 기법의 적용 범위를 확장할 예정이다.

참고문헌

- [1] M. A. Safar and H. S. Maghdid, "A Comprehensive Review of Indoor/Outdoor Localization Solutions in IoT Era: Research Challenges and Future Perspectives," *Computer Networks*, Vol. 212, 109041, 2022.
- [2] R. Liu, Q. Zhang, Y. Zhang, R. Zhang, and T. Meng, "Deep Learning-based Transmitter Localization in Sparse Wireless Sensor Networks," *Sensors*, Vol. 24, No. 16, 5335, 2024.
- [3] Ç. Yapar, R. Levie, G. Kutyniok, and G. Caire, "Real-time Outdoor Localization Using Radio Maps: A Deep Learning Approach," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 22, No. 12, pp. 9703-9717, 2023.
- [4] J. Gao, D. Wu, F. Yin, Q. Kong, L. Xu, and S. Cui, "MetaLoc: Learning to Learn Wireless Localization," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 41, No. 12, pp. 3831-3847, 2023.
- [5] Rappaport, T. S., *Wireless Communications: Principles and Practice*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2002.
- [6] 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Study on Channel Model for Frequencies from 0.5 to 100 GHz, 3GPP TR 38.901, V18.0.0, Release 18, Dec. 2023.