

# 5G Beam RSRP 수에 따른 GAT 기반 측위 성능 검증

서하솜, 정홍석, 김선우

한양대학교 융합전자공학부

{tgt0707, hssjung, remero}@hanyang.ac.kr

## Validation of GAT-Based Localization Performance with Numbers of Beam RSRP

Hasom Seo, Hongseok Jung, Sunwoo Kim

Department of Electronic Engineering, Hanyang University

### 요약

본 논문에서는 MATLAB ray tracing 기반의 시뮬레이션을 통해 수집된 beam RSRP (reference signal received power) 데이터를 이용하여 GAT (graph attention network) 기반의 위치 추정 모델을 구성하고 성능을 분석하였다. 제안한 모델은 수신 범위의 RSRP를 노드 특성으로 활용하고, LOS (line of sight) 조건 및 BS (base station) 정보를 반영하여 동적인 그래프 구조를 형성함으로써 BS와 UE 사이의 무선 통신 환경을 모델링하였다. 실험에서는 수신되는 beam RSRP 수를 12개 및 64개로 설정하여 입력 정보의 양에 따른 위치 추정 정확도를 비교하였고, 그 결과 beam 수가 많은 경우 위치 오차가 CDF 80% 기준 9.35m 개선되는 성능 향상을 보였다. 이는 그래프 상의 노드 수 증가로 인한 message passing 강화와 방향성 정보의 세분화가 위치 추정 정확도 향상에 기여했음을 의미한다.

### I. 서 론

최근 수신 신호의 측정값을 기반으로 생성된 데이터베이스를 통하여 사용자의 위치를 추정하는 핑거프린트 기법이 실내 및 실외 환경 측위에서 폭넓게 사용되고 있다 [1]. 그 중, beam RSRP(reference signal received power)는 BS(base station)와 UE(user equipment) 사이의 환경적 요소를 내포하고 있어 무선 신호 기반 측위에서의 측정값으로 주로 활용된다 [2]. 그러나 이러한 데이터베이스 구축은 많은 시간과 인력 자원을 요구하기 때문에, 최근에는 실제 환경을 정밀하게 모사할 수 있는 ray-tracing 기법이 측위 알고리즘의 사전 검증 단계에서 효과적인 대안으로 활용되고 있다. 따라서 본 논문에서는 MATLAB Ray-tracing으로 생성된 beam RSRP 데이터를 활용하여 그래프 신경망 기반의 측위 성능을 분석하였다.

### II. 시스템 모델

본 논문에서는 5G에서 사용되는 OFDM (orthogonal frequency division multiplexing) 기반 MIMO (multiple input multiple output) 시스템을 고려하여, 총  $N_{tx}$  개의 송신 안테나와  $N_{rx}$  개의 수신 안테나를 사용한다. 시간 슬롯 기반의 블록 페이딩 채널을 적용하여 각 OFDM 심볼 내에서 채널 응답이 고정되며, 최대 자연은 cp(cyclic prefix)  $T_{cp}$  내에 포함된다. 심볼 시간  $T_s$  단위로 이산 시간  $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ 에 수신된 신호  $\mathbf{r}_t \in \mathbb{C}^{N_{tx} \times 1}$ 는 다음과 같이 모델링된다.

$$\mathbf{r}_t = \sum_{\tau=0}^{T_{cp}} \mathbf{H}_\tau \mathbf{y}_{t-\tau} + \boldsymbol{\xi}_t, \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{y}_t \in \mathbb{C}^{N_{tx} \times 1}$ 은 송신 신호이며,  $\boldsymbol{\xi}_t \in \mathbb{C}^{N_{tx} \times 1}$ 은 가우시안 백색 잡음으로 가정된다. 이때, MIMO 채널 응답  $\mathbf{H}_\tau \in \mathbb{C}^{N_{tx} \times N_{tx}}$ 은  $P$ 개 경로의 조합에 따라 나타난다 [3].

위의 채널 모델을 기반으로, BS에서의 하향 링크 PRS (positioning reference signal) 수신 신호  $r_t$  와 기준 송신 신호  $y_t^{\text{ref}}$  간의 상관 관계를 바탕으로  $m$  번째 BS의  $n$  번째 beam의 RSRP 값  $\rho_m^{(n)}$ 를 다음과 같이 계산할 수 있다.



그림 1. MATLAB ray-tracing을 통한 beam RSRP 측정 환경

$$\rho_m^{(n)} = \frac{1}{|\mathcal{I}_{\text{PRS}}|} \sum_{t \in \mathcal{I}_{\text{PRS}}} |\mathbf{r}_t \cdot \mathbf{y}_t^{\text{ref}}|^2, \quad (3)$$

여기서  $\mathcal{I}_{\text{PRS}}$ 는 PRS가 전송된 시간 구간이며,  $(\cdot)^*$ 는 복소켤레를 의미한다.

RSRP를 포함한  $m$  번째 BS의  $n$  번째 beam의 측정값은 다음과 같다.

$$\mathbf{z}_m^{(n)} = [b_m, c_m, l_m, \rho_m^{(n)}]. \quad (4)$$

이때의  $b_m$ 은 BS의 인덱스,  $c_m$ 은 UE가 연결된 BS의 cell의 인덱스이며  $l_m$ 은 해당 BS와 UE 사이의 LOS(line of sight), NLOS(non-line of sight)의 여부를 나타낸다. 측정값 벡터  $\mathbf{z}_m^{(n)}$ 은  $m$  번째 BS에 대해 측정값 행렬  $\mathbf{Z}_m \in \mathbb{R}^{N \times 4}$ 로 나타낸다.

$$\mathbf{Z}_m = [\mathbf{z}_m^{(1)}, \mathbf{z}_m^{(2)}, \dots, \mathbf{z}_m^{(N)}]^\top. \quad (5)$$

### III. Graph Attention Network 기반 위치 추정 모델

BS의 beam과 UE 사이의 무선 통신 환경을 다음과 같이 그래프 형태  $g = (V, E)$ 로 모델링하였다. 여기서 집합  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_i\}$ 은 BS에 속하는 beam으로 구성되는 노드의 집합이며 집합  $E$ 는 노드 간의 연결을

나타내는 엣지의 집합이다. 노드간의 연결은 LOS 환경에 속하는 노드 간에만 연결성을 부여하여 LOS 환경의 노드  $i, j$  간의 엣지는  $\varepsilon_{i,j} = 1$ , NLOS 환경의 노드의 엣지는  $\varepsilon_{i,j} = 0$ 으로 설정하였다.

각 BS의 beam으로 구성된 초기의 노드 특징 행렬  $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{(M \times N) \times 4}$ 는 다음과 같이 구성된다.

$$\mathbf{H}^{(0)} = [\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_M]^\top, \quad (6)$$

여기서 initial 값  $\mathbf{H}^{(0)}$ 은  $I = M \times N$ 개의 노드에 대한 특징 행렬이며  $\mathbf{H}^{(0)} = [\mathbf{h}_1^{(0)}, \mathbf{h}_2^{(0)}, \dots, \mathbf{h}_I^{(0)}]^\top$ 로 구성된다. 각 노드의 특징 벡터  $\mathbf{h}_i^{(0)} \in \mathbb{R}^4$ 는 해당 노드가 나타내는 beam에서의 측정값 벡터와 동일하다.

그래프를 기반으로 모델링된 무선 통신 환경에서의 측위를 위하여 GAT(graph attention network) 모델을 사용하였다. GAT의  $k$  번째 layer에서의 노드 특징  $\mathbf{h}_i^{(k)}$ 는 다음과 같이 이웃 노드간의 정보를 가중치를 이용하여 업데이트한다 [4].

$$\mathbf{h}_i^{(k)} = \sigma \left( \sum_{j \in N(i)} \alpha_{i,j} \mathbf{W}^{(k)} \mathbf{h}_j^{(k-1)} \right), \quad (7)$$

여기서  $\sigma$ 는 비선형 함수,  $N(i)$ 는 노드  $i$ 의 이웃 노드,  $\alpha_{i,j}$ 는 노드  $i$ 에 대한 노드  $j$ 의 중요도를 나타내는 attention 계수이며  $\mathbf{W}^{(k)} \in \mathbb{R}^{(f-1) \times f}$ 는 학습 가능한 가중치 행렬로  $f$ 는  $k$  번째 레이어의 특징의 차원을 나타낸다. 최종적으로 추정된 UE의 위치  $\hat{\mathbf{u}}$ 를 구하기 위하여 GAT의 마지막  $K$  번째 레이어의 특징 행렬에 MLP(multi-layer perceptron)를 다음과 같이 적용한다.

$$\hat{\mathbf{u}} = \text{MLP}(\mathbf{H}^{(K)}). \quad (8)$$

학습 가능한 가중치 행렬  $\mathbf{W}^{(k)}$ 는 다음과 같은 추정된 UE 위치와 실제 UE 위치 간의 평균 제곱 오차 손실 함수  $L(\mathbf{u}, \hat{\mathbf{u}})$ 를 최소화함으로써 최적화된다.

$$L(\mathbf{u}, \hat{\mathbf{u}}) = \|\mathbf{u} - \hat{\mathbf{u}}\|^2. \quad (9)$$

## IV. 시뮬레이션 구성 및 결과 분석

### A. 시뮬레이션 구성 및 실험 방법

본 논문에서는 그림1과 같이 한양대학교 캠퍼스를 대상으로 위치 추정 시뮬레이션을 수행하였으며, MATLAB의 Ray Tracing Toolbox를 활용하여 RSRP 값을 측정하였다. 시뮬레이션 환경에서는 총 4개의 BS를 배치하였으며, BS의 송신 안테나 배열 구성을 달리하여 UE가 수신하는 beam RSRP 값의 수가 12개 및 64개가 되도록 설정하였다. 이는 다양한 beam 구성에 따른 입력 정보의 풍부함이 위치 추정 정확도에 미치는 영향을 분석하고자 수행되었다.

수집된 RSRP 값은 GAT 기반의 위치 추정 모델의 입력으로 활용되었으며, 그래프 구조는 BS와 UE의 관계와 무선 전파 환경의 공간적 특성을 반영하여 구성되었다. 위치 추정 모델의 GAT는 총 4개의 레이어로 구성되어 있으며 활성화 함수는 ReLU를 사용하였다. GAT의 각 레이어를 통과함에 따라  $(I, 256)$ ,  $(I, 512)$ ,  $(I, 256)$ ,  $(I, 16)$ 의 출력 크기를 갖고 이후에 총 3개의 MLP 레이어를 걸쳐 최종적으로  $(1, 2)$  크기의 위도, 경도 값을 추정한다.

### B. 시뮬레이션 결과 및 분석

시뮬레이션을 통해 beam RSRP 개수에 따른 입력 정보의 차이가 위치 추정 정확도에 미치는 영향을 그림2의 CDF를 통해 확인하였다. 정량적으로는 CDF의 50% 지점을 기준으로, beam RSRP 64개의 경우

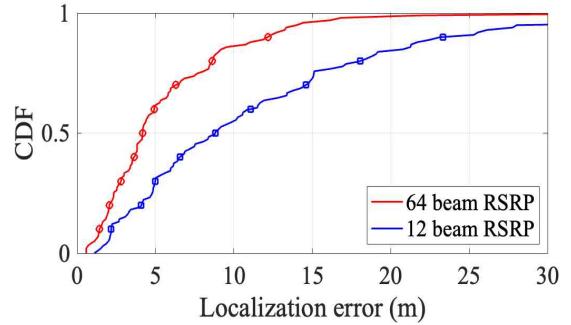


그림 2. Beam RSRP 개수에 따른 GAT 기반 측위 성능

위치 추정 오차는 4.19m, 12개의 경우 8.83m로 약 52.5%의 위치 추정 오차 감소를 보였다. 또한, CDF의 80% 지점에서도 64개의 경우는 8.61m, 12개의 경우 17.96m로, 오차 차이는 9.35m에 달하며 약 52% 개선된 성능을 보였다.

이러한 결과는, beam 수 증가로 인해 단말이 수신하는 방향성 정보가 세밀해지고 그래프의 노드 수가 증가함에 따라 GAT의 message passing 과정에서 보다 풍부한 공간적 특성이 반영되기 때문으로 해석된다. 특히 GAT는 이웃 노드 간의 관계를 가중치 기반으로 학습하므로, 더 많은 범을 통해 형성된 노드 간 연결은 네트워크가 위치와 관련된 비선형 구조를 더 효과적으로 파악하는 데 기여한다. 따라서 본 실험을 통해 beam RSRP 개수의 증대가 위치 추정 정확도 향상에 중요한 요인임을 수치적으로 검증하였다.

## V. 결론

본 논문에서는 MATLAB 기반 ray tracing 시뮬레이션을 통해 수집된 beam RSRP 데이터를 활용하여 GAT 기반 위치 추정 모델의 성능을 분석하였다. 총 4개의 BS를 배치하고, 12개 및 64개의 beam 정보를 입력으로 갖는 두 가지 그래프 구조에 대해 위치 추정 정확도를 비교하였다. 실험 결과, CDF 50% 및 80% 지점에서 각각 약 52%의 정확도 향상이 확인되었다. 추후에는 시뮬레이션 기반 데이터와 실제 환경에서 수집된 데이터의 차이를 보완하여, 시뮬레이션 데이터 기반으로 학습된 위치 추정 모델이 실제 환경에서도 효과적으로 적용될 수 있도록 연구를 확장할 예정이다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2024-00337857, 5G 및 디중 GNSS 기반 긴급구조용 복합측위 기술 개발)

## 참 고 문 헌

- [1] X. Zhu, W. Qu, T. Qui et al., "Indoor intelligent fingerprint based localization: principles, approaches and challenges," *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. 22, no. 4, pp. 2634–2657, Aug. 2020.
- [2] X. Zhou, L. Chen, Y. Ruan and R. Chen, "Indoor localization with multi-beam of 5G new radio signals," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 23, no. 9, pp. 11260–11275, Mar. 2024.
- [3] L. Italiano, B. Camajori, M. Brambilla et al., "A tutorial on 5G positioning," *arXiv*, Sep. 2023.
- [4] P. Veličković, G. Cucurull, A. Casanova et al., "Graph attention networks," *arXiv*, Feb. 2018.