

PMI 와 RSRP 만을 활용한 딥러닝 기반 실내 위치 추정 기법

박상천, 이인규
고려대학교

{ppp103207, inkyu}@korea.ac.kr

Deep Learning-Based Indoor Localization Method Using only PMI and RSRP

Sangchun Park and Inkyu Lee
Korea Univ.

요 약

단일 기지국 기반 실내 위치추정은 추가 인프라 없이 구현 가능하지만, 기존의 CSI 기반 방식은 대규모 MIMO 환경에서 CSI 획득과 피드백 오버헤드가 커 실제 5G 운용에 적용하기 어렵다. 본 논문은 5G 운용 절차에서 단말이 획득 가능한 RSRP 와 PMI 만을 입력으로 사용하는 딥러닝 기반 실내 위치추정 방법을 제안한다. PMI 가 포함하는 방향성 정보를 RSRP 와 결합하여 공간 구분력을 확장하며, 기존의 완벽한 CSI 를 활용한 방식과 비교해 다양한 채널 조건에서 높은 위치추정 성능과 강건성을 확인하였다.

I. 서 론

단일 기지국 기반 실내 위치추정은 인프라 추가 없이도 서비스를 제공할 수 있어 활발히 연구되어 왔다. 기존 연구의 상당수는 기지국이 단말의 완전한 채널 상태 정보(channel state information; CSI)를 획득할 수 있다는 가정 하에, 채널 계수를 활용한 위치추정 기법을 제안하였다[1], [2]. 그러나 대규모 MIMO 환경에서는 안테나 수 증가로 채널 차원이 커지면서 CSI 피드백에 따른 측정 자원 및 시그널링 오버헤드가 급증하여, 실제 5G 운용에 적용하기 어렵다.

이를 대체하기 위해 5G 에서 기본 제공되는 참조신호 수신전력(reference signal received power; RSRP) 및 참조신호 수신품질(reference signal received quality; RSRQ)만을 이용한 방법도 제안되었으나[3], [4], 이들 지표는 공간 정보가 제한적이어서 복잡한 다중경로 환경에서 정확도 저하가 발생할 수 있다. 반면 프리코딩 행렬 인자(precoding matrix indicator; PMI)는 코드북 기반 빔포밍에서 선택된 빔 인덱스로서 채널의 방향성 정보를 간접적으로 포함한다. 따라서 본 논문에서는 5G 운용 절차에서 단말이 획득 가능한 RSRP 와 PMI 만을 활용한 딥러닝 기반 실내 위치추정 방법을 제안하며, 완전 CSI 기반 방식 대비 다양한 채널 조건(특히 복잡한 실내 다중경로)에서 높은 위치추정 정확도와 강건한 성능을 보인다.

II. 본론

우리는 다중입력단일출력(multiple-input single-output; MISO) 시스템을 고려한다. 기지국(base station; BS)은 M 개의 안테나 원소로 구성된 균일 선형 배열(uniform linear array; ULA)을 사용하며, 단말(user equipment; UE)은 단일 안테나를 갖는다고 가정한다. 수신 신호는

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}^H \mathbf{f} \mathbf{s} + \mathbf{n}$$

와 같이 정의되며, $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 채널 벡터, $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 빔포밍 벡터, \mathbf{s} 는 전력 $|\mathbf{s}|^2 = 1$ 인 송신 신호, $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_n^2)$ 은 잡음이며 잡음 전력이 σ_n^2 인 복소 가우시안 분포를 따른다. 채널은 가시선(line-of-sight; LoS) 성분과 비가시선(non-line-of-sight; NLoS) 성분을 포함하는 라이시안(Rician) 페이딩 모델을

$$\mathbf{h} = \sqrt{\frac{K}{K+1}} \alpha_{\text{Los}} \mathbf{a}(\theta_{\text{Los}}) + \sqrt{\frac{1}{K+1}} \sqrt{\frac{1}{L}} \sum_{l=1}^L \alpha_l \mathbf{a}(\theta_l)$$

따르며[5], K 는 라이시안 K 팩터이며, L 은 비가시선의 경로 개수, α_{Los} 와 α_l 은 각각 LOS 채널과 NLOS 채널의 채널 이득이며 평균 전력은 1 을 가정한다. θ_{Los} 와 θ_l 은 각각 LOS 채널과 NLOS 채널의 방위각이다. ULA 의 배열 응답 벡터(array response vector)인 $\mathbf{a}(\theta)$ 는

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, \dots, e^{j\kappa d m \sin \theta}, \dots, e^{j\kappa d (M-1) \sin \theta}]^T$$

와 같이 정의되며[6], κ 는 파수이며, d 는 인접 안테나 원소 간 거리, θ 는 방위각을 나타낸다.

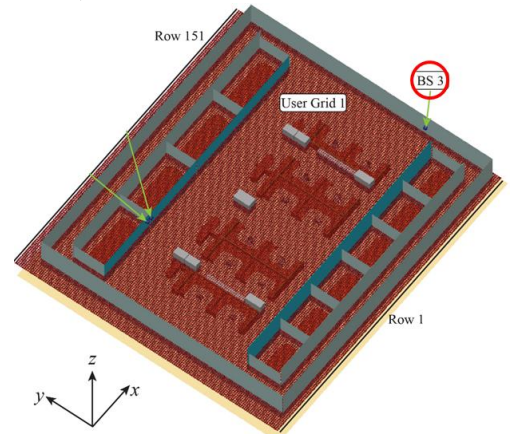


그림 1. 실내 오피스 환경

실험 환경은 그림 1 과 같이 DeepMIMO 의 실내 오피스 시나리오를 기반으로 구성하였다[7]. UE 는 0.2m 간격의 격자 형태로 배치되며, BS 는 그림 1 의 BS3 에 위치한다고 가정한다. 또한 UE 및 BS 의 높이는 각각 1m와 3m로 설정한다.

UE 가 PMI 및 RSRP 를 획득하기 위해, BS 는 3GPP 표준에서 정의된 이산 푸리에 변환(discrete Fourier transform; DFT) 코드북을 사용하여 빔포밍 벡터 집합을 구성하고[8], 이후 BS 는 각 빔에 대해 순차적으로 파일럿을 송신하는 빔 스위핑을 수행하고, UE 는 각 빔에 대한 RSRP 를 측정한다. UE 는 측정된 RSRP 가 최대가 되는 빔 인덱스를 PMI 로 결정한다.

본 논문에서는 코드북 기반 빔 스위핑으로 획득 가능한 빔별 RSRP 와 PMI 만을 이용하여 사용자의 2 차원 위치 (x, y) 를 추정하는 딥러닝 기반 위치 추정 방식을 제안한다. 제안 방식은 입력으로 선택된 N 개의 RSRP 값과 PMI 를 사용하며, 이를 fully-connected neural network 에 입력하여 위치 좌표로 회귀하는 형태로 추정한다. 비교를 위해 CSI 기반 기준 방법을 함께 고려하며, 해당 방법은 채널 벡터의 실수부와 허수부를 분리하여 신경망 입력으로 사용한다.

기지국 안테나 개수는 $M = 64$ 로 가정하고, 코드북 크기도 64 로 설정한다. 빔포밍 벡터의 전력은 $|\mathbf{f}|^2 = 1$ 로 정규화하며, 신호 대비 잡음 전력 비율(signal-to-noise ratio)는 $\gamma = \mathbb{E}[\mathbf{h}/\sigma_n^2]$ 로 정의한다. 위치추정 성능 평가는 평균 절대 오차(mean absolute error; MAE)를 사용하며, 학습 및 성능 비교에 동일한 지표를 적용한다.

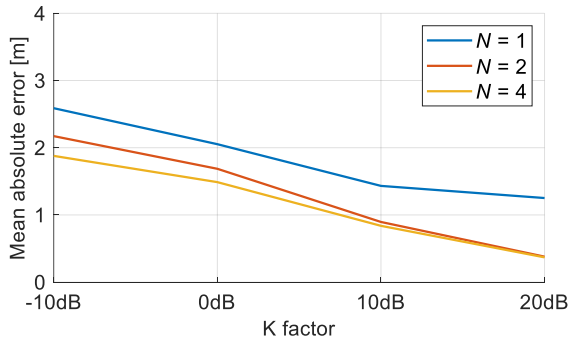


그림 2. RSRP 사용 개수에 따른 위치 추정 오차

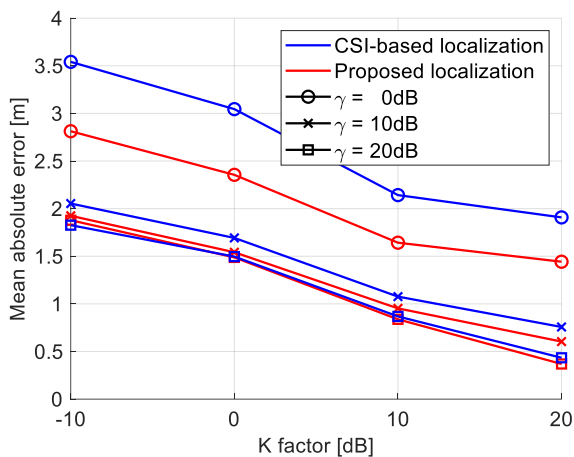


그림 3. 제안 방식과 CSI 기반 방식과의 성능 비교

그림 2 는 제안 방식에서 입력으로 사용하는 RSRP 개수 N 에 따른 MAE 를 나타낸다. N 이 증가할수록 위치추정 오차가 감소하며, 라이시안 K 팩터가 증가할수록(LoS 성분이 우세할수록) MAE 가 전반적으로 낮아지는 경향을 확인할 수 있다. 그림 3 은 SNR γ 와 K 팩터 변화에 따른

CSI 기반 방법과 제안 방식의 성능을 비교한 결과이다. 특히 낮은 SNR 구간에서 제안 방식이 CSI 기반 방식 대비 더 낮은 MAE 를 보여, 잡음이 큰 환경에서도 강건한 위치추정 성능을 확인할 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 RSRP 와 PMI 만을 활용하는 단일 기지국 기반 실내 위치추정 방법을 제안하였다. 제안 방식은 코드북 기반 빔 스위핑으로 얻을 수 있는 측정치만으로 동작하므로 CSI 피드백 오버헤드가 큰 대규모 MIMO 및 5G 환경에 적합하다. 실험 결과, 제안 방식은 CSI 기반 방식 대비 우수한 위치 추정 성능을 보였다. 이는 PMI 가 제공하는 방향성 정보가 제한된 참조신호 기반 입력의 공간 구분력을 보완하여 위치추정 성능을 향상시킬 수 있음을 시사한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 RS-2024-00397480.

참 고 문 헌

- [1] B. Zhang, H. Sifaou, and G. Y. Li, "CSI-fingerprinting indoor localization via attention-augmented residual convolutional neural network," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 22, no. 8, pp. 5583-5597, Aug. 2023.
- [2] K. Vuckovic, S. Hosseini, F. Hejazi, and N. Rahnavard, "A CSI-based data-driven localization framework using small-scale training datasets in single-site MIMO systems," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 23, no. 11, pp. 16346-16358, Nov. 2024.
- [3] X. Zhou, L. Chen, Y. Ruan, T. Zhou, and R. Chen, "IMPos: Indoor mobile positioning with 5G multibeam signals from a single base station," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 11, no. 11, pp. 20743-20756, June 2024.
- [4] X. Zhou, L. Chen, Y. Ruan, and R. Chen, "Indoor localization with multi-beam of 5G new radio signals," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 23, no. 9, pp. 11260-11275, Sept. 2024.
- [5] M. K. Simon and M.-S. Alouini, *Digital Communication over Fading Channels*, 2nd ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2005.
- [6] H. L. Van Trees, *Optimum Array Processing: Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part IV*. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, 2002.
- [7] A. Alkhateeb, "DeepMIMO: A Generic Deep Learning Dataset for Millimeter Wave and Massive MIMO Applications," *arXiv preprint arXiv:1902.06435*, 2019.
- [8] 3GPP, "NR; Physical layer procedures for data," 3GPP TS 38.214, V19.1.0 (Release 19), Sept. 2025.