

# Combinatorial Data Augmentation 기반 비지도 NLOS 식별 알고리즘

김상혁, 고승우

인하대학교

inhaase20@inha.edu, swko@inha.ac.kr

## NLOS Identification without Prior Knowledge via Combinatorial Data Augmentation in 3GPP Standard Scenarios

Sang-Hyeok Kim, Seung-Woo Ko

Inha Univ.

### 요약

위치 인식은 3rd Generation Partnership Project (3GPP)에서 정의된 B5G 및 6G 이동통신을 포함한 다양한 응용에서 필수적이다. 그러나 실내 공장과 같은 복잡한 무선 환경은 심각한 다중경로 전파 및 non-line-of-sight (NLOS) 조건을 특징으로 하여 측위 정확도가 저해된다. 이를 해결하고자 NLOS 식별 알고리즘이 많은 관심을 받고 있다. 하지만 대부분은 학습 기반 또는 많은 파라미터를 요구하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 사전 학습 데이터나 환경 모델 없이 비지도 방식으로 그리고 round-trip-time (RTT) 측정값 만으로 NLOS base station (BS)를 식별하고 위치 추정 정확도를 높힐 수 있는 Combinatorial Data Augmentation (CDA) 기반 NLOS 식별 기법을 제안한다. 3GPP 표준 기반 세가지 실내 시나리오에서의 시뮬레이션을 통해, 제안하는 기법이 다양한 환경에서 NLOS BS를 91~96% 수준의 정확도로 식별하며, 그를 활용한 측위 성능이 mean absolute error (MAE) 기준으로 다변측량 기법 대비 55~89% 향상됨을 보인다.

### I. 서론

B5G 및 6G 이동통신에서는 정밀한 측위 성능을 요구한다. 3rd Generation Partnership Project (3GPP) 표준에 따르면 현재 round-trip-time (RTT) 기반 측위법과 같은 기하학적 특성을 활용한 다변측량 기반 기법들이 많이 활용되는데, 이들은 non-line-of-sight (NLOS)의 편향이 심한 환경에서는 측위 성능이 크게 저하된다 [1]. 최근 이런 문제를 극복하기 위해 다양한 NLOS 식별·완화 알고리즘이 제안되었으나, 대부분은 학습 기반으로, 대규모 레이블링 데이터나 수십개 이상의 파라미터 최적화가 요구된다 [2], [3]. 본 논문에서는 데이터 사이의 조합을 통해 여러개의 사전 user equipment (UE) 측위 정보를 추출하는 combinatorial data augmentation (CDA) [4]를 통해 비지도 방식으로 그리고 RTT 측정값 만으로 NLOS base station (BS)를 식별하고 측위 정확도를 높힐 수 있는 CDA 기반 NLOS 식별 기법을 제안한다. 또한 식별된 NLOS BS를 측위 기법에 적용하는 몇 가지 측위 기법을 제안한다. 이후 3GPP 표준 채널 모델 Indoor open office (IOO), Indoor factory sparse-high (InF-SH), Indoor factory dense-high (InF-DH) 시나리오의 [5] 시뮬레이션을 통해, NLOS 식별 정확도는 각각 94.1%, 91.3%, 96.2%를 달성했으며, 이를 적용한 측위 성능은 mean absolute error (MAE) 기준으로 다변측량 기법 대비 각각 55.7%, 89.4%, 59.1% 향상됨을 보인다.

### II. 시스템 모델 및 문제 정의

이번 절에서는 파라미터 모델 및 문제 정의에 대해 설명할 것이고, 수식의 간소화를 위해 UE의 인덱스는 생략한다. 즉, 단일 UE 상황의 수식으로 나타낸다.

#### A. 파라미터 모델

본 논문에서는 셀룰러 네트워크 시나리오에서  $N_{bs}$  개의 BS 가 특정 위치에 배치되어 있고, UE 위치는 랜덤하게 주어진 상황을 고려한다. BS 위치의 인덱스 집합은  $\mathcal{N}_{bs} = \{1, 2, \dots, N_{bs}\}$ 로 정의한다. UE의 2D 위치  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^2$ 에 따라 결정되는 BS들과 UE 사이의 실제 거리를  $d_n(\mathbf{p}) = \|\mathbf{p} - \mathbf{p}_n^{bs}\|$ ,  $n \in \mathcal{N}_{bs}$ 로 정의한다. RTT 값 기반으로 측정된 거리는  $\hat{d}_n = \frac{c\hat{t}_n}{2}$ ,  $n \in \mathcal{N}_{bs}$ 로 정의한다. 이때  $c$ 는 신호 전파 속도,  $\hat{t}_n$ 는  $n$ 번째 BS로부터 측정된 RTT 값이다.

#### B. 문제 정의

특정한 위치에 있는 UE의  $\{\hat{d}_n\}_{n \in \mathcal{N}_{bs}}$  와  $\{\mathbf{p}_n^{bs}\}_{n \in \mathcal{N}_{bs}}$ 가 주어졌을 때, NLOS 편향이 심한 BS의 인덱스 집합  $\mathcal{N}_{NL} \in \{1, 2, \dots, N_n\}$ 을

비지도 방식으로 찾는 것을 목적으로 한다. 또한  $\mathcal{N}_{NL}$ 을 측위 기법에 적절히 적용하여 UE의 추정 위치  $\hat{\mathbf{p}}$ 의 정밀도를 높히고자 한다.

#### III. CDA 기반 비지도 NLoS 식별

이번 절에서는 II-B에서 언급된 문제를 해결하기 위해, 측정거리  $\{\hat{d}_n\}_{n \in \mathcal{N}_{bs}}$ 만을 사용하여 비지도 방식으로 NLOS BS를 식별 할 수 있는 새로운 CDA 기반 비지도 NLOS 식별 알고리즘을 제안한다.

##### A. CDA 기반 특징 추출

먼저  $g_M : \mathbb{R}^M \rightarrow \mathbb{R}^2$ 을,  $M$ 개의 RTT 기반 측정 거리를 입력 받아 다변측량 기반으로 UE의 2D 위치를 추정 후 반환하는 함수로 정의한다. 이때 [1]에서 제안한 CDA 기법에 착안해, 다양한 BS 조합에 대응하는 RTT 기반 측정거리를 통해 단일 UE의 추정 위치를 여러개의 preliminary estimated location (PEL)로 증강 가능하다. 구체적으로, BS의 전체 집합  $\mathcal{N}_{bs}$ 에서 원소의 개수가  $M$ 인  $\ell$  번째 부분집합  $\mathcal{M}_\ell \subset \mathcal{N}_{bs}$ 이 주지면, 해당 BS 조합으로 얻은  $\ell$  번째 PEL  $\mathbf{z}_\ell$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{z}_\ell = g_M \left( \{\hat{d}_m\}_{m \in \mathcal{M}_\ell} \right), \ell \in \mathcal{L} = \{1, 2, \dots, L\}. \quad (3)$$

여기서  $L$ 은 크기가  $M$ 인 BS의 서로 다른 부분집합의 총 개수로,  $L = \binom{N_{bs}}{M}$ 이다. 모든 PEL의 집합, 즉 all PEL set (APELS)은  $Z = \{\mathbf{z}_\ell\}_{\ell \in \mathcal{L}}$ 와 같이 정의되며, 각  $\mathbf{z}_\ell$ 은 특정 BS의 조합 인덱스  $\ell \in \mathcal{L}$ 과 매핑 된다. 한편 line-of-sight (LOS)/NLOS 여부는 개별 BS 단위  $n \in \mathcal{N}_{bs}$ 와 매핑 되므로, NLOS를 식별하려면 BS 별 특징을 추출해야 한다. 이를 위해 우리는 APELS  $Z$ 로부터 BS 별 특징을 추출 할 수 있는 CDA 기반 NLOS 식별 기법을 제안한다.

##### B. CDA 기반 NLOS 식별 기법

본 절에서 제안하는 CDA 기반 NLOS 식별 기법은 특정 BS를 포함(in)했을 때의 PEL 분포와 제외(out) 했을 때의 PEL 분포를 비교하여, 각 BS가 위치 추정에 끼치는 편향을 활용한다. 구체적으로, 제안하는 기법은 다음과 같은 절차를 따른다.

1) In/out PEL 집합 정의 : 먼저  $n$ 번 BS가 포함된 PEL 조합  $Z_n^{(in)}$ 과 제외된 PEL 조합  $Z_n^{(out)}$ 으로 분리한다. 수식은 다음과 같다.

$$Z_n^{(in)} = \{\mathbf{z}_\ell \in Z \mid n \in \mathcal{M}_\ell\}, \\ Z_n^{(out)} = \{\mathbf{z}_\ell \in Z \mid n \notin \mathcal{M}_\ell\}, n \in \mathcal{N}_{bs}. \quad (4)$$

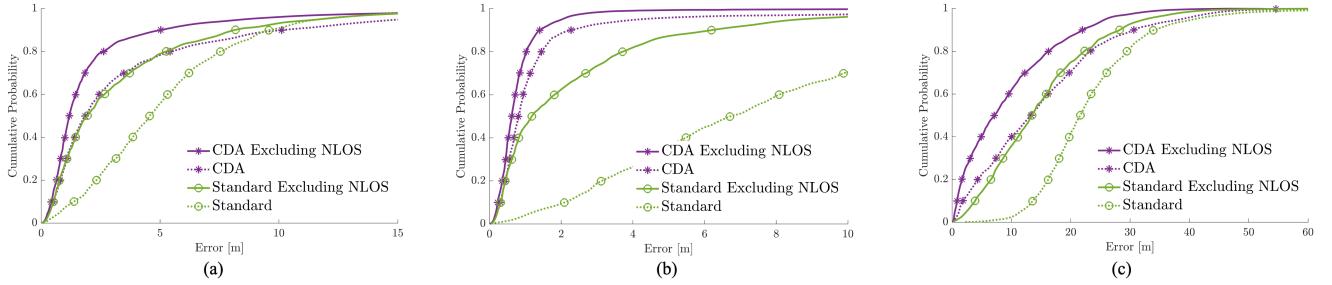


그림 1. CDF 기반 FR1 환경에서의 측위 성능 평가. (a) IOO; (b) InF-SH; (c) InF-DH.

2) 잔차  $z$  벡터 정의 : In/out 각 PEL 집합의 중앙값을 분포의 대푯값으로 정의하며, 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_n^{(in)} &= \text{median}(Z_n^{(in)}) \in \mathbb{R}^2, \\ \mathbf{m}_n^{(out)} &= \text{median}(Z_n^{(out)}) \in \mathbb{R}^2, n \in \mathcal{N}_{bs}. \end{aligned} \quad (5)$$

이후  $\mathbf{m}_n^{(in)}$  와  $\mathbf{m}_n^{(out)}$  잔차 벡터  $\mathbf{r}_n$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{r}_n = \mathbf{m}_n^{(in)} - \mathbf{m}_n^{(out)} \quad (6)$$

3) 편향각 정의 : 잔차 벡터  $\mathbf{r}_n$ 는  $n$  번째 BS에 의한 PEL 분포의 편향을 절대좌표 기준으로 표현한다. 하지만 분포의 편향을 분석하기 위해서는 실제 UE의 위치  $\mathbf{p}$ 와 BS 위치  $\mathbf{p}_n^{bs}$ 를 기준으로 하는 상대적인 편향을 분석해야 한다. 이때  $\mathbf{p}$ 는 모르는 정보이므로, APELS의 중앙값  $\mathbf{m}_{ref} = \text{median}(Z)$ 로 근사한다. 그러므로 기준 방향 벡터를  $\mathbf{v}_n = \mathbf{m}_{ref} - \mathbf{p}_n^{bs}$ 로 정의할 수 있고, 기준 방향 벡터  $\mathbf{v}_n$ 와 잔차 벡터  $\mathbf{r}_n$ 이 이루는 각도를 편향각  $\theta_n$ 로 정의한다. 수식은 다음과 같다.

$$\theta_n = \cos^{-1} \left( \frac{\mathbf{r}_n^T \mathbf{v}_n}{\|\mathbf{r}_n\| \|\mathbf{v}_n\|} \right). \quad (7)$$

4) NLOS BS 집합 정의 : 특정 기지국에 의해 편향된 방향을 나타내는 편향각  $\theta_n$ 과 얼마나 편향되었는지 나타내는 잔차 벡터의 L2-norm 값  $\|\mathbf{r}_n\|$ 을 NLOS 식별 기준으로 한다.  $\theta_n$ 의 임계치를  $\epsilon_\theta$ 로,  $\|\mathbf{r}_n\|$ 의 임계치를  $\epsilon_r$ 로 정의한다. 이때 우리가 구하고자 하는 NLOS BS 집합  $\mathcal{N}_{NL}$ 을 다음과 같은 수식으로 구할 수 있다.

$$\mathcal{N}_{NL} = \{ n \in \mathcal{N}_{bs} \mid \theta_n \geq \epsilon_\theta \wedge \|\mathbf{r}_n\| \geq \epsilon_r \}. \quad (8)$$

### C. 측위 전략

이번 절에서는 III-B 절에서 구한  $\mathcal{N}_{NL}$ 를 활용하여 측위에 적용하는 방식을 정의한다.

1) Standard : Standard 방식은 특정 BS들에서 얻은  $\{\hat{d}_i\}_{i \in \mathcal{S}}$ 을 활용하여 다변측량 기반 least square 방식으로 최적 UE 위치  $\hat{\mathbf{p}}$ 를 구한다. 수식은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{p}} = \arg \min_{\hat{\mathbf{p}}} \sum_{i \in \mathcal{S}} \|\hat{d}_i - d_i(\hat{\mathbf{p}})\|. \quad (9)$$

이때 Standard 방식에서는 모든 BS를 사용하므로  $\mathcal{S}_S = \mathcal{N}_{bs}$ 이다.

2) Standard Excluding NLOS : 이번 측위 방식에서는 standard 방식과 동일하게 식(9)을 사용하지만, 식별한 NLOS BS를 제외한다. 수식은 다음과 같다.

$$\mathcal{S}_{SI} = \mathcal{N}_{bs} \setminus \mathcal{N}_{NL} = \{n \in \mathcal{N}_{bs} \mid n \notin \mathcal{N}_{NL}\}. \quad (10)$$

3) Combinatorial Data Augmentation (CDA) : CDA 기반 측위 기법은 APELS의 중앙값을 최적 UE 위치로 한다. 수식은 다음과 같다

$$\hat{\mathbf{p}} = \text{median}(\{\mathbf{z}_\ell\}_{\ell \in \mathcal{L}}) \quad (11)$$

4) CDA Excluding NLOS : CDA Excluding NLOS 방식은 모든 PEL인 APELS 중에서 NLOS BS를 하나라도 포함한 BS 조합에 의해 추정된 PEL을 제거한 후 남은 PEL 집합의 중앙값을 최적 UE 위치로 한다. 수식은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{p}} = \text{median}(\{\mathbf{z}_\ell \mid \ell \in \mathcal{L} \wedge \mathcal{M}_\ell \cap \mathcal{N}_{NL} = \emptyset\}). \quad (12)$$

### IV. 시뮬레이션

3GPP에서 정의한 Indoor open office (IOO), Indoor factory sparse-high (InF-SH), Indoor factory dense-high (InF-DH) 시나리오를 대상으로 성능을 평가하였다. IOO는 NLOS 비율이 35%, InF-SH는 17% 그리고 InF-DH는 56%이다. 그리고 IOO 보다 InF 환경의 클러터 밀도가 더 높기 때문에 NLOS가 발생했을 때의 편향의 정도가 더 강하다. 각 시나리오에 대해 무작위로 생성된 1,000 개의 UE 위치에서 III-C에서 정의한 네가지 측위 기법을 사용하였다. RTT 측정치는 3GPP 채널 모델에서 규정한 각 시나리오에 부합하는 pathloss, NLoS probability, delay spread, 프로토콜 모델 등을 모두 고려하여 생성하였다. 모든 시나리오에서 frequency range 1 (FR1) 대역을 사용하였으며, 구체적으로 IOO 시나리오에서는 center frequency (CF) 4GHz, bandwidth (BW) 100MHz 그리고 InF-DH, InF-SH 시나리오에서는 CF 3.5GHz, BW 100MHz를 사용하였다. FR2 대비 CF가 상대적으로 낮으므로 다중경로 효과가 더 강하게 발생한다. 먼저 NLOS 식별 정확도는 NLOS 식별 정확도는 IOO, InF-SH, InF-DH 각각 94.1%, 91.3%, 96.2%를 달성하였고, 측위 성능은 그림 1의 cumulative density function (CDF)를 통해 나타냈다. CDF를 통해 두 측위 방식 모두 NLOS를 제거한 -Excluding NLOS 기법을 썼을 때 모든 시나리오에서 큰 폭의 성능 향상이 있음을 알 수 있다. 이는 제안한 CDA 기반 NLOS 식별 기법이 현실적인 채널 환경에서도 NLOS 영향을 효과적으로 제거함을 증명한다.

### V. 결론

본 논문에서는 CDA 기반 비지도 NLOS 식별 알고리즘을 제안하고, CDA 측위 방식에 활용하여 정확한 측위를 수행하였다. 3GPP 표준 문서를 따라 설계된 현실적인 시나리오 시뮬레이션 결과, 제안 방식은 특히 NLOS의 빈도는 낮지만 편향이 강한 InF-SH에서 MAE를 89% 감소시켰으며, 다른 두 시나리오에서도 성능이 50% 이상 개선되었다. 이는 사전 데이터나 환경 정보를 필요로 하지 않고도 5G 및 이후의 셀룰러 네트워크에서 실시간 위치 추정의 신뢰성을 효과적으로 높일 수 있음을 시사한다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2021-0-00347, 6G 통신을 위한 Post MAC)

### 참고 문헌

- [1] Palacios, Joan, et al. "Single-and multiple-access point indoor localization for millimeter-wave networks." *IEEE Transactions on Wireless Communications* 18.3 (2019): 1927-1942.
- [2] J.-S. Choi, W.-H. Lee, J.-H. Lee, J.-H. Lee and S.-C. Kim, "Deep Learning Based NLOS Identification With Commodity WLAN Devices," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 4, pp. 3295-3303, April 2018
- [3] G. Torsoli, M. Z. Win and A. Conti, "Blockage Intelligence in Complex Environments for Beyond 5G Localization," in *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 41, no. 6, pp. 1688-1701, June 2023
- [4] Yu, Han, Park, Kim and Ko, "Combinatorial Data Augmentation: A Key Enabler to Bridge Geometry- and Data-Driven WiFi Positioning," in *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 24, no. 1, Jan. 2025.
- [5] Technical Specification Group Radio Access Network, Study on NR Positioning Support (Release 16), document TR 38.855 V16.0.0, Release 16, 3rd Generation Partnership Project, Mar. 2019.