

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.

요 약

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) 측정값만으로 NLOS *base station* (BS)를 식별하고 위치 추정 정확도를 높일 수 있는 *Combinatorial Data Augmentation* (CDA) 기반 NLOS 식별 기법을 제안한다. 3GPP 표준 기반 세가지 실내 시나리오에서의 시뮬레이션을 통해, 제안하는 기법이 다양한 환경에서 NLOS BS 를 91~96% 수준의 정확도로 식별하며, 그를 활용한 측위 성능이 *mean absolute error* (MAE) 기준으로 다변측량 기법 대비 55~89% 향상됨을 보인다.

I. 서 론

B5G 및 6G 이동통신에서는 정밀한 측위 성능을 요구한다. 3rd Generation Partnership Project (3GPP) 표준에 따르면 현재 *round-trip-time* (RTT) 기반 측위법과 같은 기하학적 특징을 활용한 다변측량 기반 기법들이 많이 활용되는데, 이들은 *non-line-of-sight* (NLOS)의 편향이 심한 환경에서는 측위 성능이 크게 저해된다 [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 측정값만으로 NLOS *base station* (BS)를 식별하고 측위 정확도를 높일 수 있는 CDA 기반 NLOS 식별 기법을 제안한다. 또한 식별된 NLOS BS 를 측위 기법에 적용하는 몇가지 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 UE 의 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. UE 의 2D 위치 $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^2$ 에 따라 결정되는 BS 들과 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 $\hat{d}_n = \frac{c \cdot t_n}{2}$, $n \in \mathcal{N}_{bs}$ 로 정의한다. 이때 c 는 신호 전파 속도, t_n 는 n 번째 BS로부터 측정된 RTT 값이다.

B. 문제 정의

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

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

III. CDA 기반 비지도 NLoS 식별

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

A. CDA 기반 특징 추출

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

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

여기서 L 은 크기가 M 인 BS의 서로 다른 부분집합의 총 개수로, $L = \binom{N_{bs}}{M}$ 이다. 모든 PEL 의 집합, 즉 *all PEL set* (APELS)은 $\mathcal{Z} = \{\mathbf{z}_\ell\}_{\ell \in \mathcal{L}}$ 와 같이 정의되며, 각 \mathbf{z}_ℓ 은 특정 BS 의 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, NLOS 를 식별하려면 BS 별 특징을 추출해야 한다. 이를 위해 우리는 APELS \mathcal{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 BS 를 포함(in)했을 때의 PEL 분포와 제외(out) 했을 때의 PEL 분포를 비교하여, 각 BS 가 위치 추정에 끼치는 편향을 활용한다. 구체적으로, 제안하는 기법은 다음과 같은 절차를 따른다.

1) *In/out PEL 집합 정의*: 먼저 n 번째 BS가 포함된 PEL 조합 $\mathcal{Z}_n^{(in)}$ 과 제외된 PEL 조합 $\mathcal{Z}_n^{(out)}$ 으로 분리한다. 수식은 다음과 같다.

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

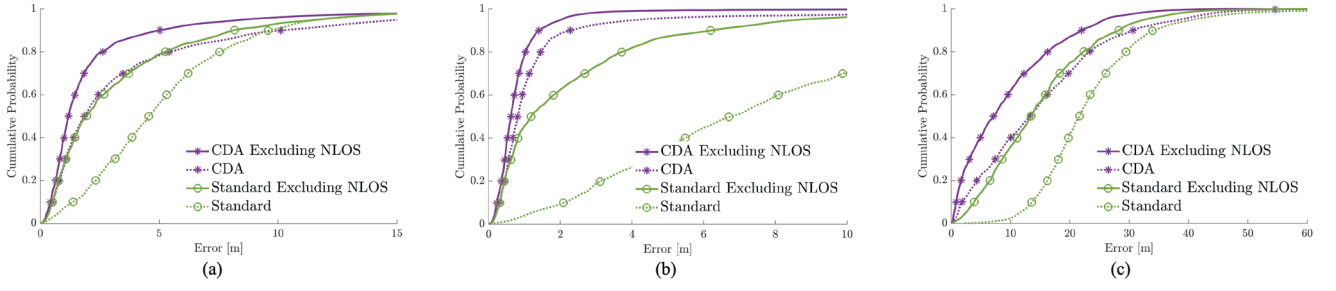


그림.1. CDF 기반 FR1 환경에서의 측위 성능 평가. (a) IOO; (b) InF-SH; (c) InF-DH.

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

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

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 은 n 번째 BS 에 의한 PEL 분포의 편향을 절대좌표 기준으로 표현한다. 하지만 분포의 편향을 분석하기 위해서는 실제 UE 의 위치 \mathbf{p} 와 BS 위치 \mathbf{p}_n^{bs} 를 기준으로 하는 상대적인 편향을 분석해야 한다. 이때 \mathbf{p} 는 모르는 정보이므로, APELS 의 중앙값 $\mathbf{m}_{ref} = \text{median}(\mathbf{Z})$ 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 잔차벡터 \mathbf{r}_n 이 이루는 각도를 편향각 θ_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 : 특정기지국에 의해 편향된 방향을 나타내는 편향각 θ_n 와 얼마나 편향되었는지 나타내는 잔차 벡터의 L2-norm 값 $\|\mathbf{r}_n\|$ 을 NLOS 식별 기준으로 한다. θ_n 의 임계치를 ϵ_θ 로, $\|\mathbf{r}_n\|$ 의 임계치를 ϵ_r 로 정의한다. 이때 우리가 구하고자 하는 NLOS BS 집합 \mathcal{N}_{NL} 를 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 BS 들에서 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.

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

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

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

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

3) Combinatorial Data Augmentation (CDA) : CDA 기반 측위 기법은 APLES 의 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 PEL 인 APELS 중에서 NLOS BS 를 하나라도 포함한 BS 조합에 의해 추정된 PEL 을 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

3GPP 에서 정의한 *Indoor open office* (IOO), *Indoor factory sparse-high* (InF-SH), *Indoor factory dense-high* (InF-DH) 시나리오를 대상으로 성능을 평가하였다. IOO 는 NLOS 비율이 35%, InF-SH 는 17% 그리고 InF-DH 는 56%이다. 그리고 IOO 보다 InF 환경의 클러스터 밀도가 더 높기 때문에 NLOS 가 발생했을 때의 편향의 정도가 더 강하다. 각 시나리오에 대해 무작위로 생성된 1,000 개의 UE 위치에서 III-C 에서 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 100MHz 를 사용하였다. FR2 대비 CF 가 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%을 달성하였고, 측위 성능은 그림.1의 *cumulative density function* (CDF)를 통해 나타냈다. CDF 를 통해 두 측위 방식 모두 NLOS 를 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 제안 하고, CDA 측위 방식에 활용하여 정확한 측위를 수행하였다. 3GPP 표준 문서를 따라 설계된 현실적인 시나리오 시뮬레이션 결과, 제안 방식은 특히 NLOS 의 빈도는 낮지만 편향이 강한 InF-SH 에서 MAE 를 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 2025 년도 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.