

# UAV-RIS 기반 비지상 시스템에서 사용자 위치 추정 알고리즘

신승석, 조인식, 김규남\*, 문상미\*\*, 황인태  
전남대학교, \*한국알프스, \*\*나사렛대학교

ssskit7@naver.com, Cho-insik@jnu.ac.kr, kyunam.kim@kr.alps.com, moonsm@kornu.ac.kr,  
and hit@jnu.ac.kr

## User Position Estimation Algorithm in UAV-RIS Based Non-Terrestrial Networks

Seungseok Sin, Insik Cho, Kyunam Kim\*, Sangmi Moon\*\*, and Intae Hwang  
Chonnam National Univ., \*Alps Electric Korea Co., Ltd., \*\*Korea Nazarene Univ.

### 요약

6G 및 그 이후의 통신 시스템에서는 밀리미터파(mmWave) 신호를 활용함으로써 제한된 인프라 환경에서도 정밀한 위치 추정이 가능하다. 그러나 센티미터 수준의 고정밀 위치 추정을 위해서는 채널 파라미터와 사용자 위치 간의 기하학적 관계를 기반으로 한 가시 경로(Line-of-Sight, LOS)의 확보가 필수적이다. 이에 본 논문에서는 LOS 확보를 위한 방안으로, 높은 고도에서 기지국 또는 단말로 활용 가능한 비지상 네트워크(Non-Terrestrial Network, NTN)와 재구성 가능한 지능형 반사판(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS) 기반의 시스템을 소개한다. 또한, 단일 기지국 환경에서도 정확한 위치 추정을 가능하게 하는 딥러닝 기반 보정 기법을 함께 제안한다. 제안 기법은 Transformer 기반 학습 네트워크를 활용하여, 기하학 기반 초기 위치 추정값을 정제함으로써 위치 추정 정확도를 크게 향상시킨다. 모의 실험 결과, 본 기법은 약 90% 이상의 사용자에게 서버미터 수준의 위치 정확도를 달성함을 확인하였다.

### I. 서론

기존 셀룰러 시스템에서의 3D 위치 추정은 여러 개의 기지국과 UE 간의 동기화를 필요로 하며, 복잡한 인프라와 높은 비용이 요구된다 [1-3]. 이에 대하여본 논문은 위치 추정 정확도를 직접적으로 향상시키기 위한 새로운 학습 기반 접근법을 제안한다. 본 시스템은 NTN (Non terrestrial network) 기반 UAV-RIS (Unmanned aerial vehicle) 링크를 통해 확보된 LOS 경로와 트랜스포머 기반 정제 모델을 융합함으로써, 전파 환경적 요소와 알고리즘적 요소를 동시에 고려한 종합적인 위치 추정 프레임워크를 구성한다. 이러한 구조는 기존의 기하 기반 추정이나 선형 모델이 한계를 보이는 환경에서도 높은 신뢰성과 정밀도를 유지할 수 있다.

위치의 격자의 확률을 출력하는 분류기로써 동작하며 이는 수식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

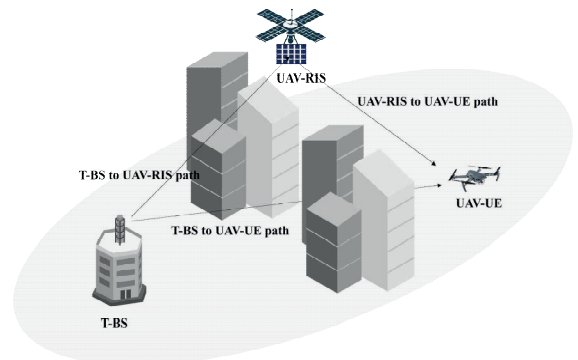


그림 1. UAV-RIS 지원 비지상 네트워크 시스템 모델

Fig. 1. UAV-RIS-supported non-terrestrial network system model.

### II. 본론

#### 1. 시스템 모델 및 채널 모델

본 논문에서는 주파수 선택적(frequency-selective) 밀리미터파(mmWave) 시스템을 고려하며, 그림 1과 같이 하나의 UAV-UE와 이를 서비스하기 위한 고정된 기지국과 UAV-RIS를 지원하는 시스템을 고려한다. UAV-RIS의 경우 고도가 높아질수록, LOS ((Line-of-Sight) 확률이 높아지기 때문에 UAV-RIS와 UAV-UE 사이의 경로는 LOS가 성립한다고 가정한다. 또한, 수신 신호 또는 채널 파라미터를 기반으로 사용자의 위치를 추정하는 어려운 회귀 문제를 직접 해결하는 신경망을 설계하는 대신, 본 논문에서는 [4-5]을 통해 초기 추정값을 얻은 후, 이를 보정하는 신경망을 설계하고자 한다. 이러한 접근 방식에 따라, 위치 보정 문제는 일반적으로 머신러닝 기반 접근에서 더 다루기 쉬운 분류 문제로 정식화된다.

#### 2. 위치추정 성능 향상을 위한 트랜스포머 기반 학습

[4-5]를 통한 초기 2차원 위치 추정값  $\mathbf{x}_r^{\parallel}$  이라 할 때,  $\mathbf{x}_r^{\parallel}$  을 중심으로, 일정한 간격을 가지는 격자를 고려한다. 본 절의 목표는 TransFormer를 활용한 신경망을 설계하는 데 있으며, 이 신경망은 실제 위치  $\mathbf{x}_r^{\parallel}$  가 포함된

$$p(\hat{\mathbf{z}}|\hat{\mathbf{z}}) = p(\mathbf{x}_r^{\parallel} = \hat{\mathbf{z}}|\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{x}_r^{\parallel} + [n_x g_s, n_y g_s]^T) \quad (1)$$

여기서  $\hat{\mathbf{z}} = [\hat{\mathbf{z}}_1; \dots; \hat{\mathbf{z}}_{N_{est}}]$  는 총  $N_{est}$  개의 다차원 직교 매칭 추적을 통한 추정 정보를 의미하며, 격자 인덱스는  $|n_x|, |n_y| \in \left\{0, 1, \dots, \frac{N_g}{2}\right\}$  와 같이 임의의 설정 범위 안에서 이산값을 갖는다.  $p(\hat{\mathbf{z}}|\hat{\mathbf{z}})$  는 예측 위치  $\hat{\mathbf{z}}$  와 실제 위치  $\mathbf{x}_r^{\parallel}$  간의 거리와 음의 상관 관계를 가져야 하며, 이는 수식 (2)과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(\hat{\mathbf{z}}|\hat{\mathbf{z}}) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\gamma\left(1 - \frac{\|\hat{\mathbf{z}} - \mathbf{x}_r^{\parallel}\|}{\delta}\right)\right)} \quad (2)$$

여기서  $\gamma$ 는 belief factor,  $\delta$ 는 scale factor를 조정하는 파라미터이다. 제안하는 네트워크 구조는 추정 위치  $\hat{\mathbf{x}}_r^{\parallel}$  및 그 주변 후보 위치들  $\hat{\mathbf{x}}_r^{\parallel}$ 을 입력으로 받아, 다차원 직교 매칭 추적으로 구한 채널 조건에 가장 잘 만족하는 위치를 찾아내는 것을 목적으로 하며, 이는 수식 (3)과 같이 표현 가능하며 전체 네트워크는 수식 (4)와 같다 [6].

$$\max_{\mathbf{x}_r^{\parallel}} p(\hat{\mathbf{z}} | \mathbf{x}_r^{\parallel}) \quad (3)$$

$$p(\hat{\mathbf{z}}, \hat{\mathbf{x}}_r^{\parallel}) = p(\hat{\mathbf{z}}, \hat{\mathbf{x}}_r^{\parallel}; \omega) \in R^{1 \times N_r^2}, \quad (4)$$

### 3. 모의실험 성능 분석

본 절에서는 트랜스포머 기반 학습을 통한 위치 추정 성능을 평가하기 위한 시뮬레이션 결과를 제시한다.

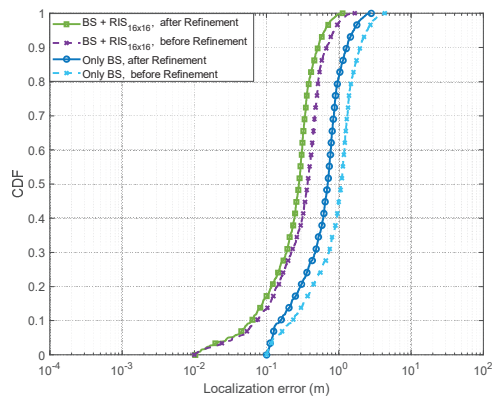


그림 2. BS 단독 vs. BS+RIS 환경에서 트랜스포머 기반 보정 전후의 위치 오차 누적 분포 비교

Fig. 2. Comparison of cumulative position error distribution before and after transformer-based correction in BS-only vs. BS+RIS environments.

그림 2는 단일 기지국만을 사용하는 경우와, BS와 RIS를 함께 활용하는 경우에 대해, 트랜스포머 기반 보정 기법 적용 전후의 위치 오차 누적 분포 함수(CDF)를 나타낸다. 총 네 가지 조건에 대한 결과가 제시되어 있으며, 이를 통해 RIS의 효과 및 보정 기법의 성능 향상을 종합적으로 확인할 수 있다. 보정 이전(before Refinement)의 경우, RIS가 없는 환경에서는 전체적으로 위치 추정 오차가 크며, 약 90%의 사용자에게 위치 오차가 1m 이상인 결과를 보인다. 반면, RIS를 추가한 경우(BS + RIS, before Refinement), 동일한 초기 추정 조건에서도 전체적인 CDF 곡선이 왼쪽으로 이동하며, RIS를 통해 전파 경로가 보강된 것으로 해석할 수 있다. 이는 RIS가 추가적인 반사 경로를 제공함으로써, 전반적인 측정 정확도 향상에 기여함을 의미한다. 트랜스포머 기반 보정 기법 적용 이후(after Refinement)의 경우, 두 환경 모두 위치 추정 정확도가 크게 향상된다. 특히, BS + RIS, after Refinement 조건에서는 약 95% 이상의 사용자에게 서버미터 수준의 정확도가 달성되며, 일부 사용자에게 대해서는 10cm 이하의 정밀도도 관찰된다. 이는 RIS의 하드웨어적 이점과 트랜스포머의 학습 기반 소프트웨어적 보정이 결합되어, 보다 정밀한 위치 추정이 가능함을 보여준다.

Only BS, after Refinement의 경우도 보정 전보다 상당한 성능 향

상을 보이지만, BS + RIS, after Refinement 조건에는 미치지 못한다. 이는 RIS가 위치 추정에 있어 중요한 보조 역할을 수행할 수 있음을 확인할 수 있다.

결론적으로, 본 실험 결과는 UAV-RIS 기반 시스템과 트랜스포머 기반 보정 기법의 결합이 전파 환경 제어 및 알고리즘적 정밀도 향상이라는 두 측면에서 시너지를 형성함을 입증하며, mmWave 기반 고정밀 위치 추정의 현실적 구현 가능성을 제시한다.

### III. 결론

본 논문에서는 UAV에 탑재된 RIS를 활용한 비지향 네트워크 기반 위치 추정 시스템을 제안하고, 트랜스포머 기반 딥러닝 모델을 적용하여 위치 정밀도를 향상시키는 방안을 제시하였다. 제안된 시스템은 mmWave 환경에서 위치 추정에 필수적인 가시선(LOS) 경로를 UAV-RIS를 통해 능동적으로 확보함으로써, 기존의 지상 인프라 기반 시스템이 가지는 제약 을 효과적으로 극복할 수 있음을 보였다.

또한, 트랜스포머 기반 보정 기법은 초기 추정값을 바탕으로 신호 간 복잡한 상관관계를 학습하여 위치 오차를 정교하게 보정하였으며, 다양한 실험 결과를 통해 단일 기지국 환경에서도 서버미터 수준의 정확도를 안정적으로 달성할 수 있음을 입증하였다. 특히, RIS 개수 변화에 따른 실험에서는 시스템 확장성과 정밀도 간의 관계를 명확히 확인할 수 있었다.

### ACKNOWLEDGMENT

"이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-지역지능 화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2025-RS-2022-00156287)." "본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기 획평가원의 학석사연계ICT핵심인재양성사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2025-RS-2022-00156385)." "이 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원 으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2023-00220985), (RS-2023-00246381) 및 (RS-2024-00333826)."

### 참 고 문 헌

- [1] J. A. del Peral-Rosado, R. Raulefs, J. A. López-Salcedo, and G. Seco-Granados, "Survey of cellular mobile radio localization methods: From 1G to 5G," *IEEE Commun. Surveys Tutorials*, vol. 20, no. 2, pp. 1124 - 1148, 2018.
- [2] "Feasibility of positioning enhancements for E-UTRA, release 13, V13.0.0," 3GPP TR 36.855, Jan. 2015.
- [3] A. Shahmansoori, G. E. Garcia, G. Destino, G. Seco-Granados, and H. Wymeersch, "Position and orientation estimation through millimeter-wave MIMO in 5G systems," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 17, no. 3, pp. 1822 - 1835, Mar. 2018.
- [4] M. Bayraktar, J. Palacios, N. Gonzalez-Prelcic, and C. J. Zhang, "Multidimensional Orthogonal Matching Pursuit-based RIS-aided Joint Localization and Channel Estimation at mmWave," in *Proc. IEEE Int. Workshop Signal Process. Adv. Wireless Commun. (SPAWC)*, 2022, pp. 1&#8211;5, doi: 10.1109/SPAWC51304.2022.9833999.
- [5] K. Keykhosravi, M. F. Keskin, G. Seco-Granados, and H. Wymeersch, "SISO RIS-Enabled Joint 3D Downlink Localization and Synchronization," *arXiv preprint, arXiv:2011.02391*, Feb. 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2011.02391>
- [6] A. Vaswani et al., "Attention is All You Need," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, pp. 5998&#8211;6008, 2017.