

# 고속 무인 이동체 통신을 위한 빔 트레이닝 기술

임 병 주\*, 고 영 채

## Beam Training for High-Speed UAV Communications

Byungju Lim\*, Young-Chai Ko

### 요 약

본 논문에서는 고속으로 움직이는 UAV와 지속적인 통신 링크를 유지하기 위한 빔 트레이닝 기법을 제안한다. 고속으로 움직이는 환경에서 발생하는 도플러 효과를 상쇄하고 정확한 UAV의 방향 정보를 추정하기 위한 기법을 제안하며 DFT 코드북 기반의 빔 트레이닝 기술을 활용한다. 시뮬레이션 결과를 통해 고속으로 움직이는 UAV의 방향 정보를 기존 기법 대비 정확하게 예측할 수 있음을 보여준다.

**Key Words** : Beam training, UAV, Doppler shift

### ABSTRACT

To establish and maintain a stable communication link between unmanned aerial vehicle (UAV) and base station (BS), we propose beam training method based on DFT codebook. Especially, the proposed beam training compensates doppler shifts caused by high-speed UAV and estimates an exact angle-of-arrival (AoA). From simulation results, we show that the proposed scheme accurately estimates the exact AoA by compensating the effect of doppler shifts compared to conventional scheme.

## I. 서 론

무인 이동체 (unmanned aerial vehicle, UAV)는 군

사 및 민간 분야에서 활용도가 급증하고 있으며 중요성이 부각되고 있다. UAV를 제어하고 영상 정보 등의 데이터를 실시간으로 주고 받기 위해서 지상 기지국과의 통신 연결이 필수적이므로 지상 기지국은 3차원 공간에서 고속으로 움직이는 UAV를 지원하기 위해서 안정적인 통신 링크를 형성해야한다<sup>[1]</sup>. 하지만 고속으로 움직이는 UAV로 인해 도플러 효과가 발생하여 정확하고 안정적인 통신 링크 연결이 어려워진다. 따라서 고속으로 움직이는 UAV를 지원하기 위한 빔 트레이닝 기법이 필요하다.

고속으로 움직이는 UAV를 연속적으로 지원하기 위해서 다양한 빔 추적 기술이 연구되어 왔다<sup>[2-3]</sup>. [2-4]에서는 UAV 통신을 위한 빔 추적 기술을 연구했지만, 도플러 효과가 발생하는 고속으로 움직이는 환경을 고려하지 않았다. [5]에서는 도플러 효과를 고려하였지만 3차원이 아닌 2차원에서 움직이는 물체의 방향을 예측해서 통신 링크를 형성하기 위한 기법을 연구하였다. 2차원에서는 예측한 angle-of-arrival (AoA)에서 도플러 효과를 쉽게 제거 가능하기 때문에 고속으로 움직이는 상황이 문제가 되지 않는다. 하지만 UAV는 3차원 공간에 움직이므로 예측한 AoA에서 도플러 효과를 쉽게 제거하지 못하므로 잘못된 UAV 방향을 예측하게 되고, 불안정한 통신 링크를 형성하게 된다. 또한 위 연구들은 LoS가 존재하는 환경에서만 적용이 가능하므로 NLoS가 존재하는 무선 환경에서 센싱 기술을 활용한 빔 추적 기술도 연구되었다<sup>[6]</sup>.

본 논문에서는 3차원 공간에서 고속으로 움직이는 UAV와 안정적인 통신 연결을 하기 위한 빔 트레이닝 기법을 제안하며, 제안한 빔 트레이닝 기법을 통해 도플러 효과를 상쇄하고 정확한 UAV 각도를 추정할 수 있게 된다. 특히 DFT 코드북 기반의 빔 트레이닝 기법을 제안하며 채널 정보에 포함된 도플러 효과를 상쇄하기 위하여 위상 회전 행렬을 활용한다. 제안한 기법을 통해 기존 기법 대비 고속으로 움직이는 UAV의 실제 방향을 정확하게 예측할 수 있음을 논의하고자 한다. 또한 NLoS가 존재하는 환경에서 기존 알고리즘의 성능을 향상시키기 위한 deep residual learning 구조를 제안한다.

## II. 시스템 모델

지상에  $N$ 개의 uniform planar array (UPA) 안테나

\* 이 논문은 중소기업벤처부의 재원으로 지원을 받아 수행 되었습니다 (S3373667).

• First Author : Pukyong National University, Department of Electronic Engineering, limbj@pknu.ac.kr, 정희원

◦ Corresponding Author : Korea University, School of Electrical Engineering, koyc@korea.ac.kr, 종신회원

논문번호 : 202505-102-B-LU, Received May 4, 2025; Revised May 25, 2025; Accepted May 25, 2025

를 탑재한 기지국이 설치되어 있고 기지국은 다중 무인 이동체 (UAV)에게 통신 서비스를 제공한다. 이때 초고 주파 대역인 mmWave 대역을 사용하여 링크를 연결하며 고속으로 움직이는 UAV에 의해 도플러 편이 현상이 발생한다. 따라서  $k$ 번째 UAV와 기지국간의 채널은 다음과 같이 모델링한다.

$$\mathbf{h}_k = \alpha_k e^{j(\phi_k^{offset} + \phi_k^{Doppler})} \mathcal{O}(f_{D,k}) \mathbf{a}_{BS}(\mathbf{x}_k) \quad (1)$$

여기서  $\alpha_k$ 는 채널 이득,  $\phi_k^{offset}$ 는 채널 위상 오프셋,  $\mathcal{O}(f_{D,k})$ 는 도플러 효과를 나타내는 행렬, 그리고  $\phi_k^{Doppler} = 2\pi f_{D,k} T_s$ 이며  $f_{D,k}$ 와  $T_s$ 는 도플러 편이와 coherence 시간을 나타낸다. 수식 (1)에서  $\mathbf{a}_{BS}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{a}_x(u_k) \otimes \mathbf{a}_y(v_k)$ 는 UPA 안테나의 응답 벡터를 나타내며  $\mathbf{x}_k = [u_k, v_k]^T$ ,  $u_k = \pi \cos \phi_k \sin \theta_k$  그리고  $v_k = \pi \sin \phi_k \sin \theta_k$ 이다. 여기서  $\phi_k$ 와  $\theta_k$ 는 각각 UAV의 azimuth 각도와 elevation 각도를 나타내며, 결과적으로  $u_k$ 와  $v_k$ 를 예측하게 되면 UAV의 3차원 각도 정보를 얻을 수 있으므로 해당 방향으로 빔을 형성할 수 있다. 또한 수식 (1)에서  $\mathcal{O}(f_{D,k}) = \text{diag}(\mathbf{O}_x(f_{D,k}) \otimes \mathbf{O}_y(f_{D,k}))$ 로 표기할 수 있으며  $\mathbf{O}_x(f_{D,k}) = [1, e^{j\frac{\lambda}{c} f_{D,k} m^{u_{kn}}}, \dots, e^{j\frac{\lambda}{c} f_{D,k} m^{(N_x-1)u_{kn}}}]^T$ 와  $\mathbf{O}_y(f_{D,k}) = [1, e^{j\frac{\lambda}{c} f_{D,k} m^{v_{kn}}}, \dots, e^{j\frac{\lambda}{c} f_{D,k} m^{(N_y-1)v_{kn}}}]^T$ 로 나타낼 수 있다. 결과적으로 수식 (1)에 도플러 행렬인  $\mathcal{O}(f_{D,k})$ 가 포함되어 있어서 왜곡된 채널 정보를 예측하게 되고 실제 UAV 각도가 아닌 왜곡된 각도를 예측하게 되어 성능 저하가 발생하게 된다. 기지국이 채널 정보만을 가지고 UAV의 각도를 예측하기 위해서 UAV의 속도 정보를 추정할 수 있지만 UAV의 도플러 편이 정보를 추정할 수 없다고 가정한다. 또한 3차원 각도 정보를 예측하기 위해서 각 UAV는 할당된 파일럿 신호를 기지국에게 전달한다. 이때 UAV들은 서로 직교 파일럿 신호를 사용하며, 기지국에서는 간섭 없이 각 UAV 신호를 복구할 수 있으며 결과적으로 수식 (1)의 채널 정보를 기지국이 예측하여 얻을 수 있게 된다.

### III. 빔 트레이닝 기술

본 장에서는 UAV의 방향을 추적하고 빔을 형성하기 위한 빔 트레이닝 기술에 대해 제안한다. 수식 (1)에서 채널 정보에 도플러 효과가 포함되므로 실제 UAV의 방향과 통신 링크를 연결하기 위한 빔 방향에 차이가 발생한다. 따라서 채널 정보에서 도플러 효과를 제거하

고 실제 UAV 방향을 예측하기 위한 기술이 필요하다. 제안하는 빔 트레이닝 기술은 2단계를 거친다. 먼저 초기 각도 정보를 예측하기 위해서 기지국은 DFT 코드북을 사용하여 빔 스위핑 과정을 거친다.  $m_k$ 번째 빔을 사용했을 때 채널 정보  $\mathbf{f}_{m_k}^H \mathbf{h}_k$ 를 예측하고, 채널 이득이 제일 큰 빔을 다음과 같이 선택한다

$$\mathbf{f}_{m_k} = \text{argmax} |\mathbf{f}_{m_k}^H \mathbf{h}_k| \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{f}_{m_k}$ 은 DFT 코드북의  $m_k$ 번째 행을 의미한다. 일반적으로 도플러가 존재하지 않는다면 채널 이득을 최대화하는  $m_k^*$ 번째 빔을 선택함으로써 UAV의 실제 각도인  $\mathbf{x}_k$ 를 쉽게 추정할 수 있다. 하지만 수식 (1)에서 도플러 행렬인  $\mathcal{O}(f_{D,k})$ 로 인하여 정확한 각도를 추정하지 못하므로 이를 보상하기 위한 위상 회전 행렬  $\mathbf{O}_R(\psi_{x,k}, \psi_{y,k})$ 을 사용하고자 한다. 위상 회전 행렬은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{O}_R(\psi_{x,k}, \psi_{y,k}) = \text{diag}(\mathbf{R}_{x,k}(\psi_{x,k}) \otimes \mathbf{R}_{y,k}(\psi_{y,k})) \quad (3)$$

여기서  $\mathbf{R}_{x,k}(\psi_{x,k}) = [1, e^{j\psi_{xk}}, \dots, e^{j(N_x-1)\psi_{xk}}]^T$ 와  $\mathbf{R}_{y,k}(\psi_{y,k}) = [1, e^{j\psi_{yk}}, \dots, e^{j(N_y-1)\psi_{yk}}]^T$ 로 표현할 수 있다. 먼저 수식 (2)에서 찾은  $m_k^*$ 번째 빔을 기반으로  $|\mathbf{f}_{m_k}^H \mathbf{O}_R(\psi_{x,k}, \psi_{y,k}) \mathbf{h}_k|$ 을 최대화할 수 있는  $(\psi_{x,k}^*, \psi_{y,k}^*)$ 을 찾는다. 위상 회전 행렬을 통해 채널에 포함된 도플러 행렬을 보상하여 도플러 효과를 상쇄시킬 수 있다. 하지만 도플러 편이 값을 예측하기 어렵기 때문에  $(\psi_{x,k}, \psi_{y,k})$ 을 다음 범위에서 exhaustive search를 통해  $|\mathbf{f}_{m_k}^H \mathbf{O}_R(\psi_{x,k}, \psi_{y,k}) \mathbf{h}_k|$ 을 최대화하는  $(\psi_{x,k}, \psi_{y,k})$ 을 찾게 된다.

$$\begin{aligned} \psi_{x,k} &\in \left\{ -\frac{\pi}{N_x}, -\frac{\pi}{N_x} + \frac{2\pi}{N_x^2}, \dots, \frac{\pi}{N_x} \right\} \\ \psi_{y,k} &\in \left\{ -\frac{\pi}{N_y}, -\frac{\pi}{N_y} + \frac{2\pi}{N_y^2}, \dots, \frac{\pi}{N_y} \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

$(\psi_{x,k}^*, \psi_{y,k}^*)$ 을 찾게 되면 수식 (2)에서 찾은 최적의 빔 방향과 조합하여 실제 UAV 각도  $(u_k, v_k)$ 를 유추할 수 있게 된다.

### IV. NLoS 환경에서 빔 트레이닝 개선 기술

제안하는 기법은 LoS 경로의 채널 정보만을 활용하

여 빔을 정확하게 추정한다. UAV 통신 환경은 일반적으로 LoS가 보장되지만 무선 채널 특성상 LoS 경로뿐만 아니라 NLoS 경로도 존재하게 된다. NLoS 경로도 존재할 경우, 무선 채널은 수식 (1)과 같이 단일 요소가 아닌 여러 요소들의 합으로 표현되고 빔 트레이닝 성능을 저하시킨다. 본 장에서는 이를 해결하기 위한 딥러닝 기법을 제안한다. 먼저 기지국은 채널정보  $F^H \mathbf{h}_k$ 를 예측하고 이를 딥러닝 구조의 입력으로 넣는다. 이때  $\mathbf{h}_k$ 는 NLoS 경로도 포함하고 있으므로 그림 1과 같이 deep residual 학습 구조를 채택하여 입력 신호에서 NLoS 경로를 제거하고 LoS 경로만 추출할 수 있도록 설계하였다. Loss 함수는 MSE로 설정하여 최종 결과가 LoS 경로만 포함하도록 설계하였다. 따라서 최종 출력인  $F^H \hat{\mathbf{h}}_k$ 를 사용하여 3장에서 제안한 빔 트레이닝 기법을 적용하게 되면 NLoS가 존재하는 환경에서도 성능을 개선시킬 수 있다.

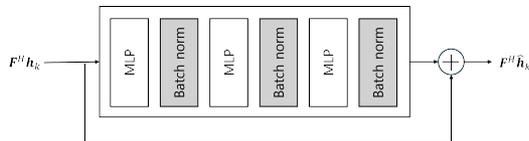


그림 1. NLoS 요소를 제거하기 위한 deep residual 학습 구조  
Fig. 1. Deep residual learning structure to suppress NLoS components in the estimated channel information

### V. 시뮬레이션

본 장에서는 시뮬레이션을 통해 UAV 통신을 위한 빔 트레이닝 기법의 성능을 검증하고자 한다. 기지국은 12x12의 UPA 안테나를 탑재하고 있으며 144개의 DFT 코드북을 사용하여 빔 추적을 한다. 통신을 위해 28GHz 대역을 사용하며 2대의 UAV는 240km/h의 속도로 정해진 경로 내에서 움직인다. 또한 코드북 기반의 빔 트레이닝 기법과 제안하는 기법의 성능을 비교할 예정이며, 코드북 기반의 빔 트레이닝은 위상 회전 행렬을 사용하지 않아서 도플러 현상이 존재하는 환경에서 DFT 코드북을 사용하는 기법이다.

그림 2에서 LoS 링크만 존재하는 환경에서 기지국 안테나 숫자에 따라 빔 트레이닝 기법을 통해 얻은 각도 정보와 실제 UAV 각도와의 MSE 성능을 비교하였다. 안테나가 증가할수록 빔의 정밀도가 향상되고 코드북의 사이즈가 증가하기 때문에 MSE 성능이 개선되는 것을 확인할 수 있다. 또한 단순히 코드북만 사용하는 코드북 기반 빔 트레이닝 기법 대비 제안하는 빔 트레이

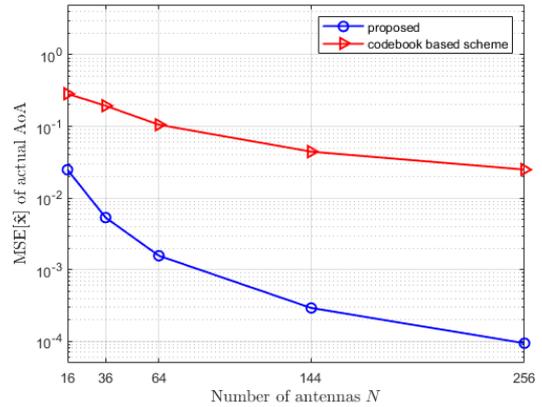


그림 2. 안테나 숫자에 따른 빔 트레이닝 MSE 성능 비교  
Fig. 2. MSE performance of beam training schemes with respect to the number of BS antennas

닝 기법을 통해 MSE 성능을 개선할 수 있는데, 위상 회전 행렬을 도입하여 도플러 효과를 상쇄시킴으로써 정확한 빔 각도 추정이 가능해진다.

그림 3은 LoS 경로뿐만 아니라 2개의 NLoS 경로가 존재하는 상황에서 빔 트레이닝 기법을 비교한 그래프이다. 전체 채널을 다음과 같이 Rician factor  $K$ 를 이용하여 생성하였고,  $\mathbf{h} = \sqrt{\frac{K}{K+1}} \mathbf{h}_{LoS} + \sqrt{\frac{1}{K+1}} \mathbf{h}_{NLoS}$ , LoS 채널과 NLoS 채널은 수식 (1)과 같이 각각 생성하였다. 따라서 그림 3은 NLoS 경로가 존재하는 무선 채널 환경에서 빔 트레이닝 성능을 보여준다. 여기서 proposed 기법은 3장에서 제안한 기법을 나타내며, proposed with DL은 4장에서 제안한 deep residual 학습 구조를 적용한 기법을 나타낸다. 그림 3에서 확인할 수 있듯이

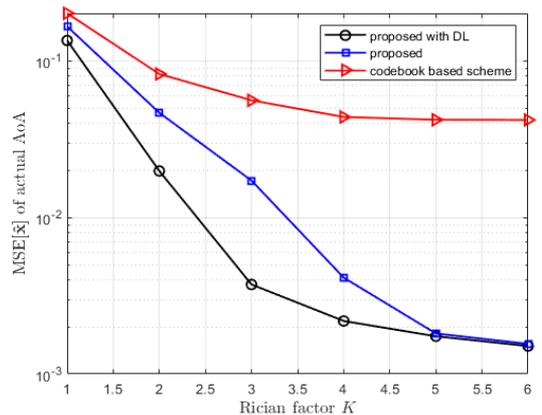


그림 3. NLoS 경로가 포함된 무선 채널 환경에서 빔 트레이닝 기법 성능 비교  
Fig. 3. MSE performance of beam training schemes in wireless channel including NLoS paths as well as LoS path

제안하는 기법은 기존 코드북 기반 빔 트레이닝 보다 성능을 개선할 수 있음을 보여준다. 또한 Rician factor가 증가할수록 성능이 개선되는데, 제안하는 알고리즘은 코드북 기반으로 동작하기 때문에 단일 LoS 링크만 존재할 때 성능이 최대화된다는. 반면 Rician factor가 작은 환경에서는 NLoS 경로의 파워가 증가하므로 코드북을 통해 정확한 각도 추정이 어려워지고 성능이 저하된다. 하지만 deep residual 학습 구조를 통해 채널 정보에서 NLoS 요소들을 제거하게 되면 기존보다 성능이 개선되는 것을 확인할 수 있다. 하지만 완벽하게 NLoS 요소들을 제거하지 못하므로 LoS만 존재하는 상황 대비 성능이 저하되는 것을 확인할 수 있다.

## VI. 결론

본 논문에서는 고속으로 움직이는 UAV 통신에서 도플러 효과를 상쇄시키고 정확한 빔 각도 추정을 위한 빔 트레이닝 기법을 제안하였다. 제안하는 기법은 코드북 기반으로 동작하며 위상 회전 정렬을 통해 도플러 효과를 완화하여 성능을 개선할 수 있다. 위상 회전 행렬의 효과는 시뮬레이션에서 기존 코드북 기반 빔 트레이닝 기법과 비교함으로써 확인할 수 있다. 또한 NLoS 환경에서 성능을 개선하기 위한 deep residual 학습 구조를 제안하였으며 이를 통해 NLoS 환경에서도 기존 코드북과 제안한 빔 트레이닝 기법 대비 성능 개선을 확인할 수 있다.

## References

- [1] M. Giordani, M. Polese, A. Roy, D. Castor, and M. Zorzi, "A tutorial on beam management for 3GPP NR at mmWave frequencies," *IEEE Commun. Surv. Tuts.*, vol. 21, no. 1, pp. 173-196, Sep. 2019.
- [2] D. Jang, H.-L. Song, Y.-C. Ko, and H. J. Kim, "Distributed beam tracking for vehicular communications via UAV-assisted cellular network," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 72, no. 1, pp. 589-600, Jan. 2023.
- [3] H.-L. Song and Y.-C. Ko, "Robust and low complexity beam tracking with monopulse signal for UAV communications," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 70, no. 4, pp. 3505-3513, Apr. 2021.
- [4] J. Zhang, S. Gao, X. Feng, H. Yang, and G. Sun, "An accurate beam-tracking algorithm with adaptive beam reconstruction via UAV-BSs for mobile users," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 73, no. 9, pp. 13164-13177, Sep. 2024.
- [5] K. Xu, Z. Shen, Y. Wang, and X. Xia, "Location-aided mMIMO channel tracking and hybrid beamforming for high-speed railway communications: An angle-domain approach," *IEEE Syst. J.*, vol. 14, no. 1, pp. 93-104, Mar. 2020.
- [6] Y. Cui, et al., "Seeing is not always believing: ISAC-assisted predictive beam tracking in multipath channels," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 13, no. 1, pp. 14-18, Jan. 2024.