

# 그래프 신경망 기반 유체 안테나 위치 및 빔포밍 동시 최적화 방식

김건, 이훈  
울산과학기술원

geoniekim@unist.ac.kr, hoonlee@unist.ac.kr

## A Graph Neural Network Approach to Joint Antenna Position and Beamforming Optimization for Fluid Antenna Systems

Geon Kim and Hoon Lee  
Ulsan National Institute of Science and Technology

### 요약

본 논문에서는 다중사용자 다중안테나 하향링크 시스템에서 기지국이 복수의 유체 안테나를 탑재한 시스템을 고려한다. 유체 안테나 시스템에서는 안테나의 위치를 실시간으로 조정하여 통신 성능을 극대화 할 수 있다. 그러나 안테나 위치와 빔포밍 벡터를 동시에 최적화하는 고난도의 송신단 신호처리 방식이 필요하다. 이를 위해 안테나 위치와 빔포밍 벡터를 순차적으로 최적화하는 two-stage graph neural network 방법을 제안한다. 모의실험을 통해 기존 기법 대비 제안하는 기법의 성능 이득을 검증한다.

### I. 서론

최근 유동성이 높은 금속 유체를 기반으로 하는 유체 안테나 시스템 (FAS: Fluid Antenna System) 연구가 활발히 진행중이다[1]. 전파환경에 맞추어 안테나 위치를 순시적으로 조정함으로써 채널의 상태를 최적화할 수 있다. 이를 통해 종래의 고정형 안테나 대비 더 높은 전송속도 성능 달성이 가능하다.

본 논문에서는 다중사용자 유체 안테나 시스템에서 안테나 위치와 빔포밍 벡터를 동시에 최적화하는 graph neural network (GNN) 기법을 제안한다. 고정형 안테나 시스템에서 GNN 기반의 빔포밍 최적화 방식은 과거에 연구된 바 있으나[2], 유체 안테나 시스템에서 활용된 바는 많지 않다. 기존 연구 [1]에서도 유체 안테나 시스템을 위한 GNN 모델이 고안되었으나, 간단한 빔포밍 구조만을 고려하여 성능 열화가 존재한다.

본 논문에서는 uplink-downlink duality에 기반한 최적 빔포밍 벡터 구조[3]을 활용하여 유체 안테나 시스템에 적합한 two-stage GNN 기술을 제안한다. 모의실험을 통해 제안하는 GNN 기법이 기존 기법[1] 대비 전송속도 성능을 크게 개선함을 확인한다.

### II. 시스템 모델

기지국이  $N$  개의 유체 안테나를 활용하여  $K$  개의 단일 안테나 사용자에게 하향링크 통신 서비스를 제공한다. 기지국의 유체 안테나는 길이가  $D$ 인 linear array 구조를 갖는다. 기지국은 안테나의 위치를 최적화하여 데이터 전송속도를 극대화 한다. 안테나  $n$  ( $n \in \mathcal{N} \triangleq \{1, \dots, N\}$ )의 위치  $x_n$ 은 제한조건  $0 < x_1 < x_2 < \dots < x_N \leq D$ 을 만족하도록 설계한다. 기지국과 사용자  $k$  ( $k \in \mathcal{K} \triangleq \{1, \dots, K\}$ ) 사이의 각도를  $\theta_k \in [0, \pi]$ 로 정의하면, 채널 벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}, \theta_k) = \left[ e^{i\frac{2\pi}{\lambda}x_1 \cos(\theta_k)}, e^{i\frac{2\pi}{\lambda}x_2 \cos(\theta_k)}, \dots, e^{i\frac{2\pi}{\lambda}x_N \cos(\theta_k)} \right]^T \quad (1)$$

이때  $\mathbf{x} \triangleq [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ ,  $\lambda$ 는 파장을 의미한다. 사용자  $k$ 의 빔포밍 벡터를  $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^N$ 로 정의하면, signal-to-noise-plus-interference ratio (SINR)은 아래와 같다.

$$\gamma_k(\mathbf{W}, \mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{w}_k^H \sqrt{d_k} \mathbf{h}(\mathbf{x}, \theta_k)|^2}{\sum_{i \in \mathcal{K} \setminus k} |\mathbf{w}_i^H \sqrt{d_i} \mathbf{h}(\mathbf{x}, \theta_k)|^2 + \sigma_k^2} \quad (2)$$

이때  $\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_K\}$ 이고  $d_k$ 와  $\sigma_k^2$ 는 각각 경로 손실과 잡음 전력을 의미한다. Sum rate 을 최대화하는 문제를 공식화하면 다음과 같다.

$$\max_{\mathbf{W}, \mathbf{x}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(1 + \gamma_k(\mathbf{W}, \mathbf{x})) \quad (3a)$$

$$\text{s. t. } \sum_{k \in \mathcal{K}} \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P_{max} \quad (3b)$$

$$x_1 \geq 0, x_N \leq D, x_n - x_{n-1} \geq \Delta, n \in \mathcal{N} \setminus \{1\}. \quad (3c)$$

$P_{max}$ 는 기지국의 최대 송신 전력,  $\Delta$ 는 안테나간 최소 거리 제한을 뜻한다. 비볼록 (nonconvex) 특성 때문에 문제 (3)의 최적 솔루션을 계산하는 것은 매우 어렵다.

### III. 제안하는 Two-Stage GNN 방법

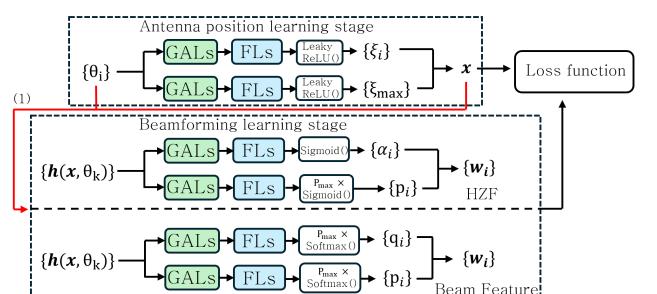


그림 1. 제안하는 two-stage GNN 구조

문제 (3)를 효과적으로 해결하기 위해 two-stage GNN 기법을 제안한다. 그림 1 과 같이 제안하는 인공지능 모델은 안테나 위치 최적화 단계와 빔포밍 최적화 단계로 구성된다. 안테나 위치 최적화를 위해 제한조건 (3c)를 다음과 같이 변형한다 [1].

$$\delta_n = \frac{\xi_n}{\sum_{i \in \mathcal{N} \setminus \{1\}} \xi_i} \times \frac{\delta_{max}}{1 + e^{-\xi_{max}}}, \quad n \in \mathcal{N} \setminus \{1\}, \quad (4)$$

$$x_n = (n - 1)\Delta + \sum_{i \in \mathcal{N}}^n \delta_i, \forall n \in \mathcal{N} \quad (5)$$

여기서  $\{\xi_i\}$ 와  $\xi_{max}$ 는 양수인 최적화 변수이다. 안테나 위치 최적화 단계에서 GNN은 사용자 각도 정보  $\{\theta_i\}$ 를 입력으로 활용하여  $\{\xi_i\}$ 와  $\xi_{max}$ 를 출력하고, (4), (5)을 기반으로 안테나 위치 변수  $x$ 를 복원한다. 다음으로, 빔포밍 최적화 단계에서는 최적화된 안테나 위치를 기반으로 결정된 채널 벡터  $\mathbf{h}(x, \theta_k)$ 를 입력받아 빔포밍을 구성하는 매개변수를 도출한다. 기존 연구 [1]에서는 maximum ration transmission (MRT) 와 zero-forcing (ZF) 빔포밍을 가중치  $\alpha_k$ 로 선형결합하여 아래와 같이 빔포밍 벡터를 도출한다.

$$\mathbf{w}_k = \sqrt{p_k} \frac{\alpha_k \frac{\mathbf{u}_k}{\|\mathbf{u}_k\|} + (1 - \alpha_k) \frac{\mathbf{h}(x, \theta_k)}{\|\mathbf{h}(x, \theta_k)\|}}{\left\| \alpha_k \frac{\mathbf{u}_k}{\|\mathbf{u}_k\|} + (1 - \alpha_k) \frac{\mathbf{h}(x, \theta_k)}{\|\mathbf{h}(x, \theta_k)\|} \right\|}. \quad (6)$$

따라서 빔포밍 최적화 단계의 출력은 가중치  $\alpha_k$ 와 송신전력  $p_k$ 로 설계한다. 그러나 상기 빔포밍 구조는 최적성을 보장하지 않는다.

본 논문에서는 최적 빔 구조[3]를 활용하여 아래와 같이 빔포밍 벡터를 재구성한다.

$$\mathbf{w}_k = \sqrt{p_k} \frac{\mathbf{I}_m + \sum_{i \in \mathcal{K}} q_i \mathbf{h}(x, \theta_k) \mathbf{h}(x, \theta_k)^H}{\left\| \mathbf{I}_m + \sum_{i \in \mathcal{K}} q_i \mathbf{h}(x, \theta_k) \mathbf{h}(x, \theta_k)^H \right\|}. \quad (7)$$

이때 사용자  $k$ 의 출력은 2 차원 빔 특성 벡터  $[p_k, q_k]^T$ 로 주어진다.

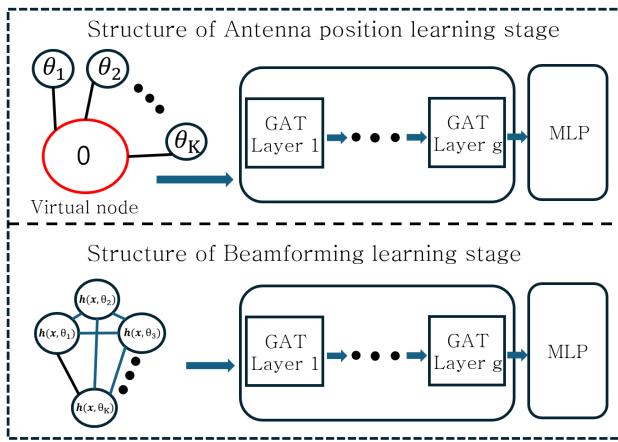


그림 2. 안테나 위치 및 빔포밍 최적화 GNN 구조

각 단계의 GNN 구조를 그림 2에 도시하였다. 안테나 위치 최적화 단계의 GNN은  $N$  개의 안테나 노드들이 가상의 노드에 연결된 star 그래프로 나타낸다. 안테나 노드의 입력 특성을  $\theta_k$ 로, 가상의 노드는 더미 특성 0을 입력으로 하여 복수의 graph attention network (GAT) layer로 처리한다. 마지막 GAT layer의 출력을 multi-layer perceptron (MLP)로 처리하여 최종 안테나 위치 변수를 출력한다. 다음으로, 빔포밍 최적화 GNN은  $K$  개 단말 노드가 모두 연결된 complete 그래프를 처리한다. 각 노드의 입력 특성으로 채널 벡터  $\mathbf{h}(x, \theta_k)$ 를 사용한다. 마찬가지로 복수의 GAT layer 및 MLP로 최종 빔 특성

벡터들을 출력한다. 제안하는 two-stage GNN은 sum rate 성능을 최대화하도록 훈련한다.

#### IV. 모의실험 결과

표 1. Sum rate 성능 비교 [bps/Hz]

$K$	Proposed	Conventional [1]
2	15.40	14.03
3	19.56	18.87
4	22.22	21.51
5	23.09	21.76
6	22.48	18.49

제안하는 기법의 우수성을 입증하기 위해 모의실험 결과를 제시한다. 잡음 전력은  $\sigma_k^2 = 1 \text{ W}$ , 최대 송신 전력은  $P_{max} = 100 \text{ W}$ , 파장은  $\lambda = 0.167 \text{ m}$ , 안테나간 최소 거리는  $\Delta = \lambda/2$  그리고 기지국 안테나단 길이는  $D = 10\lambda$ 로 설정한다. 배치 크기는 1024, 학습률은  $2 \times 10^{-5}$ 인 Adam 알고리즘으로 고정된 환경  $N = K = 6$ 에서 훈련을 진행한다. 일반화 능력 검증을 위해 테스트는 다양한  $K$ 에 대해 수행한다.

표 1은 제안 기법과 기존 기법[1]의 sum rate 성능을 다양한 사용자 수에 대해 비교한다. 제안하는 기법은 최적 빔포밍 구조 (7)을 활용하여 더 높은 sum rate 성능을 달성한다. 이에 비해 기존 기법은 단순한 MRT-ZF 선형결합 방식을 채택하여 최적성을 잃고, 이에 따라 sum rate 성능이 저하된다.

#### V. 결론

본 논문에서는 유체 안테나 시스템의 성능을 극대화하기 위해 안테나 위치와 빔포밍 벡터를 동시에 최적화하는 GNN 구조를 제안하였다. 종래 기법의 단점을 해결하기 위해 최적 빔포밍 구조를 차용하여 GNN을 재구성하였다. 모의실험을 통해 제안하는 기법의 성능 이득을 확인하였다.

#### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원 (2021-0-00467, 지능형 6G 무선 액세스 시스템)의 지원을 받아 수행된 연구임.

#### 참 고 문 현

- [1] C. He, Y. Lu, W. Chen, B. Ai, K.-K. Wong, and D. Niyato, "Graph neural network enabled fluid antenna systems: A two-stage approach," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, to be published
- [2] Shen, Y. Shi, J. Zhang, and K. B. Letaief, "Graph neural networks for scalable radio resource management: Architecture design and theoretical analysis," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 39, no. 1, pp. 101–119, Jan. 2021.
- [3] E. Björnson, M. Bengtsson, and B. Ottersten, "Optimal multiuser transmit beamforming: A difficult problem with a simple solution structure," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 31, no. 4, pp. 142–148, Jul. 2014.