

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

요 약

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. 서 론

최근 유동성이 높은 금속 유체를 기반으로 하는 유체 안테나 시스템 (FAS: Fluid Antenna System) 연구가 활발히 진행 중이다 [1]. 전파환경에 맞추어 안테나 위치를 순차적으로 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 $\mathbf{x} \triangleq [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, λ 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.

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

이때 $\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_K\}$ 이고 d_k 와 σ_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, Δ 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

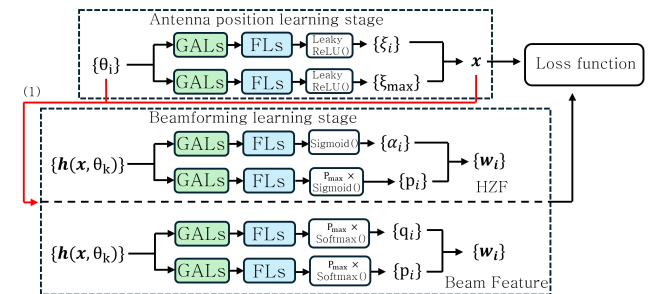


그림 1. 제안하는 two-stage GNN 구조

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].

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

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

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

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

따라서 빔포밍 최적화 단계의 출력은 가중치 α_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.

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

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

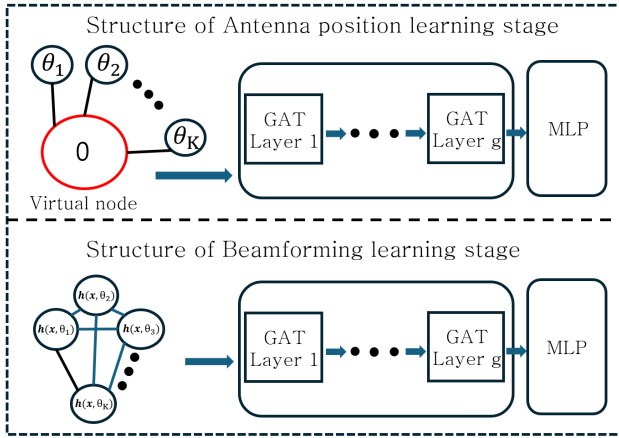


그림 2. 안테나 위치 및 빔포밍 최적화 GNN 구조

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

벡터들을 출력한다. 제안하는 two-stage GNN 은 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 2×10^{-5} 인 Adam 알고리즘으로 고정된 환경 $N = K = 6$ 에서 훈련을 진행한다. 일반화 능력 검증을 위해 테스트는 다양한 K 에 대해 수행한다.

표 1 은 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 극대화 하기 위해 안테나 위치와 빔포밍 벡터를 동시에 최적화하는 GNN 구조를 제안하였다. 종래 기법의 단점을 해결하기 위해 최적 빔포밍 구조를 차용하여 GNN 을 재구성하였다. 모의실험을 통해 제안하는 기법의 성능 이득을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

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

참 고 문 헌

- [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.