

인접 위상 선택을 통한 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법

황우진, 정성엽, 성준혁, 안철균, 김승현, 최수용

연세대학교 전기전자공학과

hwoojin97@yonsei.ac.kr, andy2878@yonsei.ac.kr, joonhyeok.sung@yonsei.ac.kr, acg8857@yonsei.ac.kr, seunghyun.kim@yonsei.ac.kr, csyong@yonsei.ac.kr

Near Phase Selection Method for DRL-based Hybrid Beamforming Scheme

Woojin Hwang, Seongyeop Joung, Joonhyeok Sung, Chelkyun An, SeungHyun Kim,
Sooyong Choi

School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University.

요약

본 논문에서는 인접 위상 선택을 통한 deep reinforcement learning (DRL) 기반 하이브리드 빔포밍 기법을 연구한다. 제안된 기법은 DRL 알고리즘을 수행할 때 인접한 위상 중에서 채널 용량이 가장 큰 인접 위상을 선택한다. 이때 fully 디지털 빔포밍 기법과 제안된 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법의 채널 용량 차이를 감소시키는, 최적의 송신안테나 위상을 선택하여 채널 용량 최대화를 수행한다. 제안된 기법은 기존 기법보다 모든 SNR 구간에서 향상된 채널 용량을 달성한다.

I. 서론

기존의 디지털 빔포밍은 디지털 코드북 기반으로 여러 개의 데이터 스트림 전송이 가능하여 높은 채널 용량을 가진다. 하지만 고가의 radio frequency (RF) chain을 안테나별로 사용하여 많은 안테나 수를 가진 massive Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) 무선 시스템에서는 많은 비용이 발생한다. 이를 완화하기 위한 아날로그 빔포밍 기술은 여러 개의 phase shifter를 사용하여 하나의 RF chain 당 한 개의 데이터 스트림을 전송한다. 아날로그 빔포밍은 디지털 빔포밍에 비해 비용이 적게 들지만 데이터 스트림 한 개를 전송하므로 채널 용량 성능 열화가 발생한다. 두 기술의 장점을 결합한 하이브리드 빔포밍을 최적화하기 위해 여러 연구들이 진행되었다 [1].

하이브리드 빔포밍을 최적화하기 위한 연구 중에 채널 용량 최대화를 위해 deep neural network based reinforcement learning (DRL) 기법을 이용한 연구가 수행되었다 [2]. 기존의 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 최적화 연구는 agent가 송신안테나 위상을 전체 사용 가능한 코드북에서 하나의 코드를 선택하여 채널 용량 최대화를 수행했다. 하지만 기존 기법은 fully 디지털 빔포밍 기법에 비해 낮은 채널 용량을 가진다 [2]. 본 논문에서는 이를 개선하기 위해 인접 위상 선택을 통한 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법의 채널 용량 최대화를 수행한다.

II. 본론

2.1 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1과 같은 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 시스템 모델을 사용한다. 그림 1에서 x_{N_s} 는 N_s 번째 데이터 스트림을 통해 전송되는 송신 신호이다. \mathbf{V}_{BB} , \mathbf{V}_{RF} , \mathbf{W}_{BB} 는 각각 디지털 프리코더와 아날로그 프리코더, 디지털 콤파이너를 의미한다. N_t , N_r 은 각각 송신안테나의 수와 수신안테나의 수를 나타낸다. N_{RF}^t 는 송신단의 RF chain 개수를 의미한다. 여기서 송신단과 수신단 사이의 채널을 \mathbf{H} 로 정의하고 다음과 같은 Saleh-Valenzuela 채널 모델을 고려한다 [3].

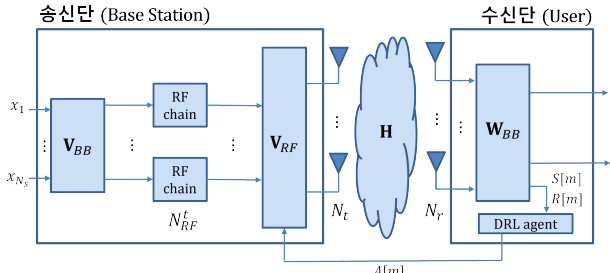


그림 1. DRL 기반 하이브리드 빔포밍 시스템

$$\mathbf{H} = \sqrt{\frac{N_t N_r}{\sum_{i=1}^{N_d} N_{ray,i}}} \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_{ray,i}} \alpha_{i,j} \mathbf{A}_r(\theta_{i,j}^r) \mathbf{A}_t^H(\theta_{i,j}^t) \quad (1)$$

여기서 N_{cl} 은 cluster 수, $N_{ray,i}$ 는 i 번째 cluster의 ray 수, $\alpha_{i,j}$ 는 j 번째 ray, i 번째 cluster의 complex path gain이다. \mathbf{A}_r , \mathbf{A}_t 은 각각 수신, 송신안테나의 uniform linear array (ULA) response이다. $\theta_{i,j}^r$, $\theta_{i,j}^t$ 는 각각 j 번째 ray, i 번째 cluster의 angle of arrival과 angle of departure이다. 이때 normalized 된 수신 ULA response $\mathbf{A}_r(\theta_{i,j}^r)$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{A}_r(\theta_{i,j}^r) = \frac{1}{N} [1, e^{j \frac{2\pi d}{\lambda} \sin(\theta_{i,j}^r)}, \dots, e^{j(N-1) \frac{2\pi d}{\lambda} \sin(\theta_{i,j}^r)}]^T \quad (2)$$

여기서 N 은 안테나 수, d 는 안테나 spacing, λ 는 carrier wavelength이다. $S[m]$, $A[m]$, $R[m]$ 은 각각 DRL agent의 state와 action, reward이다. 여기서 m 은 DRL 알고리즘의 수행 iteration의 수를 의미한다. 송신단과 수신단 사이의 채널 \mathbf{H} 를 통과한 수신 신호 y 는 다음과 같다.

$$y = \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{H} \mathbf{V}_{RF} \mathbf{V}_{BB} x + \mathbf{W}_{BB}^H n \quad (3)$$

여기서 n 은 부가 백색 가우시안 잡음으로 평균 0, 분산 σ_n^2 을 가지는 정

구분포를 따른다.

본 논문에서는 하이브리드 빔포밍 시스템에서 DRL 알고리즘을 통해 식 (3)에서 \mathbf{V}_{BB} , \mathbf{V}_{RF} , \mathbf{W}_{BB} 계산하고 채널 용량을 최대화한다.

2.2 인접 위상 선택 DRL 알고리즘

본 절에서는 하이브리드 빔포밍 시스템에서 DRL 알고리즘을 통해 채널 용량을 최대화하는 방식을 서술한다. 먼저 채널 \mathbf{H} 에 대해 perfect channel state information을 가정하고 아날로그 프리코더 \mathbf{V}_{RF} 는 0으로 초기값을 설정한다. 이후 \mathbf{H} 와 \mathbf{V}_{RF} 로 low-order effective channel $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{V}_{RF}$ 를 정의한다. 정의된 $\tilde{\mathbf{H}}$ 에 singular value decomposition을 적용하여 디지털 프리코더 \mathbf{V}_{BB} 와 디지털 콤바이너 \mathbf{W}_{BB} 를 결정한다. 결정된 \mathbf{V}_{BB} , \mathbf{V}_{RF} , \mathbf{W}_{BB} 로 채널 용량을 계산하고 이를 state $S[m]$ 으로 정의한다. 결정된 state와 action에 따른 reward $R[m]$ 은 iteration에 따라 채널 용량 차이 $D[m]$ 이 감소하도록 다음과 같이 정의된다.

$$R[m] = \begin{cases} 1 & \text{if } (D[m] - D[m-1]) < 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

채널 용량 차이는 $D[m] = C_{FD}[m] - C_{proposed}[m]$ 으로 정의된다. 이때 C_{FD} 와 $C_{proposed}$ 는 각각 fully 디지털 빔포밍 기법의 채널 용량과 제안된 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법의 채널 용량이다. 이후 DRL agent는 계산된 state와 action을 이용하여 Q-update를 진행한다.

$$Q(S[m], a) \leftarrow (1 - \alpha)Q(S[m], a) + \alpha [R(S[m], a) + \gamma \max_{a'} Q(S[m+1], a')] \quad (5)$$

Q-update는 reward를 최대화하는 최적의 action을 결정한다. a 는 현재 iteration의 action, a' 은 다음 iteration의 action, α 는 learning rate, γ 는 discount factor를 의미한다.

제안하는 인접 위상 선택 방식은 송신안테나의 위상 $(-\frac{\pi}{2}, 0, \frac{\pi}{2}, \pi)$ 4개 중에서 이전 iteration과 가까운 인접 위상을 action으로 선택하고 $A[m] \in [0, 1, \dots, 3N_t N_{RF}^t - 1]$ 을 정의한다. Action의 집합 $A[m]$ 은 송신안테나의 위상 수, 송신안테나의 수와 RF chain 개수의 곱으로 구성되고 $3N_t N_{RF}^t$ 개의 성분을 갖는다. 기존 기법의 경우 action 집합은 $A[m] \in [0, 1, \dots, 4N_t N_{RF}^t - 1]$ 으로 정의되어 $4N_t N_{RF}^t$ 개의 성분을 갖는다. 따라서 제안 기법은 action 집합의 성분의 수를 25% 감소시킨다.

최적의 action을 결정하는 Q-update가 한번 진행되고 현재 iteration이 종료된다. 이후 제안하는 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법은 iteration을 반복하며 채널 용량 최대화를 수행한다.

2.3 시뮬레이션 결과

기존 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법과 제안된 기법을 동등하게 비교하기 위해 송신안테나 위상을 $(-\frac{\pi}{2}, 0, \frac{\pi}{2}, \pi)$ 와 같이 4개로 설정했다. 송신안테나 N_t 는 25개, 수신안테나 N_r 은 4개로 설정했다. 데이터 스트림 개수 N_s 와 송신단의 RF chain 수 N_{RF}^t 는 모두 2개로 설정했다. Saleh-Valenzuela 채널 설정을 위해 cluster 수 N_{cl} 과 ray 수 N_{ray} 는

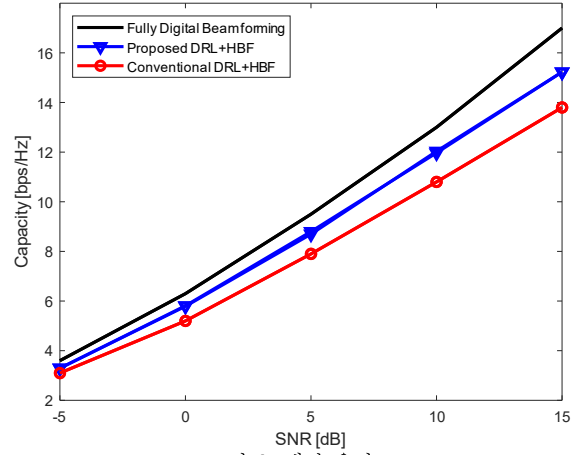


그림 2. 채널 용량

각각 8개와 10개로 설정했다. Hidden layer 뉴런 개수는 200개로 설정했으며, activation function은 ReLU function으로 설정했다. Optimizer는 Adam optimizer를 설정했으며, learning rate α 와 discount factor γ 는 각각 0.3, 1로 설정했다. 시뮬레이션을 진행해본 결과 그림 2와 같이 제안하는 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법이 기존의 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기법 [2] 보다 모든 SNR 구간에서 채널 용량이 증가한 것을 볼 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 인접 위상 선택을 통한 DRL 기반 하이브리드 빔포밍 기술을 제안했다. 제안된 기법은 송신안테나의 위상 중에서 이전 iteration과 가까운 위상을 선택하여 채널 용량 최대화를 하는 DRL 알고리즘을 사용했다. 그리고 제안된 기법은 기존 기법보다 fully 디지털 빔포밍 기법의 채널 용량에 가까운 성능을 보인다. 또한, 제안된 기법은 기존 기법보다 모든 SNR 구간에서 채널 용량이 증가했다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No. 2021-0-00973, 차세대 무선 변복조 기술(Post-OFDM) 개발)과 2023 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022-R1A2B5B02002226).

참 고 문 헌

- [1] A. F. Molisch et al., "Hybrid beamforming for massive MIMO: A survey," IEEE Commun. Mag., vol. 55, no. 9, pp. 134–141, Sep. 2017.
- [2] E. M. Lizarraga, G. N. Maggio, and A. A. Dowhuszko, "Deep Reinforcement Learning for Hybrid Beamforming in Multi-User Millimeter Wave Wireless Systems," in Proc. IEEE Veh. Tech. Conf., 2021, pp. 1 - 5.
- [3] V. Raghavan and A. M. Sayeed, "Sublinear capacity scaling laws for sparse MIMO channels," IEEE Trans. Info. Theory, vol. 57, no. 1, pp. 345–364, Jan. 2010.