

DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법

황우진, 안철균, 하영준, 최수용
연세대학교 전기전자공학과

{hwoojin97, acg8857, hyj99, csyong}@yonsei.ac.kr

DNN based Two Stage Hierarchical Beam Search Method

Woojin Hwang, Cheolkyun An, Youngjune Ha, Sooyong Choi

School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University.

요 약

기존의 2 단계 계층적 빔 탐색 (Hierarchical beam search) 기법의 빔 탐색 성능 향상을 위해 deep neural network (DNN) 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법을 제안한다. 1 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 코드북 내의 넓은 빔(Wide beam)들을 탐색한다. 수신단은 1 단계 빔들의 수신 전력들을 송신단으로 피드백하고 송신단은 이를 DNN의 입력 값으로 설정한다. DNN은 2 단계 빔 탐색 과정에서 사용하는 좁은 빔 (Narrow beam)들의 확률을 완전 탐색 (Exhaustive search) 결과를 타겟으로 학습한다. 학습된 좁은 빔들의 출력 값 즉, 확률 중 높은 확률을 갖는 좁은 빔들로 2 단계에서 사용할 좁은 빔 코드북을 구성한다. 2 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 빔 탐색 과정에서 구성한 학습된 빔 코드북 내의 좁은 빔들을 탐색한다. 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법은 완전 탐색 기법 대비 18.75%의 빔 탐색 횟수를 갖는다. 또한 제안된 기법은 같은 빔 탐색 횟수를 갖는 기존 계층적 빔 탐색 기법 대비 success rate 80% 기준 약 6dB 성능이득을 가진다.

I. 서론

기존의 계층적 빔 탐색 (Hierarchical beam search) 기법은 상위 단계에서 넓은 빔 (Wide beam)을 탐색한 뒤 하위 단계에서 좁은 빔 (Narrow beam)을 탐색한다 [1].

본 논문은 기존의 2 단계 계층적 빔 탐색 기법의 빔 탐색 성능 향상을 위해 deep neural network (DNN) 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법을 제안한다. 제안하는 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법은 기존의 2 단계 계층적 빔 탐색 기법과 같이 1 단계에서 넓은 빔을 탐색 후 2 단계에서 좁은 빔을 탐색한다. 먼저 1 단계 빔 탐색 과정에서는 기존의 1 단계 코드북 내의 넓은 빔들을 탐색한다. 수신단은 탐색된 1 단계 빔들의 수신 전력들을 송신단으로 피드백하고, 송신단은 피드백 받은 수신전력을 이용하여 DNN의 입력 값으로 설정한다. DNN은 2 단계 빔 탐색 과정에서 사용하는 좁은 빔들의 확률을 완전 탐색 (Exhaustive search) 결과를 타겟으로 학습한다. DNN의 타겟은 전체 코드북을 사용하는 경우, 완전 탐색 과정을 통하여 얻은 최대 수신 전력을 갖는 좁은 빔이다. 학습된 좁은 빔들의 확률 중 높은 확률을 갖는 좁은 빔들로 2 단계 빔 코드북을 구성한다. 2 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 빔 탐색 과정에서 학습하여 구성한 좁은 빔 코드북을 사용하여 빔 탐색을 수행한다. 따라서 2 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 빔 탐색 과정 후, 새로이 구성된 2 단계 좁은 빔 코드북 내의 좁은 빔들을 탐색한다.

기존의 2 단계 계층적 빔 탐색은 넓은 빔 커버리지 내에서 좁은 빔 탐색을 하는 상위 구간 별 계층적 빔 코드북이 구성된다. 반면 제안하는 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법은 상위 단계의 넓은 빔 커버리지 외에도 DNN 학습에 의하여 전체 커버리지 내의 모든 빔들 중에서 가장 높은 확률을 갖는 좁은 빔 코드북을

구성하여 기존 2 단계 계층적 빔 탐색 기법 대비 빔 탐색 성능을 개선하고자 한다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 multiple-input single-output (MISO) 시스템을 고려한다. 송신단의 송신 안테나 수는 $N_t \triangleq N_h N_v$ 이며, N_h 는 수평 방향의 송신 안테나 수, N_v 는 수직 방향의 송신 안테나 수이다. 수신단은 1 개의 수신 안테나를 가진다. 송신신호 x 는 디지털 변조된 정보 심볼이고 E_s 의 송신 전력을 갖는다. x 는 프리코딩 벡터 $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 에 의해 프리코딩 된 후 채널 $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{1 \times N_t}$ 을 통해 수신되므로 수신 신호 $y = \mathbf{h}\mathbf{f}x + \mathbf{n}$ 이다. 여기서 $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 은 부가 백색 가우시안 잡음이며 $\mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 은 평균 0, 분산 σ^2 을 갖는 복소 정규 분포이다.

채널 $\mathbf{h} = \sqrt{\frac{N_t}{L}} \sum_{l=1}^L \beta_l \boldsymbol{\alpha}^H(\varphi_{h,l}, \varphi_{v,l})$ 이며 Saleh-Valenzuela 채널 모델을 고려한다 [2]. 여기서 L 은 채널 경로의 수, β_l 은 l 번째 채널 경로의 채널 이득, $(\cdot)^H$ 는 Hermitian operation, $\boldsymbol{\alpha}(\varphi_{h,l}, \varphi_{v,l}) \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 는 transmit steering vector, $\varphi_{h,l}$ 은 l 번째 채널 경로의 azimuth angle-of-departure (AoD), $\varphi_{v,l}$ 은 l 번째 채널 경로의 elevation AoD이다. Transmit steering vector $\boldsymbol{\alpha}(\varphi_{h,l}, \varphi_{v,l}) = \mathbf{u}(N_h, \varphi_{h,l}) \otimes \mathbf{u}(N_v, \varphi_{v,l})$ 이고 \otimes 은 Kronecker product, $\mathbf{u}(N_h, \varphi_{h,l}) = \frac{1}{\sqrt{N_h}} [e^{j\pi 0 \cdot \varphi_{h,l}}, e^{j\pi 1 \cdot \varphi_{h,l}}, \dots, e^{j\pi (N_h-1) \cdot \varphi_{h,l}}]^T$, $\mathbf{u}(N_v, \varphi_{v,l}) = \frac{1}{\sqrt{N_v}} [e^{j\pi 0 \cdot \varphi_{v,l}}, e^{j\pi 1 \cdot \varphi_{v,l}}, \dots, e^{j\pi (N_v-1) \cdot \varphi_{v,l}}]^T$ 이다.

III. DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법

제안하는 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법에서 1 단계의 넓은 빔 수는 B_w , 2 단계의 좁은 빔 수는 B_n 이다. DNN의 입력층은 B_w 개의 노드를 가진다. DNN의 은닉층은 각각 완전 연결층이다. 각 은닉층의 활성화 함

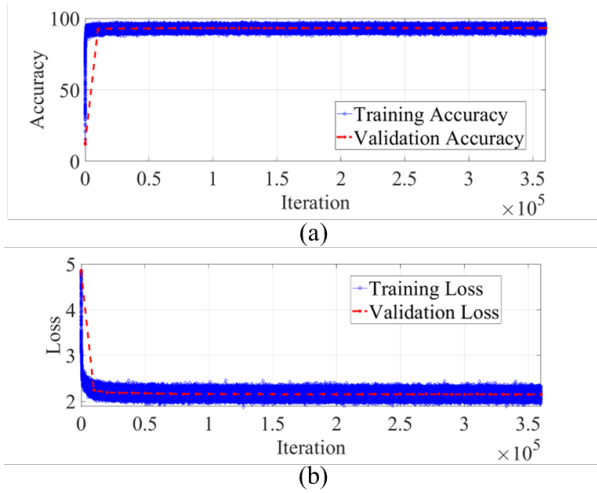


그림 1. DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법의 학습 iteration 에 따른 (a) 정확도 (b) 손실.

수는 Tanh 이다. DNN 의 출력층은 N_t 개의 노드를 가진다. 출력층의 활성화 함수는 Softmax 이며, 출력 노드에서 N_t 개 좁은 빔들의 확률이 0~1 사이의 값으로 출력된다. DNN 학습을 위해, 손실함수는 출력된 N_t 개 좁은 빔들의 확률과 DNN 의 타겟 간 cross-entropy 이다. DNN 의 타겟은 전체 빔 코드북에 대한 완전 탐색 과정을 통하여 얻은 최대 수신 전력을 갖는 N_t 개 좁은 빔들 중 하나이다.

1 단계 빔 탐색 과정에서는 기존의 1 단계 코드북 내의 B_w 개의 넓은 빔들을 탐색한다. 수신단은 탐색된 1 단계 빔들의 수신 전력들을 송신단으로 피드백하고, 송신단은 피드백 받은 수신전력을 이용하여 DNN 의 입력 값으로 설정한다. DNN 은 2 단계 빔 탐색 과정에서 사용할 좁은 빔들의 확률을 전체 빔에 대한 완전 탐색 결과를 타겟으로 학습한다. 따라서 DNN 의 출력 값으로 N_t 개의 좁은 빔들의 확률이 0~1 사이의 값으로 출력된다. N_t 개의 좁은 빔들의 확률 중 높은 확률 값을 갖는 B_n 개의 좁은 빔들로 2 단계 좁은 빔 코드북을 구성한다. 2 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 빔 탐색 과정에서 학습하여 구성된 좁은 빔 코드북을 사용하여 빔 탐색을 수행한다. 따라서 2 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 빔 탐색 과정 후, 새로이 구성된 2 단계 좁은 빔 코드북 내의 B_n 개의 좁은 빔들을 탐색한다.

IV. 실험 결과

제안된 DNN 기반 계층적 빔 탐색 기법의 success rate 성능을 확인한다. Success rate 는 빔 탐색 테스트 중 success 한 횟수를 전체 빔 탐색 테스트 횟수로 나눈 값이다. Success 는 $\arg \max_f |\mathbf{h}\mathbf{f}| = \arg \max_f |y|^2$ 이다 [1]. 송신 안테나 N_t 는 128 개, 수신안테나는 1 개, 수평 안테나 N_h 는 32 개, 수직 안테나 N_v 는 4 개, 넓은 빔 수 B_w 는 8 개, 좁은 빔 수 B_n 는 16 개이다. 넓은 빔 코드북과 좁은 빔 코드북 모두 discrete Fourier transform 코드북이다 [2]. 채널 경로의 수 L 은 3, 각 채널의 이득은 $\beta_1 \sim \mathcal{CN}(0, 1)$, $\beta_2 \sim \mathcal{CN}(0, 0.01)$, $\beta_3 \sim \mathcal{CN}(0, 0.01)$ 이다. Azimuth, elevation AoD $\phi_{h,l}$, $\phi_{v,l}$ 은 $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ 에서 균일분포이다. DNN 의 입력층 노드 수는 8 개, 은닉층 노드 수는 256 개, 출력층 노드 수는 128 개이다. 이때 은닉층 수는 7 개, DNN 학습 시 Adam optimizer, 초기 learning rate 는 10^{-4} , minibatch size 는 500, 최대 epoch rate 는 100 이다. 학습 수는 10^6 , 검증 수는 10^5 , 테스트 수는 10^5 이다.

그림 1. (a)는 DNN 학습 정확도와 검증 정확도를 나타내고, 최종 iteration 에서 93.1%의 정확도를 갖는다.

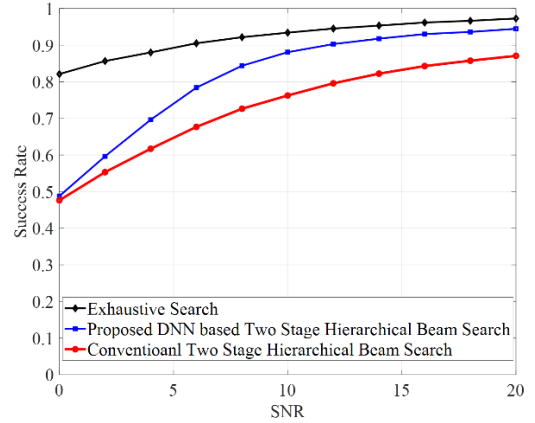


그림 2. 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법의 SNR 에 따른 success rate 성능.

그림 1. (b)는 DNN 학습 손실 값과 검증 손실 값을 나타내고, 최종 iteration 에서 2.15의 손실 값을 가진다.

그림 2 는 제안된 DNN 기반 계층적 빔 탐색 기법의 signal-to-noise ratio (SNR)에 따른 success rate 성능을 나타낸다. 제안된 DNN 기반 계층적 빔 탐색 기법의 탐색 횟수는 넓은 빔 탐색 8 회, 좁은 빔 탐색 16 회로 총 24 회이다. 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법은 128 회의 빔 탐색 횟수를 갖는 완전 탐색 기법 대비 18.75%의 빔 탐색 오버헤드를 갖는다. 또한 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법은 같은 빔 탐색 오버헤드를 갖는 기존 2 단계 계층적 빔 탐색 기법 대비 success rate 80% 기준 약 6dB 성능이득을 달성한다.

V. 결론

본 논문은 기존의 2 단계 계층적 빔 탐색의 빔 탐색 성능 향상을 위해 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법을 제안했다. 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법의 1 단계 빔 탐색 과정에서는 1 단계 코드북 내의 빔들을 탐색하여 빔 수신 전력들을 DNN 의 입력 값으로 설정한다. DNN 은 2 단계 빔 탐색 과정에서 사용하는 좁은 빔들의 확률을 학습하여 높은 확률을 갖는 좁은 빔들로 2 단계 빔 코드북을 구성한다. 1 단계 빔 탐색 과정에서 학습하여 구성된 2 단계 빔 코드북 내의 좁은 빔들을 탐색한다. 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법은 완전 탐색 기법 대비 적은 빔 탐색 오버헤드를 갖으며, 기존 2 단계 계층적 빔 탐색 기법 대비 모든 SNR 구간에서 success rate 성능 이득을 달성한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025 년도 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원 (No. 2021-0-00973, 차세대 무선 변복조 기술 (Post-OFDM) 개발)과 2024 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022-R1A2B5B02002226)

참 고 문 헌

- [1] Z. Xiao, T. He, P. Xia and X. -G. Xia, "Hierarchical Codebook Design for Beamforming Training in Millimeter-Wave Communication," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 15, no. 5, pp. 3380-3392, May 2016.
- [2] El Ayach, Omar, et al. "Spatially sparse precoding in millimeter wave MIMO systems." *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 13, no. 3, pp. 1499-1513, March 2014.