

# 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.

### 요약

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 DNN 의 입력 값으로 설정한다. DNN 은 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 DNN 의 입력 값으로 설정한다. DNN 은 2 단계 빔 탐색 과정에서 사용하는 좁은 빔들의 확률을 완전 탐색 (Exhaustive search) 결과를 타겟으로 학습한다. DNN 의 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  $N_t$  으며,  $N_h$  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  $\sigma^2$  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,  $\beta_l$  은  $l$  번째 채널 경로의 채널 이득,  $(\cdot)^H$  는 Hermitian operation,  $\boldsymbol{\alpha}(\varphi_{h,l}, \varphi_{v,l}) \in \mathbb{C}^{N_t \times L}$  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 AoD 이다. 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. DNN 의 입력층은  $B_w$  개의 노드를 가진다. DNN 의 은닉층은 각각 완전 연결층이다. 각 은닉층의 활성화 함

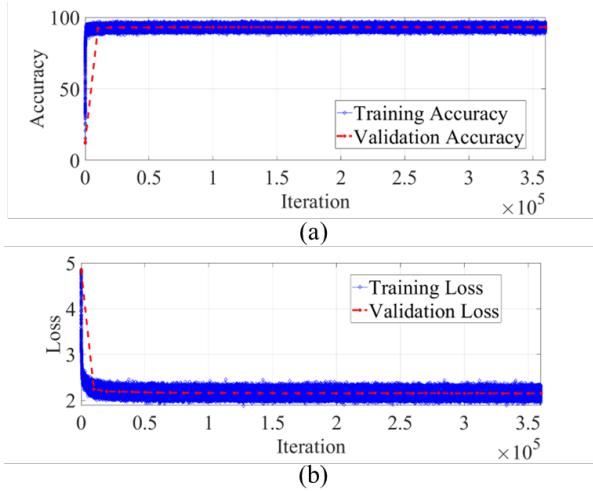


그림 1. DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법의 학습 iteration에 따른 (a) 정확도 (b) 손실.

수는  $\text{Tanh}$  이다. DNN의 출력층은  $N_t$ 개의 노드를 가진다. 출력층의 활성화 함수는  $\text{Softmax}$ 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 DNN의 타겟 간 cross-entropy이다. DNN의 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 DNN의 입력 값으로 설정한다. DNN은 2 단계 빔 탐색 과정에서 사용할 좁은 빔들의 확률을 전체 빔에 대한 완전 탐색 결과를 타겟으로 학습한다. 따라서 DNN의 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 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  $B_n$ 개의 좁은 빔들을 탐색한다.

#### IV. 실험 결과

제안된 DNN 기반 계층적 빔 탐색 기법의 success rate 성능을 확인한다. Success rate는 빔 탐색 테스트 중 success 한 횟수를 전체 빔 탐색 테스트 횟수로 나눈 값이다. Success는  $\arg \max_f |\mathbf{h}f| = \arg \max_f |y|^2$ 이다 [1]. 송신 안테나  $N_t$ 는 128 개, 수신 안테나는 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  $\varphi_{h,l}$ ,  $\varphi_{v,l}$ 은  $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ 에서 균일분포이다. DNN의 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 rate는  $10^{-4}$ , minibatch size는 500, 최대 epoch rate는 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 iteration에서 93.1%의 정확도를 갖는다.

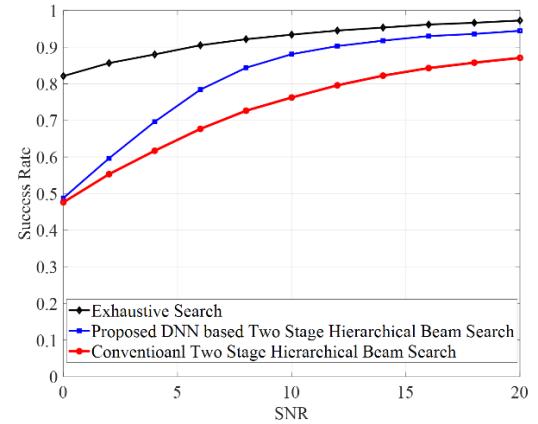


그림 2. 제안된 DNN 기반 2 단계 계층적 빔 탐색 기법의 SNR에 따른 success rate 성능.

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

그림 2는 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 DNN의 입력 값으로 설정한다. DNN은 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 구성한 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 2025년도 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원 (No. 2021-0-00973, 차세대 무선 변복조 기술 (Post-OFDM) 개발)과 2024년도 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.