

# 밀리미터파 대역 빔러닝 기반 다중빔 전송링크 성능 예측기법<sup>☆</sup>

## Deep Learning-Based Prediction of the Quality of Multiple Concurrent Beams in mmWave Band

최 준 혁<sup>1</sup>      김 문 석<sup>1\*</sup>  
Jun-Hyeok Choi      Mun-Suk Kim

### 요 약

차세대 와이파이 표준기술인 IEEE 802.11ay는 밀리미터파 대역에서 AP (Access Point)가 다수의 STA (Station)로 동시에 데이터를 전송하도록 MU-MIMO (Multiple User Multiple Input Multiple Output) 통신을 지원한다. 이를 위해, 주기적으로 MU-MIMO 빔포밍 훈련을 수행해야 하고, 효율적인 빔포밍 훈련을 위해서는 AP가 다수의 안테나로 다수의 빔을 동시에 전송할 때, 각 STA에서 측정되는 신호 세기를 정확히 예측하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 빔러닝 기반 다중 빔 전송링크 성능 예측기법을 제안한다. 제안한 예측기법은 특정 실내 또는 실외 환경에서 미리 학습된 빔러닝 모델을 이용하여 다수의 빔이 동시에 전송될 때 STA에서 측정되는 신호 세기 예측의 정확성을 높인다. 이때, 빔러닝의 입력으로 개별 빔이 전송될 때 STA에서 측정되는 신호 세기 정보를 이용하고, 개별 빔의 신호 세기 정보를 얻는 과정은 이미 기존의 빔포밍 훈련에 포함되어 있으므로 정보 수집을 위해 추가적인 비용을 발생하지 않는다. 성능 평가를 위해 NIST (National Institute of Standards and Technology)에 의해 개발된 Q-D 채널구현 (Quasi-Deterministic Channel Realization) 오픈소스 소프트웨어를 활용하였고 실측 데이터 기반으로 밀리미터파 채널을 구현하였다. 실험결과에서는 제안한 예측기법이 다른 비교기법보다 향상된 예측성능을 보였다.

☞ 주제어 : 밀리미터파, 802.11ay, 빔포밍, MU-MIMO, 빔러닝

### ABSTRACT

IEEE 802.11ay Wi-Fi is the next generation wireless technology and operates in mmWave band. It supports the MU-MIMO (Multiple User Multiple Input Multiple Output) transmission in which an AP (Access Point) can transmit multiple data streams simultaneously to multiple STAs (Stations). To this end, the AP should perform MU-MIMO beamforming training with the STAs. For efficient MU-MIMO beamforming training, it is important for the AP to estimate signal strength measured at each STA at which multiple beams are used simultaneously. Therefore, in the paper, we propose a deep learning-based link quality estimation scheme. Our proposed scheme estimates the signal strength with high accuracy by utilizing a deep learning model pre-trained for a certain indoor or outdoor propagation scenario. Specifically, to estimate the signal strength of the multiple concurrent beams, our scheme uses the signal strengths of the respective single beams, which can be obtained without additional signaling overhead, as the input of the deep learning model. For performance evaluation, we utilized a Q-D (Quasi-Deterministic) Channel Realization open source software and extensive channel measurement campaigns were conducted with NIST (National Institute of Standards and Technology) to implement the millimeter wave (mmWave) channel. Our simulation results demonstrate that our proposed scheme outperforms comparison schemes in terms of the accuracy of the signal strength estimation.

☞ keyword : mmWave, 802.11ay, beamforming, MU-MIMO, deep learning

## 1. 서 론

IEEE 802.11ay 기술은 밀리미터파 대역에서 동작하는 차세대 와이파이 표준기술로써, 이전 버전인 IEEE 802.11ad 기술의 전송속도 성능에 열 배가 넘는 100Gbps 이상의 속도를 지원하기 위해 개발되었다[1]. IEEE 802.11ad 기술과 비교하여 새롭게 추가된 핵심기술 중 하나가 MU-MIMO (Multiple User Multiple Input Multiple output) 통신기술이다. MU-MIMO 기술은 AP (Access

<sup>1</sup> Department of Computer Engineering, Sejong University, Seoul 05006, Korea

\* Corresponding author (msk@sejong.ac.kr)

[Received 5 January 2022, Reviewed 12 January 2022(R2 March 15 2022), Accepted 1 April 2022]

☆ 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음. [IITP-2021-0-01816, 메타버스 자율트윈 핵심기술 연구] 그리고 이 논문은 2021년도 교내연구비 지원에 의한 논문입니다.

☆ 본 논문은 2021년도 한국인터넷정보학회 추계학술발표대회 우수논문 추천에 따라 확장 및 수정·보완된 논문임.

Point)가 많은 STA (Station)에게 밀리미터파 대역에서 동시에 데이터를 전송할 수 있게 지원하는 기술로, AP는 송수신 안테나 설정을 위한 빔포밍 훈련을 수행해야 한다[2].

MU-MIMO 빔포밍 훈련은 SISO (Single Input Single Output)와 MIMO 두 가지 과정으로 구성된다. SISO 과정에서 AP는 전송 가능한 모든 빔을 하나씩 차례로 전송하고, 각 STA는 신호 세기를 측정한다. MIMO 과정에서는 SISO 과정에서 측정한 각 빔의 신호 세기를 고려해서, AP는 컨트롤 메시지 전송을 위해 다수의 빔을 동시에 사용한다. 이때, 전체적인 MU-MIMO 빔포밍 훈련의 지연 시간 성능 향상을 위해서는, AP가 다수의 빔을 동시에 사용했을 때 각 STA에서 측정되는 신호 세기를 정확히 예측해야만 한다[3][4].

본 논문에서는 딥러닝 기법을 기반으로, 각 하나의 빔에 대해 측정된 신호 세기 정보를 통해, 다수의 빔이 동시에 전송될 때의 신호 세기를 정확히 예측하는 기법을 제안한다. 실제 통신환경과 가까운 환경에서 성능평가를 수행하기 위해 NIST (National Institute of Standards and Technology)에서 제공하는 오픈소스 소프트웨어를 활용한다.

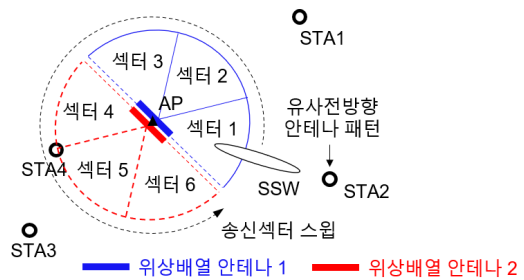
## 2. 관련 연구

### 2.1 IEEE 802.11ay MU-MIMO 빔포밍 훈련

차세대 밀리미터파 대역 와이파이 기술인 IEEE 802.11ay는 MU-MIMO 데이터 전송을 지원한다[1]. 따라서, 하나의 AP는 동시에 다수의 STA로의 다운 링크 데이터 전송이 가능하다. 하지만, MU-MIMO 데이터 전송을 수행하기 위해 AP는 다수의 STA와 동시에 MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정을 수행해야 한다[5]. MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정 동안 AP는 데이터 전송을 위해 송신 안테나를 적절히 설정하고, STA 그룹의 개별 STA는 데이터를 수신할 수 있도록 수신 안테나를 적절히 설정한다[2]. IEEE 802.11ay 표준을 참고하여 MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정 동안 AP는 프레임 전송을 위해 하나 이상의 위상배열 안테나를 사용하고 STA는 프레임 수신을 위해 유사전방향 안테나 패턴을 이용한다고 가정한다[1]. AP의 개별 위상배열 안테나는 서로 다른 방향으로의 빔 전송을 위해 다수의 송신 섹터 (즉, 미리 지정된 안테나 가중치 벡터)를 정의하고 있다[2].

MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정은 SISO 단계와 MIMO

단계로 나눌 수 있다[5]. 먼저, SISO 단계에서는 AP가 자신의 각 송신 섹터를 통해 짧은 섹터스weep (SSW: Short Sector Sweep) 프레임을 전송한다. 그림 1은 예제 시나리오를 보여준다. 그림 1에서 AP는 두 개의 위상배열 안테나를 가지고 있고, 각 위상배열 안테나는 3개의 송신 섹터를 정의하고 있다. 따라서, AP는 각 송신 섹터를 통해 총 6개의 짧은 섹터스weep 프레임을 전송하게 된다. 각 STA는 AP로부터 각각 짧은 섹터스weep 프레임을 수신하고, 해당 짧은 섹터스weep 프레임에 대한 SNR (Signal-to-Noise Ratio)을 측정한다. 각 STA는 AP로부터 모든 짧은 섹터스weep 프레임을 수신한 후에, 각 짧은 섹터스weep 프레임에 대해 측정된 SNR 값을 AP로 전달한다. 따라서, SISO 단계를 통해 AP는 각 송신 섹터로 프레임을 보냈을 때, 각 STA에서 측정되는 SNR 값에 대한 정보를 얻게 된다.



(그림 1) SISO 단계의 송신 섹터 스윕  
(Figure 1) Transmit sector sweep in the SISO phase

MIMO 단계는 다시 4개의 하위단계로 나뉜다[2]. 구체적으로 MIMO 단계는 BF (Beamforming) Setup, BF Training, BF Feedback, BF Selection 하위단계를 포함한다. MIMO 단계 동안 AP는 많은 수의 액션 프레임을 STA 그룹으로 전송한다. AP는 SISO 단계에서 얻은 각 STA의 SISO 피드백 정보를 이용해서 MIMO 단계에서 어떤 액션 프레임을 자신의 송신 위상배열 안테나를 어떻게 설정해서 전송할지 결정한다. AP는 각 액션 프레임을 한번에 많은 STA로 전달할 수 있도록, 다수의 위상배열 안테나를 동시에 사용하여 다수의 빔을 동시에 발생시킨다. 즉, AP는 하나의 액션 프레임을 전송하기 위해 다수의 위상배열 안테나를 동시에 사용하고, 각 위상배열 안테나에 대해 적절한 송신 섹터를 결정한다.

MIMO 단계에서 AP는 적절한 송신 섹터를 결정하기 위해 다수의 송신 섹터를 동시에 사용했을 때 STA에서 측정되는 SNR 값을 정확히 예측해야 한다[3][4]. 만약,

AP의 SNR 예측값이 부정확하다면, AP는 MIMO 단계 동안 불필요한 액션 프레임이 전송하게 되고 그로 인해 전체적인 MIMO 단계 지연시간이 증가하는 문제가 발생하게 된다[3][4].

## 2.2 기존 다중빔 전송링크 성능 예측기법

MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정의 MIMO 단계에서 AP의 다중빔 전송링크 성능 예측을 위해, SISO 단계에서 STA로부터 전달받은 피드백 정보를 이용한다.

[3]의 연구에서는 AP가 다수의 섹터를 동시에 사용할 때 STA에서 측정되는 SNR 값을 예측하기 위해 다음의 과정을 수행한다. 해당 STA로부터 전달받은 SISO 피드백에서 동시에 사용할 각 섹터의 SNR 값을 찾는다. 그 중에 가장 큰 값을 가지는 SNR 값을 모든 섹터를 동시에 사용할 때 측정되는 SNR 값으로 예측한다. [4]의 연구에서는 휴리스틱 알고리즘을 통해 일차적으로 동시에 사용되는 다수의 섹터의 SNR 값을 SISO 피드백에 포함된 각 섹터의 SNR 값의 총합으로 예측한다.

하지만, 다수의 송신 섹터가 동시에 이용이 될 때, 즉, 다수의 빔이 동시에 전송될 때는 SNR의 정확한 예측을 위해 빔 사이의 간섭을 고려해야 한다. 또한, 다수의 빔을 동시에 전송하기 위해 적용되는 순환 시프트 다이버시티(Cyclic Shift Diversity)의 효과도 고려하여야 한다. 본 논문에서는 딥러닝 기법을 활용하여 정확한 다중빔 전송링크 성능 예측을 수행한다.

## 3. 딥러닝 기반 전송링크 성능 예측기법

### 3.1 시스템 모델

본 논문에서 MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정을 수행하는 AP는 하나 이상의 위상배열 안테나를 사용한다고 가정한다[6]. 개별 위상배열 안테나는 하나의 RF (Radio Frequency) 체인과 연결되어 있고 단 하나의 빔을 전송할 수 있다. IEEE 802.11ay 표준문서에 기술된 내용에 따라 AP는 MU-MIMO 빔포밍 훈련 과정의 MIMO 단계에서 액션 프레임 전송을 위해 컨트롤 모드 (Control Mode)를 사용한다[1][2]. 따라서, AP가 MIMO 단계에서 액션 프레임을 전송하기 위해서는 IEEE 802.11ay 표준문서에 정의된 컨트롤 모드의 변조 및 코딩 방법을 사용한다[1].

AP가 다수의 위상배열 안테나를 동시에 사용하여 액션 프레임을 전송하기 위해, 앞서 언급한 컨트롤 모드에 따라 변조 및 코딩을 수행한다. 그런 후에, 해당 액션 프

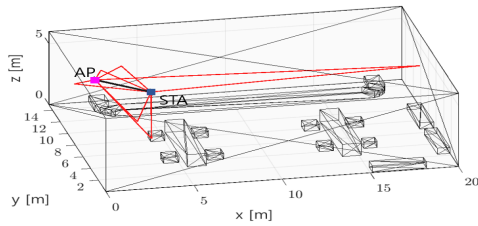
레이를 위상배열 안테나 수만큼 복사하여 서로 다른 순환 시프트 다이버시티 기법을 적용하고 개별 위상배열 안테나로 전달한다. 모든 위상배열 안테나는 미리 정해진 서로 다른 송신 섹터로 동시에 액션 프레임을 전송한다.

### 3.2 딥러닝 기반 SNR 예측기법

본 논문에서 제안하는 예측기법은 다층 퍼셉트론 (Multi-Layer Perceptron) 딥러닝 모델을 이용한다. 다층 퍼셉트론 모델은 입력층과 출력층을 가지고 있고, 입력층과 출력층 사이에는 다수의 은닉층으로 구성이 된다[3]. 또한, 각 층은 다수의 노드로 구성이 되었고, 층과 층 사이의 노드들은 완전 연결이 되어 있지만 같은 층에 있는 노드들 사이에는 연결이 존재하지 않는다. 다층 퍼셉트론 딥러닝 모델을 이용하여 AP가 다수의 송신 섹터를 동시에 사용하여 액션 프레임을 전송할 때, STA 그룹의 어느 한 STA에서 측정되는 SNR을 예측한다.

제안한 딥러닝 모델의 입력은 두 개의 그룹으로 나뉜다. 첫 번째 그룹은 SISO 과정에서 STA로부터 전달받은 SISO 피드백에 포함된 모든 SNR 값들이다. 본 논문의 2.1 절에서 설명했듯이, SISO 피드백에 개별 SNR은 AP의 어느 한 송신 섹터에 대응되는 값이다. 두 번째 그룹은 SISO 피드백에 포함된 AP가 동시에 사용할 송신 섹터들에 해당하는 SNR 값이다. 제안한 딥러닝 모델의 출력 값은 앞서 설명한 딥러닝 모델의 두 번째 입력그룹에 포함되는 SNR에 대응되는 송신 섹터들을 AP가 액션 프레임 전송을 위해 동시에 사용했을 때 STA에서 측정되는 신호 세기 예측값이다.

따라서, 본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반 다중빔 전송링크 예측기법을 종합해서 설명하면 다음과 같다. MU-MIMO 빔포밍 훈련의 SISO 단계에서 AP의 모든 개별 송신 섹터에 대한 SNR 값을 MU-MIMO 빔포밍 훈련에 참여하는 모든 STA로부터 수집한다. 이때, 개별 STA로부터 수집한 SNR 값의 리스트 정보를 해당 STA의 SISO 피드백이라 할 수 있다. MU-MIMO 빔포밍 훈련의 MIMO 단계에서는 AP가 다수의 송신 섹터를 동시에 사용하여 액션 프레임을 전송해야 한다. 다수의 송신 섹터를 동시에 사용했을 때 STA 그룹의 개별 STA에서 측정되는 SNR 값을 예측하기 위해 해당 STA의 SISO 피드백을 이용한다. 앞서 설명한 대로 제안한 딥러닝 모델의 입력으로 SISO 피드백에 포함된 SNR를 사용하면 출력으로 다수의 송신 섹터를 동시에 사용했을 때 STA에서 측정될 SNR 예측값을 얻을 수 있다.



(그림 2) 호텔 로비 시뮬레이션 시나리오  
(Figure 2) Simulation scenario of Hotel Lobby

## 4. 성능 평가

### 4.1 실험 환경

밀리미터파 대역에서의 통신을 시뮬레이션하기 위해 NIST에서 개발하여 배포한 오픈소스 소프트웨어인 Q-D 채널구현 (Quasi-Deterministic Channel Realization) 소프트웨어를 사용하였다[7][8]. Q-D 채널구현 소프트웨어는 다양한 실내·실외의 시나리오를 지원하고 본 논문에서는 그림 2에서 볼 수 있듯이 호텔 로비 시나리오에서 시뮬레이션을 수행했다[9].

호텔 로비 시나리오에서 실내공간의 크기는 20m X 15m X 6m 이었고, 내부 구성으로 안내데스크 1개, 책상 2개, 소파 3개를 포함했다[9][10]. 벽, 바닥, 소파, 의자와 테이블은 각각 석고 보드, 콘크리트, 콘크리트, 목재, 목재로 구성되어 있고, 재질에 상응하는 반사율이 설정되었다[7]. 실내공간 내에서 AP의 위치 좌표는 (1m, 7.5m, 5.5m)로 고정되었고, STA의 위치는 랜덤하게 설정하였다. AP는 3개의 위상배열 안테나를 가지고 있고, 각 위상배열 안테나에는 9개의 서로 다른 송신섹터가 정의되어 있다. 따라서 AP의 총 송신섹터 수는 27개이고, 개별 위상배열 안테나마다 하나의 송신섹터를 설정하여 빔을 전송할 수 있으므로 AP는 총 3개의 빔을 동시에 전송 가능하다.

Q-D 채널구현 소프트웨어에서는 그림 2에서 보이는 것과 같이, AP가 STA로 프레임을 전송하면 하나 이상의 경로로 전달이 된다. 본 시뮬레이션에서는 1개의 가시선 (Line-of-Sight)과 6개의 비가시선 다중경로 컴포넌트 (Multipath Component)를 고려했다[11]-[13]. 이때, 6개의 비가시선 다중경로 컴포넌트는 실내공간의 바닥 (또는 내부구성물), 천장, 앞/뒤/양옆 벽면에서 반사되는 경로를 의미한다. Q-D 채널구현 소프트웨어는 각 다중경로 컴포넌트에 경로손실, 지연시간, 위상변이, 경로의 출발 및 도

착 각도 등의 채널특성 정보를 제공한다. STA에서 측정되는 SNR은 [4]의 논문에 제공하는 수식에 따라 다중경로 컴포넌트의 채널특성을 고려하여 계산하였다.

다층 퍼셉트론 딥러닝 모델은 파이썬 (Python)을 이용해 구현하였다. 은닉층은 3개로 구성이 되었고, 첫 번째 은닉층의 노드 수는 128, 그리고 두 번째와 세 번째 은닉층의 노드 수는 각각 64와 32로 설정하였다. 평균 제곱오차 (MSE: Mean Squared Error)를 손실함수로 사용하였다. 최적화 (Optimizer)를 위해 아담 (Adam)을 사용하였고, 학습률은 0.001로 설정하였다[14]. 시뮬레이션을 위해 5만 개 이상의 샘플을 사용하였고, 샘플의 90%는 딥러닝을 학습을 위해 사용하고, 10%는 테스트를 위해 사용하였다. 개별 샘플은 SISO 피드백, 동시에 사용되는 송신섹터, STA에서 측정되는 SNR 값을 포함한다.

### 4.2 전송링크 성능 예측의 정확성 분석

본 논문에서 제안한 딥러닝 기반 SNR 예측기법의 성능을 비교하기 위해, 제안한 기법의 성능평가 외에도 본 논문의 2.2절에서 소개한 두 개의 알고리즘에 대한 성능평가도 수행하였다. 본 절에서는 [3]의 연구에서 소개된, SISO 피드백에서 동시에 사용할 각 섹터의 SNR 값 중에서 가장 큰 값으로 예측하는 방법을 최대빔선택 방법으로 지칭한다. 또한, [4]의 연구에서 소개된, 동시에 사용되는 다수의 섹터의 SNR 값을 SISO 피드백에 포함된 각 섹터의 SNR 값의 총합으로 예측하는 방법을 빔합산 방법으로 지칭한다. 최대빔선택 방법과 빔합산 방법 모두 SISO 피드백 기반으로 동시에 사용되는 다수의 섹터에 대한 SNR 값을 예측하기 때문에 순환 시프트 다이버시티의 영향을 고려할 수 없는 공통점이 있다.

두 비교 알고리즘인 최대빔선택과 빔합산 방법에 대한 이해를 돕기 위해 표 1에서 제공하는 데이터를 예들 들어 설명한다. 표 1에서 행은 위상배열 안테나 ID (Identifier), 열은 송신섹터 ID, 그리고 표 안의 데이터는 SISO 단계에서 STA1가 측정된 송신섹터 별 SNR 값이다.

(표 1) STA1의 SISO 피드백에 포함된 송신섹터 별 SNR (Table 1) SNRs in the SISO feedback of STA1

	섹터1	섹터2	섹터3	섹터4	섹터5	섹터6	섹터7	섹터8	섹터9
안테나1	0.33	0.76	0.31	2.39	9.51	0.39	0.39	0.06	0.06
안테나2	3.61	22.9	3.18	3.18	48.1	0.65	3.14	0.62	0.84
안테나3	4.97	3.74	3.22	3.22	0.73	0.43	8.75	0.08	7.50

표 1에 나타난 것과 같이 AP의 각 송신 위상배열 안테나 ID를 1~3으로 정의 하였고, 각 안테나에 정의된 송신색터의 ID를 1~9로 정의 하였다. 따라서, 표 1에서 각 SNR 값은 하나의 위상배열 안테나만을 이용해서 해당 위상배열 안테나에 속해있는 하나의 색터를 통해 전달된 프레임의 신호 세기를 측정 한 값이기 때문에 다른 위상배열 안테나의 간섭이 고려된 것이 아니다. 이때, 최대빔선택 알고리즘은 AP가 안테나 1-색터 1, 안테나 2-색터 4, 안테나 3-색터 5를 동시에 사용했을 때 STA1에서 측정하는 SNR 값을 0.33, 48.1, 0.43 중 최댓값인 48.1로 예측한다. 반면에, 빔합산 알고리즘은 세 송신색터 SNR 값의 총합인 0.33+48.1+0.43인 48.86으로 예측한다[15][16].

본 시뮬레이션에서는 Q-D Channel Realization Software를 통해 다중경로 컴포넌트를 추적할 때 확정적 모드(Deterministic Mode)와 확률적 모드(Stochastic Mode)로 구분하여 수행한다. 확정적 모드에서는 4.1절에서 설명한 7개의 가시적과 비가시적 다중경로 컴포넌트만 고려한다. 반면에 확률적 모드에서는 신호가 벽이나 내부구성물에 의해 반사될 때 표면에 의해 여러 방향으로 전파되는 현상을 추가로 고려한다. 따라서, 확정적 모드에서는 다중경로 컴포넌트의 채널특성이 고정적이지만 확률적 모드에서는 미리 측정된 데이터를 기반으로 통계적으로 결정된다는 차이점을 가진다[7][10][13].

그림 3과 4는 각각 확정적 모드와 확률적 모드에서 제안한 딥러닝 모델을 학습하면서 측정 한 학습셋과 테스트셋의 예측 오차를 나타낸 결과이다. 제안한 딥러닝의 입력과 출력에 사용되는 SNR 값은 아래 식을 통해 데시벨(dB)의 단위로 변환하여 사용하였다.

$$SNR(db) = 20 * \log_{10} \frac{S}{V}$$

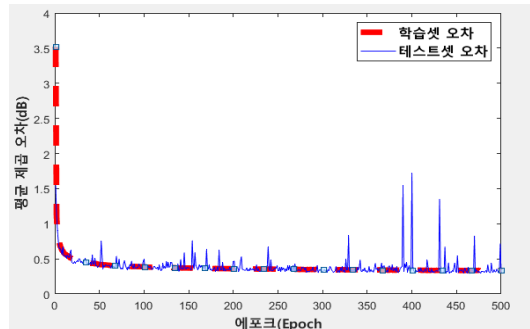
위 수식에서 S는 신호 세기, V는 잡음 세기로써 비율 형태의 SNR 값이다. STA가 신호를 받지 못해 SISO 피드백에 포함된 SNR 값이 0인 경우에는 비율로는 0에 가까운 SNR 값인 -50dB로 설정하였다[17][18].

평균 제공 오차를 통해 예측 오차 성능을 나타내기 위해 총 n개의 SNR 샘플이 있다고 가정할 때,  $Y_i$ 는 i번째의 실제 측정 SNR 샘플 값으로 정의하고  $\hat{Y}_i$ 는 4.1절에 설명했듯이 [4]의 논문에 제공하는 수식 때문에 계산된다. 또한,  $\hat{Y}_i$ 는 최대빔선택, 빔합산, 또는 제안한 딥러닝 기반 기법으로 예측한 값으로 정의한다. 이때, 평균 제공 오차는 다음의 식으로 계산할 수 있다.

$$\text{평균 제공 오차} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

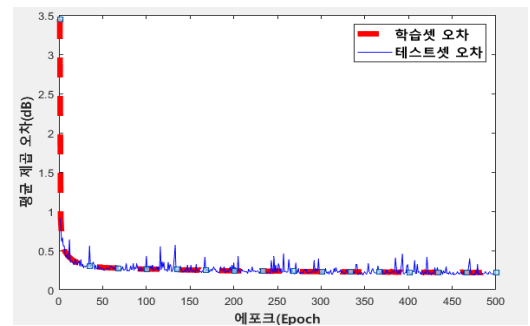
그림 3과 4에서 볼 수 있듯이 총 500 에포크(epoch)를 수행하였다. 결과에 나타난 것과 같이 확정적 모드와 확률적 모드, 모두에서 학습셋과 테스트셋 각각의 오차가 작은 것을 확인할 수 있었다.

그림 5와 6은 확정적 모드와 확률적 모드에서 제안한 딥러닝 기반 예측기법의 성능을 최대빔선택과 빔합산 알고리즘의 성능과 비교한 결과이다. 확정적 모드와 확률적 모드는 같은 패턴의 결과를 보였다. 성능 매트릭으로는 평균 제공 오차를 사용하였다. 결과를 보면 알 수 있듯이 제안한 딥러닝 기반의 예측기법에서 평균 제공 오차가 가장 작은 것을 확인할 수 있다. 최대빔선택과 빔합산 알고리즘이 제안한 딥러닝 기반의 예측기법보다 정확하지 못한 이유는 다수의 빔이 동시에 전송이 될 때 빔



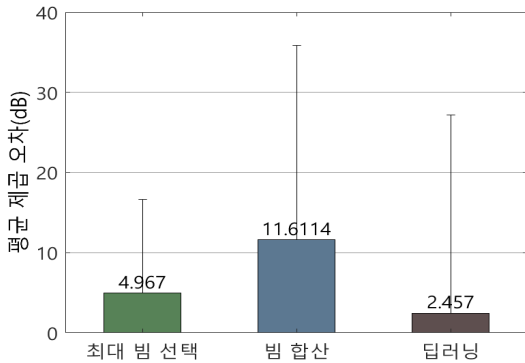
(그림 3) 확률적 모드의 학습셋/테스트셋 오차

(Figure 3) MSEs of training and test sets in Stochastic Mode

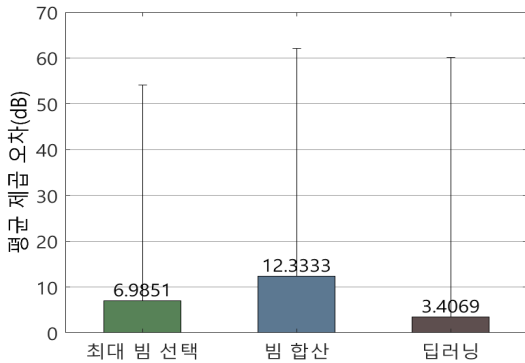


(그림 4) 확정적 모드의 학습셋/테스트셋 오차

(Figure 4) MSEs of training and test sets in Deterministic Mode



(그림 5) 확률적 모드의 평균 제곱 오차 그래프  
(Figure 5) MSEs for the proposed and comparison schemes in Stochastic Mode



(그림 6) 확정적 모드의 평균 제곱 오차 그래프  
(Figure 6) MSEs for the proposed and comparison schemes in Deterministic Mode

사이의 간섭과 순환 시프트 다이버시티의 영향을 고려하지 못하기 때문이다. 제안한 딥러닝 기반의 예측기법은 딥러닝 모델을 학습할 때 사용되는 샘플이 빔 사이의 간섭과 순환 시프트 다이버시티의 영향이 적용된 데이터이기 때문에 정확한 예측을 위한 학습을 수행하였다.

## 5. 결 론

IEEE 802.11ay의 핵심 기술인 MU-MIMO 통신을 위해 AP와 다수의 STA는 주기적으로 빔포밍 훈련을 수행한다. 이 MU-MIMO 빔포밍 훈련을 효율적으로 수행하기 위해서는, SISO 과정에서 측정된 각 하나의 빔의 신호 세기 정보를 기반으로, MIMO 과정에서 사용할 다수의 빔

이 동시에 전송될 때의 신호 세기를 정확히 측정해야 한다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 다층 퍼셉트론 딥러닝 모델을 활용하였고, 오픈소스 소프트웨어를 활용하여 제안한 기법이 다른 기법들보다 향상된 성능을 보임을 증명했다. 본 논문에서는 호텔 로비의 실내공간에서만 실험을 진행하였지만, 앞으로의 연구에서는 다양한 크기와 구조로 되어 있는 실내 시나리오와 실외 시나리오에서 제안한 기법의 성능을 평가할 계획이고, 딥러닝 모델도 다층 퍼셉트론 외에도 다양한 딥러닝 모델을 사용하여 성능을 비교할 계획이다.

## 참고문헌(Reference)

- [1] Enhanced Throughput for Operations in License-exempt Bands above 45GHz, IEEE Standard 802.11ay-2021, July 2021.  
<http://doi.org/10.1109/IEEESTD.2021.9502046>
- [2] Y. Ghasempour, C. R. C. M. da Silva, C. Cordeiro, and E. W. Knightly, "IEEE 802.11ay: Next-generation 60 GHz communication for 100 Gb/s Wi-Fi," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 55, no. 12, pp. 186-192, Dec. 2017.  
<https://doi.org/10.1109/mcom.2017.1700393>
- [3] M-S. Kim, T. Ropitault, S.K. Lee, and N. Golmie, "Efficient MU-MIMO Beamforming Protocol for IEEE 802.11ay WLANs," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 23, no. 1, pp. 144-147, Jan. 2019.  
<https://doi.org/10.1109/lcomm.2018.2879476>
- [4] M-S. Kim, T. Ropitault, S.K. Lee, N. Golmie, H Assasa, and J. Widmer, "A Link Quality Estimation-based Beamforming Training Protocol for IEEE 802.11ay MU-MIMO Communications," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 69, no. 1, pp. 634-648, Jan. 2021.  
<https://doi.org/10.1109/tcomm.2020.3030956>
- [5] P. Zhou, K. Cheng, X. Fang, Y. Fang, R. He, Y. Long, and Y. Liu, "IEEE 802.11ay based mmWave WLANs: Design challenges and solutions," *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. 20, no. 3, pp. 1654-1681, Mar. 2018.  
<https://doi.org/10.1109/comst.2018.2816920>
- [6] X. Gao, L. Dai, S. Han, C.-L. I, and R. W. Heath, "Energy-efficient hybrid analog and digital precoding for mmWave MIMO systems with large antenna arrays," *IEEE Journal on Selected Areas*, vol. 34, no. 4, pp.

- 998-1009, Apr. 2016.  
<https://doi.org/10.1109/jsac.2016.2549418>
- [7] A Collection of Open-source Tools to Simulate IEEE 802.11ad/ay WLAN Networks in ns-3.  
<https://github.com/wigig-tools>
- [8] A. Bodi, J. Zhang, J. Wang and C. Gentile, "Physical-Layer Analysis of IEEE 802.11ay based on a Fading Channel Model from Mobile Measurements," in Proc. IEEE Int. Conf. Commun., May 2019.  
<https://doi.org/10.1109/icc.2019.8761887>
- [9] M. Lecci et al., "Quasi-deterministic channel model for mmWaves: Mathematical formalization and validation," in Proc. IEEE Globecom, Dec. 2020, pp. 1 - 6.  
<https://doi.org/10.1109/globecom42002.2020.9322374>
- [10] A. Maltsev et al., "Channel models for IEEE 802.11ay," 11-15/1150-9, IEEE Task Group ay (TGay), Tech. Rep., 2017.  
[https://www.ieee802.org/11/Reports/tgay\\_update.htm](https://www.ieee802.org/11/Reports/tgay_update.htm)
- [11] C. Chen, O. Kedem, C. R. C. M. da Silva and C. ed "Wireless Access Using IEEE 802.11ay," IEEE Commun. Mag., vol. 57, no. 12, pp. 98-104, Dec. 2018.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.00082>
- [12] E. Torkildson, U. Madhow, and M. Rodwell, "Indoor Millimeter Wave MIMO: Feasibility and Performance," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 10, no. 12, pp. 4150-4160, Dec. 2011.  
<https://doi.org/10.1109/twc.2011.092911.101843>
- [13] C. Lai, R. Sun, C. Gentile, P. B. Papazian, J. Wang, and J. Senic, "Methodology for multipath-component tracking in millimeter-wave channel modeling," IEEE Trans. on Antennas and Propagation, vol.67, no.3, pp. 1826-1836, Mar. 2019.  
<https://doi.org/10.1109/tap.2018.2888686>
- [14] Kingma, D. P., & Ba, J. "Adam: A method for stochastic optimization", arXiv preprint arXiv:1412.69 80, 2014  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>
- [15] J. Liu, W. Shi and P. Wu, "Joint Routing and Channel Assignment in Multi-rate Wireless Mesh Networks," KSII Transactions on Internet and Information Systems, vol. 11, no. 5, pp. 2362-2378, 2017.  
<https://dx.doi.org/10.3837/tiis.2017.05.003>
- [16] K. Kim and J. Lee, "Deep CNN based Pilot Allocation Scheme in Massive MIMO systems," KSII Transactions on Internet and Information Systems, vol. 14, no. 10, pp. 4214-4230, 2020.  
<https://dx.doi.org/10.3837/tiis.2020.10.016>
- [17] Y. Kwon and B. Rhee, "Channel assignment for 802.11p-based multi-radio multi-channel networks considering beacon message dissemination using Nash bargaining solution," Journal of Internet Computing and Services, vol. 15, no. 3, pp. 63-70, 2014.  
<https://dx.doi.org/10.7472/jksii.2014.15.3.63>
- [18] C. Yuqing, L. Xiaoyan, S. Xixia and P. Su, "Resource Allocation in Multi-User MIMO-OFDM Systems with Double-objective Optimization," KSII Transactions on Internet and Information Systems, vol. 12, no. 5, pp. 2063-2081, 2018.  
<https://dx.doi.org/10.3837/tiis.2018.05.009>



◎ 저 자 소 개 ◎



**최 준 혁(Jun-Hyeok Choi)**

2021년 세종대학교 컴퓨터공학과(재학)

관심분야 : AI, 메타버스

E-mail : chlwns1023@gmail.com



**김 문 석(Mun-Suk Kim)**

2007년 연세대학교 컴퓨터과학과(공학사)

2009년 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과(공학석사)

2016년 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과(공학박사)

2016년~2021년 미국국립표준기술연구소 Guesst Researcher

2021년~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 조교수

관심분야 : 무선 네트워크, 인공지능, 무선 센싱, etc.

E-mail : msk@sejong.ac.kr