

# Beyond 5G 통신 시스템을 위한 딥러닝 기반 채널 추정

김현성, 문상미\*, 황인태\*\*

전남대학교 전자컴퓨터공학과, \*나사렛대학교 AI 인공지능학부,

\*\*전남대학교 전자공학과 & ICT 융합시스템공학과

hsk940127@naver.com, \*moonsm@kornu.ac.kr, \*\*hit@jnu.ac.kr

## Deep Learning-based Channel Estimation for Beyond 5G Communication System

Hyeonsung Kim, Sangmi Moon\*, and Intae Hwang\*\*

Dept. of Electronics and Computer Engineering, Chonnam National University,  
Gwangju, Republic of Korea,

\*Dept. of IT Artificial Intelligence, Korea Nazarene University,  
Cheonan-city, Republic of Korea,

\*\*Dept. of Electronic Engineering & ICT Convergence System Engineering,  
Chonnam National University, Gwangju, Republic of Korea

### 요약

밀리미터파는 Beyond 5G 통신 시스템에서 무선통신을 위한 높은 데이터 속도를 지원하는 유망 기술 중 하나이다. 하지만 밀리미터파는 높은 주파수로 인한 짧은 파장 때문에 신호의 감쇄 및 전달 거리 감소와 같은 단점이 존재한다. 이 문제를 해결하기 위해 빔포밍 기술을 적용하고자 하며, 이는 적절한 서비스 품질을 유지하기 위해 강력한 채널 추정 알고리즘이 필요하다. 본 논문에서는 밀리미터파 채널통신에서 심층신경망 기반 채널 추정 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 심층신경망을 통해 수신 트레이닝 신호와 밀리미터파 채널 사이의 맵핑 함수를 학습하여 채널을 추정한다. 시뮬레이션 결과 제안하는 알고리즘이 무시할 만한 트레이닝 오버헤드와 함께 밀리미터파 채널을 추정하는 것을 알 수 있다.

### I. 서론

밀리미터파(millimeter-Wave, mmWave) 주파수 사용은 Beyond 5G 통신 시스템에서 무선통신을 위한 높은 데이터 속도를 지원하는 유망기술 중 하나이다 [1]. 하지만 밀리미터파는 높은 주파수로 인한 짧은 파장 때문에 신호의 감쇄 및 전달 거리 감소와 같은 단점이 존재하지만, 다수의 안테나를 작은 공간에 직접 시킬 수 있어 Massive MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 시스템에 적합하다. 이러한 특징을 바탕으로 고지향성 빔포밍(Beamforming) 기술을 적용하여 밀리미터파 대역에서의 큰 경로 손실을 극복하기 위한 많은 연구가 진행되고 있다 [2]. 고지향성 빔포밍을 수행하려면 모든 송수신기 안테나 쌍에 대한 채널 추정 및 추적이 필요하다. 본 논문에서는 밀리미터파 V2I(Vehicle-to-Infrastructure) 통신에서 심층신경망 (Deep Neural Network; DNN) 기반 채널 추정 알고리즘을 제안한다.

### II. 본론

#### 1. 시스템 및 채널 모델

밀리미터파 주파수의 큰 경로 손실로 인해 밀리미터파 BS(Base Station)의 서비스 커버리지는 4G BS의 서비스 커버리지 보다 작으며, 따라서 밀집한 소형 셀들이 설치되어야 한다. 밀집한 밀리미터파 시스템에서 커버리지를 향상시키기 위해 다수의 BS 간 협력 통신이 연구되고 있다.

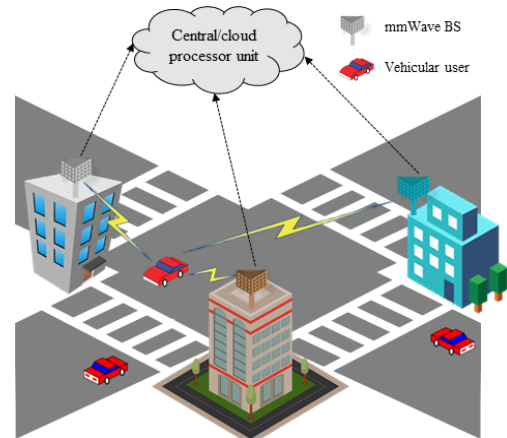


그림 1. 협력 밀리미터파 V2I 시스템.

본 논문에서는 그림 1 과 같이  $N$  개의 BS 가 동시에 하나의 차량 UE(User Equipment)를 서비스하는 협력 밀리미터파 채널 통신 시스템을 고려한다.

본 논문의 Beyond 5G 통신 시스템에는  $L$  클러스터의 광대역 기하 채널 모델을 고려한다. 각 클러스터는 하나의 레이를 가지며 레이는 시간 지연( $\tau_{n,l}$ ), AoA( $\phi_l, \theta_l$ )를 가진다. 펄스 형성 함수( $p(t)$ )를 적용하면, 차량 UE 와  $n$  번째 BS 사이의 채널 벡터는 다음과 같다.

$$h_n = \sqrt{\frac{M}{\rho} \sum_{l=1}^L g_{n,l} p(dT_s - \tau_{n,l}) a_n(\phi_l, \theta_l)} \quad (1)$$

## 2. DNN 기반 채널 추정

DNN 은 입력과 출력 레이어 사이에 여러 개의 은닉 레이어로 구성된 인공신경망이다[3]. 각 은닉 레이어는 다수의 뉴런을 가지며, 출력은 뉴런들의 가중치 합으로 비선형 함수이다. 비선형 함수는 활성화 과정을 나타내며 일반적으로 시그모이드(Sigmoid),  $f_s(x) = 1/(1 + e^{-x})$  와 ReLU (Rectified Linear Unit),  $f_R(x) = \max(0, x)$ , 비선형 함수가 사용된다. 제안하는 DNN 은 그림 2 와 같이 하나의 입력 레이어, L-2 개의 은닉 레이어 및 하나의 출력 레이어로 연결된 되먹임 DNN 을 고려하였다.

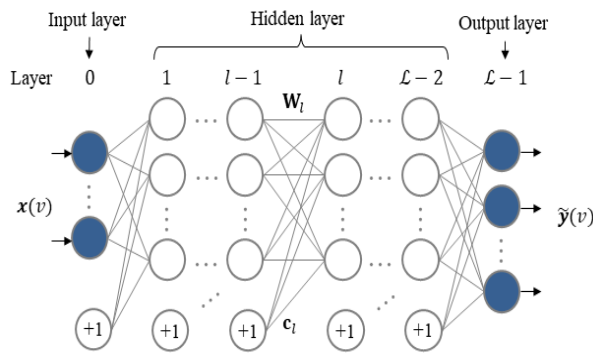


그림 2. DNN 의 구조.

## 3. 모의 실험 환경 및 성능 분석

모의 실험은 상용 시뮬레이터 Wireless Insite 와 공공활용 가능한 DeepMIMO 데이터셋을 기반으로 설계하였다[4]. 시스템 및 채널 모델은 II.1 과 같으며, 채널 벡터는 AoA, AoD 및 경로 손실과 같은 파라미터를 사용하여 생성한다. 밀리미터파 주파수는 60 GHz 이다. 4 개의 BS 들은 8x4 UPA 안테나를 가지며 단일 안테나 차량 UE 가 있다. 차량 UE 의 채널 벡터를 추정 및 추적하기 위해 이동 속도는 10m/s 에서 30m/s 를 고려하였다.

제안된 기계학습 시스템은 NMSE(Normalized MSE) 를 통해 성능을 평가한다. 추정/추적된 채널 벡터( $\tilde{h}$ )와 실제 채널 벡터( $h$ ) 사이의 NMSE 는 다음과 같이 정의된다.

$$NMSE = \frac{\|h - \tilde{h}\|^2}{\|h\|^2} \quad (2)$$

그림 3 은 레이어 수에 따른 DNN 기반 채널 추정에 대한 성능을 보여준다. 레이어 수 L 이 증가함에 따라 성능이 향상된 다음 저하된다. 또한 최적의 레이어 수는 L=6 이며, 이후 모의실험에서 L 의 기본 값으로 설정하였다. 이론적으로 DNN 의 학습 능력은 레이어 수가 증가함에 따라 향상된다. 하지만 기울기 손실 문제로 인해 네트워크가 더 깊어 질수록 DNN 의 훈련이 어려워진다.

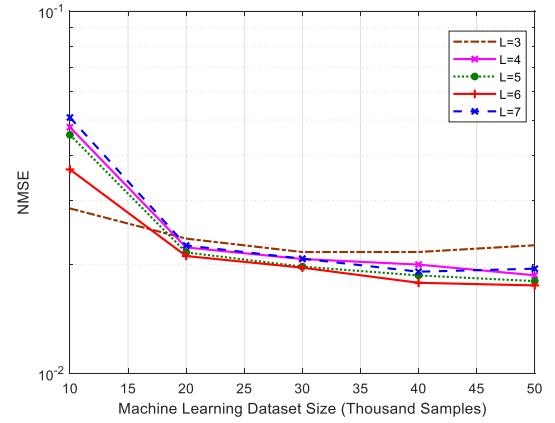


그림 3. DNN 기반 채널 추정의 NMSE 성능.

## III. 결론

본 논문에서는 Beyond 5G 밀리미터파 통신에서 기계학습 기반 채널 추정 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 DNN 을 이용하여 수신 트레이닝 신호와 밀리미터파 채널 사이의 맵핑 함수를 학습한다. DNN 기반 채널 추정 시뮬레이션 결과 제안하는 알고리즘이 무시할 만한 트레이닝 오버헤드와 함께 밀리미터파 채널을 추정하는 것을 알 수 있었다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2021-2016-0-00314).

이 성과는 2020 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2020R1I1A1A01073948).

이 성과는 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2021R1A2C1005058).

본 논문(저서)은 교육부 및 한국연구재단의 4 단계 BK21 사업(혁신인재 양성사업)으로 지원된 연구임 (관리번호 5199991714138).

## 참 고 문 헌

- [1] M. Xiao, S. Mumtaz, Y. Huang, L. Dai, Y. Li, M. Matthaiou, G. K. Kara-giannidis, E. Bjornson, K. Yang, C. I, and A. Ghosh, "Millimeter wave communications for future mobile networks," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 35, no. 9, pp. 1909–1935, Sep. 2017.
- [2] S. Moon, J. Kim and I. Hwang, "Analog and Digital Hybrid Precoding for Millimeter-wave-based MU-MIMO System," Journal of Institute of Electronics and Information Engineers Vol. 56, No. 7, July 2019.
- [3] J. Schmidhuber, "Deep learning in neural networks: An overview," Neural networks, vol. 61, pp. 85–117, 2015.
- [4] A. Alkhateeb, "DeepMIMO: A Generic Deep Learning Dataset for Millimeter Wave and Massive MIMO Applications," in Proc. of Information Theory and Applications Workshop (ITA), San Diego, CA, Feb. 2019.