

# 다중 안테나를 사용하는 이동통신 시스템에서 CNN 기반 송신 안테나 및 MCS 선택

오 정 은\*, 조 아 민\*, 정 진 곤\*, 정 의 림<sup>o</sup>

## CNN-Based Transmit Antenna and MCS Selection in a Mobile Communication System Using Multiple Antennas

Jeong-Eun Oh\*, A-Min Jo\*, Jington Joung\*, Eui-Rim Jeong<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문은 다중 안테나를 사용하는 이동통신 시스템에서 CNN 기반 송신 안테나 및 MCS 선택 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 OFDM 시스템에서 등화기 출력의 평균에 의해 얻어진 SNR을 추정하고 이를 기록하여 향후 송신에 가장 적합한 안테나와 MCS를 선택한다. 일반적으로 사용되는 기존의 방법은 평균 SNR 값을 기반으로 송신 안테나 및 MCS를 선택하는 것이다. 컴퓨터 모의실험을 통해 기존 방법과 제안하는 방법을 비교한다. 성능 평가 지표는 송신 안테나 선택 정확도와 MCS 선택에 대한 통신 단절 확률 및 전송 속도이다. 이동 속도에 따라 성능을 비교한 결과, 제안하는 CNN의 송신 안테나 선택과 MCS 선택에 대한 성능이 기존의 평균 SNR을 이용하는 방법보다 좋다. 특히, 이동 속도가 증가함에 따라 제안하는 방법과 기존 방법의 성능 격차가 점점 커지며, 이는 제안하는 방법을 사용할 경우 통신할 때 더 많은 양의 데이터를 더 빠른 속도로 처리할 수 있음을 나타낸다.

**키워드** : 합성곱 신경망, 송신 안테나 선택, MCS 선택, 시분할 이중화, 다중 안테나

**Key Words** : CNN, TAS, MCS selection, TDD, Multiple antenna

### ABSTRACT

This paper proposes a method for selecting transmission antennas and Modulation and Coding Scheme (MCS) in mobile communication systems using multiple antennas based on Convolutional Neural Networks (CNN). The proposed method estimates the signal-to-noise ratio (SNR) by averaging the equalizer output in an Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) system. The conventional approach selects transmission antennas and MCS based on the average SNR value. Computer simulation compares the proposed method with the conventional method. The performance indicators are the accuracy of transmission antenna selection, and communication disconnection probability and throughput for MCS selection. As a result of comparing the performance according to the moving speed, the performance for the transmission antenna selection and MCS selection of the proposed CNN is better than that of using the conventional average SNR. In particular, as the

\* 이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2021R1A4A2001316)

• First Author : Hanbat National University Department of Mobile Convergence Engineering, wjddms1199@gmail.com, whdkals18@gmail.com, 학생회원

<sup>o</sup> Corresponding Author : Hanbat National University Department of Artificial Intelligence Software, erjeong@hanbat.ac.kr, 종신회원

\* Chung-Ang University Department of Electrical and Electronics Engineering, jgjoung@cau.ac.kr, 종신회원

논문번호 : 202306-117-0-SE, Received May 31, 2023; Revised June 28, 2023; Accepted July 1, 2023

speed of movement increases, the performance gap between the proposed method and the conventional method becomes larger, indicating that larger amounts of data can be processed at a faster rate when the proposed method is used.

## 1. 서 론

통신 신뢰성과 전송 속도는 무선 통신에서 가장 중요한 성능 지표이다. 따라서 이러한 성능을 향상시키기 위해 다양한 연구가 이루어지고 있다. 통신 신뢰성을 향상시키는 가장 보편적인 방법은 안테나 다이버시티를 사용하는 방법이다. 안테나 다이버시티는 다양한 안테나를 동시에 사용하여 신호 강도의 변동, 다중 경로 페이딩, 신호 간섭, 그리고 신호의 감쇄 등과 같은 문제를 완화할 수 있는 장점이 있다. 특히 수신 안테나 다이버시티를 사용하여 수신 다이버시티 효과를 얻는 경우, MRRC(Maximum Ratio Receive Combining) 기술이 효과적으로 사용됨으로써 통신 신뢰성을 향상시킬 수 있다는 사실이 잘 알려져 있다<sup>1,2</sup>. 이를 바탕으로 많은 연구들이 수신 다이버시티를 활용하여 통신 성능을 향상시키는 방법에 대해 진행하고 있다<sup>3-5</sup>. 이러한 연구들을 통해 수신 안테나 다이버시티는 무선 통신 시스템의 효율성과 성능 개선에 기여하고 있음을 알 수 있다. 그러나 송신의 경우, 모든 안테나를 사용하는 것이 최적의 성능을 보장하는 것은 아니다<sup>1,6</sup>. 따라서 통신 신뢰성을 향상시키기 위해 최적의 송신 안테나를 선택하는 연구 또한 진행되고 있다<sup>7,8</sup>.

한편, 데이터의 전송 속도를 결정하는 요소 중 하나는 변조 및 코딩 방식(Modulation and Coding Scheme, MCS) 레벨이다. 각 MCS 레벨은 처리량과 신뢰성이 다르며, MCS 레벨이 높으면 동일한 시간에 더 많은 데이터를 보내게 되어 전송 속도를 향상시키지만, 통신 신뢰성을 저하시킨다는 trade-off 관계를 보인다. 사용 가능한 최적의 MCS 레벨은 해당 통신 시점의 채널 품질에 따라 결정되고, 그보다 더 높은 MCS를 선택할 경우, 목적인 통신 신뢰성을 얻지 못할 확률이 증가한다. 따라서 MCS 레벨은 사용 중인 통신 시스템의 채널 조건에 따라 선택해야 한다<sup>9-11</sup>. 실제 많은 통신 시스템은 안테나와 MCS의 레벨을 선택하기 위해 채널 품질 또는 신호 대 잡음비(Signal-to Noise, SNR)를 사용한 다<sup>12,13</sup>. 흔히 사용되는 MCS 선택 방법으로는 과거 수신 SNR의 평균을 이용하는 방법이 있다<sup>14</sup>. 그러나 송신기 또는 수신기가 이동 중인 경우 채널 또는 SNR은 시간이 지남에 따라 변경될 수 있다. 따라서, 과거의 한 시점에서 SNR을 기반으로 송신 안테나와 MCS를

선택하면 향후 전송에 유효하지 않을 수 있다. 따라서 통신 신뢰성을 유지하면서도 전송 속도를 높이기 위한 MCS를 선택하기 위해서는 시간이 지남에 따라 수신된 과거 SNR의 변화를 고려하여 향후 미래의 송신 시점에서 최적인 MCS를 선택해야 한다.

본 논문에서는 다중 안테나를 사용하는 이동통신 시스템에서 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 기반 송신 안테나 및 MCS 레벨을 선택하는 방법을 제안한다. 제안하는 CNN은 송신 안테나를 선택하는 모델과 MCS 레벨을 선택하는 모델이 각기 학습된다. 두 CNN 모델의 입력은 과거부터 현재까지 측정된 채널의 품질이다. 본 연구에서 가정하는 시스템은 시분할 이중화(Time-Division-Duplex, TDD)를 사용하는 패킷 교환 방식의 무선 통신 시스템이다. TDD 방식은 송수신 시 동일한 주파수를 사용하여 양방향의 채널 품질은 동일하므로 수신 시 측정된 과거 SNR 값을 인공지능의 입력으로 사용하는 것은 합리적이다. 송신 안테나 선택 시에는 모든 안테나에 대한 과거 수신 SNR 행렬을 이용하여 미래 송신 시점에서 최적인 송신 안테나를 선택한다. MCS 레벨을 선택할 시에는 선택한 송신 안테나에서의 과거 수신 SNR 벡터를 이용하여 미래 송신 시점에서 최적의 MCS 레벨을 선택한다. 두 파라미터를 선택하는 기존의 방법은 과거 수신 SNR에 대한 평균값을 이용하는 방법으로 평균값이 가장 높은 안테나를 선택하여 송신하고, 선택한 송신 안테나의 평균 과거 수신 SNR 값에 부합하는 MCS 레벨을 선택한다. 기존의 방법과, 제안하는 방법을 비교하기 위해 모의실험을 진행하였다. 모의실험은 이동 속도에 따라 성능을 평가하였으며, 성능 평가지표는 송신 안테나 선택 정확도와 MCS 레벨 선택에 대한 통신 단절 확률 및 전송 속도이다. 이동 속도가 0 km/h ~ 100 km/h일 때에 대해 모의실험을 진행하였다. 모의실험 결과 이동 속도가 0 km/h인 경우를 제외하고 모든 이동 속도에서 제안하는 CNN의 성능이 기존 평균 SNR 값을 이용하는 방법보다 좋다. 또한, 이동 속도가 증가함에 따라 제안하는 방법과 기존 방법의 성능 격차가 점점 커진다.

본 논문은 다음의 순서로 구성된다. 2장에서는 제안하는 시스템 모델을 소개한다. 3장에서는 구체적으로 송신 안테나 및 MCS 레벨을 선택하는 기존의 방법과

제안하는 방법을 설명한다. 4장에서는 기존의 방법과 제안하는 방법의 성능을 모의실험을 통해 비교하며 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 시스템 모델

이동통신 시스템에서는 시간 경과에 따른 채널 환경의 변화를 고려하여 최적의 통신 신뢰성과 전송률을 보장하는 송신 안테나와 MCS 레벨을 선택할 필요가 있다. 본 연구에서 제안하는 시스템은 패킷 교환 방식의 무선 통신 시스템으로 시분할 이중화(Time-Division-Duplex, TDD)를 사용한다고 가정한다. 따라서, 동일한 송수신 주파수를 사용하고 양방향의 채널 특성은 동일하다. 이러한 특성에 기초하여, 과거 수신 신호의 채널 품질을 기준으로 향후 송신에 사용할 안테나와 해당 안테나를 사용하여 통신할 때 가장 적합한 MCS 레벨을 선택하는 것은 합리적이다. 인공지능을 이용하여 과거 수신된 신호의 SNR 경향을 기반으로 향후의 송신 안테나 및 MCS 레벨을 선택할 수 있다.

그림 1은 시간에 따른 수신 SNR을 기반으로 한 송신 안테나 및 MCS 레벨 선택의 예를 보여준다. 송신 안테나는 향후 송신 시점에서 통신 품질이 가장 높은 안테나를 선택하고, MCS는 요구되는 통신 품질을 만족하면서 처리량이 가장 높은 레벨을 선택한다. 그림 1에 따르면, 적절한 두 파라미터는 시간이 지남에 따라 변화한다.

그림 2는 제안하는 송신 안테나 및 MCS 레벨 선택

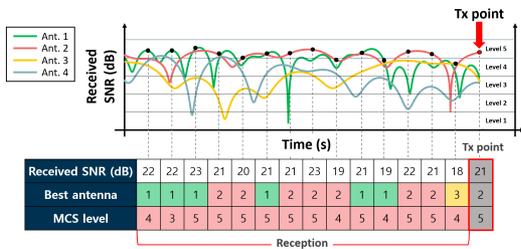


그림 1. 수신 SNR에 따른 최적의 송신 안테나 및 MCS레벨  
Fig. 1. Optimal transmission antenna and MCS level according to received SNR

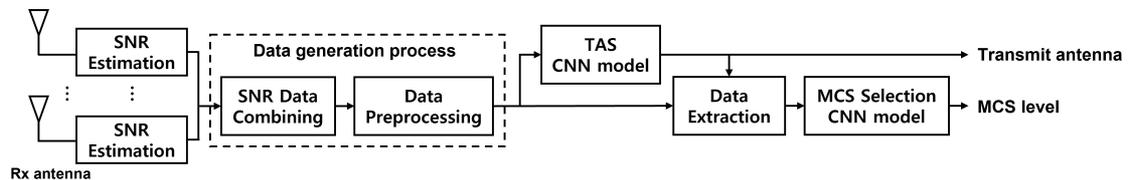


그림 2. 시스템 모델 블록도  
Fig. 2. System model block diagram

시스템에 대한 블록도를 보여준다. 두 통신 파라미터를 선택하는 과정은 다음과 같다. 각 안테나 별로 설정된 주기마다 등화기의 출력에 대한 평균을 이용하여 수신 신호의 SNR을 추정한다. 그 후 상기 두 파라미터를 선택에 사용할 데이터를 생성하기 위해 각 안테나에서 추정된 과거 수신 신호의 SNR 벡터를 하나의 행렬로 결합하여 저장한다. 이때, 제안하는 CNN 방법을 사용하기 위해서는 입력 데이터의 크기가 고정되어 있어, 신호의 부재로 인한 결측 데이터는 전처리가 필요하다. 본 연구에서는 여러 결측 데이터를 보완하는 방법들을 비교하였고, 그 중 가장 좋은 성능을 보이는 방법으로 선택하였다. 사용하는 보간 방법은 결측값의 발생 위치에 따라 처리하는 방법이 다르다. 데이터의 시작과 끝에 결측값이 발생하면 0 dB로 채우고, 데이터의 중간에 발생할 경우에는 선형 보간으로 처리한다. 전처리를 마친 데이터를 송신 안테나 선택 (Transmit Antenna Selection, TAS) CNN 모델에 입력하면 최적의 미래 송신 안테나를 선택한다. 그 후, 선택한 송신 안테나에 해당하는 과거 수신 SNR 벡터를 추출하여 MCS 레벨 선택 CNN 모델에 입력하면 미래 송신 시점에서 사용하기 적합한 최적의 MCS 레벨을 선택한다.

## III. 송신 안테나 및 MCS 레벨 선택 방법

### 3.1 기존 방법

통신 파라미터 선택에 대한 기존의 기법으로는 대표적으로 과거 수신 SNR의 평균값을 이용하는 기법이 있다. 우선 모든 안테나에 대해서 설정한 관찰 시간 동안의 평균 SNR 값을 계산한다. 이때, 결측값이 발생하지 않은 경우에 해당하는 데이터들만 평균을 낸다. 그 후에 평균 SNR 값이 가장 높은 안테나를 선택하고, 선택한 안테나의 평균 SNR 값을 이용하여 통신 신뢰성을 유지하면서도 전송 속도가 가장 높은 MCS 레벨을 선택한다.

### 3.2 제안 방법

제안하는 방법은 통신 파라미터 선택에 인공 신경망

의 한 종류인 CNN을 사용한다. 본 논문에서 사용하는 입력 데이터는 시간에 따른 수신 SNR 신호로 시계열 데이터이고, 시계열 데이터에 대한 분류 문제는 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)도 적합하지만 입력 데이터 크기가 고정하여 사용하기 때문에 CNN을 사용한다.

제안하는 통신 파라미터 선택 CNN 모델은 총 두 가지이다. 첫 번째 CNN 모델은 송신 안테나 선택에 사용되고, 두 번째 CNN 모델은 MCS 선택에 사용된다. 두 모델은 각각 미래의 송신 시점에서 SNR이 가장 높은 안테나와 해당 안테나에서 사용 가능한 최적의 MCS 레벨을 선택하도록 학습한다. 두 CNN 모델은 모두 분류(classification) 문제로 해결한다.

그림 3은 제안하는 CNN 구조이다. 그림 3의 (a)는 송신 안테나 선택 모델 구조로 총 4개의 합성곱 계층과 1개의 완전 연결 계층으로 구성된다. 또한, 모든 합성곱 계층에서의 3x3 합성곱 필터를 사용하고, 마지막 두 합성곱 계층에서 드롭아웃 80%를 사용한다. 그림 3의 (b)는 MCS 레벨 선택 모델 구조로 총 2개의 합성곱 계층과 1개의 완전 연결 계층으로 구성되고, 모든 합성곱 계층에서 사용하는 필터의 크기는 3이다. 모든 모델에서 각 합성곱 계층에는 배치 정규화 계층을 포함하고, 스트라이드가 1인 합성곱 필터를 사용하며, 활성화 함수로는 ReLU (Rectified Linear Unit)를 사용한다. 합성곱 계층 이후에는 완전 연결 계층을 통해 최적의 송신 안테나 또는 MCS의 레벨이 출력된다.

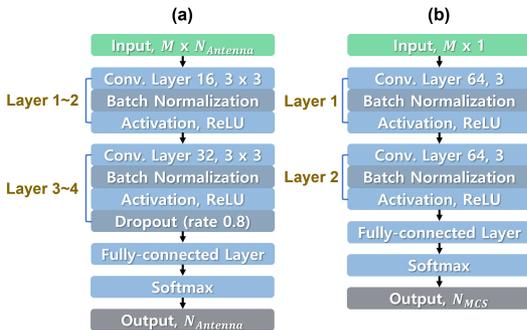


그림 3. 제안하는 CNN 구조  
Fig. 3. Proposed CNN architecture

#### IV. 모의실험

##### 4.1 모의실험 환경

성능 검증을 위한 모의실험은 Tensorflow 2.0과 MARLAB을 통해 수행한다.

표 1. 모의실험 파라미터  
Table 1. Simulation parameters

Parameters	Value
Number of Rx antenna	4
Number of Tx antenna	4 (select 1)
Wireless channel model	Rayleigh (ITU Vehicular A) / Rician
K-factor of Rician channel	10 dB
(OFDM) FFT size	512
SNR sampling period	1 OFDM symbol
Bandwidth	2 MHz
Carrier Frequency	512 MHz
SNR range	0 ~ 30 dB
Speed range	0 ~ 100 km/h
Probability of signal reception	10 ~ 100 %

모의실험에 사용된 파라미터들은 표 1에 요약되어 있다. 수신 안테나는 총 4개이고, 송신 안테나 수는 4개이지만 인공지능이 선택하는 송신 안테나의 수는 1개이다. 채널의 경우 Rician 페이딩 채널과 Rayleigh 페이딩 채널이 모두 고려된다<sup>15)</sup>. Rician 페이딩 채널에서 직접파와 반사파의 전력비인 K-factor는 10 dB이다. OFDM 시스템의 FFT size는 512이고, 수신된 SNR 정보는 1개의 OFDM 심볼 간격마다 갱신된다. 대역폭은 2 MHz이고 반송파 주파수는 512 MHz이다. SNR의 범위는 0 ~ 30 dB, 이동 속도는 0 ~ 100 km/h이다. 수신된 SNR이 기록(또는 존재)될 확률은 10~100%로 설정한다. 수신 SNR 데이터의 길이는 10에서 100 사이 값을 10 간격으로 모두 모의실험을 통해 성능을 확인하여 최적의 길이를 선택한다. 제안하는 방법의 수신 SNR 데이터의 길이는 60이고, 기존 방법은 30이다.

표 2는 모의실험에 사용된 MCS 표이다. MCS 표에

표 2. MCS 표  
Table 2. MCS table

MCS level	Modulation & Code rate	Threshold SNR [dB]	Throughput [Mbps]
0	Communication unavailable	SNR < 3.9	0
1	QPSK, R=1/2	3.9	1.2459
2	QPSK, R=3/4	8.0	1.8690
3	16QAM, R=1/2	12.6	2.919
4	8PSK, R=3/4	15.5	2.8034
5	16QAM, R=3/4	19.5	3.7379
6	64QAM, R=3/4	26.7	5.6068

는 총 7가지 종류의 MCS의 요구 성능을 만족하는 임계 SNR 값과 그때의 전송 속도 정보가 존재한다.

### 4.2 합성곱 신경망 학습

학습 데이터와 검증 데이터는 각각 200,000개와 20,000개로 SNR과 이동 속도가 설정한 범위 사이에서 무작위로 생성한다. CNN 모델을 훈련하는 데 필요한 설정 변수들은 송신 안테나 선택 모델과 MCS 선택 모델에서 공통적이다. 최적화 방법은 Adagrad를 사용하며 학습률은 0.01, 배치 크기는 512, 에폭은 송신 안테나 선택 모델의 경우 100, MCS 선택 모델의 경우 500을 사용한다. 손실 함수는 교차 엔트로피(Cross Entropy)이다.

### 4.3 모의실험 결과

동일한 속도 범위에서 10km/h 간격으로 총 20,000개의 테스트 데이터를 생성한다. 평가지표는 송신 안테나 선택 정확도와 MCS 선택에 대한 통신 단절 확률 및 전송 속도이다. 송신 안테나 선택 정확도는 전체 문제 중에서 미래 송신 시점에서 SNR이 가장 높은 안테나를 맞춘 비율이다. 그리고 통신 단절은 예측 MCS가 최적의 MCS보다 높아서 요구 통신 성능을 만족하지 못하는 경우를 의미하고, 그 경우 전송 속도는 0 Mbps로 계산한다. 본 논문에서는 통신 단절이 발생한 경우의 전송 속도를 편의상 0Mbps로 계산하였지만 실제로는 확률적으로 통신이 가능한 경우도 존재할 것이기 때문에 실제로는 본 분석보다 두 방법에서 모두 좋을 것이다. 그러나 기존 방법과 제안 방법은 동일한 기준을 사용하기 때문에 두 방법의 상대적 우열이 바뀌는 것은 아니다. 통신 단절 확률은 낮을수록 좋고 전송 속도는 높을수록 좋다. 각 방법의 그래프 색상은 제안하는 CNN의 경우 빨간색, 기존의 평균 방법의 경우 검은색이다. 제안하는 CNN 방법의 마커는 삼각형이고, 기존의 평균 방법의 경우 사각형이다.

그림 4는 이동 속도에 따른 송신 안테나 선택에 대한 정확도를 보인다. 모든 이동 속도에 대한 평균 송신 안테나 선택 정확도는 제안하는 방법에서는 94.27%, 기존 방법에서는 80.32%를 보인다. 이동 속도가 0 km/h 일 때를 제외한 모든 속도에서 제안하는 CNN의 성능이 기존의 평균 SNR 값을 이용하는 방법보다 더 좋다. 두 방법 모두 속도가 낮을수록 성능이 좋고 높아짐에 따라 성능이 저하된다.

그림 5와 그림 6은 각각 MCS 선택에 대한 통신 단절 확률과 전송 속도를 보인다. 모든 이동 속도에 대한 평균 통신 단절 확률은 제안하는 방법에서 3.31%, 기존

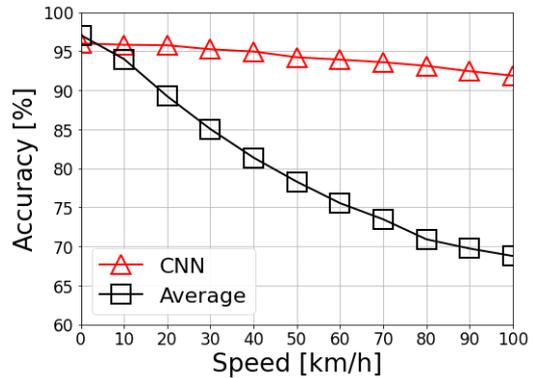


그림 4. 송신 안테나 선택 정확도  
Fig. 4. Accuracy of transmit antenna selection

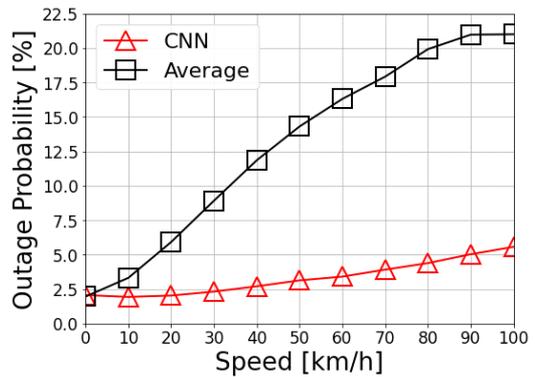


그림 5. MCS 선택에 대한 통신 단절 확률  
Fig. 5. Outage probability of MCS selection

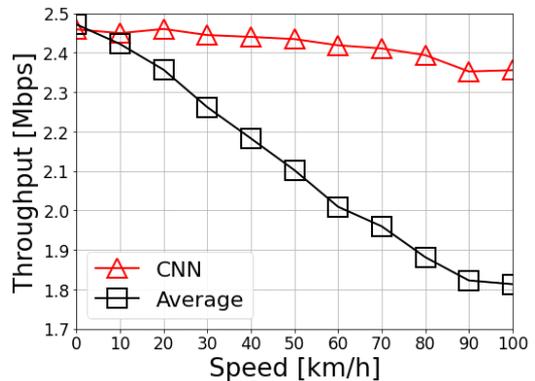


그림 6. MCS 선택에 대한 전송 속도  
Fig. 6. Throughput of MCS selection

방법에서는 12.94%를 보인다. 통신 단절 확률은 제안하는 CNN의 성능이 모든 이동 속도에서 기존 방법보다 좋은 성능을 보인다. 제안 방법과 기존 방법의 평균 전송 속도는 각각 2.42 Mbps, 2.12 Mbps이다. 전송 속

도는 송신 안테나 선택 정확도와 매우 흡사한 경향을 보인다. 이동 속도가 0 km/h일 때를 제외한 모든 속도에서 제안하는 CNN의 성능이 기존의 평균 SNR 값을 이용하는 방법보다 좋다. 또한, MCS 선택의 두 평가지표에 대한 성능에 대해서 두 방법 모두 속도가 낮을수록 성능이 좋고 높아짐에 따라 성능이 저하된다.

모의실험 결과에 따르면, 송신 안테나 선택과 MCS 선택 모두에서 제안하는 CNN이 기존의 평균 SNR을 사용하는 방법보다 우수한 성능을 보인다. 또한, 상기에 보인 세 가지 성능 평가 지표에 대해서 이동 속도가 증가함에 따라 기존 방법과 제안 방법 간의 성능 격차가 커진다. 이는 이동 통신 상황에서, 특히 이동 속도가 빠른 상황에서, 제안하는 방법을 사용할 경우 통신할 때 더 많은 양의 데이터를 더 빠른 속도로 처리할 수 있음을 나타낸다.

## V. 결 론

본 논문에서는 다중 안테나를 사용하는 이동통신 시스템에서 CNN 기반 송신 안테나 및 MCS 선택 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 시간이 지남에 따라 수신된 SNR의 변화를 기반으로 향후 송신에 가장 적합한 안테나와 MCS를 선택한다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과에 따르면 제안하는 CNN 방법이 기존의 평균 SNR 값을 이용하는 방법보다 모든 측면에서 더 좋은 성능을 보여 준다. 기존 방법과 제안하는 방법 모두 이동 속도가 증가함에 따라 성능이 저하되는 것도 관찰되는데, 이는 채널 조건이 급변하기 때문인 것으로 판단된다. 기존의 방법은 이동 속도가 낮을 경우 제안 방법과 흡사한 성능을 보이지만, 이동 속도가 빠른 상황에서 제안하는 방법이 기존 방법보다 월등한 성능을 보이며 더 많은 양의 데이터를 더 빠른 속도로 처리할 수 있음을 보인다. 이는 이동 통신 시스템에서 제안하는 방법을 사용한 송신 안테나 및 MCS 레벨 선택이 합리적임을 보인다.

본 논문에서는 향후 송신 시점에서 사용할 안테나와 MCS 레벨을 선택할 때 CNN을 사용할 것을 제안하였다. 그러나 본 문제에서 사용하는 입력 데이터인 시계열 데이터에 대한 분류 문제는 RNN이 더 적합하다고 알려져 있다. 따라서, 향후에는 RNN을 적용하여 연구를 진행할 계획이다.

## References

[1] C. G. Alor, "Enhancing signal reception in wireless communication systems using antenna

diversity," *Eur. J. Eng. and Environ. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 1-13, Jan. 2020.

(<https://doi.org/10.5281/zenodo.7682387>)

[2] A. Pandey, R. Ahmad, and D. P. Singh, "Comparison of wireless mimo system under alamouti's scheme and maximum ratio combining technique," *Int. J. Image, Graphics and Sign. Process. (IJIGSP)*, vol. 5, no. 2, pp. 31-37, Feb. 2013.

(<https://doi.org/10.5815/ijigsp.2013.02.05>)

[3] N. Gonzalez-Prelcic, R. Méndez-Rial, and R. W. Heath, "Radar aided beam alignment in mmWave V2I communications supporting antenna diversity," in *2016 Inf. Theory and Appl. Wkshp. (ITA)*, pp. 1-7, La Jolla, CA, USA, Jan. 2016.

(<https://doi.org/10.1109/ITA.2016.7888145>)

[4] W. J. Liao, S. K. Tuan, Y. Lee, and M. C. Ho, "A diversity receiver-based high-gain broad-beam reception array antenna," *IEEE Ant. and Wireless Propag. Lett.*, vol. 17, no. 3, pp. 410-413, Mar. 2018.

(<https://doi.org/10.1109/LAWP.2018.2792438>)

[5] K. Gautam, "Implementation of space-time block code in MIMO system using antenna diversity," in *2017 Recent Developments in Control, Automation & Power Eng. (RDCAPE)*, pp. 182-186, Noida, India, Oct. 2017.

(<https://doi.org/10.1109/RDCAPE.2017.8358263>)

[6] I. Ahamed, and M. Vijay, "Comparison of different diversity techniques in MIMO antennas," in *2017 2nd Int. Conf. on Commun. and Electronics Systems (ICCES)*, pp. 47-50, Coimbatore, India, Oct. 2017.

(<https://doi.org/10.1109/CESYS.2017.8321136>)

[7] L. Wang, M. ElKashlan, J. Huang, R. Schober, and R. K. Mallik, "Secure transmission with antenna selection in MIMO Nakagami-m fading channels," *IEEE Trans. on Wireless Commun.*, vol. 13, no. 11, pp. 6054-6067, Nov. 2014.

(<https://doi.org/10.1109/TWC.2014.2359877>)

[8] J. E. Oh, A. M. Jo, J. W. Choi, and E. R.

Jeong, "Optimum transmit antenna selection based on convolutional neural network in mobile communication environment," *Int. Next-generation Convergence Technol. Assoc.*, vol. 7, no. 3, pp. 350-357, Mar. 2023. (<https://doi.org/10.33097/JNCTA.2023.07.03.350>)

[9] R. Fantacci, D. Marabissi, D. Tarchi, and I. Habib, "Adaptive modulation and coding techniques for OFDMA systems," *IEEE Trans. on Wireless Commun.*, vol. 8, no. 9, pp. 4876-4883, Sep. 2009. (<https://doi.org/10.1109/TWC.2009.090253>)

[10] T. S. Harivikram, R. Harikumar, C. G. Babu, and P. Murugamanickam, "Adaptive modulation and coding rate for OFDM systems," *Int. J. of Emerging Technol. and Advanced Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 250-255, Feb. 2013.

[11] M. Jyothsna, K. Rama, and L. Reddy, "Comparison of BER performance analysis of MIMO-OFDM for different modulation schemes using MRRC technique," *Int. J. on Recent and Innovation Trends in Computing and Commun. (IJRITCC)*, vol. 2, no. 7, pp. 2062-2065, Jul. 2014.

[12] J. Fan, Q. Yin, G. Y. Li, B. Peng, and X. Zhu, "MCS selection for throughput improvement in downlink LTE systems," in *2011 Proceedings of 20<sup>th</sup> Int. Conf. on Computer Commun. and networks (ICCCN)*, pp. 1-5, Lahaina, HI, USA, Jul. 2011. (<https://doi.org/10.1109/ICCCN.2011.6005743>)

[13] C. Yu, W. Xiangming, L. Xinqi, and Z. Wei, "Research on the modulation and coding scheme in LTE TDD wireless network," in *2009 Int. Conf. on Industrial Mechatronics and Auto. (ICIMA)*, pp. 468-471, Chengdu, China, May 2009. (<https://doi.org/10.1109/ICIMA.2009.5156664>)

[14] G. Alnwaimi, and H. Boujemaa, "Adaptive packet length and MCS using average or instantaneous SNR," *IEEE Trans. on Vehicular Technol.*, vol. 67, no. 11, pp. 10519-10527, Aug. 2018.

(<https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2865798>)

[15] A. Goldsmith, *Wireless Communications*, Cambridge university press, 2005. (<https://doi.org/https://doi.org/10.1017/CBO9780511841224>)

오 정 은 (Jeong-Eun Oh)



2022년 2월 : 한밭대학교 정보통신공학과 졸업  
 2022년 3월~현재 : 한밭대학교 모바일융합공학과 석사과정 <관심분야> 모뎀 설계, 디지털신호처리, 딥러닝  
 [ORCID:0000-0002-8485-4008]

조 아 민 (A-Min Jo)



2022년 2월 : 한밭대학교 정보통신공학과 졸업  
 2022년 3월~현재 : 한밭대학교 모바일융합공학과 석사과정 <관심분야> 모뎀 설계, 디지털신호처리, 딥러닝  
 [ORCID:0000-0003-2392-249X]

정 진 곤 (Jingon Joung)



2001년 2월 : 연세대학교 전파공학과 졸업  
 2003년 2월 : KAIST 전자전산학과 석사  
 2007년 2월 : KAIST 전자전산학과 박사  
 2007년 3월~2008년 8월 : KAIST, 박사후연구원

2007년 8월~2008년 8월 : (주)루미콤, 위촉연구원  
 2008년 9월~2009년 9월 : UCLA, 박사후연구원  
 2009년 10월~2016년 2월 : I2R, Singapore, 연구원  
 2016년 3월~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수 <관심분야> 무선통신, 통신 신호처리, 기계학습  
 [ORCID:0000-0002-9551-1123]

정의림 (Eui-Rim Jeong)



1995년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업

1997년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사

2001년 2월: 한국과학기술원 전기 전산학과 박사

2009년 1월: 한밭대학교 정보통신공학과 교수

2022년 3월~현재: 한밭대학교 인공지능소프트웨어학과 교수

<관심분야> 모델 설계, 통신신호처리, 딥러닝

[ORCID:0000-0002-8708-6235]