# 이동 통신 환경에서 CNN 기반 단일안테나 SNR 예측

윤웅종, 홍석진, 정의림*

국립한밭대학교

dndwhddl@naver.com, lf2net89@gmail.com, *erjeong@hanbat.ac.kr

# CNN-Based Single Antenna SNR Prediction in Mobile Communication Environment

Yun Woong Jong, Hong Seok Jin, Jeong Eui Rim*

Hanbat National University

요 약

본 논문에서는 5G NR을 고려한 이동 통신 환경에서 단일안테나를 사용하는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 SNR(Signal-to-Noise Ratio) 예측 시스템을 제안한다. 이 시스템은 TDD(Time Division Duplexing) 방식과 OFDM(Orthogonal Frequency-Division Multiplexing)을 활용하여, 이동 속도에 따라 변화하는 채널 품질을 기반으로 미래의 SNR을 예측한다. 제안하는 방법은 안테나를 통한 수신 시점의 SNR 데이터를 이용해 CNN 모델을 통해 SNR을 예측하며 컴퓨터 모의실험을 통해 기존의 평균값 방법, 최근값 방법과 비교한다. 모의실험 결과, 제안하는 CNN 방법은 0km/h를 제외한 모든 속도 범위에서 기존 방법들에 비해 우수한 성능을 보인다. 특히, 높은 속도에서의 성능 차이가 두드러지며, 이는 5G NR 이동 통신 환경에서 통신 신뢰성을 향상시킬 수 있는 가능성을 제시한다.

## Ⅰ. 서 론

최근 4차 산업혁명의 핵심 기술인 가상현실(Virtual Reality, VR), 증강현실(Augmented Reality, AR), 자율주행(Autonomous Vehicle), 사물인터넷(Internet of Things,IoT) 등 고속 대용량 데이터 전송을 필요로 하는 기술의 발전으로 3GPP(3rd Generation Partnership Project)에서 정의한 5G NR(Fifth-Generation New Radio)이 도입되었다. 5G NR을 포함한 이동 통신 환경에서는 이동 속도에 비례해 도플러(Doppler) 효과가 생겨 단말의 수신 성능 열화가 발생되는 취약점이 존재한다. 따라서 수신 성능을 위해 기지국과 단말 사이의 시간에 따라 변하는 SNR을 추정하는 연구가 진행되고 있다.[1] 본 논문에서는 5G NR을 고려한 이동 통신 환경에서 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 기반 단일 안테나의 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio, SNR)을 예측하는 기술을 제안한다. 본 연구에서 가정하는 시스템은 시분할 이중화(Time Division Duplex, TDD)를 사용한 패킷 교환 방식의 무선통신 시스템이다. TDD 방식은 송신과 수신 시 동일한 주파수를 사용하여 양방향의 채널 품질이 동일하므로 단일안테나에서 수신받은 신호의 SNR을 사용하여 미래 송신 시점의 안테나 SNR을 예측한다. 또한 가정하는 시스템은 단일 경로에 대한 내성을 향상시키고 간섭을 줄이는 직교 주파수 분할 다중화(Orthogonal Frequency Division Multiplexing. OFDM)방식을 사용한다. 기존 방법으로는 수신한 SNR의 평균을 사용하는 평균값 방법, 가장 최근에 수신한 신호의 SNR에 기반하는 최근값 방법이 있다. 컴퓨터 모의실험을 통해 기존의 방법과 제안 방법의 성능 비교를 진행한다. 모의실험 결과 제안하는 CNN 방법이 기존 방법보다 0km/h를 제외한 모든 속도에서 MAE 기준 우수한 결과를 보여준다.

## Ⅱ. 시스템 모델

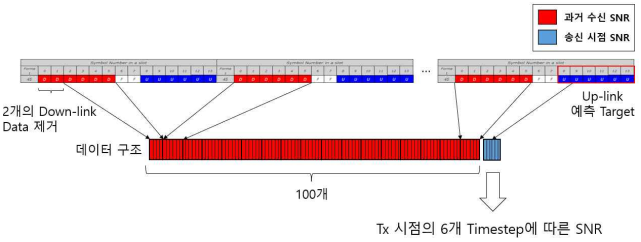


그림 1 Proposed input data structure

그림 1은 제안하는 수신 안테나 입력 데이터 구조이다. 5G NR 환경에서는 TDD 포맷이 끊임없이 가변하지만, 본 연구에서는 하향링크와 상향링크 비율이 같은 45번 구조를 고정하여 사용한다.[2] 송신과 수신 시간을 충분히 확보하기 위해 총 100개의 하향링크 데이터를 사용했으며, 송신 시점의 상향링크 데이터는 총 6개이다. 즉, 100개의 하향링크 데이터를 인공지능 입력으로 사용하고 출력으로 수신 시점의 시간 순서에 따른 SNR을 예측한다.

그림 2 System Model

그림 2는 제안하는 단일안테나 SNR 예측 시스템 모델이다. 5G NR을 고려한 이동 통신 환경에서는 주로 TDD를 사용해 송신과 수신 시 동일한 주파수를 사용하여 양방향의 채널 품질이 같다. 따라서 과거 수신한 안테나 채널의 품질을 기반으로 미래 송신 시점에서 SNR을 예측하는 방법을 제안한다. 처음으로 한 개의 수신 안테나에서 수신 SNR을 측정한다. 그 후 일정 시간 간격으로 측정한 SNR을 결합하여 하나의 벡터로 생성하고 저장한다. 이때 제안하는 CNN 방법을 사용하기 위해 데이터 전처리가 필요하다. 그림 1번과 같은 방법으로 데이터 전처리 과정을 수행 후 CNN 모델에 입력하여 SNR을 예측한다.

## Ⅲ. CNN기반 SNR 예측 방법 및 파라미터

### 3.1 기존 방법

통신 파라미터 선택에 대한 기존 기법은 대표적으로 두 가지가 있다. 첫 번째 방법은 설정한 관찰 시간에 따라 측정한 안테나의 수신 SNR의 평균을 정답 SNR로 예측하는 평균값 방법이다. 두 번째 방법은 가장 최근에 측정한 수신 SNR을 송신 시 정답 SNR로 예측하는 최근값 방법이다.

### 3.2 제안 방법

제안하는 방법은 통신 파라미터 선택에 인공 신경망의 종류인 CNN 모델을 사용한다.

표 1 CNN Overall Architecture

| Layers | Filters | Proposed CNN |
|---|---|---|
| Convolution | 32 | 3 X 3 conv, stride 1 |
| Batch Normalization | | |
| Convolution | 32 | 3 X 3 conv, stride 1 |
| Batch Normalization | | |
| Convolution | 16 | 3 X 3 conv, stride 1 |
| Batch Normalization | | |
| Convolution | 16 | 3 X 3 conv, stride 1 |
| Batch Normalization | | |
| Convolution | 16 | 3 X 3 conv, stride 1 |
| Batch Normalization | | |
| Regression Layer | Fully-Connected, Linear | |

표 1은 5개의 합성곱 계층과 2개의 완전 연결 계층으로 구성한다. 모든 모델에서 각 합성곱 계층에는 배치 정규화 계층을 포함하고, 스트라이드가 1인 크기 $3\times3$의 합성곱 필터를 사용한다. 활성화 함수로는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하며, FC Layer에서는 선형 함수를 사용한다. 그 후, 회귀 계층을 통해 안테나의 SNR 예측값이 나온다. 훈련 시 최적화 방법으로 학습률은 0.01, 배치 크기는 128, 에폭은 200을 사용하며, 손실 함수는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error)를 사용한다.

## Ⅳ. 모의실험 결과

### 4.1 모의실험 환경

모의실험을 위해 MATLAB과 TensorFlow 2.0을 활용하여 데이터를 생성하고, 신경망 모델을 검증 및 학습과 성능 평가를 수행한다.

모의실험의 통신 신호 파라미터는 다음과 같다. 수신안테나의 수($M$)와 송신안테나의 수($M_t$)는 1개이다. 두 안테나 모두 지향성을 갖는 안테나로 가정한다. 실험에서는 5G NR 표준 규격 신호 대역폭을 고려한다.[3] 대역폭은 $100MHz$이며, 반송파 주파수는 $3.6GHz$로 가정한다. 채널 모델은 가시선(Line of Sight, LoS)와 비가시선(Non-LoS) 사이에서 무작위로 선택하며, 레일리(ITU Vehicular A)와 라이시안 채널 모델을 활용한다. 라이시안 채널의 K 지수는 $10dB$이다. 입력데이터의 길이($N$)는 100으로 설정한다. 입력데이터에는 채널 모델에서 샘플링 간격에 따라 생성된 신호의 수신 SNR을 기록하며, 각 생성 신호의 평균 SNR은 $0\sim30dB$에서 무작위로 선택한다. 이동속도는 최소 $0km/h$ 에서 최대 $300km/h$의 범위에서 무작위로 선택한다. 이동속도와 신호의 평균 SNR은 매 훈련 샘플 생성 시마다 무작위로 선택한다. 해당 훈련 샘플이 가시선 환경과 비가시선 환경으로 선택될 확률은 1 : 1이다. 마지막으로 한 슬롯당 14개의 OFDM 심볼이 들어가 있다.

### 4.2 모의실험 결과

그림 3은 이동 통신 환경에서 이동속도에 따른 SNR 추정 MAE를 보인다. 모의실험 결과 최근값과 평균값, CNN 모두 속도가 빨라질수록 MAE가 증가하는 경향을 보인다. 속도가 빠를수록 생기는 도플러 효과와 빠른 신호 변화로 인해 추정한 SNR 값이 정답 값과 차이를 보인다. 평균값 방법은 최근 수신한 신호의 SNR에 대한 의존도가 줄어 100km/h까지 추정 오차가 증가함을 보이고 2.5dB에서 수렴한다. 최근값 방법은 0km/h에서 제안하는 CNN과 성능이 비슷하며, 속도가 증가함에 따라 시간에 따른 SNR 변화가 커져 140km/h 이후로는 SNR 정확도가 더 낮은 것을 볼 수 있다. 마지막으로 제안하는 CNN 모델도 속도가 증가함에 따라 성능이 저하되며, 0km/h를 제외한 모든 속도 구간에서 우수한 성능을 보이며 특히 140km/h 이상의 속도에서는 모든 방법에 비해 우수한 성능을 보인다.

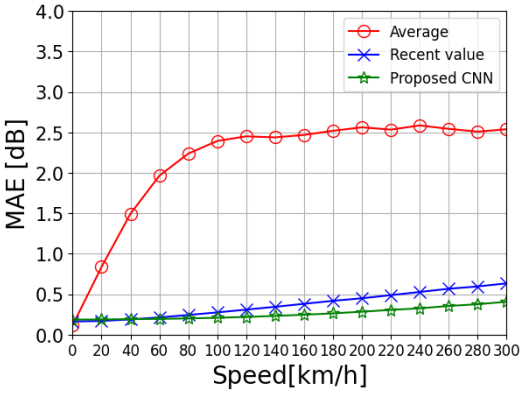


그림 3 Performance comparison

## Ⅴ. 결론

본 논문에서는 이동 통신 환경에서 단일 안테나를 사용한 CNN 기반의 SNR 예측 시스템을 제시한다. 제안하는 방법은 이동속도가 증가함에 따라 기존 방법들보다 SNR 예측 정확도가 향상되는 것을 보인다. 이동 통신 환경에서 기존 방법 중 평균값 방법, 최근값 방법 MAE는 각각 2.1367dB, 0.3722dB이며 제안하는 CNN 방법의 MAE는 0.2448dB로 제안하는 방법의 성능이 우수하다. 본 연구를 통해 이동 통신 환경에서 일대일 통신 시 제안하는 방법을 사용하면 예측 SNR 정확도가 높아 기존보다 높은 통신 신뢰성을 보장받을 수 있을 것으로 전망된다. 향후 연구 계획으로는 변조와 부호화를 결합하여 사용하는 방식인 변조 및 부호화 방식(Modulation and Coding Scheme, MCS) 선택과 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)을 사용한 단일안테나 SNR 예측 시스템을 구축하여 통신 신뢰성을 높일 것으로 전망된다.

## 참 고 문 헌

[1] Jeong-Eun Oh, A-Min Jo, Jin-gon Joung, Eui-Rim Jeong : CNN-Based Transmit Antenna and MCS Selectionin a Mobile Communication System Using Multiple Antennas, In : The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, 23-09 Vol.48 No.09 (2023)

[2] ShareTechnote, "5G Frame Structure," 2020, (https://www.sharetechnote.com/html/5G/5G_FrameStructure.html)

[3] Qualcomm Korea, "5세대통신(5G) 주파수는 어떻게 되나" 2017, (https://m.blog.naver.com/qualcommkr/221090793880)