

다중 안테나 환경에서 CNN 기반 송신 안테나 및 MCS 선택

오정은, 조아민, 정의림*
한밭대학교

wjddms1199@gmail.com, whdkals18@gmail.com, *erjeong@hanbat.ac.kr

CNN-based transmit antenna and MCS selection in multi-antenna environment

Oh Jeong Eun, Jo A Min, Jeong Eui Rim*(Corresponding author)
Hanbat National Univ.

요 약

본 논문은 이동중인 환경에서 다중 안테나를 사용하여 수신할 때, 두 번의 CNN(Convolutional Neural Network)을 사용하여 송신 안테나를 선택한 후, 해당 안테나에서 사용할 MCS(Modulation and Coding Scheme)를 선택하는 것을 제안한다. 제안하는 기법은 과거 수신 SNR(Signal-to-Noise Ratio)정보를 이용하여 통신 파라미터를 선택한다. 기존의 기법은 수신 SNR의 평균을 통해 선택하는 기법이 있다. 컴퓨터 모의실험을 통해 기존의 기법과 제안하는 기법을 비교한다. 이동 속도에 따라 테스트한 결과 안테나 선택에서의 정확도와 MCS 선택에서의 통신두절 확률 및 전송속도에 대한 결과 모두에서 제안하는 기법의 성능이 기존의 기법보다 좋다.

I. 서 론

MIMO(Multiple-input and Multiple-output) 시스템에 의한 공간 다이버시티는 시스템 대역폭을 증가시키지 않고 시스템 용량과 전송 신뢰성의 상당한 향상을 제공한다고 알려져 있다.[1] 그러나, MIMO 시스템에서 송수신기의 하드웨어 비용, 신호 처리 복잡성, 전력 소비 및 구성요소 크기 증가는 MIMO 기술의 일반적 응용을 제한하는 요인이다. 안테나 선택은 MIMO 시스템과 연관된 복잡성의 단점을 감소시킨다.[2] 이러한 이유로 안테나 선택에 대한 연구가 필요하다.

많은 통신 시스템에서 사용하는 MCS(Modulation and Coding Scheme)는 초기에 보고된 SNR(Signal-to-Noise Ratio) 값에 맞춰 고정하여 사용한다. 하지만 고정하여 사용할 시 이동성과 채널의 변화로 초기의 SNR 보다 실제 송신 상황에서의 SNR이 낮아져 성능 저하가 발생할 수 있다. 통신 신뢰성을 높이기 위해 미래 송신 시점에서의 SNR을 예측하여 가장 적합한 MCS를 선택하는 방법에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다.[3]

본 논문에서는 이동 환경에서 다중 안테나를 사용하여 수신할 때, 송신 안테나와 MCS를 선택하는 기법으로 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 인공지능 모델을 사용하는 것을 제안한다. 기존의 기법은 대표적으로 수신 SNR의 평균을 이용하는 기법이 있다. 제안하는 기법과 기존의 기법은 컴퓨터 모의실험을 통해 성능을 비교한다. 모의실험에 따르면 이동 속도 0~100 km/h 구간에서, 제안 기법이 기존 기법보다 평균적으로 안테나 선택 정확도는 13.96%, 통신두절 확률은 9.63%, 전송속도는 0.30 Mbps 우수하다.

II. 제안하는 통신 파라미터 선택 시스템 모델

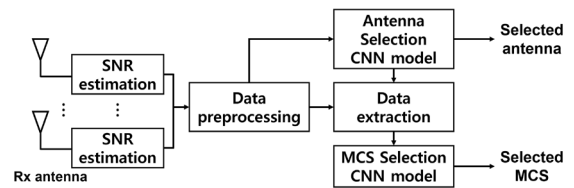


Fig 1. Proposed system model

본 연구에서는 이동 환경에서 다중 안테나를 사용하여 신호를 수신할 때, 과거 수신 SNR을 입력으로 하는 CNN을 통해 송신 안테나와 MCS를 선택하는 것을 제안한다. 송신과 수신이 동일 주파수를 사용하는 TDD(Time Division Duplexing) 환경을 가정하여 송신 시 사용하는 MCS는 수신된 과거 신호의 품질에 기초하여 선택될 수 있다.

그림 1은 제안하는 통신 파라미터 선택 시스템이다. 통신 파라미터 선택 과정은 다음과 같다. 모든 안테나로부터 과거 수신 신호의 SNR을 모아 결합하고, 신호가 수신되지 않은 시점은 선형 보간을 통해 채우는 데이터 전처리 과정을 수행한다. 전처리를 마친 데이터는 안테나 선택 모델에 입력하여 송신 시점에서 최적의 통신 품질을 보이는 안테나를 선택한다. 선택한 안테나에서 송신 시 사용할 MCS는 해당 안테나에서의 과거 수신 신호의 SNR 값을 추출한 후 MCS 선택 모델에 입력하여 예측한다. MCS는 통신 두절 확률이 낮으며 최적의 전송속도를 보이는 모드를 선택하도록 한다.

III. 기존의 통신 파라미터 선택 기법

기존의 통신 파라미터 선택 기법으로는 대표적으로 각 안테나 별 과거 수신 SNR 의 평균값을 이용하는 기법이 있다. 설정한 관찰 시간 동안의 평균 SNR 값이 가장 높은 안테나를 선택하고, 해당 값을 이용하여 통신이 가능하면서 전송속도가 가장 빠른 MCS 모드를 선택한다.

IV. 제안하는 통신 파라미터 선택 기법

제안하는 통신 파라미터 선택 기법은 총 두 개의 multi-class classification CNN 을 사용한다. 첫 번째 CNN 모델은 안테나 선택에 사용되고, 두 번째 CNN 모델은 MCS 선택에 사용된다.

제안하는 기법의 학습에서 사용되는 라벨은 각각 송신 시점의 SNR 이 가장 높은 안테나와 해당 안테나에서의 송신 시점의 SNR 을 통해 통신이 가능하면서 가장 전송속도가 빠른 MCS 모드로 설정한다.

제안하는 안테나 선택과 MCS 선택 CNN 모델의 합성곱 계층은 각각 총 4 개, 2 개이고, 1 개의 완전 연결 계층으로 구성된다. 합성곱 계층의 필터 수는 안테나 선택에서는 16 개 두 층과 32 개 두 층으로 구성 되어있고, MCS 선택은 두 층 모두 64 이다. 두 모델 모두 필터 크기는 3×3 , 스트라이드는 1 이다. 또한 모든 층에서 배치정규화를 사용하고, 활성화 함수는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용한다. 이후 완전 연결 계층에서 Softmax 활성화 함수를 사용한다.

V. 모의실험 결과

성능 검증을 위해 Tensorflow 와 MATLAB 을 이용하여 모의실험을 수행한다. 모의실험에서 채널은 Rayleigh fading 과 Rician fading 이 있다고 가정한다. 모의실험에 사용된 MCS table 은 표 1 과 같고, 총 7 개의 MCS 모드를 가정한다.

Table 1. MCS table

| Mode | Threshold SNR [dB] | Modulation & Code rate | Throughput [Mbps] |
|------|--------------------|---------------------------|-------------------|
| 0 | SNR < 3.9 | Communication unavailable | 0 |
| 1 | 3.9 ~ 8.0 | QPSK, 1/2 | 1.2459 |
| 2 | 8.0 ~ 12.6 | QPSK, 3/4 | 1.8690 |
| 3 | 12.6 ~ 15.5 | 16QAM, 1/2 | 2.4919 |
| 4 | 15.5 ~ 19.5 | 8PSK, 3/4 | 2.8034 |
| 5 | 19.5 ~ 26.7 | 16QAM, 3/4 | 3.7379 |
| 6 | 26.7 < SNR | 64QAM, 3/4 | 5.6068 |

모의 실험에 사용된 파라미터는 다음과 같다. 대역폭은 2 MHz 이고, 반송파 주파수는 512 MHz 이다. SNR 의 범위는 0~30dB로 생성한다. 채널의 경우 Rician fading 채널과 Rayleigh fading 채널이 동일한 확률로 생성된다. Rician fading 채널에서 직접파와 반사파의 전력 비인 K-factor 는 10 dB 이다. 수신 SNR 샘플링 주기는 1 OFDM symbol 이다. 수신 안테나는 4 개이고, 선택하는 송신 안테나 수는 1 개이다. 수신된 SNR 이 기록(또는 존재)될 확률은 10~100%로 설정한다. 수신된 SNR 기록 길이는 30 간격으로 10~100 사이에서 모의실험 후 최적의 길이를 선택하여 비교한다. 수신된 SNR 기록

길이는 기존 기법은 30, 제안하는 기법은 60 이다. 200,000 개의 학습 데이터는 0~100 km/h 의 속도로 무작위로 생성하고, 20,000 개의 테스트 데이터는 동일한 속도 범위에서 10km/h 간격으로 생성한다.

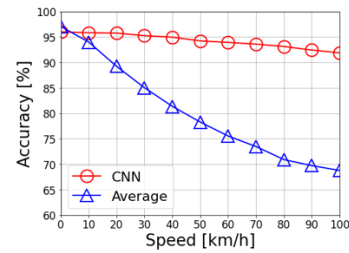


Fig 2. Antenna selection accuracy

그림 2 는 안테나 선택에 대한 정확도이다. 이동 속도 50 km/h 에서 제안하는 기법의 정확도는 94.23 % 이고, 기존 기법의 정확도는 78.30%이다. 두 기법 모두 속도가 낮을수록 성능이 좋고, 속도 0 km/h 를 제외한 모든 속도에서 제안하는 기법의 성능이 더 좋다.

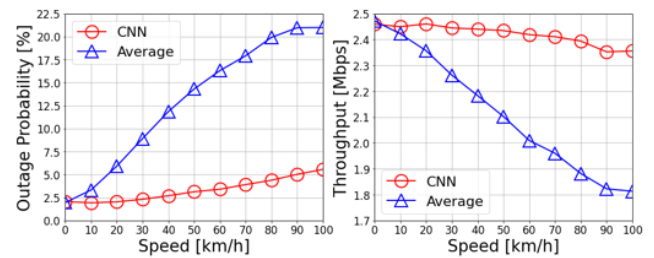


Fig 3. MCS selection performance

그림 3 은 MCS 선택에 대한 성능이다. MCS 선택의 성능은 통신두절 확률과 전송속도 두 가지로 확인한다. 이동 속도 50 km/h 에서 통신두절 확률은 제안하는 기법이 3.13%이고, 기존 기법의 정확도는 14.31%이다. 전송속도는 제안하는 기법이 2.43Mbps이고, 기존 기법의 전송속도는 2.10 Mbps 이다. 두 기법 모두 속도가 낮을수록 성능이 좋고, 속도 0 km/h 를 제외한 모든 속도에서 제안하는 기법의 성능이 더 좋다.

안테나 선택 정확도와 MCS 선택 시 통신두절 확률, 전송속도 모두 제안하는 기법이 기존 기법보다 성능이 좋고 이동 속도가 증가함에 따라 성능의 차이가 커진다.

참 고 문 헌

- [1] Telatar E. "Capacity of multi-antenna Gaussian channels," European transactions on telecommunications, pp. 585-595.
- [2] Sanayei S. & Nosratinia A. "Antenna selection in MIMO systems," IEEE Communications magazine, pp. 68-73.
- [3] Ding, L., Tong, F., Chen, Z. & LU, Z. "A novel MCS selection criterion for VOIP in LTE," 2011 7th International Conference on Wireless Communications, pp. 1-4.