

신호 검출을 위한 1D-CNN 모델 기반 수신 다이버시티 기법

^{1,2}김형도, ^{1,2}박상욱, ^{1,2}서승환, ^{1,2}송형규*

¹세종대학교 정보통신공학과, ²세종대학교 지능형드론융합전공

gudeh8330@naver.com, share1211@naver.com, buffalo1997@naver.com, *songhk@sejong.ac.kr

1D-CNN model-based receive diversity technique for signal detection

^{1,2}Hyoung-Do Kim, ^{1,2}Sang-Wook Park, ^{1,2}Seung-Hwan Seo, ^{1,2}Hyoung-Kyu Song*

¹Department of Information and Communication Engineering, ²Convergence Engineering for Intelligent Drone, Sejong University, Seoul, 209 Neungdong-ro, 05006, Korea

요약

본 논문은 무선 통신 시스템에서 신호의 품질과 신뢰성을 향상시키기 위해 여러 안테나를 사용하여 신호를 수신하고, 그 신호를 적절히 결합하여 잡음과 간섭을 줄이고 SNR(Signal-to-Noise Ratio)을 향상시키는 딥러닝 모델을 활용한 새로운 수신 다이버시티의 모델을 제안한다. 무선 통신에서의 신호 검출은 간섭과 잡음의 영향을 받는 문제로 다양한 변조 방식을 정확하게 인식하고 검출해야 한다. 딥러닝 모델을 이용하면 보다 안정적으로 수신된 신호를 분석 및 검출할 수 있다. 1D-CNN(1 Dimensional Convolutional Neural Network)은 1차원 데이터, 주로 시계열 데이터나 신호 처리에서 사용되는 신경망 모델이다. 필터를 이용한 컨볼루션 연산을 통해 특징을 추출하고 1차원 배열에서 작동하여 시간 축을 따라 연속적으로 변하는 데이터를 분석하는데 적합한 모델이다. MRC(Maximum Ratio Combining) 수신 다이버시티 기법은 무선 통신 시스템에서 수신 신호의 품질을 극대화하기 위한 방법이다. MRC는 여러 안테나에서 수신된 신호를 결합하여 SNR을 최대로 만드는 기법이다. 본 논문에서는 기존의 수신 다이버시티 기법인 MRC보다 좋은 BER 성능을 갖는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 시스템에서의 1D-CNN 모델을 이용한 수신 다이버시티 기법을 제안한다.

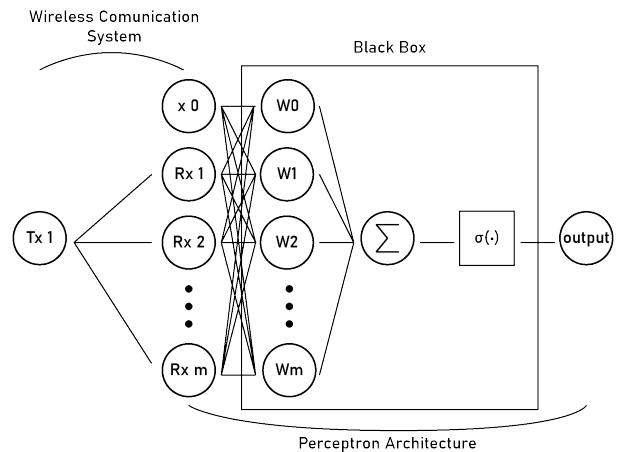
I. 서론

AI(Artificial Intelligence)의 머신 러닝은 다량의 데이터 학습을 통해 얻어진 러닝 함수 $f(x)$ 를 찾고 이를 기반으로 자동으로 답을 찾아주는 것을 의미한다. 머신 러닝에 인간의 논리 구조인 인공 신경망을 더한 기술이다. 딥러닝은 머신 러닝에 인간의 논리 구조인 인공 신경망, 알고리즘을 더한 기술이다. CNN(Convolutional Neural Network)은 인간의 시신경 구조, 퍼셉트론을 모방한 구조이다. 입력벡터, 가중치합, 활성화 함수, 출력값 네가지로 구성된 퍼셉트론이 빌딩 구조를 은닉층과 출력층의 합이 2보다 큰 더 거대한 인공 신경망을 이루는 것을 다중 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)이다. 은닉층의 개수가 많아질수록 깊어졌다고 표현하고 충분히 깊어진 인공 신경망 러닝 모델로 사용하는 머신 러닝 패러다임을 딥러닝이라고 정의한다.

무선 통신에서의 수신 신호 왜곡과 간섭의 문제는 딥러닝 모델의 활용으로 해결하려는 연구가 지속되고 있다.[1] 송신신호가 채널을 통과하여 수신단에 수신되어 신호가 처리되는 과정을 블랙박스 처리하여 어울리는 딥러닝 모델을 선택하여 학습시켜 Online-phase, Offline-phase로 구분하여 기존의 기법들보다 높은 성능으로 안테나를 많이 사용하는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 시스템에서도 수식적인 복잡성을 해결해주는 역할을 한다.[2] 또한 수신 신호의 품질과 신뢰성을 높이기 위해 다이버시티 기법을 사용한다. 본 논문에서는 많은 안테나 수의 이득을 이용한 수신 다이버시티 기법인 MRC(Maximum Ratio Combining)보다 높은 성능을 보이는 딥러닝 모델 기반의 새로운 수신 다이버시티 모델을 제안한다.

A. 딥러닝 기반 시스템 모델

본 논문에서는 신호의 품질과 신뢰성을 높이기 위한 수신 다이버시티 방식으로 1D-CNN(1 Dimensional Convolutional Neural Network) 모델을 사용하는 새로운 기법을 제안한다. [그림 1]은 한 개의 송신 안테나에서 m 개의 수신 안테나로 통신하는 시스템에 적용된 단일 퍼셉트론이다.



[그림 1] 단일 퍼셉트론 구조를 적용한 수신 다이버시티 모델

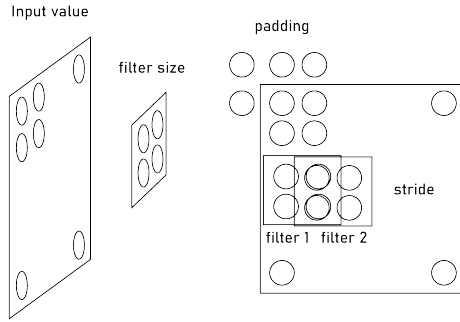
기존의 수신 다이버시티 기법은 같은 신호를 서로 다른 안테나에서 수신할 때에 얻을 수 있는 이득을 가중치를 이용하여 얻는 방식을 의미한다. Black Box는 수신단에서부터 기존의 다이버시티 기법을 사용하여 수신된 신호를 처리하여 신호를 추정하는 과정을 담고 있고 딥러닝 기반의 모델에서는 입력층과 출력층 사이의 모델의 학습 과정을 의미한다. 한 개 이상 은닉층을 이용하는 다중 퍼셉트론에서 가중치의 수를 줄이고 local의 값에

II. 본론

가중치로 특징을 추출하는 것에 유리한 filter를 사용하는 CNN(Convolution Neural Network) 모델을 사용한다. 그 중 시간적이고 순차적인 데이터를 처리하는 것에 유리하고 1차원 구조의 입력값을 이용하는 1D-CNN 모델을 이용한다.

B. 1D-CNN 기반 수신 다이버시티 기법

1D-CNN 모델은 네가지 입력값이 필요한 모델이다. 1D-CNN의 모델은 [그림 2]와 같이 입력값, filter의 크기, padding의 크기, stride값이 필요하다.



[그림 2] 1D-CNN을 구성하는 4가지 요소

네가지 입력값으로 Offline-phase에서 모델을 학습시켜 수신 받은 신호로 송신 신호를 검출하는 수신 다이버시티 기법이다.

C. MRC(Maximum Ratio Combining) 기법

MRC 기법은 수신 받은 신호들을 합성 전에 같은 위상을 갖도록 조정하는 기법이다. 극심한 페이딩을 겪은 신호에 대해서는 가중치를 적게, 적은 페이딩을 받은 신호는 가중치를 크게 하여 수신기에서 가장 큰 SNR을 가져 합성 효과를 증대하는 기법이다.

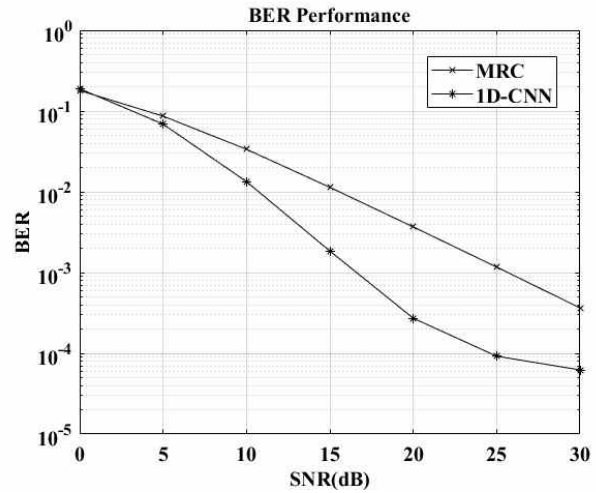
$$r_t = \sum_{l=1}^L w_l r_l = \sum_{l=1}^L w_l (h_l s + n_l) = \sum_{l=1}^L w_l h_l s + \sum_{l=1}^L w_l n_l \quad (1)$$

수식 (1)은 MRC 기법을 이용하여 w 의 가중치가 곱해져 합성되는 수식이다. h_l 은 송신 안테나와 l 번째 수신 안테나 사이의 채널이고 s 는 송신 데이터, n_l 은 l 번째 수신 안테나에서의 잡음이다. 채널의 SNR을 최대로 만들기 위해 가중치 $w_l = ch_l^*$ 로 채널의 conjugate 값이다.

D. 시뮬레이션 결과

본 논문에서의 시뮬레이션 환경은 MIMO 시스템을 가정하여 2개의 송수신 안테나를 가정하고 160MHz 샘플링 주파수로 FFT size를 128이고 OFDM 전송 방식으로 QPSK 변조 방식을 사용하여 $1+j, 1-j, -1+j, -1-j$ 변조된 심볼을 각각 1, 2, 3, 4로 labeling 하여 딥러닝 모델에 사용하였다. 딥러닝 모델의 입력값으로는 수신 받은 신호의 IQ좌표에서의 실수부, 허수부와 송신 데이터의 labeling된 값과 filter의 크기는 32. stride 값은 1, padding 값은 0으로 주지 않았다. 활성화 함수는 adam 함수를 사용하였다.

[그림 3]은 SNR에 따라 수신 다이버시티 기법으로 1D-CNN모델 기반의 수신 다이버시티 기법과 MRC 기법을 사용했을때의 BER 성능이다. 딥러닝 모델 기반의 기법이 좋은 BER 성능을 갖는 것을 알 수 있다.



[그림 3] SNR에 따른 딥러닝 기반 다이버시티 기법과 MRC기법의 BER 성능

III. 결론

본 논문은 1D-CNN 딥러닝 모델 기반의 수신 다이버시티 기법을 제안한다. 딥러닝 모델을 사용한 기법이 기존의 MRC 기법보다 좋은 성능으로 높은 품질과 신뢰성의 통신이 가능하다는 것을 보였다. CNN뿐만 아니라 RNN, GAN등의 다양한 모델을 무선 통신 시스템에서 사용하려는 연구가 계속되고 있다.[3] 어떤 Black Box를 정의하고 모델의 입력값과 출력값을 원하는지에 따라서 많은 방향으로 활용할 것이다. 실제 시스템에서 어떻게 적용되어야 하는지에 대한 연구가 더욱 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2020R1A6A1A03038540).

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 정보통신방송혁신인재양성(메타버스융합대학원)사업 연구 결과로 수행되었음(IITP-2024-RS-2023-00254529).

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2023-2021-0-01816).

참고 문헌

- [1] Z. Qin, H. Ye, G. Y. Li and B. -H. F. Juang, "Deep Learning in Physical Layer Communications," in IEEE Wireless Communications, vol. 26, no. 2, pp. 93-99, April 2019, doi: 10.1109/MWC.2019.1800601.
- [2] H. Ye, G. Y. Li and B. -H. Juang, "Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems," in IEEE Wireless Communications Letters, vol. 7, no. 1, pp. 114-117, Feb. 2018, doi: 10.1109/LWC.2017.2757490.
- [3] K. Tekbıyık, A. R. Ekti, A. Görçin, G. K. Kurt and C. Keçeci, "Robust and Fast Automatic Modulation Classification with CNN under Multipath Fading Channels," 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring), Antwerp, Belgium, 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/VTC2020-Spring48590.2020.9128408.