

# MIMO OFDM 시스템에서 Bi-LSTM 채널 추정을 통한 신호 검출에 관한 연구

<sup>1,3</sup>김형도, <sup>2</sup>서승환, <sup>1,3</sup>송형규\*

<sup>1</sup>세종대학교 정보통신공학과, <sup>2</sup>세종대학교 전자정보통신공학과, <sup>3</sup>세종대학교 지능형드론융합전공  
gudeh8330@naver.com, buffalo1997@naver.com \*songhk@sejong.ac.kr

## A Study on the signal detection by Bi-LSTM Channel Estimation in MIMO OFDM systems

<sup>1,3</sup>Hyoung-Do Kim, <sup>2</sup>Seung-Hwan Seo, <sup>1,3</sup>Hyoung-Kyu Song\*

<sup>1</sup>Department of Information and Communication Engineering <sup>2</sup>Electronic Information and Communication Engineering and <sup>3</sup>Convergence Engineering for Intelligent Drone, Sejong University, Seoul, 209 Neungdong-ro, 05006, Korea

### 요약

본 논문은 Multiple-Input Multiple-Output(MIMO)환경에서의 Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM) 전송 시스템의 채널 추정은 디코더의 성능이 채널 추정의 정확도에 달려 있기 때문에 중요한 역할을 한다. 딥러닝 알고리즘은 비선형 관계 모델링에서 탁월한 성능을 보여주는 특징으로 채널 추정의 어려움을 다루며 이로 인해 채널 추정에서 중요한 역할을 한다. Bi-Directional Long-Short Term Memory(Bi-LSTM) 모델은 예측 정확도를 향상시키고 추가적인 특징 추출 기능을 제공하기 양방향 데이터를 동시에 수집한다. 이 논문에서는 Bi-LSTM 채널 추정 방식과 기존의 Minimum-Mean-Square Error (MMSE) 기법의 symbol-error-rate(SER)의 성능을 비교하여 향상된 알고리즘을 제안한다.

### I. 서론

채널 추정은 무선 통신의 주요 작업 중 하나이며 효과적인 통신 시스템 설계 및 성능 향상에 필수적이다. 이 채널은 통신 매체를 통해 무선 파를 전송할 때 변형되며, 변형 된 채널은 통신 시스템의 성능을 최적화하고 신호를 효과적으로 복원하는 데 중요한 역할을 한다.[1] 다중 경로 간섭 및 공간 다양성을 효과적으로 이용하려면 Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) 시스템에서의 채널 추정이 필요하다. 딥러닝을 사용하는 채널 추정 기법은 기존 기법과 비교하여 장점이 있습니다.[2] 무선 통신 환경에는 다양한 경로, 다중 신호 및 간섭 요소가 존재하며 딥러닝은 이러한 복잡한 환경을 보다 효과적으로 모델링 할 수 있다.[3] 비선형 관계 모델링에서 탁월한 성능을 보여주는 딥러닝의 장점은 MIMO 시스템에서 복잡한 특성을보다 정확하게 식별하는 데 도움이 된다. 본 논문에서는 Bi-Directional Long-Short Term Memory(Bi-LSTM) 딥러닝 모델을 이용한 채널 추정 기법을 제안하며 기존의 Minimum-Mean-Square Error(MMSE) 기법의 복잡성의 문제를 해결하면서 향상된 통신 품질과 효율성을 제공하는 무선 통신 시스템을 제안한다.

### II. 본론

#### A. 시스템 모델

본 논문에서는 두 가지 시스템을 고려해야 한다: 신호가 전송되는 환경과 딥러닝 기반의 채널 추정 기법의 과정이다. Multiple-Input Multiple-Output(MIMO) 시스템에서의 Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM) 전송된 신호의 모델은  $t$  개의 송신 안테나와  $r$  개의 수신 안테나 시스템을 가정한다.  $r \times 1$  수신 신호 벡터는 수식(1)과 같이 표현된다.[4]

$$y_i = Hx_i + n_i \quad (1)$$

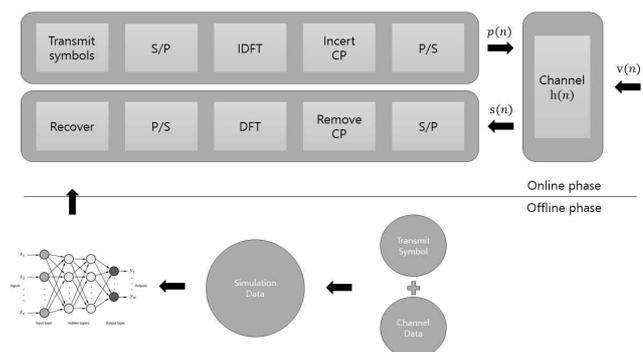
$x_i$ 는  $t \times 1$ 의 송신 신호 벡터이고,  $H$ 는  $r \times t$ 의 복소수 채널 행렬 그리

고  $n_i$ 는  $r \times 1$ 의 잡음 벡터이다.  $H$ 를 추정하기 위해서  $N \geq t$ 를 만족하는 Training 신호인  $x_1, \dots, x_N$ 가 전송되어야 한다. 해당 시스템에서 수신된 신호는 수식(2)와 같다.

$$Y = HX + N \quad (2)$$

Training 신호는  $t \times N$ 의 크기의 행렬이고,  $Y = [y_1, \dots, y_N]$ 는  $r \times N$  크기의 수신 신호 그리고  $N = [n_1, \dots, n_N]$ 은  $r \times N$  크기의 잡음 행렬이다. 채널 알고리즘은 알고 있는 정보  $Y$ 와 Training 신호를 이용하여  $H$ 를 추정하는 것이다.

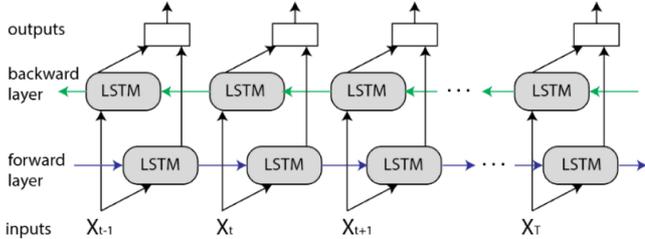
딥러닝 기반 채널 추정 시스템은 채널 추정 및 신호 감지를 위한 온라인 단계와 생성된 데이터 세트를 사용한 모델 훈련을 위한 오프라인 단계로 구성된다. 딥러닝 모델의 학습 과정은 오프라인 단계에서 이루어지며, 적용은 온라인 단계에서 이루어진다.[5] 채널 추정 과정은 전송된 신호의 Training 데이터를 통해 수행된다. 채널을 통과한 Training 데이터에는 채널의 정보가 포함되고, 전송된 훈련 기호에는 전송 데이터의 정보가 포함된다. 오프라인 단계는 채널 정보와 전송 데이터 정보를 이용하여 [그림 1]과 같은 과정으로 채널의 특성 추출이 진행된다.



[그림 1] 딥러닝 기반 채널 추정 알고리즘의 오프라인 단계와 온라인 단계

## B. Bi-Directional Long-Short Term Memory(Bi-LSTM) 모델

Bi-Directional Long-Short Term Memory(Bi-LSTM) 딥러닝 모델은 순차 데이터에 효과적으로 적용되는 모델이며, Bi-LSTM은 정보를 양방향으로 학습하고 기억하는 데 강점이 있는 장기 기억(LSTM) 셀을 사용합니다. [그림 2]와 같이 Bi-LSTM을 사용하여 입력 시퀀스를 양방향으로 처리합니다. 이 모델은 학습을 위해 수신되는 데이터의 양을 늘릴 수 있다는 장점이 있습니다.



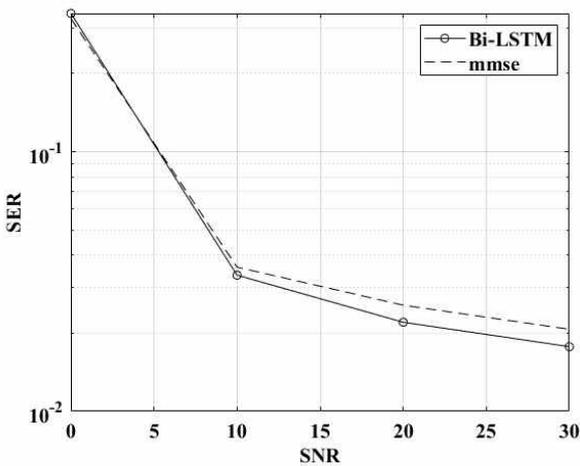
[그림 2] 양방향으로 입력 정보를 수신하는 Bi-LSTM 모델

## C. 시뮬레이션 결과

(표 1)은 제안하는 딥러닝(DL) 기반 채널 추정 기법의 매개 변수이다.

Parameters	Value
OFDM subcarriers	256
Channel path	7
Noise	AWGN
Length of CP	64
Transmit antennas	3
Receive antennas	8
Modulation type	QPSK
Training number packets	2000
Epochs number	20
Learning rate	0.01
Minibatch size	1000
Optimizer	Adam

(표 1) 딥러닝 기반 채널 추정 알고리즘의 매개변수



[그림 3] SNR에 따른 SER 성능

[그림 3]은 Signal-to-Noise-Ratio(SNR)에 따른 Symbol-Error-Rate(SER) 성능이다. 기존의 MMSE 성능보다 성능이 향상된다는 것을 알 수 있다. Training 신호의 할당으로 인한 자원의 효율을 고려하지 않아도 좋은 성능을 보인다. 이 부분이 고려되면 종합적인 채널 추정을 위한 과정에서 여러 강점을 가질 것이다. 또한 MMSE 기법의 복잡한 계산에 대해서 제안된 딥러닝 기반 채널 추정 기법이 오프라인에서의 단계를 거치기 때문에 더 좋은 성능을 보인다.

## III. 결론

무선 통신에서 채널 추정은 성능을 최적화하고 무선 통신 시스템에서 효율적인 리소스 할당을 가능하게 하여 통신의 품질과 신뢰성을 향상시키는 주요 기술 중 하나이다. 이 논문에서는 새로운 딥러닝 기반 알고리즘이 Minimum-Mean-Square Error(MMSE) 채널 추정 방법의 문제를 해결을 제안한다. MMSE 추정 기술은 많은 안테나가 있는 Multiple-Input Multiple-Output(MIMO) 시스템에서 계산 증가로 인해 구현에 어려움이 있다. 딥러닝 모델은 복잡한 패턴과 데이터의 관계를 자동으로 학습함으로써 무선 채널의 비선형성 및 복잡한 특성을 효과적으로 모델링할 수 있다는 이점이 있다. Bi-LSTM 딥러닝 모델을 사용하여 기존 MMSE 채널 추정의 어려움을 해결하고 성능이 향상되는 알고리즘을 제안한다. 앞으로 온라인 단계에서 계산 부담을 줄이고 다양한 딥러닝 학습 모델을 사용하여 높은 수준의 채널 특성을 얻는 연구가 필요하다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2020R1A6A1A03038540). This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. NRF-2021R1A2C2005777). 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 정보통신방송혁신인재양성(메타버스융합대학원)사업 연구 결과로 수행되었음(IITP-2023-RS-2023-00254529).

## 참고 문헌

- [1] van de Beek, J.J.; Edfors, O.; Sandell, M.; Wilson, S.; Borjesson, P. On channel estimation in OFDM systems. In Proceedings of the 1995 IEEE 45th Vehicular Technology Conference. Countdown to the Wireless Twenty-First Century, 1995, Vol. 2, pp. 815 - 819 vol.2. https://doi.org/10.1109/VTC95.1995.1291012
- [2] Luo, W.; Ji, W.; Song, Y.; Zheng, B. Deep Learning-based Channel Estimation Approach for 3D Massive MIMO Millimeter-Wave System in Time-Varying Environments. In Proceedings of the 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2021, pp. (http://www.nist.gov/aes).
- [3] Gizzini, A.K.; Chafii, M.; Nimr, A.; Fettweis, G. Adaptive Channel Estimation based on Deep Learning. In Proceedings of the 2020 IEEE 92nd Vehicular Technology Conference (VTC2020-Fall), 2020, pp. 1 - 5. https://doi.org/10.1109/VTC2020-Fall49728.2020.9348501.
- [4] Biguesh, M.; Gershman, A. MIMO channel estimation: optimal training and tradeoffs between estimation techniques. In Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Communications (IEEE Cat. No.04CH37577), 2004, Vol. 5, pp. 2658 - 2662 Vol.5. https://doi.org/10.1109/ICC.2004.1313013
- [5] Wang, Z.; Pu, F.; Yang, X.; Chen, N.; Shuai, Y.; Yang, R. Online LSTM-Based Channel Estimation for HF MIMO SC-FDE System. IEEE Access 2020, 8, 131005 - 131020. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3010359.