

Attention 기반의 서브캐리어 상관성 학습을 통한 OFDM 시스템 성능 개선 연구

류재영, 조영진, 정연호†

부경대학교 정보통신공학과

{jyeongryu, heo8510}@naver.com, † yhchung@pknu.ac.kr

OFDM Systems Performance Improvement through Attention-Based Subcarrier Correlation Learning

Jae Yeong Ryu, Young Jin Cho, Yeon Ho Chung†

Dept of Information and Communications Engineering, Pukyong National University

요약

본 논문은 기존 채널 추정 기법 중 하나인 Least Squares (LS) 채널 추정의 약점을 보완하기 위해 자연어 처리 분야에서 널리 사용되는 Attention 기법을 활용하여 새로운 수신기를 설계하였다. Attention 기반의 수신기는 Orthogonal frequency-division multiplexing (OFDM) 시스템의 서브캐리어 간 상관성을 토대로 신호 복원에 도움이 되는 정보의 가중치 비중을 높이며 학습한 뒤 Convolution Neural Network (CNN)으로 구성된 잔차 학습단을 거쳐 신호를 복원한다. 본 시스템은 3GPP 채널 모델을 기반으로 하여 실험한 결과 기존의 LS 추정 시스템보다 개선된 성능을 보였다.

I. 서론

최근 인공지능 기술의 비약적인 발전은 차세대 통신의 핵심 요구사항인 초고속·저지연을 만족시키기 위한 다양한 연구를 촉진하고 있다 [1]. 그러나 기존 Orthogonal Frequency-Division Multiplexing (OFDM) 시스템에서 주로 사용되는 Least Squares (LS) 기반 채널 추정 방식은 수신 신호에 포함된 잡음을 그대로 반영함으로써 성능적 한계가 존재한다. 이러한 문제를 극복하기 위해 Autoencoder나 Convolutional Neural Network (CNN)을 활용한 접근이 제안되어왔으나 [2], 여전히 채널 추정의 정확성과 복잡도 측면에서 한계가 남아 있다 [3]. 본 논문에서는 OFDM 서브캐리어들이 동일 채널을 통과하더라도 서로 다른 채널 이득을 가질 수 있다는 점에 주목하여 [4], 서브캐리어 간 상관성을 학습할 수 있는 새로운 기법을 제안한다. 특히 자연어 처리 분야에서 널리 사용되는 Attention 알고리즘을 통신 시스템에 접목함으로써 기존 채널 추정 기법의 한계를 극복하고자 한다.

II. 본론

가. Attention Block

본 논문에서는 OFDM 시스템의 서브캐리어 간 상관성을 학습하기 위하여 Attention 알고리즘을 적용하였다. 해당 기법은 입력 전체에서 특정 요소가 다른 요소와 얼마나 관련 있는지 유사도를 계산하여, 중요한 정보에 더욱 큰 가중치를 할당하는 매커니즘이다 [5]. 구체적으로 입력 벡터들은 Query, Key, Value라는 세 가지 표현으로 변환된다. 이는 각각 Q , K , V 로 표현되며 d_k 는 정규화를 위한 K 벡터의 차원 크기이다. Q 와 K 를 내적하여 상관성을 계산한 뒤 Softmax 함수를 통해 확률 분포 형태로 정규화하고 이를 V 벡터에 가중합하여 출력을 생성한다. 이에 따른 수식은 식 (1)과 같다.

$$Attention(Q, K, V) = softmax(QK^T / \sqrt{d_k}) V \quad (1)$$

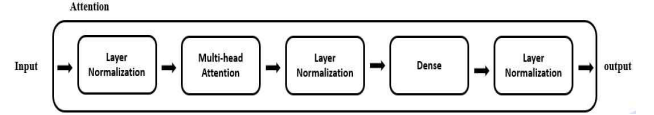


그림 1. Attention Block

그림 1은 Attention을 접목하여 설계한 모델의 구성이다. 채널을 통과한 각 서브캐리어 간의 상관성을 Attention을 통해 학습하고 그 결과를 Dense 층으로 사상하여 목표 차원으로 변환한다. 따라서 본 모델은 신호 복원 과정에서 서브캐리어별 중요도를 유연하게 반영함으로써 잡음에 강건한 신호 복원을 가능하게 한다. 또한 Layer Normalization을 통해 특성의 평균과 분산을 정규화하여, 채널 변화에도 표현 분포가 흔들리지 않도록 하여 학습을 안정화하였다.

나. Attention Based System

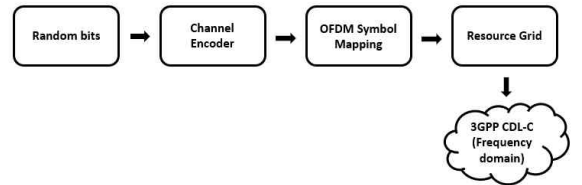


그림 2. 송신 시스템

그림 2는 송신 시스템의 구성이다. 랜덤 비트를 채널 인코딩하고 OFDM 심볼로 매핑한 다음 Resource Grid 상에서 표현했다. 주파수 상관성에 대하여 학습하기 위해 주파수 영역에서 채널을 구성하였고, 신호를 실수부와 허수부로 분리하여 전송한 후 수신단에서 재결합한다.

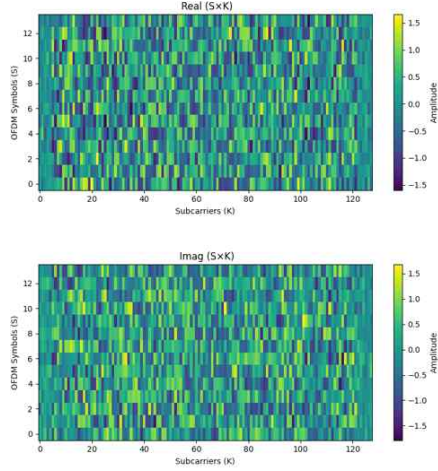


그림 3. Resource Grid

그림 3은 노이즈가 포함된 신호를 Resource Grid 상에서 표현한 것이다. 수신단에서 해당 신호를 주파수 축을 기준으로 분리한 뒤, 각 심볼에 할당된 서브캐리어 간의 상관성을 Attention을 통하여 학습한다. 따라서 전체적인 시스템 구조는 그림 4와 같다.

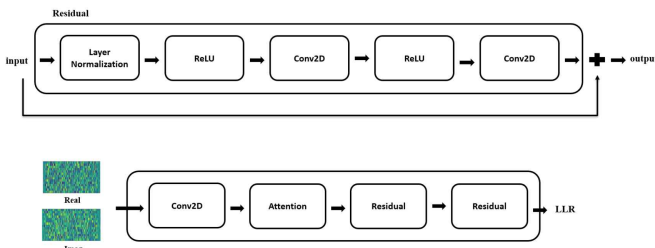


그림 4. 시스템 구조

신호 정보는 Attention 단을 거쳐 Residual Block으로 이동한다. 본 연구에서는 NVIDIA의 Sionna에서 제시하는 Residual Block을 활용하였다 [6]. 이는 기술기 소실 문제를 완화하고, 안정적인 학습이 가능하도록 돕는다. 최종적으로 Log-Likelihood Ratio (LLR)을 출력한 뒤 채널 디코딩을 통하여 신호를 복원한다.

다. 실험 결과

표 1. Parameters

Channel	3GPP CDL-C	Modulation	QPSK
RMS delay Spread	100ns	Channel code	LDPC
UE speed	80 km/h	Code rate	0.5
Carrier Frequency	3.5 GHz	Eb/No Range	-5~10 dB
FFT size	128	Batch size	16
OFDM symbol per slot	14	Training iterations	30000

표 1은 실험의 변수들이다. 환경 구성은 NVIDIA에서 제공하는 Sionna를 활용하였다 [6]. 3GPP Clustered Delay Line (CDL-C) 채널과 Quadrature Phase Shift Keying (QPSK) 변조, Low Density Parity Check (LDPC) 채널 코딩을 사용하였다. 또한 수신기의 이동을 가정하여 이동 속도는 80km/h로 설정하였다. 시뮬레이션에서는 세 가지 가정을 하였다. 첫 번째로 완전한 Channel State Information (CSI)가 주어졌을 때의 Minimum Mean Square Error (MMSE) 등화를 거친 결과이다. 두 번째는 LS 추정 기반의 MMSE 결과이고, 그리고 세 번째는 Attention 기반의 신경망 수신기의 결과이다. 그림 5는 실험의 결과이다.

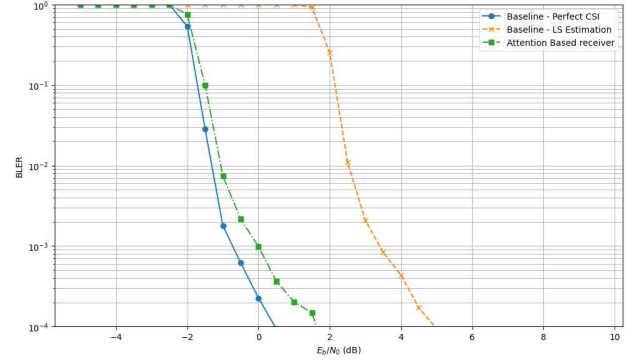


그림 5. 실험 결과

실험 결과는 비트 에너지 대 잡음 비에 따른 Block Error Rate (BLER)이다. 제안된 Attention 기반 수신기는 기존 LS 추정 방식 대비 약 3dB의 성능 이득을 나타냈으며, 이는 기존 방식에 비해 이상적인 성능에 더욱 근접함을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 Attention 기반 서브캐리어 상관성 학습 수신기를 설계하였다. Attention 기법을 통신 시스템에 적용한 연구는 아직 초기 단계에 머물러 있으나, 본 연구에서는 이를 수신기 구조에 적용하여 유의미한 성능 향상을 확인하였다. 특히 Attention Block을 통해 서브캐리어 간 상관성을 학습하고 가중치를 차등적으로 부여하였으며, Residual Block을 결합하여 왜곡을 보정함으로써 안정적인 신호 복원이 가능함을 보였다. 3GPP CDL-C 채널 모델 기반 시뮬레이션 결과, 제안된 수신기는 기존 LS 추정 대비 약 3dB의 BLER 성능 개선을 달성하였다. 다만, 모델 복잡도와 연산량 문제는 본 연구에 국한되지 않은 인공지능-통신 융합 연구 전반의 공통 과제로 향후 이를 개선하기 위한 다양한 후속 연구가 이어질 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2023R1A2C2006860).

참 고 문 헌

- [1] Samsung Research, Samsung 6G Vision 2025, Samsung Electronics, 2025.
- [2] S. Gao, Y. Wang, Y. Wu, J. Dang, and H. Wang, "Dual CNN-Based Channel Estimation for MIMO-OFDM Systems," IEEE Access, vol. 9, pp. 78233-78246, 2021.
- [3] S. Sibio, C. Sestito, S. Ben Smida, Y. Ding, and G. Goussetis, "Low-Complexity Convolutional Neural Network for Channel Estimation," Electronics, vol. 13, no. 22, 2024.
- [4] K. Bandara, A. Sewaiwar and Y. -H. Chung, "Efficient nonlinear companding scheme for substantial reduction in peak-to-average power ratio of OFDM," Journal of Systems Engineering and Electronics, vol. 26, no. 5, pp. 924-931, Oct, 2015.
- [5] VASWANI, Ashish, et al, "Attention is all you need," Advances in neural information processing systems, no. 30, 2017.
- [6] NVIDIA, "Part 4: Toward Learned Receivers," Oct, 2025.