

NOR: 딥러닝 기반 OFDM 음파 통신 시스템 설계

이상훈, 안유정, 오하빈, 한상민*, 김재현

아주대학교 전자공학과, *아주대학교 AI 융합네트워크학과

shunlee1218@gmail.com, {dbwj5825, habeen0727, *hsm960622, jkim}@ajou.ac.kr

NOR: Neural OFDM-based Receiver for Acoustic Wave Communications System

Sanghoon Lee, Yujeong Ahn, Habeen Oh, Sangmin Han*, Jae-Hyun Kim

Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University,
*Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network, Ajou University

요약

Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM)을 통해 데이터를 송수신하는 경우, 다음 파일릿 신호를 수신할 때 까지 채널 상태를 동일하게 취급하여 채널의 변화를 고려하지 못한다. 따라서, 본 논문에서는 딥러닝을 통해 채널 추정, 등화 및 복조를 수행하는 수신기 구조인 Neural OFDM-based Receiver (NOR)를 제안한다. NOR의 neural receiver 구조는 심볼 별로 채널 보상을 수행한다. 음파 통신 시스템에서의 이미지 송수신을 통해 성능을 비교한 결과, 21.8499%의 비트 오류율이 감소하는 것을 확인하였다.

I. 서론

음파 통신은 소리의 파동을 이용하여 디지털 신호를 전송하는 통신 방식이다. 음파는 무선 전파 간섭을 피할 수 있고, 마이크와 스피커만 있으면 구현이 가능하다는 장점이 있어 수중 탐사, 초음파 검사, 지진파 분석 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 음파 통신을 포함하여 다양한 경로를 통해 신호가 전송되는 무선 통신 시스템의 경우, Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM)을 사용하면 다중 경로 페이딩의 영향을 줄일 수 있다. 하지만 OFDM은 일정 주기마다 파일릿 심볼을 송신해 채널을 추정하기 때문에 다음 파일릿 신호를 수신할 때까지 채널 상태를 동일하게 취급하여 채널의 변화를 고려하지 못한다는 문제점이 존재한다. 따라서, 최근 딥러닝을 활용한 수신기 설계를 통해 채널을 통과하며 왜곡된 정보를 복구하는 연구들이 진행되고 있다 [1].

본 논문에서는 기존 OFDM의 문제점을 보완하기 위해 Convolutional Neural Network (CNN) 구조를 도입한 Neural OFDM-based Receiver (NOR) 방식을 제안한다. NOR의 neural receiver 구조는 CNN의 모델 중 residual neural network (ResNet)에 skip connection을 활용하여 심볼 별로 채널 보상을 수행한다. 제안한 방식을 통해 음파 통신 환경에서 이미지를 송수신하였을 경우 발생하는 비트 오류율을 분석한다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 이미지를 송신기, 수신기 각 1대씩을 통해 음파 통신을 수행한다. 송신 단에서는 이미지 전송을 위해 소스 코딩, 채널 코딩, 변조, 다중화를 순서대로 진행한다. 컬러 이미지를 이진화한 디지털 형식으로 변환하여 소스 코딩을 진행한다. 채널 코딩으로는 (2, 1) 컨볼루션 코딩을 이용하여 소스 코딩된 비트를 이용하여 수신 단에서 오류 검출 및 정정이 가능하도록 변환한 뒤, binary phase shift keying (BPSK)을 이용하여 디지털 신호를 두 위상에 대응시켜 변조를 수행한다. 다음으로 다중화 기법인 OFDM을 통해 직교성을 가지는 다수 반송파를 이용하여 신호를 다중화하고, cyclic prefix, 파일릿 신호와 프리앰블을 추가하여 음파를 이용해

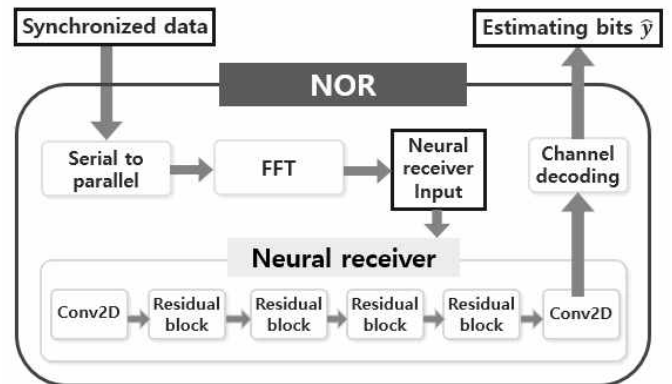


그림 1. NOR 구조도

송신한다. 수신 단에서는 송신 과정의 역과정을 거쳐 이미지를 복원한다.

III. NOR: Neural OFDM-based Receiver

음파 통신 환경에서 발생하는 비트 오류를 개선하기 위해 딥러닝 기반 수신기 구조인 NOR를 제안한다. NOR는 OFDM 수신기 구조 중 Fast Fourier Transform (FFT) 및 채널 디코딩을 수행하는 부분과 채널 추정, 등화 및 복조를 담당하는 neural receiver로 구성한다. NOR는 그림 1과 같이 수신 단에서 수집되어 동기화된 데이터를 직렬형태에서 병렬형태로 변환하고 FFT를 수행한다. FFT 이후의 데이터는 neural receiver의 입력으로 들어가고, 모델을 거쳐 soft 비트열인 \hat{y}_i 를 출력한다.

Neural receiver는 Conv2D와 4개의 residual 블록으로 구성된다 [2]. FFT까지 완료한 2차원 비트는 Conv2D의 입력으로 들어와 수신된 이미지의 특징점을 추출한다. 이때, 입력 데이터는 커널과 컨볼루션하여 계산되는데, 커널은 3×3 의 크기로 구성된다. 이후, relu 활성화 함수가 포함된 4개의 residual block 및 Conv2D를 통해 최종적으로 송신 단에서 보낸 비트열을 추정한다. 사용된 목적 함수는 이진 교차 엔트로피 (Binary cross

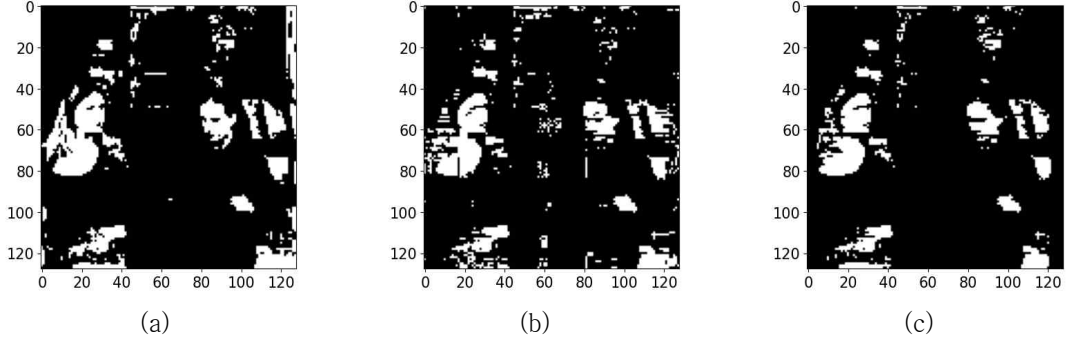


그림 2. 음파 통신 환경에서의 성능 분석 (a) 송신한 이미지, (b) 기존 시스템에서 수신된 이미지, (c) 제안하는 시스템에서 수신된 이미지

표 1. 시뮬레이션 파라미터

Parameter	value	Parameter	value
Symbol 수	160	Subcarrier 수	256
Symbol 당 bit 수	1	Kernel 크기	3×3
Image 크기(pixel)	256×256	CP 블록 크기	32
FFT 크기	256	Optimizer	Adam

entropy, BCE)로 식 (1)과 같다.

$$BCE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)), \quad (1)$$

y_i 는 송신 단에서 보내는 비트, N 은 비트 수, \hat{y}_i 는 NOR에서 추정된 출력 값을 의미한다. y_i 이 0이면, 앞의 항은 소거되어 뒤의 항만 남고 \hat{y}_i 이 0에 가까워질수록 loss 함수가 작아진다. 반면, y_i 이 1인 경우에는 뒤의 항이 소거되고, 앞의 항만 남고 \hat{y}_i 이 1에 근접할수록 loss 함수가 작아진다.

Neural receiver의 출력은 비터비 디코더를 통해 0과 1 두 가지 비트로 분리되도록 한다. 이처럼, 추정된 비트는 송신 단에서 보내는 비트와 비교하여, 비트 오류율을 계산한다. 이미지에 특화된 CNN은 채널을 통과하여 발생한 오류 영역을 최소화할 수 있도록 한다. 3×3 커널을 통해 계산되기 때문에, 하나의 비트를 추출하기 위해 수신된 데이터를 더 많이 사용할 수 있다. 따라서, 여러 심볼이 보내진 후에 파일럿 신호를 수신된 신호에 나눠 채널을 추정하는 기존의 방식보다 효과적으로 채널 추정 및 등화를 수행할 수 있다.

IV. 성능 분석

본 논문에서는 파이썬 라이브러리인 PyAudio를 활용하여 음파 통신을 수행한다 [3]. 성능 분석으로는 제안하는 알고리즘과 기존의 음파 통신 환경에서의 성능을 비교한다. 시뮬레이션에 사용한 파라미터는 표 1과 같으며, 2대의 노트북을 사용하여 송수신기를 구성한다. 수신기에서는 이어폰의 마이크를 활용하여 수신 성능을 증가시킨다. 학습을 위해서 950개의 랜덤한 이미지에 대한 데이터를 수집하며, 수신 단에서 수신한 데이터를 동기화하여 저장한다.

성능 분석을 위해 비트 오류율을 평가 지표로 설정한다. 비트 오류율은 전체 비트 중 오류가 발생하는 비율을 의미한다. 그림 2의 (a)는 송신 단에서 전송한 이미지, (b)는 기존의 음파 통신 시스템에서의 수신된 이미지를 나타내며, (c)는 제안하는 시스템에서 수신된 이미지를 나타낸다. (a)와 비교하였을 때, 기존 시스템에서는 비트 오류율이 0.0641로 나타났으며, 제안하는 시스템에서는 비트 오류율이 0.0505로 나타난다. 제안하는 방식이

기존의 방식과 비교하여 21.2168%의 비트 오류율을 감소시킬 수 있다. 최종적으로 30개의 랜덤한 이미지를 기반으로 평균 비트 오류율을 분석한다. 평균 비트 오류율은 기존 시스템에서는 0.0746으로 나타나며, 제안하는 시스템에서는 0.0583으로 나타난다. 기존의 방식과 비교하여 제안하는 방식의 비트 오류율이 21.8499% 감소한다. 따라서, 파일럿 신호를 통해 4개의 심볼마다 채널을 추정하는 기존 시스템과 비교하여 제안하는 시스템에서는 심볼 별로 채널에 대한 보상을 수행하기 때문에 비트 오류율을 개선할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 음파 통신 환경에서의 성능을 개선하기 위해 딥러닝을 이용한 OFDM 기반 음파 통신 시스템을 설계하였다. 제안하는 NOR 방식은 OFDM 역다중화, 채널 추정 및 등화, 복조를 수행하며 ResNet를 통해 심볼 별로 채널 보상을 수행한다. 기존의 방식은 파일럿 심볼을 통해 일정 주기마다 채널을 추정하기 때문에 다음 파일럿 신호를 수신할 때까지 발생하는 채널의 변화를 고려하지 못한다. 제안하는 NOR는 딥러닝 구조에서 커널을 통해 인접한 OFDM 심볼 및 파일럿 심볼을 더욱 활용하여 채널 추정을 수행할 수 있다. 성능 분석 결과, 음파 통신 환경에서 제안한 방법을 통해 이미지 송수신을 하는 경우 기존 방식의 성능과 비교하여 21.8499%의 비트 오류율을 감소시키는 것을 확인하였다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No. 2021R1A4A103077513)과 2024년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022-0-00704, 초고속 이동체 지원을 위한 3D-NET 핵심 기술 개발).

참고 문헌

- [1] S. Zheng, et al, "DeepReceiver: A Deep Learning-Based Intelligent Receiver for Wireless Communications in the Physical Layer", IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 7, no. 1, pp. 5-20, March. 2021.
- [2] [online], Available; Neural Receiver for OFDM SIMO Systems; https://nvlabs.github.io/sionna/examples/Neural_Receiver.html
- [3] [online], PyAudio 0.2.14: <https://pyaudio.org/project/PyAudio/>