

# 폴라 코드 복호 개선을 위한 오토인코더 기반 채널 디노이저

조예지, 권나현, 김정현, 송홍엽\*

세종대학교, 연세대학교\*

yezy0390@sju.ac.kr, nhkwon9803@sju.ac.kr, j.kim@sejong.ac.kr, hysong@yonsei.ac.kr\*

## Autoencoder-based channel denoiser for improving polar code decoding

Yeji Cho, Nahyeon Kwon, Junghyun Kim, Hong-Yeop Song\*

Sejong Univ., Yonsei Univ.\*

요약

본 논문은 폴라 코드를 효율적으로 복호화하기 위한 개선된 디노이저를 제안한다. 제안하는 디노이저는 잡음 제거에 효과적인 것으로 알려진 오토인코더 구조를 통해 채널 잡음을 제거하도록 설계하였다. 이와 같은 구조를 통해 제안 모델은 기존 모델보다 낮은 블록 오류율(block error rate)을 보이며 복호 성능이 향상됨을 확인했다.

### I. 서론

무선 통신 시스템에서 데이터를 주고받을 때, 송신자가 전송하는 데이터에는 송신하는 채널의 잡음이 추가된다. 따라서 더 정확한 정보전달을 위해, 무선 통신 기술에서는 데이터 송수신 과정에서 추가된 잡음으로 인해 발생하는 오류를 정정하는 작업이 매우 중요하다 [1].

Erdal Arikan이 제안한 폴라 코드(polar code) [2]는 채널 양극화 이론을 기반으로 통신 시스템에 적용되는 순방향 오류 정정 부호화 방법으로, 다른 채널 부호화 방법보다 부호 및 복호화의 복잡성이 낮으며 Shannon의 한계에 더 가깝다. 최근에는 폴라 코드를 5세대 이동통신(5G)에 성공적으로 적용해 학술 연구의 뜨거운 주제로 떠오르고 있다 [3, 4].

Residual neural network decoder(RNND) [5]는 두 단계로 이루어진 시스템 모델을 사용하여 복호화를 수행한다. 먼저 디노이저(denoiser)를 통해 수신 신호에 추가된 잡음을 제거하고, 이후 잡음이 제거된 신호를 디코더(decoder)에 전달하여 복호화한다. 이를 통해 디코더와 디노이저를 함께 사용하는 것이 디코더만 사용한 것보다 더 효과적으로 오류를 정정할 수 있음을 보여주었다.

오토인코더는 이미지나 텍스트 등 많은 연구 분야에서 잡음을 제거하는 디노이저로서 활용된다 [6, 7]. 본 논문에서는 이러한 오토인코더 구조를 사용해 선행 논문 [5]의 디노이저를 개선한 Autoencoder-neural network decoder(AE-NND)를 제안한다. 제안 모델은 선행 논문 [5]과 같이 디노이저와 디코더로 구성된다. 제안된 디노이저는 Multi layer perceptron(MLP) 기반의 오토인코더 구조를 통해 입력된 신호에 랜덤하게 추가된 잡음을 효과적으로 제거하고, 이를 디코더에 전달하여 원래의 메시지 비트로 복구한다. 실험에서 우리는 코드워드 길이가 16이고, 메시지 비트 길이가 8인 폴라 코드에 대해서 훈련하고  $10^6$ 개의 테스트 샘플

데이터에 대해 모델의 성능을 평가하였다. 실험 결과 제안 모델은 잡음 제거에 적합한 구조를 통해 기존 모델보다 향상된 결과를 보여주었다.

### II. 본론

#### 2.1 폴라 코드

폴라 코드( $N, K$ )를 구성하려면 먼저  $N$ 개의 서브 채널의 신뢰도 순서(reliability order)를 계산한다. Binary-input additive white Gaussian noise(BI-AWGN) 채널의 경우 코드 구성은 일반적으로 Gaussian approximation(GA) 방법을 채택한다. 이후  $K$ 개의 정보 비트  $u^A$  및 나머지  $N-K$ 개의 동결 비트  $u^c$ 가  $N$ 개의 메시지 비트  $u_1^N$ 의 신뢰할 수 있는 위치와 신뢰할 수 없는 위치에 각각 할당된다.  $A$ 는 정보 집합이고,  $c$ 는 동결 집합이다.  $A_c$ 에 인덱스가 있는  $N-K$ 개의 동결 비트는 항상 0으로 고정된다. 마지막으로  $N$ -비트 전송 코드워드  $x_1^N$ 은  $u_1^N$ 과 생성행렬  $G_N$ 을 곱하여 얻을 수 있다.

$$x_1^N = u_1^N G_N = u_1^N B_N F_2^{\otimes n}. \quad (1)$$

여기서  $\otimes$ 는 Kronecker product이며,  $F_2$ 는  $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$  이고,  $B_N$ 는 bit-reversal permutation 행렬을 나타낸다.

코드워드  $x_1^N$ 은 binary phase shift keying(BPSK) 방식으로 변조되어 변조 심볼  $s_1^N$ 가 되고, 이는 binary-input discrete memoryless channels(B-DMC)  $W$ 를 통해 전송된다. 채널을 통과하여 수신된  $y_1^N$ 의 한 원소인  $y_i$ 는 log-likelihood ratio(LLR) 값으로 다음과 같이 정의된다.

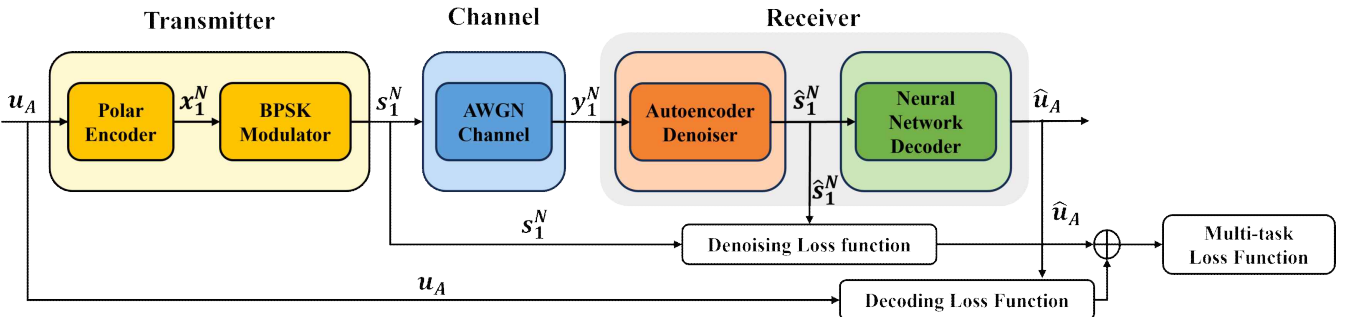


그림 1. AE-NND 시스템 모델 구조.

$$L(y_i) = \log \frac{W(y_i|x_i = 0)}{W(y_i|x_i = 1)}, \quad (2)$$

여기서  $i = 1, 2, \dots, N$ 이다.

## 2.2 제안 모델 구조

본 논문에서는 선행 논문 [5]을 기반으로 폴라 코드 채널 복호화를 더 효율적으로 수행하기 위해 개선된 오토인코더 구조의 디노이저를 제안한다. 제안 디노이저는 전체 구조는 아래 그림 2와 같다. 모델의 입력 데이터는 폴라 코드를 부호화한 후 BPSK 변조를 적용한 뒤 채널 잡음이 추가된 수신신호  $y_1^N$ 이고, 출력은 디노이저를 통해 채널 잡음이 제거된  $\hat{s}_1^N$ 이다. 디노이저는 5개의 선형 레이어로 데이터를 압축하는 AE 인코더 부분과 압축한 데이터를 복구하는 AE 디코더 부분으로 나누어진다. 이때 AE 인코더의 노드 수는 코드워드 길이인  $N=16$ 에서 256으로 늘어나고 128, 32개로 줄어들며, 이후 디코더의 노드 수는 32에서 128, 256개로 늘어났다가 최종 16으로 다시 감소시킨다. 각 레이어의 활성화 함수는 ReLU를 사용하였다.

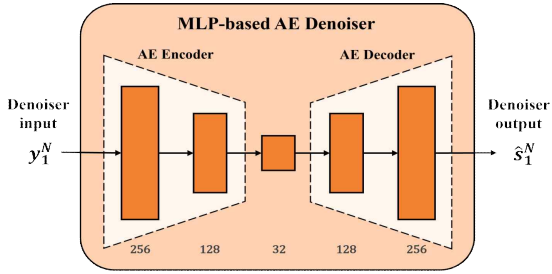


그림 2. 제안 디노이저 구조.

## 2.3 모델 학습

디노이저의 목표는 디노이저 출력  $\hat{s}_1^N$ 과 변조 심볼  $s_1^N$  간의 차이를 최소화하는 것이다. 따라서  $s_1^N$ 과  $\hat{s}_1^N$ 사이의 차이를 측정하기 위해 평균 제곱 오차(mean squared error, MSE) 손실 함수를 사용하며, 디코더도 동일한 손실 함수를 사용한다. 본 논문에서는 선행 연구와 동일하게 디노이저와 디코더를 동시에 훈련 시키기 위해서 멀티 태스킹 러닝 전략을 채택했으며, 디코더의 손실 함수와 디노이저의 손실 함수를 합산하는 방식으로 수행된다. 이는 아래와 같이 공식화할 수 있다.

$$L_{MTL} = L_{denoise} + \lambda * L_{decode}. \quad (3)$$

여기서  $\lambda$ 는 가중치를 나타내고, 이는 조정 가능한 하이퍼 파라미터이다. 본 논문에서는  $\lambda = 1$ 로 고정한다.

## 2.4 성능 평가 지표

모델의 성능을 측정하기 위해 블록 오류율(block error rate, BLER)을 사용한다. BLER은 전체 데이터 블록 중 수신에서 올바르게 복구되지 않는 블록의 비율을 나타내며 다음과 같이 정의된다.

$$BLER = \frac{\text{Number of error blocks}}{\text{Number of received blocks}}. \quad (4)$$

여기서 오류 블록 수는 오류 비트가 적어도 하나 포함된 블록의 수이다.

## 2.5 실험 결과

제안 모델은 폴라 코드(16, 8)에 대해 훈련한다. 모델 학습은 SNR 3dB에서 진행하고 테스트는 SNR 3dB부터 SNR 7dB까지 1dB 간격으로 BLER을 측정한다. 실험 결과, 제안 모델을 통한 복호 성능은 SNR 3dB부터 SNR 7dB까지 모든 SNR에서 BLER이 크게 감소하였다. 특히 그림 3에서 볼 수 있듯이 SNR 7dB에서는 기존 모델 [5]보다 눈에 띄게 개선된 성능을 보인다.

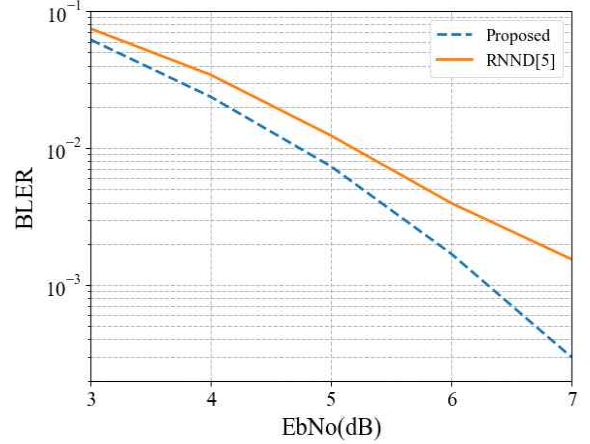


그림 3. 제안 모델과 기존 모델 [5] 성능 비교.

## III. 결론

본 논문에서는 효율적인 폴라 코드 채널 복호화를 위한 개선된 디노이저를 제안한다. 제안 모델은 오토인코더 구조의 디노이저를 통해 효과적으로 잡음을 제거하여 디코더에 전달함으로써 복호 성능을 크게 향상시켰다. 실험 결과 제안 모델을 통한 복호 성능은 SNR 3dB부터 SNR 7dB까지 모든 SNR에서 BLER이 현저히 감소하였고, 특히 SNR 7dB에서는 기존 모델 [5]보다 성능이 눈에 띄게 향상되었다. 향후 연구에서는 LDPC 부호와 BCH 부호를 포함한 다양한 부호에 대해 더 긴 코드워드에서 제안 모델의 성능을 확인할 예정이다. 이후 convolutional neural network(CNN), recurrent neural network(RNN) 등 다양한 신경망 구조 및 residual connection, attention과 같은 모듈을 적용한다면 더 정확한 복호화가 가능할 것으로 기대된다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 (성과)는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.RS-2023-00209000).

## 참고 문헌

- [1] Peng L, Fang S, Fan Y, Wang M, Ma Z. "A method of noise reduction for radio communication signal based on RaGAN," Sensors, vol 23 no. 1, pp. 475, 2023.
- [2] Arikan, E., "Channel polarization: A method for constructing capacity-achieving codes for symmetric binary-input memoryless channels," IEEE Transactions on Information Theory, vol. 55, no. 7, pp. 3051-3073, July 2009.
- [3] Bioglio, V., Condo, C., and Land, I., "Design of polar codes in 5G new radio," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 23, no. 1, pp. 29-40, Firstquarter 2021.
- [4] Jalali, A. and Ding, Z., "Joint detection and decoding of polar coded 5G control channels," IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 19, no. 3, pp. 2066-2078, March 2020.
- [5] Zhu, H., Cao, Z., Zhao, Y., and Li, D., "Learning to denoise and decode: A novel residual neural network decoder for polar codes," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol.69, no.8, pp. 8725-8738, Aug. 2020.
- [6] Pascal V., Hugo L., Yoshua B., and Pierre-Antoine M., "Extracting and composing robust features with denoising autoencoders," in Proc. International Conference on Machine Learning (ICML), pp. 1096 - 1103, July 5-6, 2008.
- [7] Bajaj, K., Dushyant K. S., Mohd. A. A., "Autoencoders based deep learner for image denoising," Procedia Computer Science, vol. 171, pp. 1535-1541, 2020.