극 부호의 ECCT 와 연속 제거 리스트 복호기의 성능 분석

안현태, 주효상, 김상효*
성균관대학교

iamshkim@skku.edu*

On the Performance of Error Correction Code Transformer and Successive Cancellation List Decoder of Polar Codes

Hyun Tae Ahn, Hyosang Ju, Sang-Hyo Kim*
Sungkyunkwan University

요 약

본 논문은 오류 정정 부호 기술 중 딥 러닝을 이용한 Error Correction Code Transformer (ECCT)의 복호 성능을 기존 극부호의 연속 제거 리스트(Successive cancellation List: SCL) 복호기의 성능과 비교한다. 짧은 부호길이 및 매우 높은 부호율에서는 ECCT 가 매우 우수한 성능을 가지나, 길이가 길어지거나 부호율이 낮아질수록 CRC 부호를 활용한 SCL 복호기에 비해 성능 경쟁력이 떨어짐을 확인하였다.

Ⅰ. 서 론

최근 딥 러닝 기술이 발전함에 따라 다양한 딥 러닝이 개발되었다[2]. Model-free 복호기는 다양한 분야에서 사용되었지만 기존 퍼셉트론의 순차적 입력 처리 방식은 정보 비트 수에 따라 연산이 기하급수적으로 증가하는 문제가 존재하였다[2]. 하지만 Transformer 의 Mask Self-attention 매커니즘을 통해 입력 간 연관성이 적은 정보는 masking 을 하여 학습에서 제외하는 방법으로 연산을 줄일 수 있었다[2]. 이러한 Transformer 의 특성을 오류 정정에 적용한 기술이 Error Correction Code Transformer (ECCT)이다[3]. ECCT 는 패리티 검사 행렬(Parity Check Matrix: PCM)을 통해 비트 간의 상호 작용을 나타내는 mask matrix 를 구한 후 이를 Transformer 에 입력하여 인공지능이 학습한 모델로 복호화 하는 기술이다. 기존의 오류정정부호가 소스 비트(혹은 부호어 비트)를 추정하는 방식을 사용하는 것에 반해, ECCT 는 잡음을 학습하여 올바른 부호어 추정을 하는 것이 가장 큰 특징이다.

본 논문에서는 다양한 부호 파라미터에 대해 극 부호의 PCM 을 직접 설계한 후 학습을 진행하고, 성능을 검증한다. 논문 [3]에서는 제안한 ECCT 복호기의 성능을 신뢰 전파(belief propagation: BP) 복호기의 성능과 비교하였으나, 일반적으로 유한 길이 BP 복호기 성능은 연속 제거 리스트(successive cancellation list: SCL) 복호기에 비해 매우 저하된다. 따라서, 본 연구에서는 짧은 길이에서 ECCT 와 SCL 기반 복호기의 성능을 비교한다. 구체적으로, 순환 중복 검사(cyclic redundancy check: CRC) 부호가 연접되지 않은 경우와 연접된 경우의 성능과 각각 비교한다. 실험 결과, 매우 짧은 길이 및 높은 부호율에서는 ECCT 복호기가 매우 우수한 성능을 갖는 반면, 부호길이가 길어지고 부호율이 낮아질수록 CRC-aided SCL (CA-SCL) 복호기가 압도적인 성능을 가지는 것을 확인하였다.

Ⅱ. 본론

A. 극 부호 설계 및 연속제거 리스트 복호기

극 부호는 채널 합성(combining)과 분리(splitting) 과정을 통한 채널 양극화(channel polarization)에 기반해 부호를 설계할 수 있다. 채널 양극화에 의해 채널 용량의 변화가 생겨 총 $N(=2^n, n\geq 1)$ 개의 분리 채널 $\{W_N^{(i)}: 0\leq i\leq N-1\}$ 이 생성된다. N 개의 분리 채널 중에서 용량이 높은 채널 K개에 정보를 담아 전송하고, 남은 $(N-K)$개의 채널에는 고정된 값을 전송한다[1]. 본 논문에서는 부호길이가 N이고 정보 비트 수가 K인 극 부호를 '(N, K) 극 부호'라 정의한다. 극 부호의 생성 행렬은 $G_N = G_2^{\otimes n} (n=\log_2 N,\ G_2=\begin{bmatrix}1 & 0\\ 1 & 1\end{bmatrix}$, $\otimes$는 크로네커 곱(Kronecker product))이다. 분리채널의 신뢰도를 구하는 방법은 여러 가지가 있는데, 본 연구에서 사용된 부호 시퀀스는 논문 [6]에서 제안된 가중치 합 방법의 신뢰도 평가 방법에 기반해 설계한 시퀀스이다. 구체적으로 인덱스가 $i=(i_{n-1}\cdots i_1 i_0)$인 채널의 신뢰도는 $P_N^{(i)}=\sum_{i=0}^{n-1} b_i 2^{i/4}$와 같다.

위 설계를 통해 얻어진 이진 소스 벡터 $\mathbf{u}_0^{N-1}=(u_0, u_1, \cdots u_{N-1})$는 생성행렬 $\mathbf{G}_N$과의 곱을 통해 부호어 벡터 $\mathbf{x}_0^{N-1}=\mathbf{u}_0^{N-1}\mathbf{G}_N$ 이 되고 백색 가우시안 잡음 (Additive White Gaussian Noise: AWGN) 채널을 통과하여 수신 신호 $\mathbf{y}_0^{N-1}$ 이 얻어진다. SC 복호기는 소스 비트 벡터 $\hat{\mathbf{u}}_0^{N-1}=(\hat{u}_0, \hat{u}_1, \cdots, \hat{u}_{N-1})$를 결정함수 $h_i(\mathbf{y}_0^{N-1}, \hat{\mathbf{u}}_0^{i-1})$를 통해 한 비트씩 순차적으로 추정하며[6], 결정함수는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$h_i(\mathbf{y}_0^{N-1}, \hat{\mathbf{u}}_0^{i-1}) = \begin{cases} 0, \ln\dfrac{W_N^{(i)}(\mathbf{y}_0^{N-1}, \hat{\mathbf{u}}_0^{i-1}|u_i=0)}{W_N^{(i)}(\mathbf{y}_0^{N-1}, \hat{\mathbf{u}}_0^{i-1}|u_i=1)} \geq 0, \\ 1, \text{otherwise.} \end{cases}$$

SC 복호기의 성능을 개선하기 위해, SCL 복호기가 개발되었다 [4]. SCL 은 극 부호의 복호 트리(decoding tree)에서 전체 경로 중 우도가 높은 L 개의 경로를 선택하고, 최종 복호 시 살아남은 L 개의 경로 중 가장 낮은 경로 메트릭(path metric: PM)을 가지는 부호어를 선택하여 복호 한다[4][6]. 또한 CRC 부호를 활용해 SCL 복호기의 성능을 더욱 개선할 수 있다[5][6].

B. 트랜스포머 및 ECCT 복호기

Transformer 는 기존 딥 러닝과 다르게 입력 시퀀스의 길이에 상관없이 병렬 처리가 가능하다[2]. RNN (Recurrent Neural Network), CNN (Convolutional Neural Network) 구조를 사용하지 않고, 입력 간의 연관성, 입력과 출력의 관련성을 나타내는 Attention 만을 이용하여 학습을 진행한다. Transformer 의 병렬 처리 구조는 입력 시퀀스가 순차적으로 이루어지지 않아 위치에 대한 정보가 누락된다. Transformer 의 단점을 개선하기 위해 입력된 정보에 위치 정보를 더하여 학습을 진행한다. 입력 값과 위치 정보가 더해진 데이터는 self-attention 을 통해 입력 정보 간 연관성을 파악하고, 이를 토대로 학습을 진행한다. 위 과정을 N 번 반복하여 encoding 이 이루어진다. Decoder 에서는 입력 값과 출력 값 사이의 상호 연관성을 나타내는 attention 을 통해 출력을 결정한다 [2].

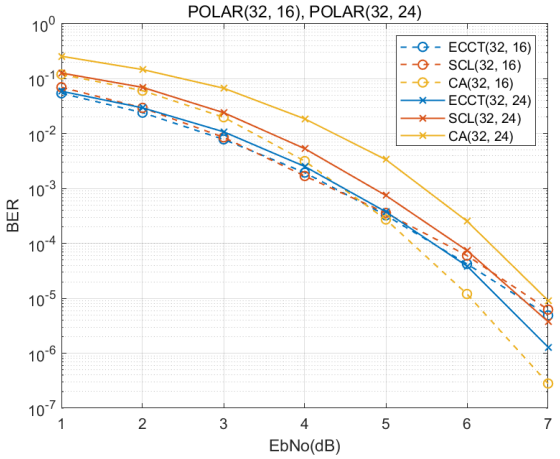

그림 1. 복호 방법에 따른 (32,16), (32,24) 극부호의 BER 비교

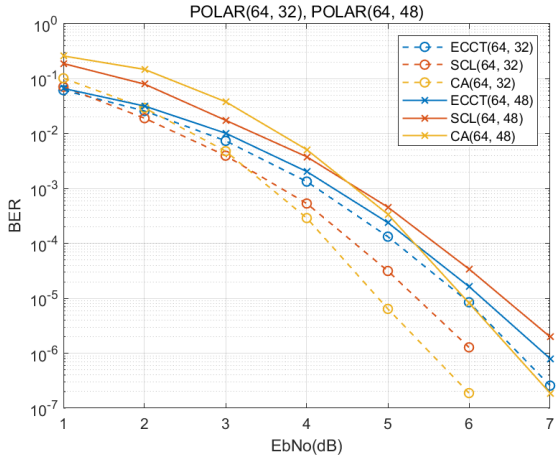

그림 2. 복호 방법에 따른 (64,32), (64,48) 극부호의 BER 비교

이러한 Transformer 의 특성을 이용하여 채널부호 복호기에 적용한 것이 ECCT 이다. 부호어가 AWGN 채널을 통해 전송되면 노이즈가 더해진 신호 $\mathbf{y}_0^{N-1}$ 이 수신된다. Initial embedding 층에서 $\mathbf{y}_0^{N-1}$를 $\tilde{\mathbf{y}}_0^{N-1}(\tilde{\mathbf{y}}_0^{N-1} = [|\mathbf{y}_0^{N-1}|, s(\mathbf{y}_0^{N-1})])$ 로 변환하여 Transformer 에 입력한다. Transformer 는 위치 정보를 별도로 저장해주어야 하므로 1bit 마다 $d(\in \{32, 64, 128\})$개의 embedding dimension 으로 나눠 저장한다[3]. Initial embedding 층을 거친 후, decoder Layer 층 에서는 분리 채널의 신뢰도가 낮은 $(N-K)$개의 패리티를 이용하여 생성한 PCM 으로 masked self-attention 을 생성한다. $(2n-k)$ bit 의 $\tilde{\mathbf{y}}_0^{N-1}$ 입력에서, 서로 연관되어 있는 bit 는 1 로 masking 을 하지 않고 연관되어 있지 않은 bit 는 0 으로 masking 을 하여 Mask Matrix 를 생성한다. Decoder Layer 층은 N번 반복하여 진행한다. Output layer 층에서는 Initial embedding 층과 Decoder Layer 층의 과정을 역으로 수행하여 n bits 의 노이즈를 예측하고($\tilde{\mathbf{z}}_0^{N-1}$), 수신된 부호어 $\mathbf{y}_0^{N-1}$와 연산을 진행하여 원래의 신호 $\mathbf{x}_0^{N-1}$를 추정한다 [3].

Ⅲ. 실험 결과

논문 [3]에서 embedding layer 를 나타내는 d는 32, 64, 128 로 커질수록 성능이 좋아지고, decoder layer 의 반복 횟수인 N 역시 2,6 으로 커질수록 성능이 좋아지는 것을 보였다. 본 논문에서는 d=128, N=6 으로 설정하고 부호율, 부호 길이에 따른 ECCT, SCL, CA-SCL 성능을 비교한다. Epoch 값의 경우 대략 700 epochs 부터 성능이 수렴되어 1000 epochs 에서 대체로 안정적인 성능을 제공함에 따라, 본 논문에서는 epoch 의 횟수를 1000 으로 설정하였다.

그림 1 은 (32,16), (32,24) 극 부호의 ECCT, SCL, CA-SCL 복호기의 비트 오율(bit-error rate: BER) 성능을 비교한 그래프이다. (32, 16) 극 부호의 성능 그래프에서 ECCT 와 SCL 의 개형이 거의 일치한다. (32,24) 극부호의 경우 ECCT 복호기가 기존의 SCL 및 CA-SCL 복호기에 비해 매우 우수한 성능을 갖는다. 하지만, (32,16) 극부호에서는 패리티 비트 수가 증가함에 따라 ECCT 복호기가 CA-SCL 복호에 비해서는 BER= 10^{-5} 기준 약 0.4dB 저하된 성능을 가짐을 알 수 있다.

그림 2 는 (64,32), (64,48) 극부호의 ECCT, SCL, CA-SCL 복호기의 성능을 나타낸다. 먼저 (64,48) 부호에서는 BER= 10^{-4} 보다 높은 영역에서는 ECCT 복호기의 성능이 가장 우수하나, 더 낮은 BER 영역에서는 성능 역전이 발생해 CA-SCL 복호기가 BER= 10^{-5}에서 약 0.2dB 성능 이득을 갖는다. 이러한 성능 격차는 (64,32) 극부호에서 더욱 커진다. 구체적으로 ECCT 복호기는 SCL 및 CA-SCL 복호기에 비해 BER= 10^{-5} 기준 각각 0.6, 1.1dB 저하된 성능을 갖는다. 즉, 매우 짧은 길이 및 높은 부호율에서는 ECCT 복호기가 매우 경쟁력 있는 성능을 가짐에 비해, 부호길이가 길어지고 부호율이 낮아질수록 ECCT 복호기의 성능이 state-of-art CA-SCL 복호기 대비 크게 저하되는 것을 확인할 수 있다.

Ⅳ. 결론

본 논문에서 ECCT 복호기 성능을 기존 극부호의 SCL, CA-SCL 복호와 비교하였다. 실험 결과, 부호 길이가 32 로 짧고 부호율이 0.75 로 클 때 ECCT 의 성능이 SCL 과 CA-SCL 의 성능보다 좋다. 하지만 부호 길이가 길어지거나 부호율이 작아지면 SCL 과 성능이 비슷해지고, CA-SCL 과는 성능 역전이 일어난다. 부호 길이가 길고 부호율도 작은 경우에는 ECCT 의 성능이 가장 좋지 않다. 따라서 학습 범위 조정, ECCT 구조 변화 및 Mask Matrix 의 변화를 통한 ECCT 부호의 중간 부호율 성능 개선에 대한 추후 연구가 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2021R1A2C1008913) 및 2023 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2021-0-00794, 3 차원 공간 이동통신 기술 개발).

참 고 문 헌

[1] E. Arikan, "Channel polarization: A method for constructing capacity-achieving codes for symmetric binary-input memoryless channels." IEEE Trans. on Inf. Theory 55.7 (2009): 3051-3073.

[2] A. Vaswani *et al.*, "Attention is all you need." Advances in neural inf. processing systems 30 (2017).

[3] Y. Choukroun and L. Wolf. "Error correction code transformer." Advances in Neural Inf. Processing Systems 35 (2022): 38695-38705.

[4] I. Tal and A. Vardy. "List decoding of polar codes." *IEEE Trans. on Inf. Theory* 61.5 (2015): 2213-2226.

[5] K. Niu and K. Chen. "CRC-aided decoding of polar codes." *IEEE Commun. Lett.* 16.10 (2012): 1668-1671.

[6] G. He et al., "Beta-Expansion: A Theoretical Framework for Fast and Recursive Construction of Polar Codes," *2017 IEEE Global Commun. Conf.*, Singapore, 2017, pp. 1-6.