

오류 정정 부호 트랜스포머의 프레임 오류율 기반 손실 함수 연구

조상현, 박태우, 김용준*
포항공과대학교

{chosh320, parktaewoo, yongjune}@postech.ac.kr

A Study on Frame-Error-Rate Oriented Loss Functions for Error Correction Code Transformers

Sanghyeon Cho, Taewoo Park, Yongjune Kim*
Pohang University of Science and Technology (POSTECH)

요약

최근 트랜스포머(transformer) 모델의 발전은 다양한 응용 분야에서 성과를 거두었고, 오류 정정 부호 디코딩에 적용되어 error correction code transformer (ECCT)의 등장을 이끌었다. ECCT는 학습에 주로 binary cross entropy (BCE) 손실이 사용되어 실제 재전송 여부를 결정짓는 핵심 지표인 프레임 오류율(frame error rate, FER)과 목표 불일치가 존재한다. 본 연구에서는 기존에 제안된 프레임 오류율 손실 함수를 ECCT에 적용하고 손실 함수가 디코딩 성능에 미치는 영향을 실험적으로 분석한다.

I. 서론

최근 트랜스포머(Transformer) 모델은 다양한 응용 분야에서 우수한 성능을 입증하며 주목받고 있다. 이러한 성과를 계기로 통신 시스템의 오류 정정 부호 디코딩에서도 트랜스포머 기반의 디코더인 ECCT가 제안되었다[1]. ECCT는 학습에는 주로 BCE 손실이 사용되어 비트 오류율(bit error rate, BER) 최적화에 의존한다. 그러나 현재 ECCT 학습은 주로 BCE 손실을 사용해 비트 오류율(bit error rate, BER)을 최소화하도록 설계되어 있다. 실제 무선·유선 링크에서는 프레임 단위 오류가 재전송 여부를 결정하고 서비스 품질(QoS)에 직접적인 영향을 미치므로[2], 지표-목표 불일치가 불가피하다. 이를 해소하기 위해 신경망 디코더 분야에서는 프레임 오류율을 직접 최소화하는 손실 함수들이 제안되어 왔으나[3], ECCT에 대한 적용 및 정량적 평가는 미흡하다. 이에 본 논문에서는 ECCT에 기존 신경망 기반 디코더에서 사용된 다양한 프레임 오류율 손실 함수를 적용하고, ECCT의 프레임 오류율 성능에 미치는 영향을 평가하고자 한다.

II. 본론

최근 아래와 같이 프레임 오류율에 최적화된 손실 함수가 제안되었다[3]

$$L_{\text{FER}} = \frac{1}{2} \left[1 - \text{sign} \left(\min_{1 \leq i \leq N} u_i \right) \right].$$

여기서 u_i 는 i 번째 비트의 추정 가능도(estimate likelihood)를 의미한다. 입력 코드워드(codeword)가 모두 0인(all-zero) 코드워드로 가정할 경우 이상적으로 모든 u_i 는 양수여야 한다. 단 하나라도 음수인 u_i 가

있으면 해당 프레임은 디코딩 실패로 간주되어 손실이 발생한다. 해당 손실 함수에서 sign 함수의 미분 불가능한 특성은 학습 중 그레디언트(gradients) 소실 문제를 일으킨다. 저자들은 sign 함수의 그레디언트 소실 문제를 해결하기 위해 straight-through estimation 기법을 이용하였다.

또한 소프트 신드롬(soft syndrome) 개념을 도입하여 손실 함수를 정의한 연구도 제안되었다[4]. ±1 값으로 표현되는 코드워드에 대해 하드 신드롬(hard syndrome)은 코드워드가 오류가 없을 때 1, 오류가 있을 때 -1 값을 가진다. 따라 신드롬은 프레임 오류율 손실 함수에 사용하기에 적절한 개념이지만 미분 불가능하여 그레디언트 전달에 한계가 있다. [4]에서는 이를 해결하기 위해 다음과 같은 소프트 신드롬 기반의 손실 함수를 설계하였다.

$$L_{\text{FER}} = \frac{1}{n-k} \sum_{i=1}^{n-k} \max(1 - \text{softsynd}(s)_i, 0)$$

여기서 s 는 신경망 디코더의 출력값이자, 로그 우도비(log-likelihood ratio, LLR) 값이다. 소프트 신드롬은 min-sum 디코딩의 체크 노드 연산과 동일한 방식으로 다음과 같이 정의된다

$$\text{softsynd}(s)_i = \min_{j \in M(i)} |s_j| \cdot \prod_{j \in M(i)} \text{sign}(s_j),$$

여기서 $M(i)$ 는 i 번째 패리티 검사식에 포함된 변수 노드 집합을 의미한다.

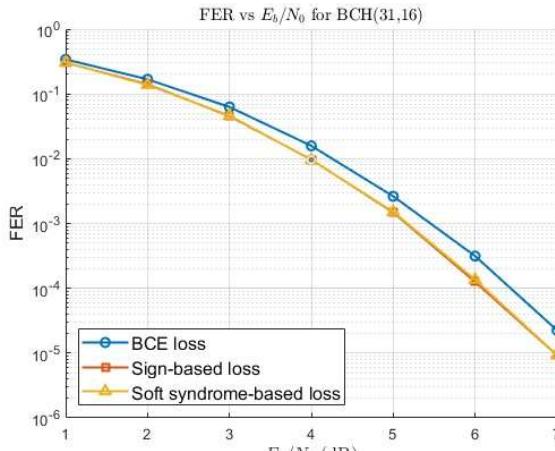


Fig. 1. BCH (31,16)에서 프레임 오류율을 비교.

ECCT는 출력 $f_\theta(y)$ 가 보정 노이즈 \tilde{z}_s (multiplicative noise)를 예측하는 방향으로 학습된다. 이때 \tilde{z}_s 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{z}_s = \mathbf{y} \mathbf{x}_s$$

y 는 수신된 신호, x_s 는 x 에 BPSK 변조를 취한 값이다. 따라서, 비트의 부호 일치 여부를

$$u_i = \text{sign}(\tilde{z}_{s_i}) \cdot f_\theta(y)_i$$

로 정의할 수 있고, 한 프레임 안에서 단 하나라도 $u_i < 0$ 인 비트가 있으면 프레임 오류가 일어났다고 판단할 수 있다. 이를 이용해 선행 연구 [3]에서 제안된 프레임 오류율 손실 함수를 ECCT에 대해 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$L_{\text{FER}} = \frac{1}{2} \left[1 - \text{sign} \left(\min_{1 \leq i \leq N} \text{sign}(\tilde{z}_{s_i}) \cdot f_\theta(y)_i \right) \right]$$

또한, ECCT는 binary phase shift keying (BPSK) 변조와 additive white Gaussian noise (AWGN) 채널을 가정하고, BCE로 학습된다. 따라서 모델의 출력 $f_\theta(y)_i$ 는 다음과 같이

$$\text{sign}(y_i) f_\theta(y)_i \approx \log \frac{P((x_s)_i = +1|y)}{P((x_s)_i = -1|y)} = \text{LLR}(y)_i$$

소프트 정보로 직접 활용이 가능하다. 따라서, 선행 연구 [4]에서 제안된 소프트 신드롬 기반 손실 함수는 ECCT에 대해 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$L_{\text{FER}} = \frac{1}{n-k} \sum_{i=1}^{n-k} \max(1 - \text{softsynd}(\text{sign}(y) \odot f_\theta(y)_i, \mathbf{0}), 0)$$

이때 \odot 은 elementwise 곱셈을 의미한다. 지표-목표 간 불일치를 해소하기 위하여, 본 논문에서는 BCE 손실 함수에 위 두 프레임 오류율 손실 함수를 각각 정규화 함으로 추가하는 방식을 도입하였다. 이를 통해 모델 학습 시 비트 오류율과 프레임 오류율을 동시에 고려할 수 있도록 하였다. 최종 손실 함수는 다음과 같다.

$$L = L_{\text{BCE}} + \lambda \cdot L_{\text{FER}}$$

실험에서는 λ 를 코드 길이의 역수 $\left(\frac{1}{n}\right)$ 로 설정하여, 두 손실 항의 균형 잡힌 그레디언트 기여도를 유도하여 지나친 한 쪽 편향을 방지하고자 하였다.

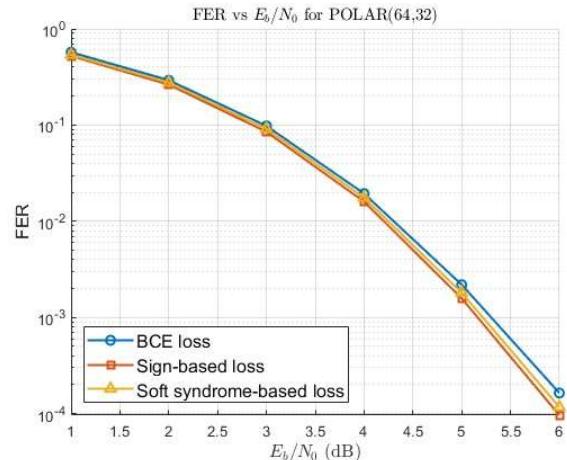


Fig. 2. POLAR (64,32)에서 프레임 오류율을 비교.

성능 검증을 위해 BCH (31,16)과 POLAR (64,32) 두 코드를 이용하여 실험을 진행하였다. 실험은 선행 연구[1]의 실험 세팅과 동일하게 설정하였으며 다음의 세 가지 손실 함수 조합을 대상으로 수행하였다: (1) BCE 손실 함수만을 사용한 경우, (2) BCE 손실 함수에 추정 가능도 기반 프레임 오류율 손실 함수를 추가한 경우, (3) BCE 손실 함수에 소프트 신드롬 기반 프레임 오류율 손실 함수를 추가한 경우. Fig. 1과 Fig. 2의 실험 결과를 통해, 제안한 프레임 오류율 기반 손실 함수가 기존 대비 일정 수준의 프레임 오류율 성능 향상을 유도함을 확인할 수 있었다. 다만, 성능 향상의 폭은 사용된 코드의 길이 및 종류에 따라 차이를 보였으며, 이는 프레임 오류율 손실 함수의 효과가 코드 구조적 특성에 민감하게 반응함을 시사한다.

III. 결론

본 논문에서는 프레임 오류율에 최적화된 손실 함수를 소개하고 이를 ECCT에 적용하였다. 실험 결과, 프레임 오류율이 일부 개선되는 것을 확인하였으나, 성능 향상 폭은 부호 구조(예: 코드 종류, 코드 길이)에 따라 달라졌다. 이는 프레임 오류율 기반 손실이 통신 품질 개선에 유의미한 가능성을 보이나, 보편적·강건한 이득을 위해서는 코드 특성에 따른 손실 설계와 학습 안정화 기법 등 추가 연구가 필요함을 시사한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00398449, 네트워크 전문연구실 (NRC): 통신 세대 진화를 위한 채널 부호 부복호 및 채널 추정 기술).

참 고 문 헌

- [1] Y. Choukroun and L. Wolf. Error correction code transformer. In Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2022a.
- [2] L. Zhu, L. Gu, and R. Chen, “A retransmission scheme in IEEE 802.11 be synchronized multi-link WLANs,” IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics,

Communications and Computer Sciences, vol. 106, no. 5, pp. 871–875, 2023.

- [3] X. Xiao, N. Raveendran, B. Vasic, S. Lin, and R. Tandon, “FAID Diversity via Neural Networks,” in 2021 11th International Symposium on Topics in Coding (ISTC), Montreal, QC, Canada, 2021, pp. 1–5.
- [4] L. Lugosch and W. J. Gross, “Learning from the syndrome,” in 2018 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, CA, USA, 2018, pp. 594–598.