

LDPC 부호의 극단적으로 낮은 오류율을 달성하기 위한 기계 학습 기법들

곽희열¹, 윤대영², 김용준³, 김상호⁴, 노종선²

울산대학교¹, 서울대학교², 포항공과대학교³, 성균관대학교⁴

ghy1228@gmail.com, bigbow1204@snu.ac.kr, yongjune@postech.ac.kr, iamshkim@skku.edu, jsno@snu.ac.kr

Machine learning techniques to achieve the extreme low error rate of LDPC codes

Heeyoul Kwak, Dae-young Yun, Yongjune Kim, Sang-Hyo Kim, Jong-Seon No

요약

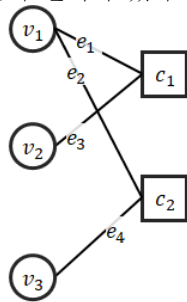
본 논문에서는 LDPC 부호의 극단적으로 낮은 오류율을 달성하기 위한 기계 학습 기법을 소개한다. 구체적으로, 부스팅 학습, 전이 학습, 데이터 증강 기법을 사용하여 다양한 표준 LDPC 부호에 대해서 프레임 오류율 10^{-7} 이하를 달성하였다.

I. 서론

LDPC 부호는 5G 와 SSD controller 와 같은 다양한 응용 분야에 활용되고 있다. [1] 하지만 LDPC 부호는 오류 마루 현상이라는 문제를 지니고 있어 매우 낮은 오류율을 달성하기가 어렵다. 본 논문에서는 기계학습 기법을 활용하여 오류 마루 현상이 완화된 Neural decoder 를 설계 하였다. 다양한 LDPC 표준 부호에 대해서 10^{-7} 이하의 오류율을 달성하였다.

II. LDPC 부호

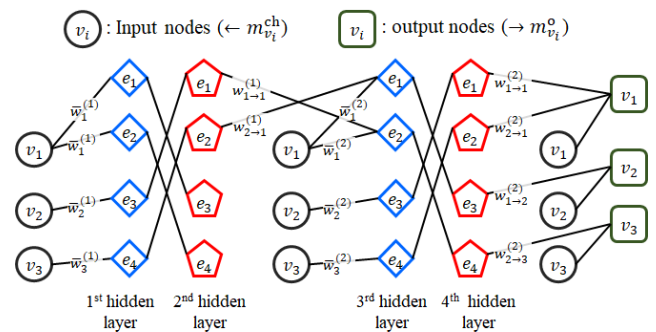
LDPC 부호는 패리티 체크 행렬의 1 이 sparse 하다는 특징을 가지고 있다. 그로 인해 성능이 우수한 message passing 복호가 가능하고 그 중 min-sum decoding 방식은 가장 복잡도가 간단한 복호 방식으로 알려져있다. 패리티 체크 행렬을 Tanner graph 로 표현 가능하다. Tanner graph 상에서 짧은 길이의 cycle 이 발생하면 message passing 복호의 성능이 열화됨이 알려져 있다.



Tanner graph

그림 1. LDPC 부호의 Tanner graph

Cycle 로 인한 성능 열화를 완화하기 위해서 Neural min-sum (NMS) decoding 방식을 사용한다. NMS decoder 의 최적화는 우선 Tanner graph 를 neural network 로 대응시키고 해당 network 에서 학습을 진행하여 성능을 높이는 과정을 거친다. [2]



Neural network

그림 2. 그림 1 의 Tanner graph 에 대응되는 Neural network

IV. 제안하는 NMS decoder 학습 방법

NMS decoder 를 학습하기 위해서는 training sample 이 필요하다. 기존의 논문들에서는 training sample 로 AWGN channel 을 통과한 received words 를 사용하였다. 본 논문에서는 단순히 AWGN channel 을 통과한 received words 가 아니라 두개의 decoder 가 있는 상황에서 앞선 decoder 가 실패한 uncorrected words 를 training sample 로 사용하는 boosting learning 기법을 제안한다.

Boosting learning 기법을 사용함으로써 앞선 base decoder 가 결정하지 못하는 data 에 대해서 특화되게 학습된 post decoder 를 설계할 수 있고 그로 인해 base

III. Neural min-sum (NMS) decoding 방식

[여기에 입력]

decoder 의 error floor 현상을 크게 완화할 수 있다.

이외에 추가로 boosting learning 에 필요한 data sample 수를 크게 줄여줄 수 있는 transfer learning 기법을 제안한다. Transfer learning 에서는 임의의 code 에 맞춰 최적화된 weight 를 다른 code 의 weight 를 최적화 하는데 초기값으로 사용한다. 이미 어느 정도 학습된 weight 를 초기값으로 사용하기 때문에 training sample 수가 적어도 높은 성능을 보인다.

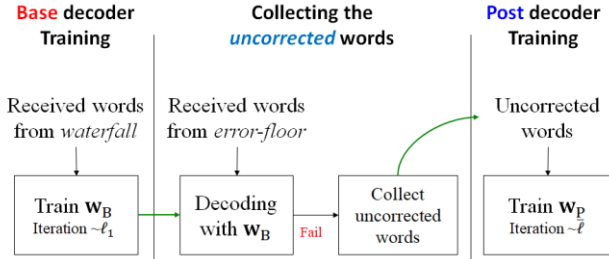


그림 3. 제안하는 boosting learning 기법

이외에 uncorrected word 를 빠른 속도로 모으기 위한 data augmentation 방법을 제안한다. Importance sampling 기법을 활용해서 error 가 발생한 bit 에 더 높은 noise 를 추가한다. 이로써 decoding failure 가 발생하는 확률을 더 높여 uncorrected word 를 모으는 속도를 급격히 높여 주었다.

V. 모의 실험 결과

다양한 LDPC 표준 부호에 제안한 기법들을 적용하였다. WiMax LDPC [3]와 5G LDPC 부호에 대해 적용하였으며 그림 4,5 와 같이 10⁻⁷ 수준까지 오류 마루 현상이 크게 완화된 성능을 얻었다.

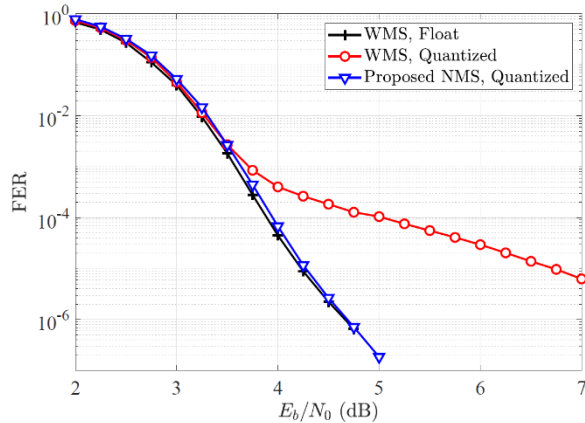


그림 4. WiMax LDPC 부호 성능

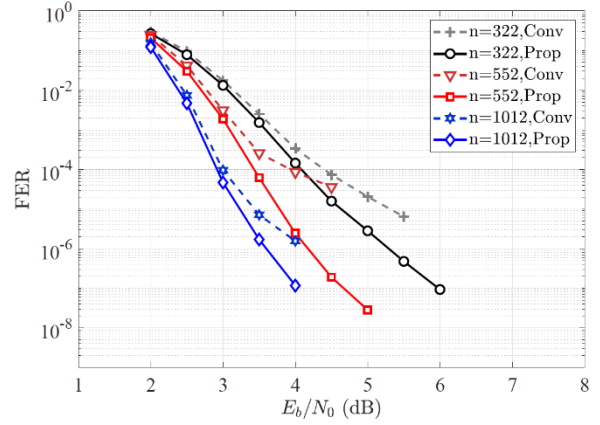


그림 5. 5G LDPC 부호 성능

VI. 결론

본 논문에서는 LDPC 부호의 오류마루 현상을 완화하기 위한 다양한 기계 학습 기법들을 제안하였다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구성과물은 2023 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아수행된 기초연구사업임(No. 한국연구재단에서 부여한 과제번호 : RS-2023-00247197

참고 문헌

- [1] Tom Richardson and Shrinivas Kudekar. Design of low-density parity check codes for 5G new radio. IEEE Communications Magazine, 56(3):28–34, 2018.
- [2] Eliya Nachmani, Elad Marciano, Loren Lugosch, Warren J Gross, David Burshtein, and Yair Be'ery. Deep learning methods for improved decoding of linear codes. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 12(1):119–131, 2018.
- [3] IEEE standard for local and metropolitan area networks—part 16: Air interface for fixed and mobile broadband wireless access systems amendment 2: Physical and medium access control layers for combined fixed and mobile operation in licensed bands and corrigendum 1. IEEEStandard 802.16e, 2020.