

SC-LDPC 부호를 위한 신경망 윈도우 복호기

윤대영, 노종선, 곽희열*
서울대학교, *울산대학교

bigbowl204@snu.ac.kr, jsno@snu.ac.kr, *hykwak@ulsan.ac.kr

A Neural Window Decoder for SC-LDPC Codes

Dae Young Yun, Jong Seon No, Hee Youl Kwak*
Seoul National Univ., *Ulsan Univ.

요약

본 논문은 spatially coupled low-density parity-check (SC-LDPC) 부호에 신경망 윈도우 복호기(Neural window decoder, NWD)를 적용하였다. 전체 변수 노드를 복호 목표로 하는 신경망 블록 복호기와는 달리, 신경망 윈도우 복호기는 한 프로토그래프 위치의 변수 노드만을 복호 목표로 한다. 여러 손실 함수와 신경망 가중치 공유 방식을 점검한 결과, 신경망 윈도우 복호기에 frame error rate (FER) 손실 함수와 노드 공유 가중치를 적용하였다. 결과적으로 신경망 윈도우 복호기는 신경망 블록 복호기보다 더 적은 메모리 복잡도와 학습 복잡도로 더 높은 타겟 복호 성능을 보여주었다.

I. 서론

신경망 복호기는 다양한 짧은 길이의 선형 부호에 대하여 기존 belief propagation 복호기들보다 좋은 성능을 보여주었지만, 타겟 부호의 길이가 길어질수록 가중치 개수가 기하급수적으로 많아지고 복호에 필요한 iteration 횟수가 늘어 학습에 어려움을 겪었다[1].

Spatially-coupled low-density parity-check (SC-LDPC) 부호는 같은 형태가 반복되는 그림 1의 구조를 갖기에, 짧은 길이의 윈도우 복호기로 긴 길이의 전체 부호를 복호하는 슬라이딩 윈도우 복호가 가능하다[2]. 따라서 신경망 윈도우 복호기(neural window decoder, NWD)를 구현한다면 기존 신경망 복호기가 복호 불가능했던 긴 길이 부호를 신경망 복호할 수 있다.

본 논문은 실전적인 긴 길이의 LDPC 부호에 신경망 복호기의 적용 가능성을 탐구하기 위해 신경망 윈도우 복호기를 구현한다. 타겟 노드로 출력 노드를 제한하면서 얻는 메모리 복잡도와 학습 복잡도 감소 효과를 검증하고, 어떤 손실 함수와 가중치 공유 방식이 적합한지 실험한다.

II. 본론

부호의 전체 변수 노드를 복호 목표로 갖는 기존의 신경망 복호기를 신경망 블록 복호기(Neural block decoder, NBD)라고 하자. 반면 신경망 윈도우 복호기는 그림 1처럼 복호 타겟 변수 노드가 특정 위치로 정해져 있다. 이에 따라 신경망에서 끊어지는 엣지들이 생기고, 신경망의 가중치 개수가 감소하여 학습과 복호 과정에서 복잡도가 감소하게 된다. 그림 2에 윈도우 폭 3 짜리 윈도우 복호기 구조에서 복호 타겟을 제한했을 때 신경망 복호기에서 끊어지는 엣지들이 표시되어 있다.

한편 슬라이딩 윈도우 복호 방식은 연쇄적인 복호가 일어나기에, 실전적인 윈도우 복호기는 복호율이 높고 지연시간이 짧아야 한다. 신경망 윈도우 복호기의 가중치 감소 효과는 표 1에서 볼수 있는 것처럼 윈도우 폭 W 가 크고, 할당된 복호 iteration \bar{l} 이 적을수록 커진다. 즉, 실전적인 윈도우 복호기는 다른 같은 길이의 일반적인 블록 복호기 대비 2 배 이상의 적은 가중치를 가져 적은 학습 및 복호 복잡도로 신경망 복호기를 사용할 수 있다.

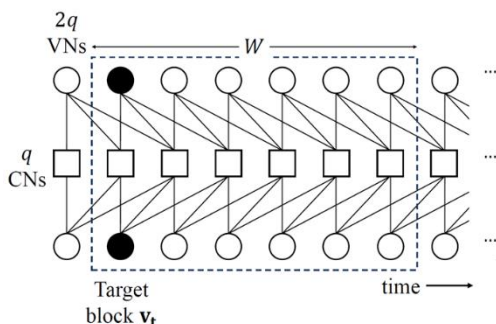


그림 1. SC-LDPC 부호와 윈도우 복호기의 구조

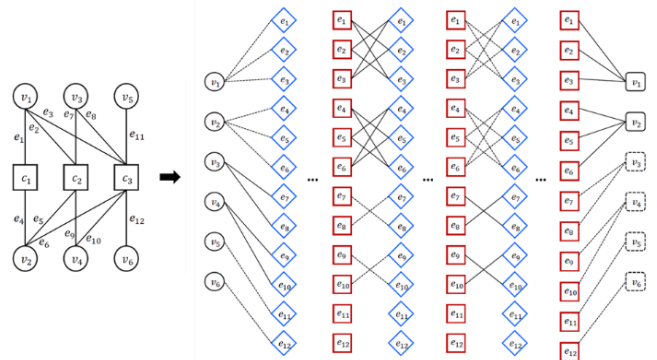


그림 2. 복호 타겟 제한에 따른 신경망 가중치 감소 효과

표 1. 윈도우 폭 W 과 최대 iteration 수 \bar{l} 에 따른 NWD와 NBD의 학습 가중치 수 $|\mathcal{W}_{NWD}|, |\mathcal{W}_{NBD}|$

W	\bar{l}	$ \mathcal{W}_{NWD} $	$ \mathcal{W}_{NBD} $	$ \mathcal{W}_{NWD} / \mathcal{W}_{NBD} $
6	5	156	210	0.743
	10	356	420	0.848
8	5	194	290	0.669
	10	470	580	0.810
10	5	208	370	0.562
	10	568	740	0.768
12	5	212	450	0.471
	10	650	900	0.722

다음으로, 신경망 윈도우 복호기에 적합한 손실 함수를 점검하였다. 윈도우 복호기의 경우 모든 bit가 완벽히 복호되어야만 에러 전파 현상이 일어나지 않아 frame error rate (FER)이 중요하다. 따라서 가장 먼저 신경망 복호기에 손실 함수로 사용되었던 binary cross entropy (BCE) 손실 함수[1], 그 후 제시된 soft bit error rate (BER)과 FER 손실 함수를 (3,6)-regular SC-LDPC의 $(W, l) = (10, 10)$ 의 복호기에 적용하고 FER을 비교하였다. 그 결과, 그림 3 처럼 FER 자체를 손실 함수로 사용하는 방식이 가장 높은 복호율을 보여 FER 손실 함수를 채택하였다.

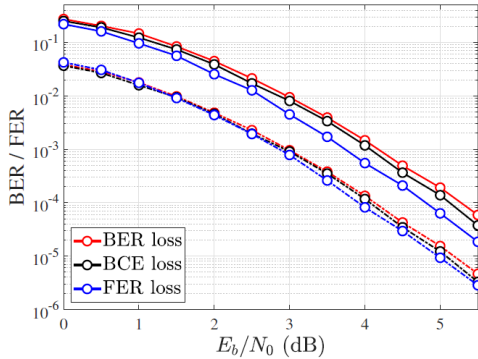


그림 3. 손실 함수에 따른 NWD의 복호율

한편, 신경망 복호기의 복잡도를 감소시키기 위해 여러가지 가중치 공유 방식이 제안되었다[3]. 각 방식에 따른 자세한 설명은 표 2와 같다. 여기서 v_p 와 c_p 는 변수 노드와 체크 노드를, l 과 \bar{l} 은 현재 iteration과 최대 iteration 수를, N_W, M_W, E_W 는 현재 윈도우 내부의 변수 노드, 체크 노드, 엣지의 개수를 나타낸다. 우리는 변수 노드에는 가중치를 할당하지 않고, 체크 노드에만 가중치를 할당하였다. 각 공유 방식에 따른 FER이 그림 4에 나타나 있다. 우리는 최종적으로 성능 손실이 거의 없고 학습 변화를 관찰하기 용이한 Type-II 노드 공유 방식을 선택하였다.

마지막으로, FER 손실 함수를 사용하고 체크 노드 공유 방식을 채택한 신경망 윈도우 복호기와 블록 복호기, 그리고 기존에 널리 weighted min-sum (WMS) 복호기의 성능을 비교하였다. 신경망 윈도우 복호기는

표 2. 다양한 신경망 가중치 공유 방식

type	Description	Weight set	Number of weights W
Type-0	no weight	{1}	0
Type-I	edge, iteration	$\{\bar{w}_{v_p}^{(l)}, w_{c_p \rightarrow v_p}^{(l)}\}$	$\bar{l}(N_W + E_W)$
Type-II	node, iteration	$\{\bar{w}_{v_p}^{(l)}, w_{c_p}^{(l)}\}$	$\bar{l}(N_W + M_W)$
Type-III	iteration	$\{\bar{w}^{(l)}, w^{(l)}\}$	$2\bar{l}$
Type-IV	edge	$\{\bar{w}_{v_p}^{(l)}, w_{c_p \rightarrow v_p}\}$	$N_W + E_W$
Type-V	node	$\{\bar{w}_{v_p}, w_{c_p}\}$	$N_W + M_W$

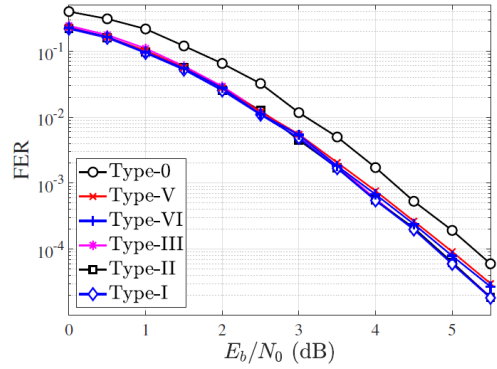


그림 4. 체크 노드 가중치 공유 방식에 따른 복호율

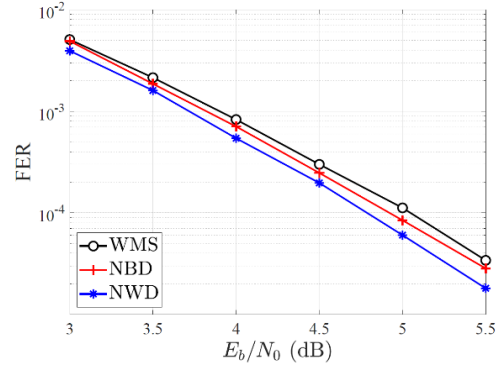


그림 5. 최종 NWD와 기존 복호기들의 성능 비교

기존 신경망 복호기보다 적은 복잡도로 더 큰 성능 개선을 이루어내었다.

III. 결론

본 논문에서는 신경망 윈도우 복호기를 설계하고 실험으로 우수성을 증명하였다. FER 손실 함수와 체크 노드 공유 방식을 채택한 신경망 윈도우 복호기는 기존 신경망 블록 복호기보다 더 적은 학습 및 복호 복잡도로 더 좋은 성능을 보인다. 추후 연구로 신경망 윈도우 복호기를 사용하여 실전적인 긴 길이 SC-LDPC 부호를 슬라이딩 윈도우 복호하는 것이 가능하다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 삼성전자의 지원(과제번호: MEM210728_0001)을 받아 수행된 결과임

참고 문헌

- [1] E. Nachmani, E. Marciano, L. Lugosch, W. J. Gross, D. Burshtein, and Y. Be'ery, "Deep learning methods for improved decoding of linear codes," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 12, no. 1, pp. 119–131, Feb. 2018.
- [2] A. R. Iyengar, M. Papaleo, P. H. Siegel, J. K. Wolf, A. Vanelli-Coralli, and G. E. Corazza, "Windowed decoding of protograph-based LDPC convolutional codes over erasure channels," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 58, no. 4, pp. 2303–2320, Apr. 2012.
- [3] J. Dai, K. Tan, Z. Si, K. Niu, M. Chen, H. V. Poor, and S. Cui, "Learning to decode protograph LDPC codes," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 39, no. 7, pp. 1983–1999, May 2021.