

MISO-NOMA 시스템에서 스파이킹 신경망 기반 복호 기법

강민정, 이정훈

한국의국어대학교 전자공학과 및 응용통신연구센터

{love_minmin926, tantheta}@hufs.ac.kr

Spiking Neural Network-Based Decoding Scheme in MISO-NOMA Systems

Min Jeong Kang and Jung Hoon Lee

Department of Electronics Engineering and Applied Communications Research Center,
Hankuk University of Foreign studies

요약

무선통신시스템의 복잡도와 유저수가 증가함에 따라, 무선통신시스템에서 기계학습(machine learning, ML) 모델은 무선통신시스템의 복잡도를 감소시키는 중요한 기술 중 하나로 여겨지고 있다. 그러나 높은 정확도를 위해 필요한 학습 데이터의 양이 증가할수록 계산과정에 소모되는 전력량이 함께 증가하여 전력이 제한된 환경에서는 ML 모델을 사용하기 쉽지 않다. 그러므로 본 논문에서는 multiple-input single-output(MISO) 비직교 다중 접속(nonorthogonal multiple access, NOMA) 시스템에서 저전력 신경망 모델 중 하나인 스파이킹 신경망(spiking neural network, SNN) 기반 복호 기법을 활용하여 저전력으로 총 데이터 전송률을 최대화하는 방법에 대해 연구한다.

I. 본론

본 논문에서는 하나의 송신단이 $M(=K)$ 개의 안테나를 사용하여 하나의 안테나를 갖는 $K(=3)$ 명의 유저에게 서비스하는 MISO-NOMA 시스템을 고려한다. 따라서, k 번째 유저가 수신 받는 신호 y_k 는 다음과 같다.

$$y_k = \mathbf{h}_k^\dagger \mathbf{x} + n_k, \quad (1)$$

여기서 $\mathbf{h}_k^\dagger \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 k 번째 유저의 채널을 의미한다. 이때 각 유저들의 채널 이득은 $\|\mathbf{h}_1\|^2 \geq \dots \geq \|\mathbf{h}_K\|^2$ 을 만족한다고 가정한다. 또한 $n_k \sim \mathcal{CN}(0,1)$ 와 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 각각 k 번째 유저의 평균이 0 이고 분산이 1 인 additive white complex Gaussian noise 와 송신신호를 의미한다. 이때 송신신호는 $\mathbf{x} = \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k x_k$ 로 구성되며, x_k 와 $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 각각 k 번째 유저의 신호와 k 번째 유저의 빔포밍(beamforming) 벡터를 의미한다. 이때, 송신단은 maximum ratio transmission(MRT)를 사용하여 유저에게 송신신호를 전송한다고 가정하므로 $\mathbf{w}_k = \mathbf{h}_k / \|\mathbf{h}_k\|^2$ 가 된다. 따라서 k 번째 유저의 데이터 전송률 R_k 는 $R_k = \log_2 \left(1 + \frac{\|\mathbf{h}_k\|^2 p_k}{\sum_{i \neq k} \|\mathbf{h}_i\|^2 p_{i+1}} \right)$ 가 된다. 여기서, p_k 는 k 번째 유저의 전력을 의미한다. 이때 본 논문에서는 각 유저들이 최대로 얻을 수 있는 데이터 전송률이 γ 로 제한된다고 가정한다. 또한 본 논문에서는 총 K 명의 유저가 존재할 때, 가능한 모든 복호 순서 중 최적의 복호 순서로 서비스한다고 가정한다. 이때 가능한 총 복호 순서 S 는 $2^K - 1$ 개가 된다. 그러므로 s 번째 복호 순서에서 j 번째 유저의 데이터 전송률은 다음과 같다.

$$R_{(s,j)} = \log_2 \left(1 + \frac{\|\mathbf{h}_{(s,j)}\|^2 p_{(s,j)}}{\sum_{i \neq j} \frac{\|\mathbf{h}_{(s,i)}\|^2 p_{(s,i)}}{\|\mathbf{h}_{(s,i)}\|^2} p_{(s,i)} + 1} \right). \quad (1)$$

따라서, 본 논문에서 구하고자 하는 총 데이터 전송률 R_s^{sum} 을 최대화하는 최적의 복호 순서는 다음과 같다.

$$\underset{1 \leq s \leq S}{\text{maximize}} R_s^{\text{sum}}. \quad (2)$$

그러나 유저수가 증가할 경우, 고려하는 총 복호 순서도 함께 증가하여 최적의 복호 순서를 찾기 쉽지 않다. 따라서, 본 논문은 기계학습 모델을 사용하여 낮은 복잡도로 최적의 복호 순서를 찾고자 한다. 그러나, 학습 데이터의

양이 증가할수록 계산과정에 많은 전력이 소모되어 저전력 환경에서는 기계학습 모델을 사용하여 구하기 쉽지 않다. 따라서, 본 논문에서는 저전력으로 동작하는 인공 신경망 중 하나인 스파이킹 신경망(spiking neural network, SNN)을 사용하여 낮은 복잡도로 최적의 복호 순서를 구하고자 한다. 그림 1 은 SNN 을 사용하여 구한 최적의 복호 순서로부터 얻은 총 데이터 전송률과 최적의 기법으로 구한 총 데이터 전송률을 서로 비교하여 제안하는 기법의 성능을 평가한 결과이다.

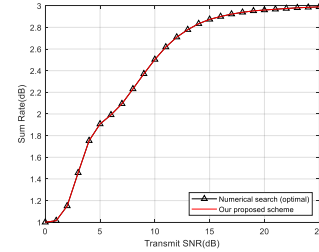


그림 1. 총 데이터 전송률

III. 결론

본 논문은 MISO-NOMA 시스템에서 SNN 을 활용하여 저전력과 낮은 복잡도로 최적의 복호 순서를 구하는 기법을 제안하였으며, 성능평가를 통해 최적의 기법과 유사한 성능을 가짐을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. NRF-2021R1H1A1010858).

참고 문헌

- [1] A. Tavanaei, M. Ghodrati, S. R. Kheradpisheh, T. Masquelier, and A. Maida, "Deep learning in spiking neural networks," *Neural Networks*, vol. 111, pp. 47-63, Mar. 2019.