Introduction

딥러닝이 최근에 비약적인 발전을 하면서, 다양한 분야에 적용되고 있다. 따라서 최근에 통신 분야에도 딥러닝이 적용되고 있는데, 특히 채널코딩에 나치마니와 같은 연구자들이 2018년에 처음으로 적용하면서, 많은 연구자들도 이에 동참하여 딥러닝을 활용하여 연구하기 시작했다.

해당 논문의 핵심 아이디어는 변수노드와 체크노드를 연결하는 edge에 서로 weight값을 할당함으로써 메시지의 중요도를 판단하고, 그에 따라 테너 그래프에 있는 짧은 사이클의 영향을 줄여서, 성능을 개선시키는 장점이 있다. 그런데, 이 방법의 경우, 서로 다른 가중치의 값을 edge에 연결하는 과정에서 많은 곱셈 식을 필요로 하기 때문에, 그에 따라 연산량이 늘어나고 복잡도도 늘어나게 된다. 이런 점을 개선하기 위해서, 기존의 디코딩 방법 중 하나인 sum product algorithm이 아닌 min-sum 알고리즘을 적용하는 방법이 있고, min-sum의 경우, 복잡도를 spa보다는 많이 감소시켰지만, 그만큼 성능에서의 손해가 발생하기 때문에. Minsum의 이러한 단점을 개선시키기 위한 방법인 normalized min-sum, offset min-sum이라는 방법이 제안되었고, 해당 방법의 경우, 각각의 correction factor값이 존재한다. 이 값을 딥러닝으로 최적화 하는 방법이 기존의 연구방법 중 하나이고, 이전 연구보다 복잡도를 감소시키는 장점이 있었다. 지금까지 언급한 것의 경우, DNN이라는 기본적인 deep learning architecture를 사용했다면, 최근에는 CNN과 RNN, LSTM이라는 아키텍처를 사용하여, 성능을 개선시키고 있다. 특히 RNN은 나치마니가 제안하여 적용하였고, 이를 통해, 기존의 DNN 방식보다는 더 적은 파라미터를 사용했다는 것이 특징이다. 기존의 딥러닝 아키텍처에 대한 도메인 지식에 의하면, RNN은 vanishing gradient와 같은 긴 길이의 sequence에서는 0이 되는 단점이 발생하였고, 그것을 이겨내기 위해서 긴 길이에서도 좋은 성능을 보여주는 LSTM이라는 모델이 개발 되었고, 이것을 적용해보고자 하는 것이 연구의 주제이다.

해당 아키텍처를 적용함에 따라 long term에서 강한 성능을 보여준 것이 long length에서도 좋은 성능을 보여주는 지를 비교함으로써 적용해보고자 하고, 해당 연구는 새로운 아키텍처를 적용해보는 것이기에, 복잡도 개선보다는 성능을 개선시키는데 집중한 것으로, relaxation의 개념을 통해 이전 메시지의 내용과 현재 메시지의 내용을 활용함으로써 적절한 메시지의 값을 만들어서 성능을 개선시키고자 하는 것이 해당 연구의 주된 목표이다.