

대규모 MIMO 검출을 위한 그래프 신경망(GNN)의 활용, 신경망 기술을 통한 복잡성 관리

강민수, 김광순*
연세대학교

sky21kms@yonsei.ac.kr, *ks.kim@yonsei.ac.kr

Utilization of Graph Neural Network (GNN) for Large-Scale MIMO Detection, Complexity Management through Neural Network Technology

Kang Min Soo, Kim Kwang Soon*
Yonsei Univ.

요약

본 연구는 대규모 MIMO(Multi Input, Multi Output) 시스템에서 기존의 신념 전파(Belief Propagation, BP) 방식이 균일한 사전 분포에서 나타나는 성능 저하 문제를 극복하기 위해 마르코프 랜덤 필드(Markov Random Field, MRF) 기반의 그래프 신경망(GNN)을 활용한다. 또한 transmitter(Tx), Receiver(Rx) 수를 증가시킬 때 발생하는 계산량 증가를 줄이기 위해 추가적으로 GNN 에서의 신경망 기술인 가중치 제거(Pruning), 스파스화 기법(Sparsification)을 적용하여 계산 효율을 높이고 모델 복잡성을 줄이는 방법을 포함한다.

I. 서론

현재 5G 이동 통신은 많은 데이터를 빠르게 보내야 하는 요구를 충족시키기 위해 대규모 MIMO 기술을 활용하고 있다. 이 기술은 다수의 송수신 안테나를 활용하여 데이터 전송률과 링크의 신뢰성을 향상시키는 기술이다. 기존의 신념 전파 방식이 균일한 사전 분포에서 나타나는 성능 저하 문제를 MRF 기반 GNN 을 적용하여 해결하고자 하였지만, 안테나 수 및 QAM 수가 커짐에 따라 성능 저하 와 급격한 계산량 증가가 발생하였다. 이에 따라 현재 도입되고 있는 추세인 extreme-massive MIMO 에서는 실용적인 적용에 제약이 발생하였다. 본 연구에서는 여러 신경망 기술들을 적용하고, 사전 정보를 통합하여 문제를 해결한다.

II. 본론

기존 연구에서 MIMO 검출은 처음에는 최대 사후 확률 추론 작업으로 모델링 되었으며, 이후 이를 이진 마르코프 무작위 필드(MRF)에서 근사적으로 다루었다. 이를 위해 신념 전파라는 반복적인 메시지 전달 알고리즘을 사용하였다. BP 는 트리 구조의 그래프 모델에서 정확한 추론을 수행하는 저복잡도, 효율적인 알고리즘이므로 대규모 MIMO 검출에 매우 유용하였다. 그러나 MRF 그래프 표현에서의 밀도 높은 연결로 인해 BP 의 성능은 사전 정보와 메시지 업데이트 규칙에 모두 민감하다. 그래서 그래프 신경망을 사용하여 MIMO 검출의 추론 작업을 해결하는 메시지 전달 솔루션을 학습하는 방법을 제안하였다.

하지만 기존의 GNN 기반 송신 신호 추정 방법은 extreme-massive MIMO 에서는 성능이 하락하고,

복잡도가 증가하여, 실용적인 적용에 제약이 발생한다. 본 연구는 이러한 한계를 극복하고자, 더 높은 Tx, Rx 수와 다양한 변조 방식에 적합한 새로운 GNN 설계를 제안하였으며, 이를 통해 실제 대규모 MIMO 환경에서의 신호 처리 효율의 상승과 복잡도를 감소시키며 성능은 유지하는 것을 목표로 한다.

본 연구는 가중치 제거 기술(Pruning)을 적용함으로써, 불필요한 연산을 줄이고 전체 네트워크의 효율성을 개선한다. 여기서 가중치 제거는 네트워크에서 가장 중요도가 낮은 가중치를 시스템적으로, 영구적으로 제거하여, 메모리 사용량과 계산 시간을 줄이는 기법이다. 또한, 신경망 기술인 스파스화 기법 (sparsification)을 사용해 훈련중에 특정 뉴런의 출력을 무작위로 0 으로 설정하여 활성 뉴런의 수를 줄이는 방법이다. 이를 통해 과적합을 방지하며, 네트워크의 복잡도를 줄여준다. 또한, 필요가 없는 엣지(연결)를 줄여서 네트워크의 구조를 단순화하고, 불필요한 계산을 최소화한다. 이는 결과적으로 전체 네트워크의 연산 효율을 높이고, 메모리 사용량을 감소시킨다. 또한, Minimum Mean Square Error (MMSE) 추정기는 수신된 신호와 채널 상태 정보를 바탕으로 송신 신호를 추정한다. MMSE 추정을 통해 얻은 초기 송신 신호 추정 값과 그 분산 정보를 GNN 의 사전 학습 데이터로 넣어주면, 예측 정확도가 향상되고, 모델 수렴 가속화가 되어 학습시간이 단축되며, 과적합을 방지할 수 있다.

MMSE로 제공된 학습데이터

GNN 초기 모델 생성

GNN 모델 학습 (by Sparse training pruned graph)

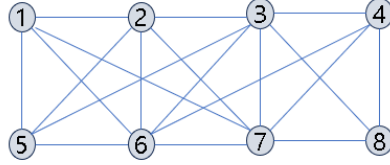


그림 1. 본 연구의 사전정보 활용 방법과 Sparse training Pruned graph 예시

본 연구에서는 MIMO 시스템에서 GNN 을 활용하여 수신 신호 y 와 채널 행렬 H 를 기반으로 송신 신호 x 를 추정하는 방법을 수행한다. 각 노드는 안테나에 해당하며, GNN 은 노드 간의 관계를 학습하여 송신 신호를 효과적으로 복원한다.

32 X 16 16QAM 시뮬레이션 결과, 기존 논문 세팅 대로 하였을 시에는 17 에포크(epoch) 정도 이후에 Accuracy 가 0.95 에 도착한다. 하지만 MMSE 사전 정보 추가할 때 에는 5 에포크 이후에 Accuracy 가 0.95 에 도달한다. 또한 복잡도는 17% 정도 감소한다. 그 결과, 95% 정확도에 도착하는데 있어서 4 배 이상 빠르게 도달한다.

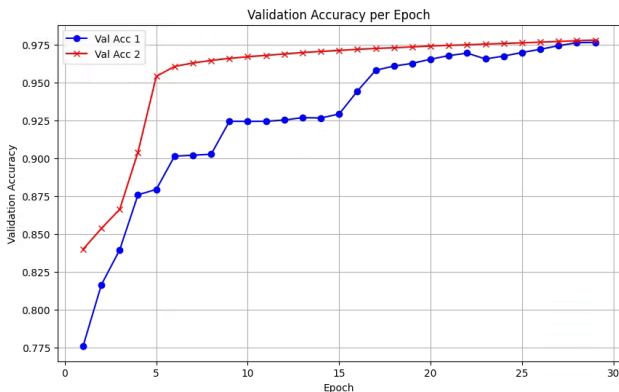


그림 2. 기존 연구 Val Acc1 vs 본 연구 Val Acc2

추가로, Attention 메커니즘을 활용한 Pruning 기법을 제안한다. GNN 모델에 Attention 레이어를 추가하여, 노드 간의 중요도를 학습한다. 중요하지 않은 가중치와 노드를 정확히 식별하여 제거함으로써, 모델의 성능을 유지하거나 향상시킬 수 있다. 또한, 모델의 복잡도를 감소하고 계산 효율성은 증가한다.

III. 결론

결론적으로, 본 연구는 GNN 을 이용한 송신 신호 추정의 방법을 강화하여, AI 기반 대규모 MIMO 시스템의 계산 효율성을 향상시키는 새로운 방법을 제시한다. 이는 대규모 MIMO 기술의 발전에 기여할 것으로 기대된다.

또한, 본 연구에서는 Attention 메커니즘을 활용한 Pruning 기법을 제안한다. 이 방법은 중요하지 않은 가중치와 노드를 제거하여 모델의 성능을 유지하거나 향상시키고, 복잡도를 줄이는 데 기여할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2024-00395824, (총괄 1-세부 2) Upper-mid Band 를 지원하는 Cloud vurtulized RAN (vRAN) 시스템 기술 개발, 50%), (No. 2021-0-02208, 6G 서브테라헤르츠 대역 증강 라우팅과 송수신 기법 개발, 50%)

참고 문헌

[1] Yoon, K., Liao, R., Xiong, Y., Zhang, L., Fetaya, E., Urtasun, R., Zemel, R., and Pitkow, X. Inference in probabilistic graphical models by graph neural networks, 2018

[2] Andrea Scotti, Nima N. Moghadam, Dong Liu, Karl Gafvert, Jinliang Huang Graph Neural Networks for Massive MIMO Detection, 2020

[3]Chuang Liu, Xueqi Ma, Yibing Zhan, Liang Ding, Dapeng Tao, Bo Du, Senior, Wenbin Hu, and Danilo Mandic, Comprehensive Graph Gradual Pruning for Sparse Training in Graph Neural Networks