

릴레이 할당 기반 MU-MIMO 릴레이 네트워크의 Graph Unfolding 빔포밍

심성보, 남해운

한양대학교

sby425613@hanyang.ac.kr, hnam@hanyang.ac.kr

Graph Unfolding-based Beamforming for Relay Assignment in MU-MIMO Relay Networks

Sungbo Shim, Haewoon Nam

Hanyang Univ.

요약

본 논문은 MU-MIMO 간섭 네트워크에서 Deep Graph Unfolding 기반 UWMMSE에 동적 릴레이 메커니즘을 통합한다. 기존 UWMMSE는 약한 사용자의 성능이 낮고 공정성이 부족하다. 채널 강도 기반 릴레이 선택과 그래프 신경망(GNN) 기반 간섭 학습으로 약한 사용자의 데이터 레이트 +91.4%, Sum-Rate +11.3%, 공정성 +25.8%를 개선한다.

핵심어: Deep Unfolding, 그래프 신경망, MU-MIMO, 릴레이 통신, 빔포밍

I. 서론

MU-MIMO 시스템에서 간섭 관리와 공정성 보장은 시스템 성능의 핵심이다. 기존의 WMMSE 알고리즘은 반복적 최적화를 통해 우수한 성능을 제공하지만 계산 복잡도가 높다는 문제가 있다. 최근 Deep Unfolding 기술은 반복 알고리즘을 신경망으로 펼쳐 학습 기반 빔포밍 설계를 가능하게 했다.

그러나 기존 UWMMSE는 모든 사용자가 직접 채널만으로 통신한다고 가정하므로, 약한 사용자의 SINR 달성이 어렵다. 이는 약한 사용자의 낮은 데이터 레이트, 공정성 저하, 과도한 전력 소비를 야기한다. 협력 통신은 다른 사용자가 릴레이 역할을 수행하여 약한 사용자에게 추가 신호 경로를 제공함으로써 이러한 문제를 완화할 수 있다. 실험 결과는 제안 방법이 약한 사용자의 성능과 전체 시스템의 공정성을 크게 향상시킬 것을 보여준다.

II. 본론

2.1 기존 UWMMSE 방식

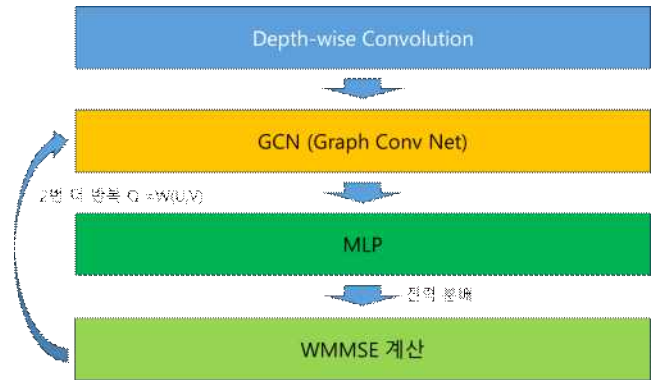
기존 UWMMSE 알고리즘은 4단계로 동작한다. 첫 번째 단계에서는 각 사용자의 수신 필터를 계산한다. 식 (1)에서 보이는 바와 같이 수신 필터는 다음과 같이 계산된다.

$$U_i = [\sigma^2 I + \sum_{j=1}^M H_{ij} V_j V_j^* H_{ij}^*]^{-1} H_{ii} V_i \quad (1)$$

식 (1)에서 H_{ij} 는 송신자 j에서 수신자 i로의 채널 행렬을 나타내고 V_j 는 송신 빔포밍 벡터이다. σ^2 는 잡음 전력, I 는 항등 행렬이다.

두 번째 단계에서는 MMSE 오차를 계산한다. 식 (2)에 나타난 바와 같이 MMSE 오차는 목표 신호와 실제 수신 신호 간의 차이를 의미한다

$$J_i = I - U_i^* H_{ii} V_i \quad (2)$$



[그림 1] UWMMSE 네트워크 구조

[그림 1]은 이러한 Deep Unfolding 기반 UWMMSE의 신경망 아키텍처를 나타낸다.

그러나 기존 방식은 직접 채널만 사용하므로 약한 사용자의 성능이 낮은 한계가 있다. 약한 사용자의 채널이 나쁜 경우 신호 전력이 약해지고 간섭에 의해 지배되어 높은 SINR을 달성할 수 없다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 릴레이 기반 협력 빔포밍을 제안한다

2.2 제안하는 릴레이 기반 협력 빔포밍

본 논문에서는 기존 UWMMSE에 동적 릴레이 메커니즘을 통합한다. 먼저 식 (4)와 같이 채널 강도를 계산한다.

$$own_{channel}[i] = \|H_{ii}\|_F \quad (4)$$

식 (4)에서 계산된 채널 강도 값이 평균보다 낮은 사용자를 약한 사용자로 식별한다. 이렇게 식별된 약한 사용자에 대해 다른 사용자들의 릴레이 적합성 점수를 계산한다. 식 (5)에 나타난 바와 같이 릴레이 점수는 약한

사용자가 j 의 신호를 수신할 수 있는 채널 강도와 j 의 송신 채널 강도의 곱으로 정의된다.

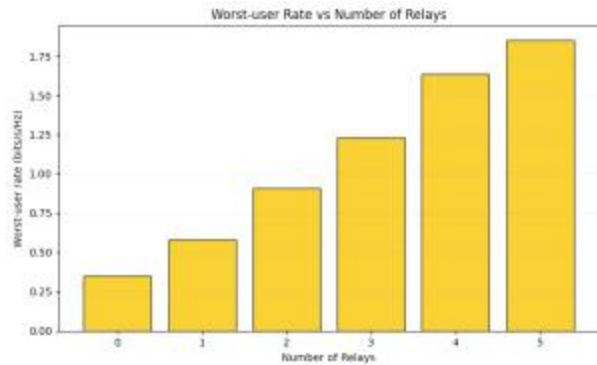
$$score[j] = \|H_{ij}\|_F \times \|H_{jj}\|_F \quad (5)$$

식 (5)의 점수 계산 결과에 따라 상위 릴레이를 선택하여 약한 사용자를 지원한다. 먼저 채널 강도를 계산하여 평균보다 작은 값을 갖는 사용자를 약한 사용자로 정의하고, 약한 사용자에게 다른 사용자들의 릴레이 적합성 점수를 산출한다. 이 점수는 약한 사용자와 잠재적 릴레이 사용자 사이의 채널 강도와 릴레이 사용자의 자체 채널 강도를 함께 고려하여 계산되며, 점수가 큰 순서대로 상위 릴레이들을 선택한다.

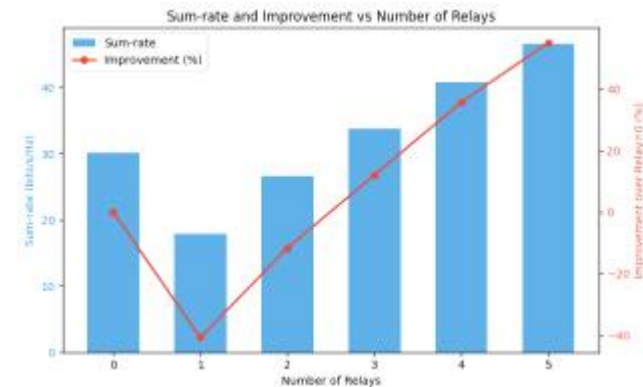
선택된 릴레이들은 약한 사용자의 송신 빔포밍 벡터를 복사해 재전송하며, 이때 전력 제약을 만족하도록 적절히 정규화된다. 이렇게 구성되면 각 사용자의 수신 신호는 직접 경로에서 오는 신호와 여러 릴레이를 통해 도달하는 신호가 합쳐진 형태가 되며, 간섭은 릴레이 역할을 하지 않는 나머지 사용자들의 전송으로부터 발생한다. 이후 신호 성분과 간섭·잡음 성분을 비교하여 각 사용자의 SINR을 정의하고, 이를 바탕으로 Shannon 용량 공식을 이용해 사용자별 데이터 레이트를 계산한다. 마지막으로 모든 사용자의 레이트를 합산한 Sum-Rate를 전체 시스템 성능 지표로 사용한다.

실험은 20명의 사용자, 5개의 수신 안테나, 5개의 송신 안테나, 이중 릴레이는 1~5로 선정되었다. 3개의 Deep Unfolding 레이어로 구성된 네트워크에서 수행되었다. 훈련 데이터는 100개의 샘플이고 테스트 데이터는 50개의 샘플로 설정되었다.

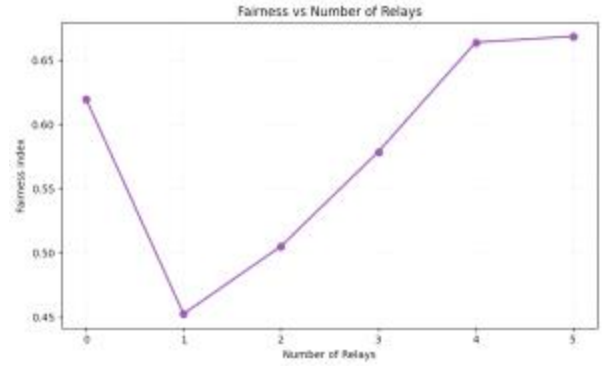
그림 1-3에서 확인할 수 있듯이, 제안 방법은 릴레이 개수 증가에 따라 기존 방식 대비 모든 성능 지표에서 지속적인 개선을 보인다.



[그림 1] 릴레이 개수별 Sum-rate



[그림 2] 릴레이 개수별 최약사용자 레이트



[그림 3] 릴레이 개수별 공정성

특히 그림 2의 최약 사용자 레이트 곡선에서 릴레이 도입 시 약한 사용자의 성능이 기존 방식 대비 91.4% 향상된 것을 확인할 수 있다. 이는 채널 강도 기반 릴레이 선택이 채널 상태가 좋지 않은 사용자에게 추가 전송 경로를 제공하여 링크 품질을 크게 개선했음을 보여준다. 또한 그림 3의 공정성 곡선에서 릴레이 개수가 증가함에 따라 Jain Index가 25.8% 개선되어 사용자 간 성능 편차가 크게 감소하였고, 모든 사용자가 보다 균등한 서비스 품질을 받을 수 있음을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문은 기존 UWMMSE의 한계를 동적 릴레이 메커니즘으로 해결하는 방법을 제안했다. 그림 2에서 확인된 바와 같이 약한 사용자 레이트가 91.4% 증가하여 릴레이의 효과가 명확히 입증되었다. 그림 3에서 보이듯이 공정성 지수가 25.8% 개선되어 사용자 간 공정성이 크게 향상되었으며, 그림 1에 나타난 바와 같이 전체 Sum-Rate가 161.34% 개선되어 시스템 효율성이 향상되었다.

ACKNOWLEDGMENT

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터사업의 연구결과로 수행되었음" (IITP-2025-RS-2023-00258639)

참 고 문 헌

- [1] T. You, C. S. Sum, "Deep Graph Unfolding for Beamforming in MU-MIMO Interference Networks," IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2023.
- [2] S. Boyd, A. Parikh, E. Chu, B. Peleato, and J. Eckstein, "Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers," Foundations and Trends in Machine Learning, vol. 3, no. 1, pp. 1-122, 2011.
- [3] T. N. Kipf and M. Welling, "Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks," arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
- [4] A. El Gamal and S. N. Mehta, "Network Information Theory," Cambridge University Press, 2011.
- [5] P. Mertikopoulos and N. E. Cevher, "Distributed Stochastic Optimization via Adaptive Dual Averaging," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 64, no. 5, pp. 1937-1952, 2019.