

유한 프런트홀 제약을 고려한 셀프리 MIMO 하향링크에서의 저복잡도 WMMSE 기반 빔포밍 알고리즘

유원식, 박석환
전북대학교

wonsik0713@jbnu.ac.kr, seokhwan@jbnu.ac.kr

Low-Complexity WMMSE for Cell-Free MIMO Downlink with Finite Fronthaul Constraints

Wonsik Yoo, Seok-Hwan Park
Division of Electronic Engineering, Jeonbuk National University

요약

본 논문은 유한한 프런트홀 용량과 기지국 당 전력 제약 조건 하에서의 셀프리(Cell-Free) MIMO 하향링크 시스템을 대상으로, 저복잡도 WMMSE 기반 협력 빔포밍 알고리즘을 제안한다. 기존의 WMMSE 기반 빔포밍 알고리즘은 우수한 성능에도 불구하고 높은 계산 복잡도로 인해 대규모 네트워크에 적용하기 어렵다는 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 저복잡도 구조의 WMMSE 알고리즘을 셀프리 MIMO 환경에 맞게 확장하고, 기지국당 전송 전력 제약 및 프런트홀 링크 용량 제약을 모두 고려한 최적화 프레임워크를 제안한다. 완벽한 상태 정보를 가정한 환경에서 제안된 알고리즘은 기존 WMMSE 기법과 유사한 전송률 성능을 유지하면서도, 연산 복잡도를 크게 줄일 수 있음을 검증한다.

I. 서론

셀프리(Cell-free) MIMO 시스템은 기존 셀룰러 네트워크의 셀 경계를 제거함으로써, 사용자 단말(UE)의 위치와 관계없이 보다 균일한 통신 성능을 제공하는 새로운 형태의 무선 통신 프레임워크이다. 하지만, 다수의 액세스 포인트(AP)와 사용자들이 존재하는 셀프리 MIMO 환경에서는 빔포밍 최적화를 위한 기존의 각종 최소 제곱 오차(WMMSE) 알고리즘[1] 적용시 높은 계산 복잡도가 요구되는 한계가 존재한다.

최근 이러한 복잡도 문제를 해결하기 위한 저복잡도 WMMSE 알고리즘[2][3]이 제안되었으며, 이는 기존 알고리즘에 비해 계산 부담을 크게 줄이면서도 우수한 통신 성능을 유지하는 것으로 나타났다. 본 논문에서는 완전한 채널상태정보를 가정한 셀프리 MIMO 하향링크 시스템을 대상으로, 유한한 프런트홀 용량 및 AP 당 전력 제한 조건 하의 최적화 문제를 저복잡도 WMMSE 알고리즘을 통해 해결하는 협력 빔포밍 최적화 전략을 제안한다.

II. 시스템 모델 및 최적화 문제 수립

본 논문에서는 M 개의 AP가 존재하며, 각 AP는 N 개의 송신 안테나를 갖는 셀프리 MIMO 하향링크 시스템을 고려한다. UE는 K 개로 구성되며, 각 UE는 단일 안테나를 가진다고 가정한다. AP의 집합을 $\mathcal{M} \in \{1, \dots, M\}$, UE의 집합을 $\mathcal{K} \in \{1, \dots, K\}$ 로 표기한다. 본 시스템은 중앙 처리 프로세서(CP)가 모든 AP로부터 수집한 채널 정보를 기반으로 빔포밍 벡터를

계산하며, 각 AP는 CP로부터 전달받은 정보를 바탕으로 사용자에게 신호를 전송한다. 채널 상태 정보는 완전하게 획득되었다고 가정하며, 각 사용자에 대한 채널은 AP 별로 서로 독립적인 채널 \mathbf{h} 로 모델링 된다. 프런트홀은 각 AP와 CP를 연결하는 유선 링크로 구성되어 있으며, 각 AP의 프런트홀 용량은 C_i [bps/Hz]로 제한되어 있다고 가정한다. UE k 를 위한 빔포밍 벡터는 $\mathbf{v}_k = [\mathbf{v}_{k,1}^H, \dots, \mathbf{v}_{k,M}^H]^H$ 으로 나타낼 수 있고, AP i 로의 프런트홀 전송을 위한 양자화 잡음 벡터 \mathbf{q}_i 는 $\mathcal{CN}(\mathbf{0}, \Omega_i)$ 의 분포를 갖는다. 전체 AP를 위한 양자화 잡음 벡터는 $\mathbf{q} = [\mathbf{q}_1^H, \dots, \mathbf{q}_M^H]^H$ 이며, 이 때의 분포는 $\mathbf{q} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \bar{\Omega})$ 이다. UE k 를 위한 수신 신호는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y_k = \mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k s_k + \sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_l s_l + \mathbf{h}_k^H \mathbf{q} + z_k. \quad (1)$$

최종적으로 본 논문은 사용자들의 합 전송률 최대화를 목표로 하며, 다음과 같은 제약조건을 포함하는 최적화 문제로 수립된다.

$$\max_{\mathbf{v}, \Omega} \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(1 + |\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k|^2 / \left(\sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_l|^2 + \mathbf{h}_k^H \bar{\Omega} \mathbf{h}_k + \sigma^2 \right) \right) \quad (2a)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k \in \mathcal{K}} \|\mathbf{v}_{k,i}\|^2 + \text{tr}(\Omega_i) \leq P_{tx}, \quad \forall i \in \mathcal{M}, \quad (2b)$$

$$\log_2 \det \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{v}_{k,i} \mathbf{v}_{k,i}^H + \Omega_i \right) - \log_2 \det (\Omega_i) \leq C_i, \quad \forall i \in \mathcal{M}, \quad (2c)$$

$$\Omega_i \succeq \mathbf{0}, \quad \forall i \in \mathcal{M}. \quad (2d)$$

이 때의 σ^2 는 잡음 전력을 나타낸다.

해당 문제는 non-convex 문제이므로, 이를 해결하기 위해 기존의 WMMSE 방식[1]을 활용하여 최적화 문제를 재구성할 수 있다.

먼저, 평균 제곱 오차를 다음과 같이 정의할 수 있다:

$$\text{MSE}_k(\mathbf{v}, \boldsymbol{\Omega}, u_k) = |1 - u_k^* \mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k|^2 + |u_k|^2 \left(\sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_l|^2 + \mathbf{h}_k^H \bar{\boldsymbol{\Omega}} \mathbf{h}_k + \sigma^2 \right).$$

앞서 정의된 평균 제곱 오차를 활용하여 WMMSE 최적화 문제를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\min_{\mathbf{v}, \boldsymbol{\Omega}, \mathbf{u}, \mathbf{w}, \Sigma} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\frac{w_k}{\ln 2} \text{MSE}_k(\mathbf{v}, \boldsymbol{\Omega}, u_k) - \log_2 w_k \right) \quad (3a)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k \in \mathcal{K}} \|\mathbf{v}_{k,i}\|^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Omega}_i) \leq P_{\text{tx}}, \quad \forall i \in \mathcal{M}, \quad (3b)$$

$$\log_2 \det(\boldsymbol{\Sigma}_i) + \text{tr} \left(\boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{v}_{k,i} \mathbf{v}_{k,i}^H + \boldsymbol{\Omega}_i \right) \right) / \ln 2$$

$$- N / \ln 2 - \log_2 \det(\boldsymbol{\Omega}_i) \leq C_i, \quad \forall i \in \mathcal{M}, \quad (3c)$$

$$\boldsymbol{\Omega}_i \succeq \mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_i \succeq \mathbf{0}, \forall i \in \mathcal{M}, \quad (3d), (3e)$$

$$w_k > 0, \forall k \in \mathcal{K}. \quad (3f)$$

\mathbf{u}, \mathbf{w} 는 $\mathbf{u} = \{u_k\}_{k \in \mathcal{K}}$, $\mathbf{w} = \{w_k\}_{k \in \mathcal{K}}$ 로 나타낼 수 있다.

해당 문제는 여전히 non-convex 문제이지만, Block Coordinated Descent(BCD) 방식을 통해 해결할 수 있다. $\{\mathbf{v}, \boldsymbol{\Omega}\}$ 가 고정되어 있을 때, 최적의 $\{\mathbf{u}, \mathbf{w}, \Sigma\}$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$u_k = \mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k / \left(\sum_{l \in \mathcal{K}} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_l|^2 + \mathbf{h}_k^H \bar{\boldsymbol{\Omega}} \mathbf{h}_k + \sigma^2 \right), \quad k \in \mathcal{K}, \quad (4a)$$

$$w_k = 1 / \left(1 - u_k^* \mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k \right), \quad k \in \mathcal{K}, \quad (4b)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_i = \sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{v}_{k,i} \mathbf{v}_{k,i}^H + \boldsymbol{\Omega}_i, \quad i \in \mathcal{M}. \quad (4c)$$

III. 저복잡도 WMMSE 협력 빔포밍 알고리즘

저복잡도 WMMSE 협력 빔포밍 알고리즘의 핵심 요소는 기존 WMMSE 문제를 각 AP 당 문제로 분할하여 최적화를 진행하는 것이다. 이를 위해서 전체 UE를 위한 AP i 의 빔포밍 벡터와 채널 벡터를 각각

$$\mathbf{v}_{A,i} = [\mathbf{v}_{1,i}^H, \dots, \mathbf{v}_{K,i}^H]^H, \quad \mathbf{h}_{A,i} = [\mathbf{h}_{1,i}^H, \dots, \mathbf{h}_{K,i}^H]^H \text{로 표현한다.}$$

저복잡도 WMMSE 최적화 문제는 다음과 같다.

$$\min_{\mathbf{v}_{A,i}, \boldsymbol{\Omega}_i} \mathbf{v}_{A,i}^H \mathbf{A}_i \mathbf{v}_{A,i} + 2 \text{Re} \{ \mathbf{b}_i^H \mathbf{v}_{A,i} \} + \text{tr} (\mathbf{D}_i \boldsymbol{\Omega}_i) \quad (5a)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{v}_{A,i}\|^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Omega}_i) \leq P_{\text{tx}}, \quad (5b)$$

$$\|(\mathbf{I}_K \otimes \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1/2}) \mathbf{v}_{A,i}\|^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \boldsymbol{\Omega}_i) - \ln \det(\boldsymbol{\Omega}_i) \leq t_i, \quad (5c)$$

$$\boldsymbol{\Omega}_i \succeq \mathbf{0}. \quad (5d)$$

여기서 각 변수들은 다음과 같다:

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{I}_K \otimes \mathbf{D}_i, \quad \mathbf{b}_i = -\mathbf{W} \hat{\mathbf{h}}_{A,i} + (\mathbf{I}_K \otimes \mathbf{H}_i) \sum_{m \in \mathcal{M} \setminus \{i\}} (\mathbf{I}_K \otimes (\mathbf{U} \mathbf{H}_m^H)) \mathbf{v}_{A,m},$$

$$\mathbf{U} = \text{diag} \left(\left\{ \alpha_k w_k |u_k|^2 \right\}_{k \in \mathcal{K}} \right), \quad \mathbf{W} = \text{blkdiag} \left(\left\{ \alpha_k w_k \mathbf{u}_k \mathbf{I}_{n_k} \right\}_{k \in \mathcal{K}} \right),$$

$$\mathbf{D}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{U} \mathbf{H}_i^H, \quad \mathbf{H}_i = [\mathbf{h}_{1,i}^H, \dots, \mathbf{h}_{K,i}^H], \quad t_i = C_i \ln 2 + N - \ln \det(\boldsymbol{\Sigma}_i).$$

문제(5)에 대한 최적해는 primal-dual subgradient 방법[4]을 통해 구할 수 있으며, CVX [5]와 같은 최적화 툴을 사용하지 않고 해를 구할 수 있다.

제안하는 저복잡도 WMMSE 협력 빔포밍 최적화 전략은 기존의 WMMSE 기반 알고리즘과 비슷한 성능을 나타내지만, 더 적은 계산 복잡도를 가짐을 모의 실험을 통해 확인할 수 있다.

IV. 모의 실험 결과

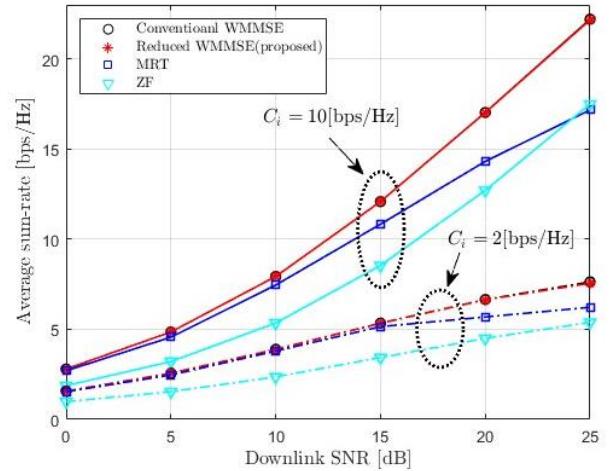


그림 1. SNR(하향링크)에 따른 사용자 평균 합 전송률을 제안하는 저복잡도 WMMSE 협력 빔포밍 최적화 알고리즘의 성능을 검증하기 위해, 기존의 WMMSE 기반 최적화 기법 및 기타 대표적인 최적화 알고리즘(Zero-forcing, MRT)과의 비교 분석을 수행하였다. 그림 1에서는 $M = 4$, $N = 2$, $K = 6$ 으로 고정한 상태에서 하향링크 SNR 을 0dB 부터 25dB 까지 변화시키며, 프린트홀 용량이 2[bps/Hz]와 10[bps/Hz]일 때의 평균 사용자 합 전송률 성능을 평가하였다. 그 결과 제안 알고리즘은 기존 WMMSE 기반 알고리즘과 동등한 수준의 전송률 성능을 달성하였으며, 다른 최적화 기법들에 비해 우수한 성능을 보이는 것이 확인되었다. 또한, 제안 기법의 수렴시간은 기존 WMMSE 알고리즘에 비해 약 96% 이상 단축되어, 계산 효율성 측면에서도 뚜렷한 향상을 나타냈다.

이로써, 제안된 알고리즘은 낮은 연산 복잡도와 높은 실행 효율성을 유지하면서도, 기존 WMMSE 방식과 동등한 통신 품질을 제공할 수 있는 효과적인 대안임을 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(교육부, 과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 (No. RS-2019-NR040079, RS-2023-00238977)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] S. S. Christensen, R. Agarwal, E. De Carvalho and J. M. Cioffi, "Weighted sum-rate maximization using weighted MMSE for MIMO-BC beamforming design," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 7, no. 12, pp. 4792–4799, Dec. 2008.
- [2] X. Zhao, S. Lu, Q. Shi and Z.-Q. Luo, "Rethinking WMMSE: Can Its Complexity Scale Linearly with the Number of BS Antennas?" *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 71, pp. 433–446, 2023.
- [3] W. Yoo, D. Yu, H. Lee and S. -H. Park, "Generalized Reduced-WMMSE Approach for Cell-Free Massive MIMO With Per-AP Power Constraints," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 13, no. 10, pp. 2682–2686, Oct. 2024.
- [4] A. Nedic and A. Ozdaglar, "Subgradient Methods for Saddle-Point Problems," *J. Optim. Theory Appl.*, vol. 142, pp. 205–228, Jul. 2009.
- [5] M. Grant and S. Boyd, "CVX: MATLAB software for disciplined convex programming," Second Edition, Third Printing, pp. 1–786, Ver. 2.2, Jan. 2020.