

셀탈피 거대 다중 입출력 시스템의 강인한 빔포밍 최적화를 위한 저복잡도 WMMSE 알고리즘

유원식[°], 이훈⁺, 박석환[°]
[°]전북대학교 전자공학부, ⁺울산과학기술원 전기전자공학과

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

Reduced-WMMSE Algorithm for Robust Beamforming Optimization in Cell-Free Massive MIMO Systems

Wonsik Yoo[°], Hoon Lee⁺, Seok-Hwan Park[°]

[°]Division of Electronic Engineering, Jeonbuk National University

⁺Dept. of Electrical Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology

요약

본 논문은 부정확한 채널 정보를 가진 셀탈피 다중입출력(MIMO: multi-input multi-output) 시스템의 효율적인 하향링크 빔포밍 최적화를 고려한다. 네트워크 내 모든 사용자들의 전송률 합 최대화 문제를 정의하고, Weighted Minimum Squared Error (WMMSE) 기반의 저복잡도 최적화 알고리즘을 제안한다. 모의실험을 통해 기존 WMMSE 최적화 알고리즘 대비 적은 계산 복잡도로 동일한 전송률 합 성능을 획득함을 검증한다.

I. 서론

셀탈피 MIMO 시스템은 전통적인 셀룰러 시스템의 셀 경계를 허물어 모바일 사용자(UE: user equipment)의 위치에 상관없이 균일한 통신성능을 확보할 수 있는 통신 프레임워크이다. 그러나, 많은 사용자 및 access point (AP)들이 포함된 셀탈피 MIMO 시스템의 빔포밍 최적화에 기존 weighted minimum mean squared error (WMMSE) 알고리즘 [1]을 적용하기 위해서는 높은 계산 복잡도가 요구되는 문제점이 있다.

최근 WMMSE 알고리즘을 계산 복잡도를 획기적으로 감소하는 저복잡도의 WMMSE 알고리즘이 제안된 바 있다 [2]. 본 논문은 이 저복잡도 WMMSE 알고리즘을 부정확한 채널 상태 정보를 가진 셀탈피 MIMO 시스템의 하향링크 환경으로 확장 적용하여, 기존의 WMMSE 알고리즘의 복잡도를 획기적으로 낮춤과 동시에, 동일한 통신성능을 제공하는 저복잡도 WMMSE 알고리즘을 제안한다.

II. 최적화 문제 수립

단일 안테나를 가진 M 개의 AP 들이 단일 안테나를 가진 K 개의 UE 들에게 신호를 전송하는 셀탈피 MIMO 네트워크를 고려한다. AP 와 UE 의 집합을 각각 $\mathcal{M} \in \{1, \dots, M\}$ 와 $\mathcal{K} \in \{1, \dots, K\}$ 로 표기한다. 모든 AP 들은 프론트홀 링크를 통해 CP 와 연결되어 있으며, 양자화 왜곡이 없는 이상적인 프론트홀 링크로 가정한다. UE k 를 위한 AP i 의 빔포밍 원소를 $v_{k,i} \in \mathbb{C}$ 로 표기하면, UE k 를 위한 빔포밍 벡터를 $\mathbf{v}_k = [v_{k,1}^*, \dots, v_{k,M}^*]^H \in \mathbb{C}^M$ 로 나타낼 수 있다.

본 논문은 시분할 이중화 방식을 적용하며, 하향링크 채널 상태 정보는 상향링크 훈련 과정을 통해 얻을 수 있다. 전체 AP 들과 UE k 간의 채널 벡터는 $\mathbf{h}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_k)$ 의 분포를 가지며, 이 때의 \mathbf{R}_k 는

$\text{diag}(\{\rho_{k,i}\}_{i \in \mathcal{M}})$ 이고, $\rho_{k,i}$ 는 AP i 와 UE k 간의 대규모 페이딩 계수이다. 또한, 각각 L 의 길이를 갖는 직교 파일럿 시퀀스 L 개가 있다. UE k 는 l_k 번째 파일럿 신호 ($l_k = 1, \dots, L$) 를 선택하여 상향링크를 통해 AP 로 전송한다. 이 때의 l 번째 파일럿으로 전송하는 UE 들의 집합을 $\mathcal{K}_l \subset \mathcal{K}$ 로 표기한다. 채널 벡터 \mathbf{h}_k 는 $\mathbf{h}_k = \hat{\mathbf{h}}_k + \tilde{\mathbf{h}}_k$ 로 표기할 수 있으며 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 와 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 는 서로 비상관 관계이다. 각각 $\hat{\mathbf{h}}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \hat{\mathbf{R}}_k)$ $\tilde{\mathbf{h}}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{E}_k)$ 의 분포를 가진다고 가정하며, 각각 $\hat{\mathbf{R}}_k = \text{diag}(\{\hat{\rho}_{k,i}\}_{i \in \mathcal{M}})$, $\mathbf{E}_k = \text{diag}(\{\tilde{\rho}_{k,i}\}_{i \in \mathcal{M}})$ 이다. 이 때의 $\tilde{\rho}_{k,i}$ 는 $\tilde{\rho}_{k,i} = \rho_{k,i} - \hat{\rho}_{k,i}$,이며, $\hat{\rho}_{k,i}$ 는 $\hat{\rho}_{k,i} = \rho_{k,i}^2 / ((LP^u)^{-1} N_0^u + \sum_{l \in \mathcal{K}_k} \rho_{l,i})$ 이다.

UE k 의 데이터 전송률 R_k 은 다음과 같이 주어진다.

$$R_k = \log_2 \left(1 + \frac{|\hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_k|^2}{\sigma^2 + \sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} |\hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_l|^2 + \sum_{l \in \mathcal{K}} \mathbf{v}_l^H \mathbf{E}_k \mathbf{v}_l} \right) \quad (1)$$

σ^2 는 각 UE 에 더해지는 잡음전력을 나타낸다.

각 AP 의 가용전력이 P_{tx} 일 때, 전체 UE 의 합 전송률 최대화 문제는 다음과 같이 정립할 수 있다. [3]

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

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k \in \mathcal{K}} |v_{k,i}|^2 \leq P_{tx}, \text{ for } i \in \mathcal{M}. \quad (2b)$$

그 후, 문제 (2)에 대해 WMMSE 기반 최적화 기법을 적용하여 다음과 같이 재정립할 수 있다.

$$\min_{\mathbf{v}, \mathbf{u}, \mathbf{w}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\frac{w_k}{\ln 2} \text{MSE}(\mathbf{v}, u_k) - \log_2 w_k - \frac{1}{\ln 2} \right) \quad (3a)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k \in \mathcal{K}} |v_{k,i}|^2 \leq P_{tx}, \text{ for } i \in \mathcal{M}. \quad (3b)$$

여기서 \mathbf{u}, \mathbf{w} 는 $\mathbf{u} = \{u_k\}_{k \in \mathcal{K}}$, $\mathbf{w} = \{w_k\}_{k \in \mathcal{K}}$ 이다.

문제 (3)은 여전히 비 convex 문제이지만 WMMSE 기반 최적화 알고리즘 [1]의 반복 수행을 통해 부최적해를 구할 수 있다. 먼저 \mathbf{v} 가 고정되었을 때의 최적의 $\{\mathbf{u}, \mathbf{w}\}$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$u_k = \left(\sigma^2 + \sum_{l \in \mathcal{K}} |\hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_l|^2 + \sum_{l \in \mathcal{K}} \mathbf{v}_l^H \mathbf{E}_k \mathbf{v}_l \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_k \quad (4a)$$

$$\text{MSE}(\mathbf{v}, u_k) = \left| 1 - u_k^H \hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_k \right|^2 + |u_k|^2 \left(\sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} |\hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_l|^2 + \sum_{l \in \mathcal{K}} \mathbf{v}_l^H \mathbf{E}_k \mathbf{v}_l + \sigma^2 \right) \quad (4b)$$

$$w_k = \left(1 - u_k^H \hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{v}_k \right)^{-1} \quad (4c)$$

III. 저복잡도 WMMSE 빔포밍 알고리즘

먼저, 저복잡도 WMMSE 빔포밍 최적화 알고리즘을 위해 UE k 를 위한 빔포밍 벡터 \mathbf{v}_k 를 AP i 를 위한

$\mathbf{v}_{A,i} = [v_{1,i}^*, \dots, v_{K,i}^*]^H \in \mathbb{C}^K$ 로 바꿔 표현한다. 또한,

$\hat{\mathbf{h}}_k$ 를 $\hat{\mathbf{h}}_{A,i} = [h_{1,i}^*, \dots, h_{K,i}^*]^H \in \mathbb{C}^K$ 로 바꿔 표현한다.

그 후, 문제 (3)을 저복잡도 WMMSE 기법 [2]을 적용하여 다음과 같이 재정립할 수 있다.

$$\min_{\tilde{\mathbf{v}}_i} a_i \|\mathbf{v}_{A,i}\|^2 + 2 \text{Re} \{ \mathbf{b}_i^H \mathbf{v}_{A,i} \} \quad (5a)$$

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

이 때 최적의 a, b는 다음과 같이 주어진다.

$$a_i = \left(\hat{\mathbf{h}}_{A,i}^H \mathbf{A} \hat{\mathbf{h}}_{A,i} + \sum_{k \in \mathcal{K}} \tilde{\rho}_{k,i} w_k |u_k|^2 \right), \quad (6a)$$

$$\mathbf{b}_i = -\mathbf{B} \hat{\mathbf{h}}_{A,i} + \sum_{j \in \mathcal{M} \setminus \{i\}} \mathbf{v}_{A,j} \hat{\mathbf{h}}_{A,i}^H \mathbf{A} \hat{\mathbf{h}}_{A,i}, \quad (6b)$$

$$\mathbf{A} = \text{diag} \left(\left\{ w_k |u_k|^2 \right\}_{k \in \mathcal{K}} \right), \quad (6c)$$

$$\mathbf{B} = \text{diag} \left(\left\{ w_k u_k^* \right\}_{k \in \mathcal{K}} \right) \quad (6d)$$

문제 (5)에 대한 해는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mathbf{v}_{A,i} = -\mathbf{b}_i \times \min \left(\frac{1}{a_i}, \frac{\sqrt{P_{tx}}}{\|\mathbf{b}_i\|} \right). \quad (7)$$

해당 문제의 해는 닫힌 형태(closed form)의 해이므로 기존의 WMMSE 기반 알고리즘 방식과 다르게 CVX[4]와 같은 convex 최적화 툴을 사용하지 않고 해를 구할 수 있다.

IV. 모의 실험 결과

제안 알고리즘의 우수성을 확인하기 위해 기존의 WMMSE 기법 적용 최적화 알고리즘 및 기타 최적화 알고리즘의 성능과 비교한다.

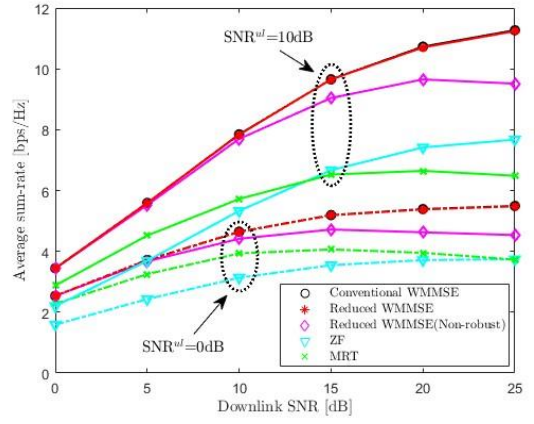


그림 1. 하향링크 SNR에 따른 평균 합 전송률

그림 1에서 $M=8$, $K=6$, $L=4$ 로 고정하고 하향링크 SNR을 0 dB부터 25 dB까지 변화시키며 평균 합 전송률 성능을 관찰한다. 제안 알고리즘이 기존의 WMMSE 기법 적용 최적화 알고리즘과 동일한 성능을 나타내며, 부정확한 채널 상태 정보를 고려하지 않은 최적화 알고리즘 및 다른 최적화 기법이 적용된 알고리즘보다 우수한 것을 확인할 수 있다. 또한, 제안 알고리즘이 수렴하기까지 걸리는 수행 시간이 기존의 WMMSE 기반 알고리즘보다 대략 98% 정도 감소하였다.

이를 통해 제안하는 알고리즘이 기존의 WMMSE 기반 알고리즘과 성능은 비슷하면서 수행 시간은 짧은 저복잡도의 알고리즘이라 할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(교육부, 과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 (No. 2019R1A6A1A09031717, 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. Yu and T. Lan, "Transmitter optimization for the multi-antenna downlink with per-antenna power constraints," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 55, no. 6, pp. 18-28, Jan. 2004.
- [4] M. Grant and S. Boyd, "CVX: MATLAB software for disciplined convex programming," Second Edition, Third Printing, pp. 1-786, Ver. 2.2, Jan. 2020.