사용자간 전송률 형평성 개선을 위한 채널정보오류에 강인한 전송률 분할 다중접속기술

안지혜, 신원재*
부산대학교 전자공학과
jh_an@pusan.ac.kr, *wjshin@pusan.ac.kr

Max-min Fairness Optimization for Rate-splitting Multiple Access with Imperfect CSI

Jihye An and Wonjae Shin*
Department of EE, Pusan National Univ.

요 약

본 논문에서는 사용자간의 전송률 형평성을 위해 전송률 분할 다중접속기술(Rate-splitting multiple access, RSMA)의 최대-최소 공정성(Max-min fairness) 최적화를 목적으로 한다. 이때 사용자와 기지국이 모두 불완전한 채널정보(Channel state information, CSI)를 가지는 상황을 고려하여 채널 오류에 대한 RSMA의 강인성을 분석한다. 최대-최소 공정성 최적화 문제는 non-convex 문제로 쉽게 해를 얻기 어렵다. 따라서 convex 문제로 완화하여 해를 유도하는 semidefinte relaxation(SDR)와 convex-concave procedure(CCCP) 기반의 알고리즘을 제시하고, 모의실험 결과를 통해 기존의 다중접속기술과 전송률을 비교함으로써 RSMA가 송신단과 수신단의 채널 오류에 더 강인한 성능을 가짐을 보인다.

Ⅰ. 서 론

전송률 분할 다중접속기술(Rate-splitting multiple access, RSMA)은 간섭을 부분적으로 복호화하고 일부는 잡음으로 처리하는 특징을 가지는 다중접속기술이다. RSMA는 높은 데이터 전송률, 자원의 효율적 사용, 불완전한 채널정보(Channel state information, CSI)에 강인성(Robustness)으로 최근 상당한 주목을 받고 있다 [1].

기존 논문에서 RSMA가 불완전한 채널정보에 강인한 성능을 가짐이 입증되었지만 채널 피드백으로 인한 송신단에서의 채널 오류만 고려되었고 수신단에서 발생하는 채널 오류는 고려되지 않았다. 하지만 실제 환경에서는 수신단에서 채널 추정 오류가 발생 가능하므로 본 논문에서는 수신단에서 채널 오류가 존재하는 경우를 고려한다.

본 논문에서는 수신단과 송신단 모두 불완전한 채널정보를 가지는 경우에서의 RSMA를 고려하며, 모든 사용자의 통신 성능을 보장하기 위해 최대-최소 공정성(Max-min fairness) 최적화를 목표로 한다. 이때 non-convex인 최대-최소 공정성 문제의 해를 구하기 위한 semidefinte relaxation(SDR)와 convex-concave procedure(CCCP) 기반의 알고리즘을 제시한다.

Ⅱ. 시스템 모델

본 논문에서는 N_t개의 안테나를 가지는 기지국과 단일 안테나를 가지는 K개의 사용자가 존재하는 다중사용자 다중입력 단일출력 방송 채널을 고려한다. 그림 1과 같이 사용자-k, $k=1,\dots,K$로 송신하려는 메시지 W_k는 모든 사용자가 복호화 가능한 공유 메시지 $W_{c,k}$와 해당 사용자만 복호화 가능한 개인 메시지 $W_{p,k}$로 분할되고, W_c는 $W_{c,k}$로 구성된다. 공유 메시지 W_c와 개인 메시지 $W_{p,k}$는 각각 공유 스트림 s_c과 개인 스트림 s_k으로 부호화되고 프리코딩 벡터 $\mathrm{p}_i \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$, $i \in I \triangleq \{c,1,\dots,K\}$을 통해 프리코딩되어 송신된다. 송신 신호는 $\mathrm{x} = \mathrm{p}_c s_c + \sum_{k=1,\dots,K} \mathrm{p}_k s_k$이다. 이때 각 스트림은 $s_i \sim CN(0,1)$이고 $\sum_{i \in I} \|\mathrm{p}_i\|^2 \le P_t$로 송신 신호 전력제한을 가진다. 사용자-$k$의 수신 신호는 $y_k = \mathrm{h}_k^H \mathrm{x} + n_k, k=1,\dots,K$ 이며, $\mathrm{h}_k \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$는 기지국과 사용자-$k$간의 채널 그리고 $n_k \sim CN(0,\sigma_n^2)$은 가우시안 잡음을 의미한다.

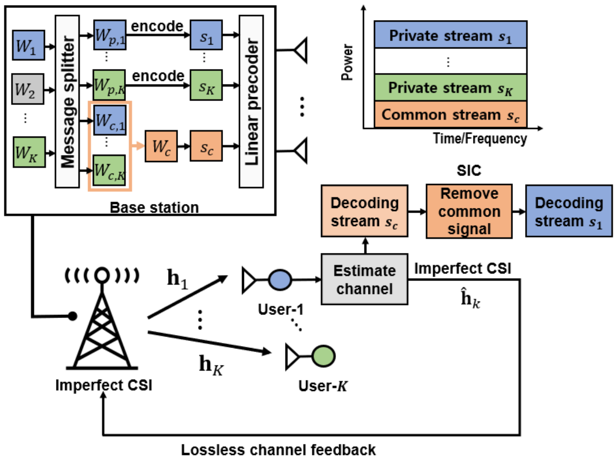

그림 1. 불완전한 채널정보를 가지는 경우에서 RSMA의 시스템 구조

사용자와 기지국이 모두 불완전한 채널정보를 가지며, 기지국은 사용자로부터 피드백 손실이 없이 채널정보를 얻는다고 가정하였다. 따라서 실제 채널 $\mathrm{h}_k = \hat{\mathrm{h}}_k + \mathrm{e}_k$은 추정된 채널 $\hat{\mathrm{h}}_k$과 채널 오류 $\mathrm{e}_k \sim CN(0,\sigma_{e,k}^2 \mathrm{I})$로 구성된다. 이때, generalized mutual information(GMI)을 통해 아래의 공유 전송률을 유도하였다 [2].

$$R_{c,k} = \log_2\left(1 + \frac{|\hat{\mathrm{h}}_k^H \mathrm{p}_c|^2}{\sum_{j=1}^{K} |\hat{\mathrm{h}}_k^H \mathrm{p}_j|^2 + \sum_{j \in I} \sigma_{e,k}^2 \|\mathrm{p}_j\|^2 + \sigma_n^2}\right) \quad (1)$$

완전한 채널정보를 가지는 경우 공유 스트림은 SIC를 통해 제거될 수 있지만, 불환전한 채널정보를 통해서는 완벽한 SIC가 불가능하다. 따라서 개인 전송률은 아래와 같다.

$$R_k = \log_2\left(1 + \frac{|\hat{\mathrm{h}}_k^H \mathrm{p}_k|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^{K} |\hat{\mathrm{h}}_k^H \mathrm{p}_j|^2 + \sum_{j \in I} \sigma_{e,k}^2 \|\mathrm{p}_j\|^2 + \sigma_n^2}\right) \quad (2)$$

Ⅲ. 최대-최소 공정성 최적화

$$\text{(P1)}: \max_{\mathrm{p},\mathrm{c},R_t} \quad R_t$$
$$\text{s.t.} \quad R_k + C_k \geq R_t,\ k=1,\ldots,K$$
$$R_{\mathrm{c},k} \geq \sum_{k=1}^{K} C_k$$
$$\|\mathrm{p}\|^2 \leq P_t,\ C_k \geq 0$$

(P1)은 non-convex 문제인 최대-최소 공정성 최적화 문제이다. 이때 공유 메시지는 K명의 사용자의 메시지 일부가 결합한 것으로 C_k는 사용자-k에게 해당하는 공유 메시지의 전송률을 의미하며(즉, $R_\mathrm{c} = \min_k R_{\mathrm{c},k} = \sum_{k=1,\ldots,K} C_k$), $\mathrm{c} = [C_1,\ldots,C_K]$이다. 따라서 사용자-$k$가 얻을 수 있는 전송률은 $R_k + C_k$이다. (P1)을 풀기 위해 우선 전송률을 단순화한다. $\mathrm{p} = [\mathrm{p}_1^H,\ldots,\mathrm{p}_K^H \mathrm{p}_\mathrm{c}^H]$으로 프리코딩 벡터를 결합하고 $\|\mathrm{p}\|^2 = P_t$로 가정할 경우 전송률 (1), (2)은 A_k, B_k, D_k 행렬을 통해

$$R_{\mathrm{c},k} = \log_2\left(\frac{\mathrm{p}^H \mathrm{A}_k \mathrm{p}}{\mathrm{p}^H \mathrm{B}_k \mathrm{p}}\right),\ R_k = \log_2\left(\frac{\mathrm{p}^H \mathrm{B}_k \mathrm{p}}{\mathrm{p}^H \mathrm{D}_k \mathrm{p}}\right) \tag{3}$$

로 단순화된다 [3]. 이때 전송률은 p의 크기에 영향을 받지 않아 문제 (P1)에서 제약조건 $\|\mathrm{p}\|^2 \leq P_t$이 제거된다. 단순화된 전송률의 분모 및 분자 항의 상한과 하한은 보조 변수 a_k, $b_{1,k}$, $b_{2,k}$, d_k을 통해

$$\mathrm{p}^H \mathrm{A}_k \mathrm{p} \geq e^{a_k},\ \mathrm{p}^H \mathrm{B}_k \mathrm{p} \geq e^{b_{2,k}} \tag{4}$$
$$\mathrm{p}^H \mathrm{B}_k \mathrm{p} \leq e^{b_{1,k}},\ \mathrm{p}^H \mathrm{D}_k \mathrm{p} \leq e^{d_k} \tag{5}$$

로 정의 가능하며, 이을 통해 전송률의 하한은

$$R_{\mathrm{c},k} \geq \frac{1}{\ln 2}(a_k - b_{1,k}),\ R_k \geq \frac{1}{\ln 2}(b_{2,k} - d_k) \tag{6}$$

으로 유도된다. 이러한 하한을 사용하여 문제 (P1)를 문제를 변형할 경우 non-convex인 제약조건 (4), (5)을 convex로 완화하면 convex 문제로 변형할 수 있다. 따라서 제약조건 (4)에는 SDR을 적용하여 변수를 치환시키고 추가로 생성되는 non-convex인 제약조건 $\mathrm{rank}(\mathrm{X}) = 1$을 제거한다. 제약조건 (5)에는 CCCP을 적용하여 선형화시킨다. 이때 CCCP에 의해 해가 수렴할 때까지 반복이 필요하며 s번째 반복에서의 제약조건은

$$\mathrm{tr}(\mathrm{A}_k \mathrm{X}) \geq e^{a_k},\ \mathrm{tr}(\mathrm{B}_k \mathrm{X}) \geq e^{b_{2,k}} \tag{7}$$
$$\mathrm{tr}(\mathrm{B}_k \mathrm{X}) \leq e^{b_{1,k}^{(s-1)}}(b_{1,k} - b_{1,k}^{(s-1)} + 1) \tag{8}$$
$$\mathrm{tr}(\mathrm{D}_k \mathrm{X}) \leq e^{d_k^{(s-1)}}(d_k - d_k^{(s-1)} + 1) \tag{9}$$

와 같다. 따라서 변환된 최적화 문제 (P2)는 convex 문제이다.

$$\text{(P2)}: \max_{\substack{\mathrm{X},\bar{\mathrm{c}},\bar{R}_t \\ \mathrm{a},\mathrm{b}_1,\mathrm{b}_2,\mathrm{d}}} \quad \bar{R}_t$$
$$\text{s.t.} \quad b_{2,k} - d_k + \bar{C}_k \geq \bar{R}_t,\ k=1,\ldots,K$$
$$a_k - b_{1,k} \geq \sum_{k=1}^{K} \bar{C}_k,\ \bar{C}_k \geq 0$$
$$\mathrm{X} \succeq 0,\ (7),\ (8),\ (9)$$

문제 (P2)에서 각 변수는 $\bar{\mathrm{c}} = \ln 2\,\mathrm{c}$, $\bar{C}_k = \ln 2\, C_k$, $\bar{R}_t = \ln 2\, R_t$, $\mathrm{a} = [a_1,\ldots,a_K]$, $\mathrm{b}_1 = [b_{1,1},\ldots,b_{1,K}]$, $\mathrm{b}_2 = [b_{2,1},\ldots,b_{2,K}]$, $\mathrm{d} = [d_1,\ldots,d_K]$이다. $b_{1,k}^{(s-1)}$, $d_k^{(s-1)}$은 (P2)을 풀어서 얻은 $b_{1,k}$, d_k을 통해 갱신되며 값이 수렴할 때까지 이를 반복한다. Convex 문제인 (P2)는 CVX 프로그램을 통해 풀 수 있다 [4]. 하지만 이러한 방식으로 구한 해는 SDR을 통해 제거한 제약조건 $\mathrm{rank}(\mathrm{X}) = 1$을 만족한다는 보장이 없다. 따라서 $\mathrm{X} = \mathrm{U}\Sigma\mathrm{U}^H$으로 고유값 분해하고, 무작위로 생성해낸 $\mathrm{r} \in \mathcal{CN}(0,\mathrm{I})$을 통해 $\bar{\mathrm{p}} = \mathrm{U}\Sigma^{1/2}\mathrm{r}$ 중 가장 성능이 좋은 $\bar{\mathrm{p}}$을 최종해로 선택한다.

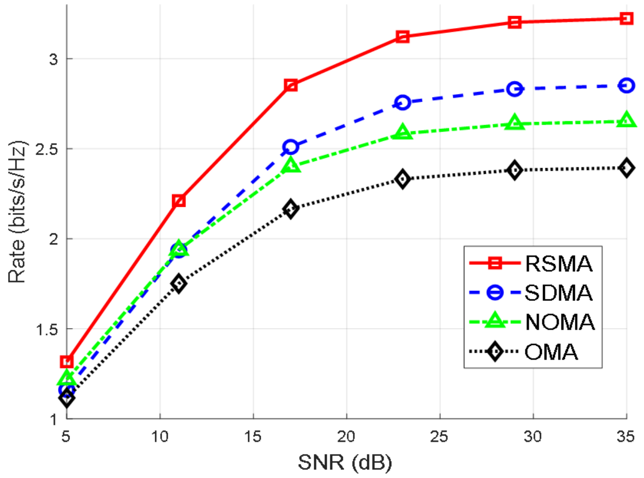

그림 2. SNR에 따른 RSMA와 다른 기술의 전송률 성능 비교
Fig. 2. The rate performance comparison of proposed RSMA and different strategies versus SNR

Ⅳ. 모의실험 결과

기지국의 안테나 수와 사용자 수가 $N_t = 2$와 $K = 2$이고, 잡음과 채널 오류 분산의 크기가 $\sigma_n^2 = 1$, $\sigma_{\mathrm{e},k}^2 = \sigma_\mathrm{e}^2 = 0.05$인 경우를 고려하였다. 실제 채널과 추정된 채널은 각각 $\mathrm{h}_k \sim \mathcal{CN}(0,1)$와 $\hat{\mathrm{h}}_k \sim \mathcal{CN}(0, 1-\sigma_\mathrm{e}^2)$이다. 성능 비교를 위해 공간 분할 다중접속기술(Spatial division multiple access, SDMA), 비-직교 다중접속기술(Non-orthogonal multiple Access, NOMA), 직교 다중접속기술(Orthogonal multiple Access, OMA)의 전송률을 나타내어 비교하였다.

그림 2는 signal-to-noise ratio(SNR)에 따른 전송률을 볼 수 있다. 이를 통해 RSMA가 SNR과 채널 크기의 차이와 관계없이 SDMA, NOMA, OMA보다 더 나은 전송률 성능을 가짐을 볼 수 있다. 따라서 RSMA는 기존의 다중접속기술보다 다른 기법보다 불완전한 채널정보에 더 강인한 성능을 가지는 기법이다.

Ⅴ. 결론

본 논문에서는 불완전한 채널정보를 가지는 상황에서 RSMA의 최대-최소 공정성 최적화에 관해 연구하였다. Non-convex 문제인 최대-최소 공정성 문제를 해결하기 위해 SDR과 CCCP 기반의 최적화 알고리즘을 제안하였으며 모의실험을 통해 제안한 RSMA가 기존의 다중접속기술보다 수신단과 송신단에서의 채널 오류에 강인하다는 것을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2019R1C1C1006806).

참 고 문 헌

[1] B. Clerckx, et al., "Rate splitting for MIMO wireless networks: A promising PHY-layer strategy for LTE evolution," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 54, no. 5, pp. 98-105, May 2016.

[2] A. Lapidoth, et al., "Fading channels: how perfect need "perfect side information" be?," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 48, no. 5, pp. 1118-1134, May 2002.

[3] J. Choi, et al., "Joint user selection, power allocation, and precoding design with imperfect CSIT for multi-cell MU-MIMO downlink systems," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 1, pp. 162-176, Jan. 2020.