

# 제로포싱 빔포밍 기반 전송률 분할 다중접속기술의 합-전송률 최대화 기법

안지혜\*, 하노겸\*, 신원재<sup>o</sup>

## Sum-Rate Maximization of Rate-Splitting Multiple Access with Zero-Forcing Beamforming

Jihye An\*, Nohgyeom Ha\*, Wonjae Shin<sup>o</sup>

요약

본 논문에서는 다중 안테나 방송 채널에서 전송률 분할 다중접속기술(Rate-splitting multiple access, RSMA)의 합-전송률(Sum-rate) 최대화를 위한 최적 빔포밍(Beamforming) 설계 및 전력 할당 기법을 제시한다. RSMA는 기존의 다중접속기술과 다르게 메시지를 공유 메시지(Common message)와 개인 메시지(Private message) 두 종류로 분할하는 특징을 가진다. 메시지 분할로 인해 고려해야 하는 변수의 수가 증가하며 이를 모두 고려하는 합-전송률 최적화 문제는 높은 복잡도와 non-convexity를 가진다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제로포싱(Zero-forcing)을 개인 스트림에 적용하여 개인 스트림 간의 간섭을 제거함으로써 수식을 단순화한다. 또한, 최적해가 존재할 수 있는 모든 경우를 고려하여 최적화 문제를 단순화시키는 저 복잡도 알고리즘을 제안한다. 각 경우에서 합-전송률을 concave 함수 또는 quasi-concave 함수 형태로 나타내고 이를 기반으로 하여 각 경우의 최적 해를 유도한다. 최종적으로 각 경우에서 최적화된 합-전송률을 비교하여 가장 큰 값을 가지는 해를 최적의 해로 도출한다. 모의실험 결과를 통해 기존 논문에서 제시된 최적화 방식과 기존의 다중접속기술과 합-전송률을 비교함으로써 제안한 알고리즘을 적용한 RSMA가 합-전송률 측면에 있어서 우수한 성능을 가짐을 보인다.

**키워드** : 전송률 분할 다중접속기술, 제로포싱, 합-전송률, 최적화

**Key Words** : rate-splitting multiple access, zero-forcing, sum-rate, optimization

### ABSTRACT

In this paper, we propose a jointly optimal beamforming and power allocation scheme to maximize the sum-rate for multi-antenna broadcast channels in which rate-splitting multiple access (RSMA) is applied. The key feature of RSMA is the split of the messages into common and private parts. Since, the number of variables that should be considered increases by splitting messages, joint optimization problem has high complexity and non-convexity. To tackle this problem, we simplify the expression of rate by applying zero-forcing to the private stream which removes interference between private streams. Furthermore, we propose a low complexity algorithm in which the optimization problems are simplified according to cases where an optimal solution can exist. In each case, the sum-rate is re-expressed as a concave or quasi-concave function and based on this function an

※ 이 성과는 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음.

• First Author : Pusan National University Department of Electrical and Electronic Engineering, gp098gp@gmail.com, 학생(석박통합), 학생회원

<sup>o</sup> Corresponding Author : Pusan National University Department of Electronics Engineering, wjshin@pusan.ac.kr, 조교수, 종신회원

\* Pusan National University Department of Electrical and Electronic Engineering, keket113@gmail.com, 학생(석박통합), 학생회원  
논문번호 : 202006-117-A, Received May 30, 2020; Revised June 5, 2020; Accepted June 5, 2020

optimal solution is derived. Finally, an optimal solution of the sum-rate maximization problem is derived by selecting the best solution from the solutions in each case. By comparing simulation results with conventional multiple access schemes and RSMA with the existing optimization method, it turns out that RSMA with the proposed algorithm has better performance in terms of the sum-rate.

## I. 서 론

최근 다양한 모바일 기기와 사용자 수의 증가로 데이터 트래픽이 기하급수적으로 증가하고 있다<sup>[1]</sup>. 이로 인해 높은 데이터 전송률, 자원의 효율적 사용 그리고 간섭 관리에 대한 관심이 집중되고 있다. 전송률 분할 다중접속기술(Rate-splitting multiple access, RSMA) 방식은 다양한 채널환경에서 많은 사용자 수를 지원할 수 있고, 또한 부정확한 채널 상태 정보(Channel state information, CSI)에 강인한 다중접속기술이라는 점에서 최근 학계 및 산업체에서 상당한 주목을 받고 있다<sup>[2]</sup>.

기존의 기술과 달리 RSMA는 메시지를 공유 메시지(Common message)와 개인 메시지(Private message) 2종류로 분할하여 송신한다는 특징을 가진다. 공유 메시지는 모든 사용자가 공유하는 코드북(Codebook)을 사용하여 공유 스트림으로 부호화(Encoding)되며 모든 사용자가 복호화(Decoding)할 수 있다. 반면, 개인 메시지의 경우 각 메시지에 해당하는 사용자만 가지는 코드북을 통해 개인 스트림으로 부호화되며 특정 사용자에게 의해서만 복호화 가능하다. 모든 사용자는 공유 스트림을 복호화하고 공유 메시지 중 자신의 메시지에 해당하는 부분을 얻는다. 그리고 순차적 간섭 제거 기법(Successive interference cancellation, SIC)을 통해 수신 신호에서 공유 스트림을 제거한다<sup>[3]</sup>. 공유 스트림 제거 후 사용자는 다른 사용자에게 해당하는 개인 스트림으로 인한 간섭만을 가지게 되며 이를 잡음으로 처리하여 원하는 개인 스트림을 복호화한다. 이러한 공유 스트림과 개인 스트림의 복호화를 통해 각 사용자는 자신에게 해당하는 원래의 메시지를 얻을 수 있다<sup>[2]</sup>.

RSMA는 사용자별로 서로 다른 주파수 또는 시간 자원을 할당하여 신호를 전송하는 직교 다중접속기술(Orthogonal multiple Access, OMA)과 달리 모든 사용자들이 같은 주파수와 시간 자원을 공유하여 신호를 송수신한다는 점에서 비-직교 다중접속기술(Non-orthogonal multiple Access, NOMA)과 유사하다<sup>[4]</sup>. 이렇게 동일한 시간과 주파수 자원을 통해 신호를 송신할 경우 자원의 효율적인 사용이 가능하지만,

간섭이 발생한다는 문제점이 생긴다. 공간 분할 다중접속기술(Spatial division multiple access, SDMA)의 경우 다른 사용자 신호의 간섭을 모두 잡음으로 처리하고, NOMA의 경우 일부 사용자들은 다른 사용자로부터 발생하는 간섭을 모두 순차적 간섭제거 기법을 통해 제거한다. 이와 달리 RSMA의 경우 메시지를 개인 메시지와 공유 메시지로 분할하는 비율에 따라 간섭의 일부는 복호화하고 일부는 잡음으로 처리할 수 있다. 따라서 RSMA는 특정 비율로 메시지를 분할할 경우 NOMA 그리고 SDMA로 동작 가능한 좀 더 일반화된 형태의 다중접속기술이다<sup>[5]</sup>.

메시지의 분할에 의한 유연성(Flexibility)으로 인해 RSMA는 다양한 네트워크와 전파환경에서의 우수한 성능과 강인성(Robustness)을 가진다. 여러 연구를 통해 RSMA는 에너지 및 주파수 대역 효율성<sup>[6,7]</sup>과 채널 상태 정보 피드백(Feedback) 오버헤드 축소<sup>[8]</sup> 측면에 있어서 기존의 기술과 비교를 했을 때 상당한 이득을 가짐이 입증되었다. 또한 송신기(Transmitter)가 정확한 채널 상태 정보를 알고 있지 않은 상황에서도 높은 강인성(Robustness)을 가진다<sup>[9-11]</sup>.

전송률 측면에서도 RSMA는 기존 기술보다 향상된 성능을 가진다는 것이 최적화 연구들을 통해 입증되었다<sup>[5,12-13]</sup>. 특히 [13]에서는 합-전송률(Sum-rate) 최적화를 통해 사용자가 2명인 다중입력 단일출력(Multiple-input single-output, MISO) 방송 채널(Broadcast channels)에서 RSMA가 NOMA와 SDMA뿐만 아니라 OMA와 multicasting 또한 포괄하며 해당 4가지 기술보다 더 나은 합-전송률 성능을 가짐을 보였다. 이때 Karush-Kuhn-Tucker(KKT) 조건을 통해 non-convex 문제의 준 최적(Sub-optimal) 해를 구하였다. 하지만 KKT 조건을 non-convex 문제에 적용하여 얻은 해가 최적해라는 보장이 없다는 문제점이 있다.

위와 같은 다양한 장점으로 인해 RSMA에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있으며 본 논문에서는 전력 할당 및 프리코딩 벡터의 최적화를 통한 RSMA의 합-전송률 최대화를 연구한다. 메시지 분할로 인해 RSMA의 합-전송률 최대화 문제는 많은 수의 변수들을 고려해야 하는 높은 복잡도를 가지며 non-convex

문제로 단순하게 해를 구하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최적의 해가 존재할 수 있는 모든 경우에서의 최적의 해를 구하여 최적 해를 유도하는 저 복잡도 알고리즘을 제안한다. 각 경우에서 합-전송률은 최적 해가 쉽게 유도되는 concave 함수 또는 quasi-concave 함수로 단순화된다. 마지막으로 각 경우에서 최적화한 합-전송률 성능 비교를 통해 가장 큰 값을 가지는 해를 최적 해로 선택한다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서는 RSMA의 시스템 모델을 설명한다. 3장에서는 제안하는 합-전송률 최대화 기법을 소개한다. 4장에서는 모의실험 결과를 통해 제안한 최적화 기법을 적용한 RSMA의 합-전송률과 기존의 기법들의 합-전송률을 비교한다. 5장에서는 결론을 맺는다.

## II. 시스템 모델

본 논문에서는  $N_i$ 개의 안테나를 가진 기지국과 하나의 안테나를 가지는 두 사용자가 존재하는 다중사용자 다중입력 단일출력 방송 채널을 고려하였다. 이때 기지국과 사용자가 정확한 채널 상태 정보를 알고 있다고 가정하였다. 사용자- $k$  ( $k = 1, 2$ )에 해당하는 메시지  $W_k$ 는 공유 메시지  $W_{c,k}$ 와 개인 메시지  $W_{p,k}$ 로 각각 분할된다. 이후 각 사용자의  $W_{c,k}$ 가 합쳐져 하나의 공유 메시지  $W_c$ 가 구성된다. 각각의 메시지  $W_{p,1}$ ,  $W_{p,2}$ ,  $W_c$ 을 부호화하여 생성한 개인 스트림  $s_1$ ,  $s_2$ 과 공유 스트림  $s_c$ 은 프리코딩(Precoding)되어 송신되며, 송신 신호는

$$\mathbf{x} = \mathbf{v}_c s_c + \mathbf{v}_1 s_1 + \mathbf{v}_2 s_2 \quad (1)$$

이고,  $\mathbf{v}_k \in \mathbb{C}^{N_i \times 1}$ ,  $\mathbf{v}_c \in \mathbb{C}^{N_i \times 1}$ ,  $k = 1, 2$ 는 프리코딩 벡터이다.  $P_k = \|\mathbf{v}_k\|^2$ ,  $P_c = \|\mathbf{v}_c\|^2$ 으로 정의하고  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, s_c]^T$ ,  $E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] = \mathbf{I}$ ,  $P_1 + P_2 + P_c \leq P$ 을 가정하여 각 신호의 전력의 합이 총 전송 전력  $P$ 보다 작다고 제약을 둔다. 사용자- $k$ 의 수신 신호는

$$y_k = \mathbf{h}_k^H \mathbf{x} + n_k, k = 1, 2 \quad (2)$$

으로,  $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N_i \times 1}$ 는 기지국과 사용자- $k$ 간의 채널,  $n_k \sim CN(0, 1)$ 은 가우시안 잡음을 의미하며, 채널은 항상  $\|\mathbf{h}_1\| \geq \|\mathbf{h}_2\|$ 을 만족한다고 가정한다.

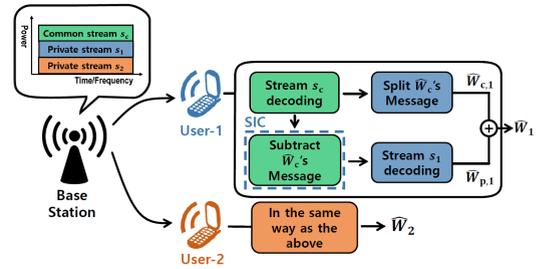


그림 1. 사용자가 2명인 경우 RSMA의 시스템 구조  
Fig. 1. System structure of RSMA in two-user scenario

그림 1과 같이 사용자- $k$ 에서 가장 먼저 공유 스트림을 복호화하고 그 중 자신에게 해당하는 메시지를 얻는다. 이때 모든 개인 스트림에 의한 간섭은 잡음으로 처리된다. 이후 공유 스트림으로 인한 간섭은 순차적 간섭제거 기법을 통해 제거되므로<sup>[3]</sup>, 사용자- $k$ 가 개인 스트림을 복호화 할 때에는 사용자- $j$  ( $j \neq k$ )의 개인 스트림에 대한 간섭만 존재한다. 공유 스트림과 개인 스트림을 모두 복호화한 후 최종적으로 사용자가 원하는 메시지가 얻어진다. 공유 스트림의 전송률  $R_c$ 와 개인 스트림의 전송률  $R_k$ 는 다음과 같다.

$$R_c = \min(R_{c1}, R_{c2}) \quad (3)$$

$$R_k = \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k|^2}{1 + |\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_j|^2} \right), j \neq k \quad (4)$$

## III. 제안하는 합-전송률 최적화 기법

본 논문에서는 합-전송률  $R_s = R_1 + R_2 + R_c$  최대화를 목적으로 제로포싱 빔포밍을 적용한 RSMA를 고려한다. 이때 제로포싱을 개인 스트림에 적용하여  $|\mathbf{h}_1^H \mathbf{v}_2| = 0$ ,  $|\mathbf{h}_2^H \mathbf{v}_1| = 0$ 으로 서로 다른 개인 스트림으로 인한 간섭은 모두 제거한다<sup>[14]</sup>. 그리고 해당 채널과 개인 스트림의 프리코딩 간의 내적의 값은  $|\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k|^2 = \|\mathbf{h}_k\|^2 \rho P_k$ ,  $\rho = 1 - |\mathbf{h}_1^H \mathbf{h}_2|^2 / (\|\mathbf{h}_1\|^2 \|\mathbf{h}_2\|^2)$ 으로 유도된다. 이때  $\rho$ 은 0과 1 사이의 값을 가지는 파라미터로, 0에 가까울수록 두 채널 벡터의 방향이 일치하고 1에 가까울수록 서로 직교함을 나타낸다. 제로포싱을 적용함으로써 개인 스트림의 프리코딩 벡터의 방향은 고정되므로 이 장에서는 합-전송률 최대화를 위해 공유 스트림의 프리코딩 벡터와 각 스트림의 전력의 최적화 기법을 제안한다.

합-전송률 최대화는 다음과 같은 순서로 진행된다. 우선 공유 스트림에 할당되는 전력  $P_c$ 와 개인 스트림에 할당되는 전력  $P_p = P_1 + P_2$ 이 정해져있다고 가정하고, 공유 스트림의 전송률  $R_c$ 을 최대화하는 프리코딩 벡터  $\mathbf{v}_c$ 와 개인 스트림의 전송률의 합  $R_1 + R_2$ 을 최대화하는  $P_1, P_2$ 을 구한다. 이후  $P_c$ 와  $P_p$ 가  $t$ 의 비율로 전체 전력을 할당받아 각각  $(1-t)P$ 와  $tP$ 의 값을 가진다고 가정하여 합-전송률을 최대화하는 전력할당 비율  $t$ 을 최종적으로 찾는다( $0 \leq t \leq 1$ ).

### 3.1 공유 스트림의 전송률 최대화

(P1)은 공유 스트림의 프리코딩 벡터  $\mathbf{v}_c$ 의 최적화를 통한 공유 스트림의 전송률  $R_c$ 을 최대화 문제이며, 각 변수는  $\tilde{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k / \gamma_k, \gamma_k^2 = 1 + \|\mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k\|^2$ 이다.

$$(P1): \max_{\mathbf{v}_c} \min(\tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{v}_c \mathbf{v}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{v}_c \mathbf{v}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2) \\ \text{s.t.} \quad \|\mathbf{v}_c\|^2 = P_c$$

(P1)에서  $\mathbf{f}_c = \mathbf{v}_c / \sqrt{P_c}$ 으로 치환하고 epigraph form으로 표현하면 (P2)으로 변환할 수 있다.

$$(P2): \min_{x, \mathbf{f}_c} -x \\ \text{s.t.} \quad x - \tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1 \leq 0 \\ x - \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2 \leq 0 \\ \|\mathbf{f}_c\|^2 = 1$$

이때 주어진 최적화 문제의 제약 함수(Constraint function)가 convex 함수가 아니므로 문제 (P2)는 convex 문제가 아니다<sup>15)</sup>. 이를 해결하는 방안으로 [13]에서는 KKT 조건을 적용한 최적화 기법을 제안하였으나 KKT 조건을 non-convex 문제에 적용할 경우 이론적으로 최적의 해를 도출해 낸다는 보장이 없다<sup>15)</sup>. KKT 조건 적용 기법을 통해 유도한 준 최적 해는  $\tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1 = \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2$ 을 항상 만족해야하며 이로 인한 성능 저하가 발생한다.  $\tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2$ 의 크기가 다르고 두 채널의 방향이 일치하는 경우 즉,  $\tilde{\mathbf{h}}_1 = \alpha \tilde{\mathbf{h}}_2, \alpha \neq 1$ 인 경우에서  $\mathbf{f}_c$ 가  $\tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2$ 와 같은 방향을 가져야 전송률이 최대화된다. 하지만 이럴 경우  $\tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1$ 와  $\tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2$ 가 같은 값을 가지지 않는다. 따라서 KKT 조건 적용 기법을 통해 얻은 해는  $\tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1 = \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2$ 을 만족하기 위해 두 채널이 일치할수록 오히려  $\mathbf{f}_c$ 가 채널과 수직한

값을 가지게 하여  $\tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2$  값이 0에 수렴하게 만든다. 따라서 두 채널의 방향이 일치할수록  $R_c$ 가 0에 수렴하게 되는 성능 열화가 발생한다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 근본적으로 해결하기 위하여 non-convex 문제를 convex 문제로 완화해주는 대표적인 기법인 SDR의 적용을 제안한다<sup>16)</sup>. 먼저  $\mathbf{A} = \tilde{\mathbf{h}}_1 \tilde{\mathbf{h}}_1^H, \mathbf{B} = \tilde{\mathbf{h}}_2 \tilde{\mathbf{h}}_2^H, \mathbf{F} = \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H$ 으로 변수를 치환함으로써 (P2)의 제약 함수에서의 quadratic form을

$$\tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1 = \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_1 \tilde{\mathbf{h}}_1^H \mathbf{f}_c = \mathbf{f}_c^H \mathbf{A} \mathbf{f}_c = \text{tr}(\mathbf{A} \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H) = \text{tr}(\mathbf{A} \mathbf{F}) \\ \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2 = \mathbf{f}_c^H \tilde{\mathbf{h}}_2 \tilde{\mathbf{h}}_2^H \mathbf{f}_c = \mathbf{f}_c^H \mathbf{B} \mathbf{f}_c = \text{tr}(\mathbf{B} \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H) = \text{tr}(\mathbf{B} \mathbf{F})$$

와 같이 변형할 수 있으며 치환 과정에서 제약 조건  $\text{rank}(\mathbf{F}) = 1, \mathbf{F} \geq 0$ 이 추가된다. 이때 SDR 기법을 적용하여 non-convex인 제약 조건  $\text{rank}(\mathbf{F}) = 1$ 을 제거하면 convex 문제인 (P3)으로 바꿀 수 있다.

$$(P3): \min_{x, \mathbf{F}} -x \\ \text{s.t.} \quad x - \text{tr}(\mathbf{A} \mathbf{F}) \leq 0 \\ x - \text{tr}(\mathbf{B} \mathbf{F}) \leq 0 \\ \mathbf{F} \geq 0 \\ \text{tr}(\mathbf{F}) = 1$$

변환된 convex 문제는 CVX 프로그램을 통해 간단하게 풀 수 있다<sup>17)</sup>. 하지만 SDR을 적용하여 구한 최적해  $\mathbf{F}$ 는 기존에 존재했던 제약 조건인  $\text{rank}(\mathbf{F}) = 1$ 을 만족한다는 보장이 없다. 따라서  $\text{rank}(\mathbf{F}) = 1$ 를 만족하는 해를 구하기 위해 추가적인 단계가 필요하다. 우선 positive semidefinite(PSD) 행렬인  $\mathbf{F}$ 을  $\mathbf{F} = \mathbf{U} \mathbf{V} \mathbf{U}^H$ 으로 고유값 분해(Eigenvalue decomposition)한다<sup>18)</sup>. 그리고 충분히 많은 랜덤 벡터  $\mathbf{r} \in \mathcal{CN}(0, \mathbf{I}_{N_c})$ 을 생성하여, 생성된  $\mathbf{r}$ 을 통해 얻은  $\mathbf{f}_c = \mathbf{U} \mathbf{V}^{1/2} \mathbf{r}$  중 가장 성능이 좋은  $\mathbf{f}_c$ 을 해로 선택한다. 충분히 많은 랜덤 벡터를 생성할 경우 무작위 추출 방식으로 얻은 해는 SDR 적용 이전의 문제 (P2)의 최적 해로 근사한다<sup>16)</sup>.

### 3.2 개인 스트림의 전송률 최대화

$P_1, P_2$ 의 전력 분배를 통한 개인 스트림의 전송률의 합 최대화 문제는 아래와 같다.

$$(P4): \max_{P_1, P_2} \sum_{k=1,2} \log_2(1 + \|\tilde{\mathbf{h}}_k\|^2 \rho P_k) \\ \text{s.t.} \quad P_1, P_2 \geq 0 \\ P_1 + P_2 = P_p$$

(P4)는 convex 문제 중 water-filling 문제로 KKT 조건을 통해 다음과 같은 해를 구할 수 있다<sup>15)</sup>.

$$P_1 = \max\left(\frac{1}{\nu} - \frac{1}{\|\mathbf{h}_1\|^2 \rho}, 0\right) \quad (5)$$

$$P_2 = \max\left(\frac{1}{\nu} - \frac{1}{\|\mathbf{h}_2\|^2 \rho}, 0\right) \quad (6)$$

일반적인 water-filling 문제의 경우 이분법 (Bisection)을 사용하여  $P_1 + P_2 = P_p$ 을 만족하는  $\nu$ 을 찾는다. 하지만 아직 최적의 전력할당 비율  $t$ 의 값이 유도되지 않았으므로  $P_p = tP$  값 역시 알 수 없다. 따라서 추가적인 경우를 나누고 각 경우에 따른 최적의  $t$ 을 구한다. 최종적으로 각 경우에서의 합-전송률을 비교하여 합-전송률을 최대화하는 해를 최종적으로 찾는다.

### 3.3 합-전송률 최대화

#### Case 1: $P_1 > 0, P_2 > 0$ 인 경우

$R_{c1} \geq R_{c2}$ 인 경우를 고려했을 때 합-전송률은  $R_s = R_{c2} + R_1 + R_2 = \log_2(\gamma_1^2) + \log_2(\gamma_2^2 + \|\mathbf{h}_2^H \mathbf{v}_c\|^2)$ 으로 표현된다( $R_{c1} < R_{c2}$ 인 경우,  $R_s = \log_2(\gamma_2^2) + \log_2(\gamma_1^2 + \|\mathbf{h}_1^H \mathbf{v}_c\|^2)$ ).  $P_1 > 0, P_2 > 0$ 인 경우 최적의  $\mathbf{f}_c$ 는  $t$ 에 대한 함수가 아니며 기존의 논문에서 증명되었고<sup>13)</sup>,  $R_s$ 는

$$R_s = \log_2(ac + (ad + bc)t + bdt^2) \quad (7)$$

으로  $t$ 에 대한 함수로 나타낼 수 있고, 변수들은  $\mathbf{h}_a = \mathbf{h}_1$ ,  $\mathbf{h}_b = \mathbf{h}_2$ ( $R_{c1} < R_{c2}$ 인 경우,  $\mathbf{h}_a = \mathbf{h}_2$ ,  $\mathbf{h}_b = \mathbf{h}_1$ ),  $\Gamma = \frac{1}{\rho} \left( \frac{1}{\|\mathbf{h}_b\|} - \frac{1}{\|\mathbf{h}_a\|} \right)$ ,  $a = 1 + (\Gamma/P)b$ ,  $b = \|\mathbf{h}_a\|^2 \rho P/2$ ,  $c = 1 - (\Gamma/P)d + \|\mathbf{h}_b^H \mathbf{f}_c\|^2 (P - \Gamma)$ ,  $d = \|\mathbf{h}_b\|^2 \rho P/2 - \|\mathbf{h}_b^H \mathbf{f}_c\|^2 P$ 이다.  $bd$ 가 음수인 경우  $R_s$ 는  $t$ 에 대해서 concave 함수이므로  $\partial R_s / \partial t = 0$ 을 만족하는  $t$ 가 최적의  $t$ 이고,  $bd$ 가 양수일 때 최적의  $t$ 는 0 또는 1이다. 따라서 최적의  $t$ 는 식 (8)과 같다.

$$t = \begin{cases} \max(\min(-\frac{a}{2b} - \frac{c}{2d}, 1), 0), & bd < 0 \\ 0 \text{ 또는 } 1, & bd \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

만약 유도한  $t$ 을 적용하여  $P_1 + P_2 = P_p$ 을 만족하는  $\nu_1$ 을 구했을 때  $P_1 > 0$ ,  $P_2 > 0$ 라는 기존의 가정을 만족하지 못하면 case 1은 고려되지 않는다.

#### Case 2: $P_1 = tP, P_2 = 0$ 인 경우

Case 2에서 최적의  $\mathbf{f}_c$ 은 case 1에서와 달리  $t$ 에 대한 함수이므로 case 1에서처럼 간단히 해를 구할 수 없다. 이러한 이유로 논문 [13]에서는 전 영역 탐색 방법을 사용하여 case 2에서 합-전송률  $R_s$ 을 최대화하는 해를 구했다. 하지만 전 영역 탐색 방법을 사용할 경우  $0 \leq t \leq 1$  범위 내의 모든  $t$ 에 대한  $R_s$ 을 계산하여야 하므로 많은 계산량이 요구된다.

따라서 본 논문에서는 최적의 상황에서  $R_c = \min(R_{c1}, R_{c2})$ 가 가질 수 있는 세 가지 경우를 추가로 가정하여 각 경우에서의  $R_s$ 을  $t$ 의 함수로 나타낸다. 이를 기반으로 하여 최적화한 후 3가지 경우에서의 결과 비교를 통해 최적화를 수행하여 case 2에서의 최적 해를 얻는다. case 2에서  $R_{c1}$ ,  $R_{c2}$ ,  $R_1$ 는 각각

$$R_{c1} = \log_2\left(1 + \frac{\|\mathbf{h}_1^H \mathbf{f}_c\|^2 (1-t)P}{1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho t P}\right) \quad (9)$$

$$R_{c2} = \log_2(1 + \|\mathbf{h}_2^H \mathbf{f}_c\|^2 (1-t)P) \quad (10)$$

$$R_1 = \log_2(1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho t P) \quad (11)$$

으로  $t$ 와  $\mathbf{f}_c$ 에 대한 함수이다.  $R_c$ 가 가질 수 있는 3가지 경우에서의 최적화 과정은 아래에서 살펴볼 수 있다.

##### 3.3.1 $R_{c1} > R_{c2}$ 인 경우

$R_c = \min(R_{c1}, R_{c2}) = R_{c2}$ 이고,  $\mathbf{f}_c$ 는 공유 스트림의 전송률에만 영향을 끼치므로  $R_{c2}$ 을 최댓값으로 만드는  $\mathbf{f}_c$ 가 최적의  $\mathbf{f}_c$ 이다. 따라서  $\mathbf{f}_c = \mathbf{h}_2 / \|\mathbf{h}_2\|$ 이고,  $R_s$ 는 아래와 같은  $t$ 의 함수로 나타낼 수 있다.

$$R_s = R_{c2} + R_1 = \log_2(g + ft + et^2) \quad (12)$$

각 변수는  $e = -P^2 \|\mathbf{h}_1\|^2 \|\mathbf{h}_2\|^2 \rho$ ,  $g = 1 + \|\mathbf{h}_2\|^2 P$ ,  $f = P(\|\mathbf{h}_1\|^2 \rho - \|\mathbf{h}_2\|^2 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \|\mathbf{h}_2\|^2 \rho P)$ 을 나타낸다.  $e < 0$ 이면  $R_s$ 는  $t$ 에 대해서 concave 함수이므로

$\partial R_s / \partial t = 0$ 을 만족하는 해가 최적의  $t$ 이다.  $e = 0$ 인 경우는  $\rho = 0$ 일 때만 발생하므로,  $e = 0$ 이면 항상  $f < 0$ 이다. 따라서  $e = 0$ 인 경우 최적의  $t$ 는 0의 값을 가진다. 따라서 최적의  $t$ 는

$$t = \begin{cases} \max(\min(-\frac{f}{2e}, 1), 0), & e < 0 \\ 0, & e = 0 \end{cases} \quad (13)$$

이다. 유도한 최적의  $t$ 와  $\mathbf{f}_c = \mathbf{h}_2 / \|\mathbf{h}_2\|$ 을 식 (9), (10)에 대입하여 기존의 가정인  $R_{cl} > R_{c2}$ 을 만족하는지 확인한다. 만약 만족하지 않는다면  $R_{cl} > R_{c2}$ 인 경우는 case 2의 해를 선택할 때 고려하지 않는다.

### 3.3.2 $R_{cl} < R_{c2}$ 인 경우

$R_c = \min(R_{cl}, R_{c2}) = R_{cl}$ 이므로, 앞서 설명했던  $R_{cl} > R_{c2}$ 인 경우와 반대로  $R_{cl}$ 을 최댓값으로 만드는  $\mathbf{f}_c$ 가 최적의  $\mathbf{f}_c$ 이다. 따라서  $\mathbf{f}_c = \mathbf{h}_1 / \|\mathbf{h}_1\|$ 이고, 이를 합-전송률 식에 적용하면  $R_s$ 는 아래와 같은  $t$ 의 함수로 나타낼 수 있다.

$$R_s = R_{cl} + R_1 = \log_2(1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P + t \|\mathbf{h}_1\|^2 (\rho - 1) P) \quad (14)$$

이때  $0 \leq \rho \leq 1$ 이므로 항상  $\|\mathbf{h}_1\|^2 (\rho - 1) P \leq 0$ 이다. 따라서 최적의  $t$ 는 항상 0의 값을 가진다. 하지만  $t = 0$ ,  $\mathbf{f}_c = \mathbf{h}_1 / \|\mathbf{h}_1\|$ 을 통해 전송률을 구할 경우 각각의 전송률은  $R_{cl} = \log_2(1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 P)$ ,  $R_{c2} = \log_2(1 + \|\mathbf{h}_2\|^2 (1 - \rho) P)$ 으로 앞서 가정한 조건인  $\|\mathbf{h}_1\| \geq \|\mathbf{h}_2\|$ 으로 인해  $R_{cl} < R_{c2}$ 라는 가정을 항상 만족하지 못한다. 이러한 모순증명법(Contradiction)을 통해서  $R_{cl} < R_{c2}$ 인 경우에는 항상 최적의  $R_s$ 을 가질 수 없음이 증명되었으므로 case2의 최적 해를 유도함에 있어서  $R_{cl} < R_{c2}$ 인 경우는 고려하지 않는다.

### 3.3.3 $R_{cl} = R_{c2}$ 인 경우

기존의 KKT 조건 적용 기법을 통해 구한 준 최적해  $\mathbf{f}_c$ 는 항상  $R_{cl} = R_{c2}$ 을 만족시키며  $R_c$ 의 값을 최대화한다<sup>[13]</sup>. 따라서 KKT 조건을 통해 유도된  $\mathbf{f}_c$ 를 적용하면 전송률을  $t$ 의 함수로 나타낼 수 있고 이를 통해 최적의  $t$ 를 찾는다. KKT 조건 적용 기법으로 구한  $\mathbf{f}_c$ 와 이를 적용했을 때  $R_c$ 은 아래의 식과 같다<sup>[13]</sup>.

$$\mathbf{f}_c = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} (\mu_1 \tilde{\mathbf{h}}_1 + \mu_2 \tilde{\mathbf{h}}_2 e^{-j\angle \alpha_{12}}) \quad (15)$$

$$\lambda = \frac{\alpha_{11} \alpha_{22} - |\alpha_{12}|^2}{\alpha_{11} + \alpha_{22} - 2|\alpha_{12}|} \quad (16)$$

$$\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{\alpha_{11} + \alpha_{22} - 2|\alpha_{12}|} \begin{bmatrix} \alpha_{22} - |\alpha_{12}| \\ \alpha_{11} - |\alpha_{12}| \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$R_c = R_{cl} = R_{c2} = \log_2(1 + \frac{\alpha_{11} \alpha_{22} - |\alpha_{12}|^2}{\alpha_{11} + \alpha_{22} - 2|\alpha_{12}|} (1-t) P) \quad (18)$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{12}^* & \alpha_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_1^H \\ \tilde{\mathbf{h}}_2^H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_1 & \tilde{\mathbf{h}}_2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

각 변수들은  $\tilde{\mathbf{h}}_1 = \mathbf{h}_1 / \sqrt{1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho t P}$ ,  $\tilde{\mathbf{h}}_2 = \mathbf{h}_2$ 이고  $\alpha_{12}^*$ 는  $\alpha_{12}$ 의 켈레 복소수를 의미한다. 간단한 함수의 형태를 위해  $k = 1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho t P$ 으로 치환하면 전송률  $R_1$ ,  $R_c$ ,  $R_s$ 은 아래와 같은  $k$ 의 함수로 나타낼 수 있다.

$$R_1 = \log_2(k) \quad (20)$$

$$R_c = \log_2(1 + \frac{\|\mathbf{h}_2\|^2 (\|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P + 1 - k)}{\|\mathbf{h}_1\|^2 + k \|\mathbf{h}_2\|^2 - 2\sqrt{k} \|\mathbf{h}_1\| \|\mathbf{h}_2\| \sqrt{1 - \rho}})$$

$$R_s = R_{cl} + R_1 = \log_2(k + \frac{k \|\mathbf{h}_2\|^2 (\|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P + 1 - k)}{\|\mathbf{h}_1\|^2 + k \|\mathbf{h}_2\|^2 - 2\sqrt{k} \|\mathbf{h}_1\| \|\mathbf{h}_2\| \sqrt{1 - \rho}})$$

$$= \log_2(H(k)) \quad (21)$$

$$H(k) = k + \frac{k \|\mathbf{h}_2\|^2 (\|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P + 1 - k)}{\|\mathbf{h}_1\|^2 + k \|\mathbf{h}_2\|^2 - 2\sqrt{k} \|\mathbf{h}_1\| \|\mathbf{h}_2\| \sqrt{1 - \rho}}$$

$$1 \leq k \leq 1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P \quad (22)$$

위의 식을 통해 합-전송률은  $H(k)$ 가 최댓값을 가질 때 합-전송률 최댓값을 가짐을 알 수 있다. 이때  $H(k)$ 가 quasi-concave 함수이므로 이분법을 통해 최적화가 가능하다<sup>[15]</sup>. 이후 유도된 최적의  $k$ 을 통해 최적의  $t$ 을 얻을 수 있다.

**정리 1:** Quasi-concave 함수의 정의에 의해  $H(k)$ 의 superlevel set  $S_\alpha = \{k \in \text{dom} H \mid H(k) \geq \alpha\}$ 이 convex set이면,  $H(k)$ 는 quasi-concave 함수이다<sup>[15]</sup>.

이때  $S_\alpha$ 는 항상 convex set이므로  $H(k)$ 는 quasi-concave 함수이다.

증명: 부록. A 참조

$R_{c1} > R_{c2}$ 와  $R_{c1} = R_{c2}$ 인 두 가지 경우에서 구한 최적 해의 결과값 비교를 통해 더 큰 합-전송률을 달성하는 경우를 case 2에서의 해로 선택한다.

**Case 3:  $P_1 = 0, P_2 = tP$ 인 경우**

앞서 가정된 채널 조건인  $\|h_1\| \geq \|h_2\|$ 으로 인해 채널이 더 좋지 않은 사용자의 개인 스트림에 전력을 모두 할당하게 되는 경우이다. 이는 더 좋은 채널을 가지는 사용자의 개인 스트림에 전력을 모두 할당하는 경우(case 2)보다 항상 낮은 합-전송률을 가지게 되므로 최적 해를 유도할 때 고려하지 않는다.

따라서 최종적으로 case 1과 case 2에서의 최적화된 합-전송률 비교를 통해 더 나은 합-전송률을 가지는 경우에서의 해를 최종 해로 선택한다.

**IV. 모의실험 결과**

제한한 최적화 방식 기반 RSMA의 합-전송률 성능, KKT 조건 적용 기법의 문제점 그리고 기존 다중접속 기술과의 성능 비교를 보이기 위해 두 가지의 채널 상황을 고려하여 모의실험을 진행한다. 두 경우 모두 기지국의 안테나 수  $N_t = 2$ 인 상황을 고려하였다.

첫 번째로  $h_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}[1, 1]^H, h_2 = \frac{\gamma}{\sqrt{2}}[1, e^{i\theta}]^H$ 로 채널이 고정된 경우를 가정한다. 사용자-1의 SNR이 10dB, 사용자 채널 간의 크기 차이  $\gamma_{dB} = 20\log_{10}(\gamma) = -5dB$  일 때,  $\rho$ 의 변화에 따른 합-전송률을 그림 2를 통해 볼 수 있다. 앞서 언급했듯이  $\rho$ 는 0에 가까울수록 두 채널의 방향이 일치하고 1에 가까울수록 서로 직교함을 의미한다.

RSMA는 표 1에서처럼 스트림에 전력이 할당될 경우 SDMA, NOMA, OMA, multicasting처럼 동작 가능한 4가지 기술을 포괄하는 기법이다. 따라서 모의 실험에서는 KKT 조건 기반 기법을 적용했을 때 RSMA의 합-전송률뿐만 아니라 RSMA이 SDMA, NOMA, OMA, multicasting으로 동작했을 때의 합-전송률을 추가로 비교하여 성능을 분석하였다. 이때 제로포싱 빔포밍 기반 RSMA가 OMA처럼 동작하는 경우는 모든 전력을 사용자-1의 개인 스트림에 할당하여 단 하나의 스트림만 송신하면서, 존재하지 않는 다

표 1. 다중접속기술에 따른 각 스트림의 전력할당  
Table 1. Power assigned to each stream according to different multiple access schemes

Multiple Access	$s_1$	$s_2$	$s_c$
RSMA	$P_1$	$P_2$	$P_c$
NOMA	$P_1$	0	$P_c$
SDMA	$P_1$	$P_1$	0
OMA	$P_1$	0	0
Multicasting	0	0	$P_c$

른 신호의 간섭제거를 위해 제로포싱을 적용하여 성능을 저하하는 비효율적 방식이다. 따라서 적절한 비교를 위해 OMA 방식 중 서로 다른 시간 자원을 사용자들에게 할당하여 신호를 송신하는 시분할 다중접속 기술(Time-division multiple access, TDMA)의 합-전송률을 추가로 비교하였다. 이때 채널과 프리코딩 벡터는 동일한 방향을 가지고 두 사용자에게 공정성(Fairness)을 위해 같은 시간 자원을 할당했다.

그림 2를 통해 앞서 언급한 바와 같이  $\rho$ 가 0에 근접할 때 KKT 조건 적용 기법의 합-전송률은 0에 수렴하는 낮은 성능을 가짐을 알 수 있다. 반면 본 논문에서 제시한 최적화 기법은  $\rho$ 와 상관없이 높은 전송률을 가진다. 이를 통해 KKT 조건 적용 기법이 가지는 성능 열화 문제가 제시한 SDR을 적용한 제안한 기법을 통해 개선되었고 제안한 방식을 통해 채널 환경과 상관없이 최적에 근접한 해를 유도할 수 있음을 확인하였다.

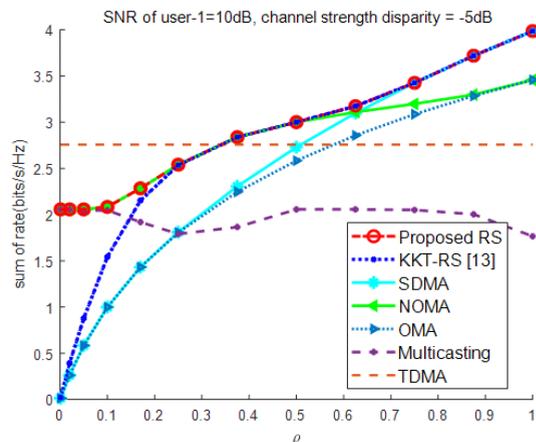


그림 2.  $\rho$ 에 따른 RSMA와 다른 기술의 합-전송률 성능 비교  
Fig. 2. The sum-rate performance comparison of proposed RS and different strategies versus  $\rho$

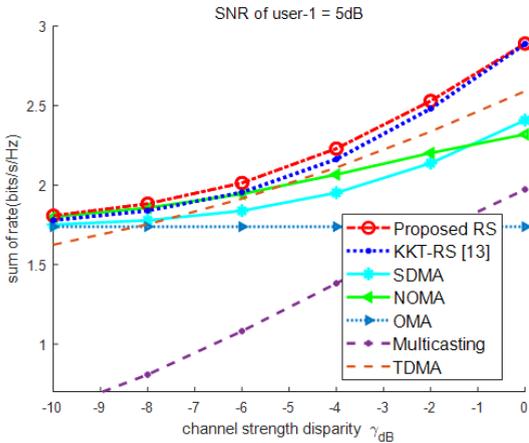


그림 3. 사용자 채널 간의 크기 차이에 따른 RSMA와 다른 기술의 합-전송률 성능 비교  
 Fig. 3. The sum-rate performance comparison of proposed RS and different strategies versus channel strength disparity

두 번째로 실제 환경에서의 성능 분석을 위해 각 채널이  $\mathbf{h}_1 \sim CM(0,1)$ ,  $\mathbf{h}_2 \sim CM(0,\lambda)$  인 레일리 (Rayleigh) 페이딩 채널을 고려하여 모의실험을 진행하였다. 그림 3은 사용자-1의 SNR이 5dB인 경우,  $\gamma_{dB}$ 의 변화에 따른 합-전송률을 나타낸다.  $\gamma_{dB}$ 은 두 사용자 채널 간의 크기 차이를 나타내며 0에 가까울수록 두 사용자의 채널 크기가 일치함을 의미한다.

앞서 그림 2를 통해 제안된 최적화 기법을 사용할 경우 상황과 관계없이 항상 최적에 근사한 해가 유도됨을 확인하였다. 따라서 채널이 랜덤하게 생성되는 레일리 페이딩 채널에서도 제안된 RSMA의 합-전송률이 KKT 조건 적용 방식을 사용했을 때보다 항상 높은 합-전송률을 가지리라는 것이 유추 가능하며 이는 그림 3을 통해 확인할 수 있다.

또한, 그림 2, 3을 통해 RSMA가 특정 채널 상황에서 기존의 다른 다중접속기술처럼 동작하며 더 나은 합-전송률 성능을 보임을 확인할 수 있다. 이러한 점에서 RSMA이 다른 기법을 포괄하며, 더 높은 성능을 보이는 다중접속기술임을 확인할 수 있다.

### V. 결론

본 논문에서는 RSMA의 합 전송률을 최대화를 위한 제로포싱 기반 프리코딩 벡터 설계 및 전력할당 최적화에 대해 연구하였다. 높은 복잡도를 가지는 최적화 문제를 간단하게 풀기위해 최적의 해가 존재 가능한 모든 상황에서 합-전송률 최적화를 고려하는 저 복잡도 알고리즘을 제안하였다. 각 경우에서 합-전송률

을 전력할당 비율  $t$ 의 함수로 나타내어 경우에 따른 해를 간단히 유도하였고 이를 기반으로 최적해 해를 도출했다. 제안한 알고리즘을 통해 해를 찾을 경우 항상 최적에 근접한 값을 유도함이 보장된다. 모의실험 결과를 통해 제안된 최적화 기법을 사용하여 RSMA의 합-전송률을 최적화 할 경우 기존에 제안되었던 KKT 조건 기반 최적화 기법을 적용할 때보다 성능이 개선됨을 확인하였다. 또한, 기존의 다중접속기술과의 합-전송률 비교를 통해 RSMA가 기존의 다중접속기술을 포괄하며 우수한 전송률 성능을 가지는 기술임을 확인하였다.

### 부 록 A

Quasi-concave 함수의 정의에 의해  $H(k)$ 의 superlevel set  $S_\alpha = \{k \in \text{dom } H \mid H(k) \geq \alpha\}$ 이 convex set일 경우,  $H(k)$ 는 quasi-concave 함수이다 [15].  $H(k)$ 는 아래의 식과 같다.

$$H(k) = k + \frac{f(k)}{g(k)} \tag{23}$$

$$f(k) = k\|\mathbf{h}_2\|^2 (\|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P + 1 - k) \tag{24}$$

$$g(k) = \|\mathbf{h}_1\|^2 + k\|\mathbf{h}_2\|^2 - 2\sqrt{k}\|\mathbf{h}_1\|\|\mathbf{h}_2\|\sqrt{1-\rho} \\ = (\mathbf{h}_1 - \sqrt{k}\mathbf{h}_2)^H (\mathbf{h}_1 - \sqrt{k}\mathbf{h}_2) \tag{25}$$

$$S = \{k \in \text{dom } H\} \\ = \{k \mid 1 \leq k \leq 1 + \|\mathbf{h}_1\|^2 \rho P\} \tag{26}$$

$S$ 는 함수  $H$ 의 영역(Domain)으로 convex set이다. 이때,  $g(k) \geq 0$ 이므로  $H(k) \geq \alpha$ 는

$$kg(k) + f(k) - \alpha g(k) \geq 0 \tag{27}$$

으로 전개할 수 있다.  $f(k)$ ,  $g(k)$  그리고  $kg(k) + f(k)$ 의 이계도함수는

$$\nabla_k^2 f(k) = -2\|\mathbf{h}_2\|^2 \leq 0 \tag{28}$$

$$\nabla_k^2 g(k) = k^{-3/2}\|\mathbf{h}_1\|\|\mathbf{h}_2\|\sqrt{1-\rho} \geq 0 \tag{29}$$

$$\nabla_k^2 kg(k) + f(k) \\ = -3k^{-1/2}\|\mathbf{h}_1\|\|\mathbf{h}_2\|\sqrt{1-\rho} \leq 0 \tag{30}$$

이므로  $f(k)$ 와  $kg(k) + f(k)$ 는 concave 함수 그리고  $g(k)$ 는 convex 함수라는 것을 알 수 있다.

$\alpha \geq 0$ 일 때,  $j(k) = kg(k) + f(k) - \alpha g(k)$ 는 concave 함수의 합이므로 concave 함수이다. 따라서  $\alpha \geq 0$ 이면  $j(k)$ 의 0-superlevel set  $S_0 = \{k \in \text{dom} H \mid j(k) \geq 0\}$ 은 convex set이고,  $S_\alpha$  역시 convex set이다.

$k \in S$ 이면 항상  $H(k) \geq 0$ 을 만족한다. 따라서  $\alpha < 0$ 인 경우  $S_\alpha$ 는  $S$ 와 일치하고,  $S$ 가 convex set이므로  $S_\alpha$ 는 convex set이다.

따라서 모든  $\alpha$ 에 대해서  $S_\alpha$ 가 항상 convex set이고  $H(k)$ 는 quasi-concave 함수이다.

### References

[1] J. H. Jahng and S. K. Park, "Mobile traffic trends," *Electron. and Telecommun. Trends*, vol. 34, no. 3, pp. 106-113, Jun. 2019.

[2] B. Clerckx, H. Joudeh, C. Hao, M. Dai, and B. Rassouli, "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.

[3] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of Wireless Communication*, Cambridge Univ. Press, 2005.

[4] S. M. R. Islam, N. Avazov, O. A. Dobre, and K. Kwak, "Power-domain non-orthogonal multiple access (NOMA) in 5G systems: Potentials and challenges," *IEEE Commun. Surv. & Tuts.*, vol. 19, no. 2, pp. 721-742, Secondquarter 2017.

[5] Y. Mao, B. Clerckx, and V. O. K. Li, "Rate-splitting multiple access for downlink communication systems: bridging, generalizing and outperforming SDMA and NOMA," *EURASIP J. Wireless Commun. and Netw.*, vol. 2018, no. 1, May 2018.

[6] Y. Mao, B. Clerckx, and V. O. Li, "Energy efficiency of rate-splitting multiple access, and performance benefits over SDMA and NOMA," in *Proc. 2018 15th ISWCS*, pp. 1-5, Lisbon, Portugal, Aug. 2018.

[7] Y. Mao, B. Clerckx, and V. O. K. Li,

"Rate-splitting for multi-antenna non-orthogonal unicast and multicast transmission: Spectral and energy efficiency analysis," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 67, no. 12, pp. 8754-8770, Dec. 2019.

[8] C. Hao, Y. Wu, and B. Clerckx, "Rate analysis of two-receiver MISO broadcast channel with finite rate feedback: A rate-splitting approach," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 63, no. 9, pp. 3232-3246, Sep. 2015.

[9] M. Dai, B. Clerckx, D. Gesbert, and G. Caire, "A rate splitting strategy for massive MIMO with imperfect CSIT," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 15, no. 7, pp. 4611-4624, Jul. 2016.

[10] H. Joudeh and B. Clerckx, "Robust transmission in downlink multiuser MISO systems: A rate-splitting approach," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 64, no. 23, pp. 6227-6242, Dec. 2016.

[11] H. Joudeh and B. Clerckx, "Sum-rate maximization for linearly precoded downlink multiuser MISO systems with partial CSIT: A rate-splitting approach," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 64, no. 11, pp. 4847-4861, Nov. 2016.

[12] H. Joudeh and B. Clerckx, "Rate-splitting for max-min fair multigroup multicast beamforming in overloaded systems," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 16, no. 11, pp. 7276-7289, Nov. 2017.

[13] B. Clerckx, Y. Mao, R. Schober, and H. V. Poor, "Rate-splitting unifying SDMA, OMA, NOMA, and multicasting in MISO broadcast channel: A simple two-user rate analysis," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 9, no. 3, pp. 349-353, Mar. 2020.

[14] T. Yoo and A. Goldsmith, "On the optimality of multi-antenna broadcast scheduling using zero-forcing beamforming," *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, vol. 24, no. 3, pp. 528-541, Mar. 2006.

[15] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, Cambridge Univ. Press, 2004.

[16] Z.-Q. Luo, W.-K. Ma, M.-C. So, Y. Ye, and

S. Zhang, "Semidefinite relaxation of quadratic optimization problems," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 27, no. 3, pp. 20-34, May 2010.

[17] M. Grant, S. Boyd, and Y. Ye, *CVX: Matlab software for disciplined convex programming* (2013), Retrieved May, 20, 2020, from <http://cvxr.com/cvx/>.

[18] D. C. Lay, *Linear Algebra and its applications*, 4th Ed., Addison Wesley, 2012.

하 노 겹 (Nohgyeom Ha)



2019년 8월 : 부산대학교 전자공학과 학사

2019년 9월~현재 : 부산대학교 전기전자공학과 석박통합과정 <관심분야> 통신공학, 머신러닝 응용

[ORCID:0000-0003-4827-6877]

안 지 혜 (Jihye An)



2019년 8월 : 부산대학교 전자공학과 학사

2019년 9월~현재 : 부산대학교 전기전자공학과 석박통합과정

<관심분야> 통신공학, 최적화 이론

[ORCID:0000-0003-4024-2613]

신 원 재 (Wonjae Shin)



2005년 2월 : 한국과학기술원 전자공학 학사

2007년 8월 : 한국과학기술원 전자공학 석사

2007년 8월~2013년 10월 : 삼성 전자 종합기술원 전문연구원

2013년 11월~2014년 2월 : 삼성 전자 DMC연구소 책임연구원

2017년 8월 : 서울대학교 전기·정보공학부 공학박사

2017년 9월~2018년 2월 : Princeton 대학교 박사후연구원

2018년 3월~현재 : 부산대학교 전자공학과 조교수

<관심분야> 차세대 이동통신 시스템, 머신러닝 및 빅데이터 신호처리

[ORCID:0000-0001-6513-1237]