

저궤도 위성 RSMA 시스템에서 머신러닝 기반 전력 분배 기법

강민정, 이정훈

한국외국어대학교 전자공학과 및 응용통신연구센터

{love_minmin926, tantheta}@hufs.ac.kr

Machine Learning-Based Power Allocation for RSMA in LEO satellite Systems

Minjeong Kang and Jung Hoon Lee

Department of Electronics Engineering and Applied Communications Research Center,
Hankuk University of Foreign Studies

요약

최근 넓은 서비스 커버리지와 저지연 특성으로 인해 저궤도(low earth orbit, LEO) 위성 통신이 주목받고 있다. 한편, 전송률 분할 다중접속기술(rate-splitting multiple access, RSMA) 기법은 공유 메시지와 개인 메시지를 병렬로 전송하여 전송 효율을 향상시키는 기술이다. 따라서 본 논문에서는 RSMA 기법이 적용된 LEO 위성 통신 시스템에서 심층 신경망(deep neural network, DNN) 구조를 활용한 머신러닝 기반 전력 분배 기법을 제안한다.

I. 본론

본 논문에서는 N_t 개의 uniform planar array (UPA) 안테나를 장착한 하나의 저궤도 위성이, 각각 하나의 안테나를 갖는 두 명의 사용자에게 RSMA 기법을 통해 동시에 서비스를 제공하는 시스템을 고려한다. 이때, 송신 신호는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{x} = \sqrt{\lambda_c} \mathbf{P} \mathbf{w}_c s_c + \sqrt{\lambda_1} \mathbf{P} \mathbf{w}_1 s_1 + \sqrt{\lambda_2} \mathbf{P} \mathbf{w}_2 s_2, \quad (1)$$

여기서 $\lambda_c, \lambda_1, \lambda_2$ 는 각각 공유 전력 분배 계수와 두 사용자에게 할당된 전력 분배 계수를 나타내며, $\lambda_c + \lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 을 만족한다. 또한 $\mathbf{w}_c \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 과 $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2 \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 는 각각 공유 프리코딩 벡터와 두 사용자에게 할당된 개인 프리코딩 벡터를 의미한다. 개인 프리코딩 벡터는 maximum ratio transmission (MRT) 기반으로 설계되며, 공유 프리코딩 벡터는 두 사용자 채널 벡터의 정규화된 합으로 정의된다. 또한 s_c, s_1, s_2 는 각각 공유 메시지와 두 사용자에게 할당된 개인 메시지를 의미한다. 이때, 위성으로부터 전송된 신호를 수신한 사용자 k 의 수신 신호는 다음과 같다.

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k^\dagger \mathbf{x} + \mathbf{n}_k, \quad k \in \{1, 2\}, \quad (2)$$

여기서 $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 는 위성과 사용자 k 사이의 채널 벡터를 의미하며, \mathbf{n}_k 는 평균이 0 이고 분산이 1 인 복소 가우시안 잡음을 나타낸다. 일반적으로 RSMA 기법에서는 각 사용자가 먼저 공통 메시지를 디코딩하고, successive interference cancellation (SIC) 기법을 이용하여 공통 신호를 제거한 후 자신의 개인 메시지를 복호한다. 따라서 사용자 k 가 공통 메시지를 디코딩할 때의 signal to interference plus noise ratio (SINR)는 다음과 같다.

$$\gamma_{(c,k)} = \lambda_c P |\mathbf{h}_k^\dagger \mathbf{w}_c|^2 / \left(\sum_{i=1}^2 \lambda_i P |\mathbf{h}_k^\dagger \mathbf{w}_i|^2 + 1 \right). \quad (3)$$

공통 신호는 모든 사용자가 복호 가능해야 하므로, 공통 전송률은 $R_c = \min \{ \log_2(1 + \gamma_{(c,1)}), \log_2(1 + \gamma_{(c,2)}) \}$ 로 표현된다. 또한 공통 신호를 제거한 후 사용자 k 의 개인 신호에 대한 SINR은 다음과 같다.

$$\gamma_{(p,k)} = \lambda_k P |\mathbf{h}_k^\dagger \mathbf{w}_k|^2 / \left(\sum_{i \neq k}^2 \lambda_i P |\mathbf{h}_k^\dagger \mathbf{w}_i|^2 + 1 \right). \quad (4)$$

따라서 시스템의 총 전송률 (sum rate)은 다음과 같다.

$$R_{\text{sum}} = R_c + \sum_{k=1}^2 \log_2(1 + \gamma_{(p,k)}). \quad (5)$$

그러나 최적의 전력 분배 계수 조합을 찾는 과정은 $\lambda_c + \lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 의 제약조건 하에서 모든 가능한 조합을 탐색해야 하므로 높은 계산 복잡도가 요구된다. 이에 본

논문에서는 각 전력 분배 계수를 $\mu (0 \leq \mu \leq 1)$ 간격으로 나누어 격자 탐색 (grid search)을 수행하였다. 따라서, 최선의 전력 분배 계수 조합은 다음과 같이 정의된다.

$$(\lambda_c^*, \lambda_1^*, \lambda_2^*) = \underset{\lambda_c, \lambda_1, \lambda_2 \in \{0, \mu, 2\mu, \dots, 1\}}{\operatorname{argmax}} R_{\text{sum}}(\lambda_c, \lambda_1, \lambda_2). \quad (6)$$

그러나 격자 탐색은 μ 가 작아질수록 탐색해야 할 조합의 수가 급격히 증가하여 계산 복잡도가 크게 상승하는 한계가 있다. 이에 본 논문에서는 DNN 을 활용하여, 신호 대 잡음비, 공통 신호 및 개인 신호에 대한 사용자별 채널 이득, 그리고 사용자 간 간섭 성분을 토대로 최선의 전력 분배 계수 조합을 예측하고자 한다.

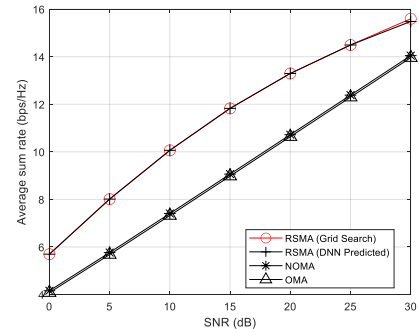


그림 1. 평균 총 전송률 ($\mu = 0.1, N_t = 16$)

그림 1 은 제안하는 기법과 격자 탐색을 통해 최선의 전력 분배 계수 조합을 찾는 기법, 그리고 기존 non-orthogonal multiple access (NOMA) 및 orthogonal multiple access (OMA) 기법을 비교한 결과를 나타낸다. 그림 1 을 통해 제안하는 기법이 반복적인 격자 탐색을 수행하지 않고도, 유사한 수준의 성능을 달성함을 확인할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임. (No. RS-2024-00348050, 3GPP 표준기반 저궤도 위성통신 단말핵심기술 개발)

참고문헌

- [1] J. Seong, J. Park, J. Lee, J. Lee, J.-B. Kim, W. Shin, and H. V. Poor, "Rate-matching framework for RSMA-enabled multibeam LEO satellite communications," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 73, pp. 1426–1443, 2025.