

NOMA 기반 다중 사용자 환경에서의 시맨틱 통신

김은수, 최완

서울대학교 전기정보공학부, 뉴미디어통신공동연구소

es3783@snu.ac.kr, wanchoi@snu.ac.kr

NOMA based Multi-User Semantic Communication

Eun Soo Kim, Wan Choi*

Department of Electrical and Computer Engineering, Seoul National University
Institute of New Media Communications, Seoul National University

요약

본 논문은 시맨틱 통신에서의 비직교 다중 접속 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 기법을 제안한다. 기존의 시맨틱 통신 시스템은 과업을 성공적으로 수행하는 것을 목표로 하기 때문에 송신 비트나 심볼의 완벽한 복원을 전제로 하는 기존 NOMA의 순차적 간섭제거 (successive interference cancellation, SIC) 기법을 적용하는 것이 어려웠다. 이를 해결하기 위해 이미지 복원 태스크에서 시맨틱 통신의 복원된 이미지를 이용하여 SIC를 수행하는 방법을 제안한다. 아울러, 기존 NOMA 기법과 달리 SIC를 상호 반복해서 수행함으로써 각 사용자의 이미지 복원 성능을 더욱 향상시킬 수 있다. 또한 모든 사용자가 동일한 JSCC 인코더 및 디코더 쌍을 사용하여 사용자 간 수신 신호의 세기가 바뀌는 상황에서도 확연한 이미지 복원 성능 향상을 얻을 수 있다. 시뮬레이션을 통해 본 논문에서 제안하는 기법이 성공적으로 사용자간 간섭을 제거하고 이미지 복원 성능을 향상시킬 수 있음을 확인했다.

I. 서론

시맨틱 통신 (semantic communication)은 특정 과업 수행을 목적으로 메시지의 의미를 송수신하는 기술이며, 대용량 데이터 처리, 빠르고 효율적인 과제 수행의 장점으로 차세대 통신 기술로 주목받고 있다.[1] 한편, 여러 사용자가 동시에 통신할 때, 주파수 사용 효율을 높이기 위해 NOMA 기법이 개발되었다. NOMA 기법은 직교 다중 접속 (orthogonal multiple access, OMA) 방식과 달리 여러 사용자가 동일한 주파수와 시간 자원을 이용하여 통신하는 방식이다. 그러나 NOMA 기법은 다른 사용자의 송신 비트를 완벽한 복원 후, 복원된 비트를 수신 신호에서 제거하는 SIC 기법을 기반으로 하기 때문에 비트나 심볼 레벨의 복원이 아닌, 과제를 성공적으로 수행하고자 하는 시맨틱 통신에 NOMA를 그대로 적용하기에는 어려움이 있다. 따라서, 본 논문에서는 이미지 복원을 목표로 하는 시맨틱 통신에서 (i) 시맨틱 통신의 결과물을 이용해 SIC를 수행하는 NOMA 기법을 제시하고, (ii) SIC를 상호 반복하여 수행함으로써 이미지 복원 성능을 더욱 향상시키는 방법을 제시한다. 또한, 각 사용자가 동일한 JSCC (joint source and channel coding) 인코더 및 디코더 쌍을 사용했기 때문에 사용자의 송신 전력 크기가 달라지더라도 SINR (signal to interference plus noise ratio) 크기를 비교해 이미지 복원 순서를 정하여 모든 사용자의 이미지를 성공적으로 복원할 수 있다.

II. 본론

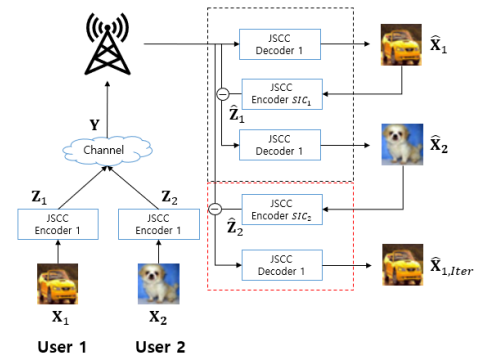


그림 1. 다중 사용자 시맨틱 통신 환경

가. 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1과 같이 두 명의 사용자가 하나의 기지국에게 동시에 서로 다른 이미지 데이터를 전송하여 기지국에서 이 이미지들을 복원하는 상향링크 상황을 고려한다. 이때, 두 명의 사용자가 동일한 주파수 자원을 사용하며 사용자 1의 신호에 대한 SINR이 사용자 2의 신호에 대한 SINR보다 크다고 가정한다.

각 사용자는 JSCC 인코더를 이용해 각자의 이미지를 feature vector로 압축한 후, 기지국으로 전송한다. 기지국은 수신한 신호를 기반으로 JSCC 디코더를 이용해 각 사용자의 이미지를 복원한다. 이때, 사용자 1의 이미지를 먼저 복원한 후, 복원된 이미지를 JSCC 인코더에 입력하여 사용자 1이 송신한 feature vector를 복원한다. 이를 수신 신호에서 제거함으로써 사용자 1의

신호로 인한 간섭을 제거하여 사용자 2의 이미지를 성공적으로 복원할 수 있다.

또한, 기존 NOMA 기법과는 달리, 복원된 사용자 2의 이미지를 이용해 사용자 2가 송신한 feature vector를 복원한 후, 수신된 신호에서 이를 제거함으로써 다시 사용자 1 이미지 복원에 있어서 사용자 2에 의한 간섭 역시 제거할 수 있다. 이렇게 SIC를 반복하여 수행함으로써 상호 사용자간 간섭을 제거하여 이미지 복원 성능을 더욱 향상시킬 수 있다.

나. 손실 함수 설계

이 장에서는 수신 신호와 각 사용자의 이미지 간 상호 정보량으로부터 직접 JSCC 인코더 및 디코더 학습에 필요한 손실 함수를 유도한다.

$$I(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2; \mathbf{Y}) = I(\mathbf{X}_1; \mathbf{Y}) + I(\mathbf{X}_2; \mathbf{Y}|\mathbf{X}_1) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} I(\mathbf{X}_1; \mathbf{Y}) &= H(\mathbf{X}_1) - H(\mathbf{X}_1|\mathbf{Y}) \geq -H(\mathbf{X}_1|\mathbf{Y}) \\ &\geq \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{y})} \log p_{dec}(\hat{\mathbf{x}}_1|\mathbf{y}) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} I(\mathbf{X}_2; \mathbf{Y}|\mathbf{X}_1) &= H(\mathbf{X}_2|\mathbf{X}_1) - H(\mathbf{X}_2|\mathbf{Y}, \mathbf{X}_1) \geq -H(\mathbf{X}_2|\mathbf{Y}, \hat{\mathbf{X}}_1) \\ &\geq \mathbb{E}_{p(\hat{\mathbf{x}}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{y})} \log p_{dec}(\hat{\mathbf{x}}_2|\mathbf{y}, \hat{\mathbf{x}}_1) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, 원본 이미지 X 와 복원된 이미지 \hat{X} 는 다변량 가우시안 분포로 모델링이 가능하다 [2]. 이를 기반으로 식 (2)와 (3)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$I(\mathbf{X}_1|\mathbf{Y}) \geq -\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|\mathbf{x}_{1,j} - Dec(\mathbf{y})\|^2 \quad (4)$$

$$I(\mathbf{X}_2|\mathbf{Y}, \mathbf{X}_1) \geq -\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|\mathbf{x}_{2,j} - Dec(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{x}}_{1,j})\|^2 \quad (5)$$

한편, JSCC 인코더가 SIC를 성공적으로 수행하기 위해 손실 함수에 전송된 feature vector \mathbf{Z} 와 복원된 $\hat{\mathbf{Z}}$ 이 같아지도록 MSE Loss를 추가할 수 있다. 이를 포함한 최종 손실 함수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} Loss &= MSE(\mathbf{X}_1, \hat{\mathbf{X}}_1) + \lambda_1 MSE(\mathbf{X}_2, \hat{\mathbf{X}}_2) \\ &+ \lambda_2 MSE(\mathbf{X}_1, \hat{\mathbf{X}}_{1,Iter}) + \lambda_3 (MSE(\mathbf{Z}_1, \hat{\mathbf{Z}}_1) + MSE(\mathbf{Z}_2, \hat{\mathbf{Z}}_2)) \end{aligned} \quad (6)$$

다. 시뮬레이션 결과

제안된 기법이 각 사용자의 이미지 복원 성능을 향상시키는 것을 확인하기 위해 각 사용자의 SINR에 따른 PSNR(peak signal to noise ratio)를 비교하였다. 이미지 데이터셋으로는 CIFAR10 데이터셋을 사용하였다. 통신 채널은 AWGN 채널을 가정하며, 각 사용자의 송신 전력을 다르게 하여 비교하였다. 그림 2와 그림 3 모두 SIC를 통해 각 사용자의 PSNR이 더욱 높아질 수 있음을 보여준다. 이때, 각 사용자가 동일한 JSCC 인코더 및 디코더 쌍을 사용했기 때문에 사용자 1보다 사용자 2의 SINR이 높은 상황에선, 이미지 복원 순서가 바뀌어 동일한 이미지 복원 성능 향상을 얻을 수 있다.

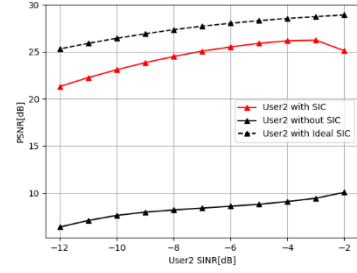


그림 1. SIC에 따른 사용자 2의 이미지 복원 성능 비교

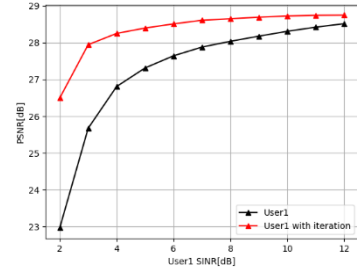


그림 2. SIC 반복 수행에 따른 사용자 1의 이미지 복원 성능 비교

III. 결론

본 논문에서는 다중 사용자 시맨틱 통신 환경에서 사용할 수 있는 NOMA 기법을 제시하였다. 이를 위해 수신된 신호와 각 사용자의 이미지 사이 상호 정보량으로부터 JSCC 인코더 및 디코더 학습을 위한 손실 함수를 정의하였다. 해당 손실 함수를 최소화하도록 학습된 JSCC 인코더 및 디코더를 이용하여 다른 사용자의 이미지를 복원하고, 해당 이미지에 의한 간섭을 제거하여 다른 사용자의 이미지 복원 성능을 향상시킬 수 있었다. 또한 SIC를 상호 반복적으로 수행함으로써 이미지 복원 성능을 더욱 향상시킬 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00398948, 차세대 시맨틱 통신 네트워크 전문연구실), 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2024R1A5A1037955).

참고 문헌

- [1] X. Luo, H.H. Chen, and Q. Guo. "Semantic communications: Overview, open issues, and future research directions," IEEE Wireless Communications, pp.210-219, Jan. 2022.
- [2] K. Choi, K. Tatwawadi, A. Grover, T. Weissman, and S. Ermon, "Neural joint source-channel coding," in Proc. Int. Conf. Mach. Learn. (ICML), Long Beach, CA, USA, pp. 1182-1192, Jun. 2019,