

# Semantic 통신의 물리적 한계를 보완한 저 PAPR 통신 시스템 설계

홍현준<sup>1</sup>, 이영학<sup>1</sup>, 최선웅<sup>1</sup>, 이용규<sup>1</sup>, 유한주<sup>2</sup>, 채찬병<sup>2\*</sup>  
인천과학예술영재학교<sup>1</sup>, 연세대학교<sup>2</sup>

{2022078, 2022048, 2022071, 2022050}@iasa.icehs.kr, {hanju.yoo, cbchae}@yonsei.ac.kr

## Development of Semantic Communication System: PAPR considered

Hong Hyun Jun<sup>1</sup>, Lee Young Hak<sup>1</sup>, Choi Seon Ung<sup>1</sup>, Lee Yong Kyu<sup>1</sup>, Yoo Han Ju<sup>2</sup>, Chae Chan Byoung<sup>2\*</sup>  
Incheon Academy of Science and Arts<sup>1</sup>, Yonsei University<sup>2</sup>

### 요약

Semantic 통신은 기존의 'bit transmitting' 수준에서 벗어나 정보의 'context'를 이용하여 적은 양의 데이터로도 효율적인 정보 전송을 가능하게 하는 통신 기법으로, 정보를 신경망을 통해 '심볼'로 압축하여 전송한다. 이를 통해 많은 양의 정보를 신속하게 전달해야 하는 자율주행, 초고속 무선 인터넷망 등의 기술에 응용될 수 있다. 본 연구에서는 이미지 전송에 semantic 통신의 개념을 적용하여 convolutional neural network 기반 encoder 와 decoder 모델을 구축하였다. 나아가 semantic 통신을 실제 통신 환경에서 사용하기 위해서는 심볼의 peak-to-average power ratio (PAPR)과 같은 물리적 제한 조건을 고려하여야 한다. 따라서 본 연구에서는 clipping constant 를 도입하여 특정 PAPR 을 초과하는 심볼에 대한 전력을 제한하는 방법을 모델에 적용하였고, 저 PAPR 과 이미지 복원 품질 사이의 trade-off 를 분석하였다.

### I. 서론

'Bit transmitting'에 목적을 둔 전통적인 통신은 데이터 용량을 줄이는 소스코딩과 노이즈 강건성을 높이는 채널코딩의 독립적 과정으로써 이루어졌다 (Fig. 1).

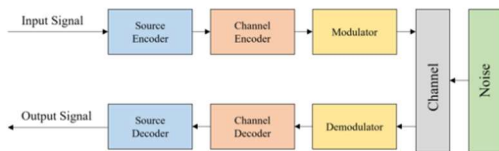


Fig. 1. 기존 통신 도식

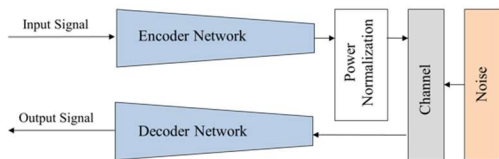


Fig. 2. Semantic 통신 도식

Semantic 통신은 데이터의 'context'를 분석하고 동시에 소스-채널코딩의 과정을 동시에 최적화하여 정보를 더 적은 데이터로 전송하는 통신 방식이다 (Fig. 2). 이러한 특성에 의해 semantic 통신은 데이터를 의미론적으로 해석하여 전송함으로써 대역폭의 효율을 높일 수 있다. 더 좁은 대역폭에서도 데이터를 효과적으로 전송할 수 있기에, semantic 통신은 가상 환경, 자율 주행 기술과 같이 많은 데이터를 짧은 시간 내에 전송하는 통신 시스템의 안정성 향상에 활용될 수 있다.

이전의 연구들은 주로 semantic 통신 시스템의 구조를 최적화하여 데이터의 복원 품질을 높이는 데 방점을 두었으나, 실제 통신 장비에 semantic 통신을 적용할 때 고려해야 하는 물리적 제약에 대한 부분은 미흡하게 다루고 있다. 특히 peak-to-average power ratio (PAPR)이 높으면 증폭기의 비선형적인 왜곡이 나타나는데, 이를 개선하는 연구는 아직 부족한 상태이다.

본 연구에서는 이미지 압축 문제에서 이러한 semantic 통신의 개념을 적용한 convolutional neural network (CNN)를 구축하였다. 또한, semantic 통신의 실현 가능성을 높이기 위해 PAPR 을 제어하는 방법을 적용하여 이미지 복원 품질과 낮은 PAPR 간의 trade-off 를 분석하였다.

### II. 본론

#### 2.1. CNN 기반 이미지 압축 모델

이미지의 데이터를 압축하여 물리적으로 전송하기 위해서는 원본 이미지보다 용량이 작은 '심볼'을 생성하는 과정이 필요하며, 이 심볼은 통신 채널의 노이즈에 대한 강건성을 갖는다. 그리고 채널을 통한 전송 과정에서 노이즈가 추가된 심볼을 이미지로 복원하는 과정이 필요하다[1]. 본 연구에서는 CNN을 기반으로 이 역할을 수행할 encoder와 decoder 모델을 구축하였다 (Fig. 3). 채널은 additive white Gaussian noise (AWGN)의 형태로 심볼에 노이즈를 추가하는 방식으로 설정하였다. 이 모델은 원본 이미지와 가장 유사한 이미지를 복원하는 것을 목적으로 하고 모델의 손실함수는 다음과 같은 mean squared error (MSE)로 정의하였다(Eq. 1).

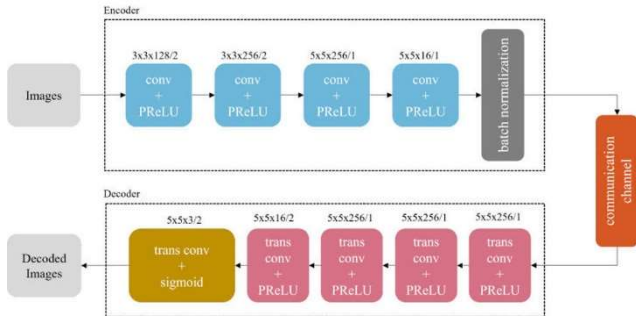


Fig. 3. CNN 모델 구조

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{n} \|x_i - \hat{x}_i\|^2 \quad (1)$$

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{P}{\sigma^2} \text{ (dB)} \quad (2)$$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{\text{MAX}}{\text{MSE}} \text{ (dB)} \quad (3)$$

## 2.2. 모델 학습 및 검증

본 연구에서는 모델 학습에 CIFAR-10 데이터셋을 사용하였다. 총 60,000 개의 이미지 중 50,000 개의 이미지는 모델의 학습에 사용되고 학습에 사용되지 않는 10,000 개의 이미지는 모델의 성능을 평가하는데 사용된다. 모델 학습을 위한 이미지를 augmentation 을 거쳐 학습 데이터셋에 추가하여 모델이 학습할 수 있는 데이터의 양을 증가시켰다.

이미지 압축 모델의 성능은 채널의 전송 여건을 나타내는 signal-to-noise ratio (SNR) (Eq. 2) 값과 이미지의 품질을 측정하는 peak SNR (PSNR) (Eq. 3) 값으로 평가된다. 또한, encoder 를 통과한 후의 심볼을 나타내는 constellation 에서 파생되는 PAPR 을 통해서 모델의 성능을 검증한다.

해당 신경망은 학습 과정에서 train SNR 을 설정하면 해당 채널 여건에서 최적의 layer 가중치를 찾도록 최적화된다. 이후 학습시킨 신경망에 대하여 train SNR 과 다른 test SNR 상황을 적용하여 복원된 이미지의 PSNR 을 평가하였다(Fig. 4).

각 모델은 자체적으로 최적화된 train SNR 값에서 가장 높은 PSNR 을 보이며, 최적화된 SNR 값에서 벗어날수록 PSNR 값이 크게 감소하는 것을 관찰하였다. 이러한 이유로, 모델을 실제 통신 환경에서 사용할 때 해당 채널의 SNR 과 유사한 SNR 값을 적용하여 모델을 훈련해야 함을 확인하였다.

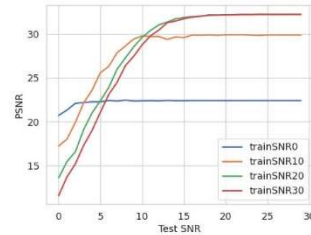


Fig. 4. SNR-PSNR 성능

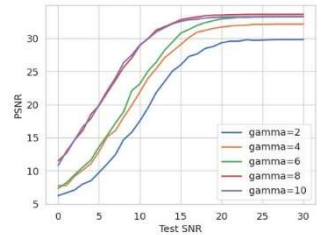


Fig. 5. Clipping 검증

$$\text{PAPR} = \frac{x_{\text{peak}}^2}{x_{\text{rms}}^2} \quad (4)$$

$$x_{\text{clip}}(t) = \begin{cases} x(t), & \text{if } |x(t)| \leq \gamma \\ \gamma/x(t), & \text{if } |x(t)| > \gamma \end{cases} \quad (5)$$

## 2.3. PAPR 최적 trade-off 분석

앞서 구축한 이미지 압축 모델을 실제 통신 환경에서 활용하려면, 낮은 PAPR 과 높은 이미지 복원 품질 사이의 최적 trade-off 를 탐색해야 한다[2].

PAPR 을 낮추기 위해서는 peak 값을 갖는 심볼의 전력을 조정하여 평균 전력과 peak 전력의 차이를 줄여야 한다. 이를 위해 특정 PAPR 을 넘는 심볼의 값을 어떻게 대체할 지에 관련된 최적 clipping constant 를 탐색하였다.

Clipping constant 를 도입한 방법에서는(Eq. 5) gamma 가 과도하게 낮아질 때, 정상적인 전력 범위 내에 있던 심볼의 신호도 PAPR 로 나누어지므로 이미지 복원 품질이 저하될 수 있다. 따라서 비교적 높은 gamma 의 범위에서 효과적인 clipping 이 이루어짐을 확인하였다(Fig. 5).

## III. 결론

본 연구에서는 이미지 압축을 위해 encoder 와 decoder 두 개의 신경망을 구축하여 모델이 최적화된 train SNR 과 모델을 테스트하는 환경의 test SNR 이 이미지의 복원 품질에 미치는 영향을 분석하였다. 이를 토대로 실제 모델을 구축할 때의 최적 train SNR 값에 대해 탐구하였고, clipping constant 를 모델에 도입하여 저 PAPR 과 이미지 복원 품질 사이의 trade-off 관계를 분석하였다.

## 참고 문헌

- [1] Bourtsoulatzé, E. et al. Deep joint source-channel coding for wireless image transmission. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 5, no. 3, 567-579 (2019)
- [2] Shao, Y. & Gunduz, D. Semantic communications with discrete-time analog transmission: A PAPR perspective. IEEE Wireless Communications Letters, vol. 12, no. 3, 510-514 (2023)