

# 강인한 시맨틱 통신을 위한 정보 병목 원리 및 결합 소스-채널 부호화 연구 동향

홍은혜, 박태우, 김용준 \*

포항공과대학교

{ghddms21, parktaewoo, yongjune} @postech.ac.kr

## A Survey on Information Bottleneck and Joint Source–Channel Coding for Robust Semantic Communications

Eunhye Hong, Taewoo Park, Yongjune Kim  
Pohang University of Science and Technology (POSTECH)

### 요약

시맨틱 통신은 데이터를 의미 단위로 압축하여 전송 효율을 높이는 기술로, 최근에는 기계학습 기반의 결합 소스-채널 부호화(JSCC) 방식이 활발히 연구되고 있다. 정보 병목(information bottleneck, IB) 원칙이 적용된 작업 지향 통신은 중요한 정보만을 추출하여 전송함으로써 통신 효율을 극대화한다. 채널 잡음에 강인한 시스템 설계를 위해 중복성(redundancy)과 강인성(robustness) 간의 상충 관계를 분석한 강인한 정보 병목(robust information bottleneck, RIB) 원칙이 제안되었다. 또한, 강인성을 향상시키기 위해 벡터 양자화를 통해 연속된 특징 벡터를 이산 특징 벡터로 변환하는 방식도 연구되고 있다. 본 논문은 이러한 연구들을 바탕으로 강인한 시맨틱 통신 시스템 설계의 연구 방향성을 제시한다.

### I. 서론

시맨틱 통신은 정보의 의미를 추출하여 전송함으로써 통신 효율을 극대화하는 것을 목표로 한다. 데이터를 비트 단위가 아닌 의미 단위로 압축하여 전송하기 때문에, 통신 오버헤드를 줄이고 전송 효율을 높일 수 있다. 시맨틱 통신에서의 목표는 크게 데이터 재구성과 작업을 수행하는 것으로 나눌 수 있다. 그중 작업 지향 통신 시스템은 원본 데이터로부터 작업에 관련된 정보만을 추출하여 전송하고, 수신된 정보를 이용해 작업을 수행한다.

최근 시맨틱 통신 분야에서는 데이터를 효율적으로 압축 및 전송하는 기계학습 기반의 결합 소스-채널 부호화(joint source-channel coding, JSCC) 방식에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. JSCC는 소스 코딩과 채널 코딩을 결합하여 동시에 최적화하는 방법으로, 최근 딥러닝 기술의 발전에 힘입어 이미지 및 텍스트 전송에서 높은 성능을 보여주어 시맨틱 통신 시스템에도 적용되고 있다 [1].

또한, 정보 병목(information bottleneck, IB) 원칙을 활용하여 시맨틱 통신 시스템을 설계하는 연구도 다수 이루어지고 있다 [2], [3]. IB는 입력 데이터에서 핵심 정보를 추출하고 불필요한 요소를 억제함으로써 데이터 압축을 최적화하고 전송 효율을 높이는 방식이다 [4]. 그러나 중요한 정보를 추출하여 전송할 경우 통신 효율은 향상되지만, 채널 잡음의 영향으로 인하여 시스템

성능이 저하될 가능성이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 [3]에서는 잡음에 대한 강인성(robustness)과 정보량의 상충관계를 분석하고 위 관계를 강인한 정보 병목 (robust information bottleneck, RIB) 원칙을 통해 표현한다. 또한, 벡터 양자화를 통해 연속 특징 벡터를 이산 특징 벡터로 변환 후 디지털 면조 방식을 이용해 더욱 강인한 통신 시스템을 구성하였다.

본 논문에서는 시맨틱 통신을 위한 IB 및 RIB 원칙 기반의 기계학습 JSCC 방식을 소개하고, 채널 잡음에 강인한 시스템 설계에 관한 기존 연구 및 추후 연구 방향에 대해 논의한다.

### II. 본론

IB 원칙은 정보 이론을 바탕으로 한 데이터 압축 및 정보 추출 기법으로, 입력 데이터에서 목표 변수와 관련된 중요한 정보를 추출하는 방법을 제시한다 [4]. 변수  $X$ 를 중간 변수  $Z$ 로 압축하고자 할 때 다음과 같은 최적화 문제를 풀어 목표 변수  $Y$ 에 관련된 정보를 최대로 포함하는  $Z$ 를 찾을 수 있다.

$$\min_{p(z|x)} I(Z; X) - \beta I(Z; Y) \quad (1)$$

이는 필요한 정보를 추출하여 보내 통신 오버헤드를 줄이고자 하는 시맨틱 통신에서의 목표와 유사하다. 따라서 IB 원칙을 이용한 시맨틱 통신 연구가 많이 진행되고 있다.

\* Corresponding author

[2]는 단일 송신기와 수신기로 구성된 포인트 투 포인트 작업 지향 통신 시스템에 IB 원칙을 적용하였다. 논문에서 고려한 작업은 이미지 분류 작업으로 원본 이미지  $\mathbf{x}$ 를 입력으로 받아 클래스  $y$ 를 예측하는 것을 목표로 한다. 송신기는 확률 분포  $p_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ 를 이용해 이미지  $\mathbf{x}$ 를 특정 벡터  $\mathbf{z}$ 로 부호화하며, 이때  $\phi$ 는 뉴럴 신경망 파라미터를 의미한다. 부호화된 특정 벡터  $\mathbf{z}$ 는 잡음이 있는 무선 채널  $p_{\text{ch}}(\hat{\mathbf{z}}|\mathbf{z})$ 을 통해 전송되며, 수신기는 잡음으로 손상된  $\hat{\mathbf{z}}$ 를 수신한다. 본 논문에서는 가산성 백색 가우시안 잡음(additive white gaussian noise, AWGN) 채널을 가정하며, 이는 다른 채널 모델로도 확장이 가능하다. 최종적으로 수신기에서는 확률 분포  $p_\phi(y|\hat{\mathbf{z}})$ 를 이용하여 이미지의 클래스를 예측한다. 각 변수들 간의 마르코프 체인은 다음과 같이 형성된다.

$$Y \rightarrow X \rightarrow Z \rightarrow \hat{Z} \rightarrow \hat{Y} \quad (2)$$

이 시스템에서 IB를 이용한 목적 함수는 다음과 같이 구성된다.

$$\max_{p_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})} I(Y; \hat{Z}) - \beta I(X; \hat{Z}) \quad (3)$$

위 최적화 문제는  $I(Y; \hat{Z})$ 을 최대화하여 특정 벡터가 작업을 수행하기 위해 필요한 정보를 충분히 갖도록 하며, 동시에  $I(X; \hat{Z})$ 을 최소화하여 불필요한 정보를 줄임으로써 특정 벡터가 최소한의 길이를 갖도록 한다. 이때 정보 보존과 데이터 압축 사이의 관계는  $\beta$ 를 통해 조절한다. 시스템에서 요구하는 성능과 통신 오버헤드에 맞게  $\beta$ 를 잘 조절하는 것이 중요하다.

특정 벡터는 무선 채널을 통해 전송될 때 채널 잡음으로 인해 왜곡될 수 있으며 이는 시스템의 성능 저하로 이어질 수 있다. 따라서 채널 잡음에 강인한 시스템을 설계하는 것이 중요하다. 채널 잡음의 영향을 줄이기 위한 가장 기본적인 접근 방법은 채널 잡음을 포함하여 모델을 학습시키는 것으로, 이를 통해 모델은 실제 통신 환경에서 발생할 수 있는 잡음에 대해 더 강인해질 수 있다. 이 외에도 채널 잡음에 강인한 시스템을 설계하기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다.

[3]은 시스템의 강인성을 확보하기 위해 기존의 IB 수식에서 전송률을 추가로 고려하여 RIB 목적 함수를 다음과 같이 구성하였다.

$$\max_{p_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})} I(Y; \hat{Z}) + \beta [I(Z; \hat{Z}) - I(X; \hat{Z})] \quad (4)$$

위 식에서  $I(Z; \hat{Z})$ 은 전송률을 의미하고,  $I(X; \hat{Z})$ 은 특정 벡터  $\hat{\mathbf{z}}$ 에 담겨있는 정보의 양으로 목표와 관련된 정보  $I(Y; \hat{Z})$ 과 작업에 직접 관련 없는 정보  $I(X; \hat{Z}) - I(Y; \hat{Z})$ 으로 구성된다.  $I(Z; \hat{Z}) - I(X; \hat{Z})$ 은  $\hat{\mathbf{z}}$ 에 추가되는 중복성을 의미하며, 해당 최적화 문제는 목표와 관련된 정보와 관련 없는 정보 중복성 간의 상충 관계를 표현한다.  $\beta$ 가 큰 값을 가질수록 중복성이 증가하며 왜곡에 대한 강인성이 향상된다. [3]에서 추가적으로 기존의 JSCC 방식은 특정 벡터가 연속 값을 가지기 때문에 왜곡에 약하다는 점을 해결하고자 벡터 양자화를 사용하여 연속 특정 벡터를 이산 특정 벡터로 변환한다. 구체적으로는 부호기(encoder)에서 출력된 특정 벡터들을 나누어 각각을 훈련 가능한 코드북 내의 코드

워드로 대응하며 각 코드 워드의 인덱스는 디지털 변조 방식을 통해 채널로 전송된다. 이러한 이산 특징 벡터를 이용한 디지털 통신은 채널 변동에 대한 강인성을 향상시킬 뿐만 아니라 기존의 디지털 통신 시스템에 쉽게 통합될 수 있다.

시맨틱 통신에서 발생하는 잡음은 채널 외에도 입력 데이터셋, 간접신호, 재밍 등 다양한 요소에서 발생할 수 있다. 이러한 잡음들이 시스템에 미치는 영향을 분석하고, 이를 바탕으로 강인한 통신 시스템을 설계하는 것이 필요하다. 또한, 데이터 재구성을 목표로 하는 시맨틱 통신에서의 잡음 영향은 작업 지향 통신 시스템에서의 잡음 영향과 다를 수 있다. 예를 들어, 이미지의 픽셀 값은 주변 픽셀 값과 상관관계가 있기 때문에, 특정 픽셀 값에 잡음이 발생하더라도 주변 픽셀 값을 활용해 그 영향을 완화할 수 있을 것이다. 이러한 특성을 활용하여 강인한 시스템을 설계하기 위한 다양한 방법을 고려할 수 있다.

### III. 결론

본 논문에서는 시맨틱 통신을 위한 IB 원칙에 대해 알아보고, 이를 이용한 기계학습 결합 JSCC 방식과 채널 잡음에 강인한 시스템 설계에 대해 소개하였다. 또한, 시맨틱 통신에서 발생할 수 있는 다양한 잡음 요인들을 분석하고, 데이터 특성을 활용하여 잡음의 영향을 완화할 수 있는 설계 방안의 방향성을 제시하였다. 이러한 연구는 더욱 효율적이고 신뢰성 높은 시맨틱 통신 시스템 구축에 기여할 것으로 기대된다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2023-00212103).

### 참고 문헌

- [1] E. Bourtsoulatze, D. Burth Kurka, and D. Gündüz, "Deep joint source-channel coding for wireless image transmission," *IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw.*, vol. 5, no. 3, pp. 567–579, Sep. 2019.
- [2] J. Shao, Y. Mao, and J. Zhang, "Learning task-oriented communication for edge inference: An information bottleneck approach," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 1, pp. 197–211, Jan. 2022.
- [3] S. Xie, S. Ma, M. Ding, Y. Shi, M. Tang, and Y. Wu, "Robust information bottleneck for task-oriented communication with digital modulation," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 41, no. 8, pp. 2577–2591, Aug. 2023.
- [4] N. Tishby, F. C. Pereira, and W. Bialek, "The information bottleneck method," in *Proc. 37th Annu. Allerton Conf. Commun., Control Comput.*, 1999, Apr 24, pp. 368–377.