

# 중요도를 고려한 시맨틱 통신을 위한 비균등 오류 정정 기법

김선중, 오용정, 전요셉  
포항공과대학교

{seonjung.kim, yongjeongoh, yoseb.jeon}@postech.ac.kr

## Unequal Error Protection for Importance-Aware Semantic Communication

Seonjung Kim, Yongjeong Oh, Yo-Seb Jeon  
Pohang Univ. of Science and Technology (POSTECH)

### 요약

본 논문은 디지털 시맨틱 통신 환경에서 비트별 중요도에 따라 오류 정정 능력을 차등 적용함으로써 전송 에너지 효율성을 극대화하는 비균등 오류 정정 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 비트의 중요도에 따라 서로 다른 오류 정정 능력을 가진 블록 부호를 사용하며, 유사한 중요도를 가진 비트들을 동일한 그룹으로 묶어 같은 블록 부호를 적용한다. 여기서 비트의 중요도는 블라인드 학습 기법을 통해 비트 반전 확률로 산출된다. 제안하는 그룹화 방식은 초기 그룹 구성을 위해 반복 부호의 개념을 활용하며, 유한 블록 길이 채널 용량을 기반으로 인접 그룹 간의 병합이 유리한 조건을 유도하여 선택적으로 그룹을 병합한다. 이후 각 그룹의 길이에 따라 LDPC와 극 부호(Polar Code)를 선택적으로 적용하여 비균등 오류 정정을 수행한다. 모의 실험을 통해, 제안된 전략이 균등 오류 정정 기법보다 효율적임을 입증한다.

### I. 서론

시맨틱 통신(Semantic Communications)은 비트 오류율 최소화를 목표로 하는 기존 통신의 한계를 넘어, 전달된 전송된 데이터가 수행하는 최종 과제의 성능을 극대화하는 것을 목표로 한다 [1]. 최근 인공지능 기술의 발전과 인공지능망 기반의 공동 소스-채널 부호화가 가능해짐에 따라, 시맨틱 통신은 차세대 통신의 대표적인 패러다임으로 각광받고 있다. 시맨틱 통신의 대표적인 구현 방법은 오토인코더(Autoencoder) 구조를 활용하여 송수신단을 종단 간(End-to-End) 학습시키는 것이다. 나아가 최근에는 시맨틱 인코더의 출력을 디지털 비트로 변환함으로써 기존 표준 무선 통신 시스템과의 호환성을 확보하는 디지털 시맨틱 통신 연구로 그 영역이 확장되고 있다.

본 논문에서는 디지털 시맨틱 통신 환경에서 비트별 중요도가 다르다는 점에 착안하여 중요한 비트에 높은 수준의 오류 정정 능력을 부여하는 비균등 오류 정정 기법(Unequal Error Protection)을 통해 에너지 효율성을 극대화한다. 시맨틱 인코더 및 디코더와 함께 학습된 비트 반전 확률을 중요도 지표로 활용하여 이를 목표 보호 수준으로 설정하였으며, 이를 만족시키기 위해 블록 부호를 적용하였다. 특히 전체 블록 길이를 최소화하면서도 목표 오류율은 만족시키기 위한 최적의 비트 그룹화 방식을 제안한다. 제안하는 방식은 중요도가 유사한 비트들끼리 묶기 위해 반복 부호의 개념을 활용하였으며, 유한 블록 길이 채널 용량을 기반으로 블록 길이를 오류율에 대한 함수로 표현함으로써 효율적인 그룹의 병합 조건을 유도한다. 모의 실험을 통해, 제안된 비균등 오류 정정 기법이 균등 오류 정정부호보다 에너지 효율적임을 입증한다.

### II. 본론

본 논문에서는 이미지 복원 과제를 수행하는 디지털 시맨틱 통신 시스템을 고려한다. 송신단의 시맨틱 인코더는 이미지  $u \in R^U$ 를 처리하여 비트열  $b \in \{0,1\}^{N_K}$ 를 생성한다. 해당 비트열은 비균등 오류 정정 기반의 채널 코딩을 거쳐  $\tilde{b} \in \{0,1\}^{N_{tot}}$ 으로 변환되며, 이후 BPSK 변조되어 AWGN 채널을 통해 전송된다. 수신단은 채널 복호화를 통해 비트열  $\hat{b} \in \{0,1\}^{N_K}$ 을 복원하고, 이를 시맨틱 디코더에 입력하여 이미지  $\hat{u} \in R^U$ 를 재구성한다. 이 때, 비트별 중요도를 추출하기 위해 블라인드 학습 기법을 적용한다 [2]. 블라인드 학습 과정에서는  $b$ 과  $\hat{b}$  사이의 매핑 관계를 이진 대칭 채널(Binary Symmetric Channel)로 모델링한다. 각 비트의 반전 확률  $\{\mu_i\}_{i=1}^K$ 을 학습 가능한 변수로 설정하며, 가중치 하이퍼파라미터  $\lambda$ 를 포함한 아래의 손실 함수를 최소화 하는 방향으로 시맨틱 인코더, 시맨틱 디코더, 그리고  $\{\mu_i\}_{i=1}^K$ 를 동시에 학습한다.

$$\mathcal{L} = \frac{1}{U} E_{u, \hat{u}} [\|u - \hat{u}\|^2] + \frac{\lambda}{K} \sum_{i=1}^K \left( \frac{1}{2} - \mu_i \right)^2 \quad (1)$$

위의 손실 함수에서 왼쪽 항은 이미지 복원의 성능을 높이는 역할을 하고, 오른쪽 항이 규제화 항으로써 상대적으로 이미지 복원의 성능에 영향을 미치지 않는 비트의 반전을 허용하는 역할을 한다. 즉, 이미지 복원 과제에 중요하지 않은 비트일수록 비트 반전 확률  $\mu_i$ 가 0.5에 수렴하게 되고, 최종적으로 학습된  $\mu_i$ 를 각 비트의 중요도 지표로 사용할 수 있다. 또한, 본 논문에서는 학습된 비트 반전 확률  $\mu_i$ 를 해당 비트의 목표 오류율로 설정한다. 제안 기법은 중요도가 유사한 비트들을 동일한 그룹으로 묶어서 블록 부호를 적용한다. 이 때, 비트 그룹화는  $G$ 개의 그룹  $\{\mathcal{K}_i\}_{i=1}^G$ 로 표현되고, 각각의 그룹  $\mathcal{K}_i$ 는 블록 길이  $n_i$ 를 가진다. 목표 오류율을 충족시키기 위해서 그룹  $\mathcal{K}_i$ 의 비트 오류율은 그룹에 속하는 모든 비트의  $\mu_i$ 보다 낮아야 한다. 따라서 블록

길이를 최소화하는 그룹화를 찾는 문제는 다음과 같은 최적화 문제로 정의될 수 있다.

$$\min_{\{\mathcal{K}_i, n_i\}_{i=1}^G} \sum_{i=1}^G n_i \quad (2a)$$

$$\text{s. t. } P_{\text{lb}}(\mathcal{K}_i, n_i) \leq \min_{j \in \mathcal{K}_i} \mu_j, \forall i \in [G] \quad (2b)$$

제안하는 기법은 유사한 중요도를 가진 비트들을 동일한 그룹으로 초기화하기 위해, 학습된 비트 반전 확률  $\{\mu_i\}_{i=1}^K$ 와 반복 부호(Repetition Code)를 이용한다. 각각의 비트가 독립적인 반복 부호를 통해서 전송될 때, 목표 오류율  $\mu_i$ 를 달성하기 위해 요구되는 최소 반복 횟수  $R_i$ 는 다음 부등식을 만족시키는 가장 작은 정수로 찾을 수 있다.

$$P_{\text{rep}}(R_i) = \sum_{j=\lceil R_i/2 \rceil}^{R_i} \binom{R_i}{j} \epsilon^j (1-\epsilon)^{R_i-j} \leq \mu_i \quad (3)$$

위 식에서  $\epsilon = Q(\sqrt{2P/\sigma^2})$ 은 전송 전력  $P$ 와 AWGN의 노이즈 분산  $\sigma^2$ 에 의해 결정되는 BPSK 심볼의 오류 확률을 의미한다. 계산된  $R_i$  값이 동일한 비트들은 중요도가 유사한 것으로 간주하여 동일한 그룹으로 초기화한다. 나아가, 유한 블록 길이에서의 채널 용량 공식을 활용하면, 채널 용량을 달성하는  $(n, k)$  블록 부호는 다음의 관계식을 만족시킨다.

$$\frac{k}{n} \approx \log_2(1 + \text{SNR}) - \sqrt{\frac{V}{n}} \frac{Q^{-1}(\text{BLER})}{\ln 2} \quad (4)$$

이 때,  $V = 1 - (1 + \text{SNR})^{-2}$ 이다. 이 관계식을 이용해 인접한 두 그룹을 병합했을 때, 블록 길이가 짧아질 필요충분조건을 아래와 같이 유도할 수 있다.

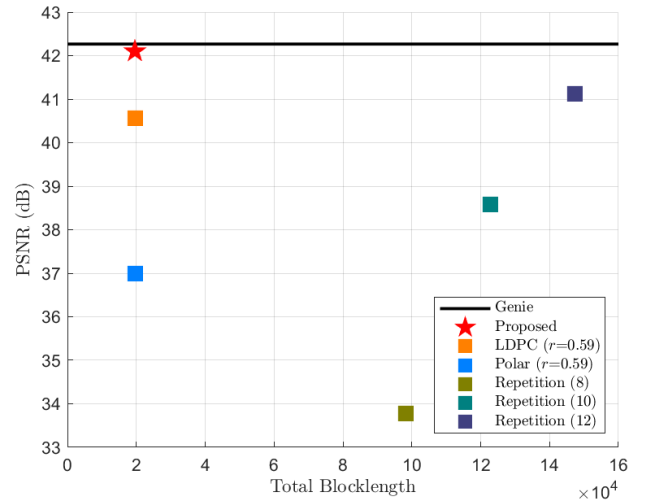
$$\frac{Q^{-1}(\text{BLER}(n_1, k_1))}{Q^{-1}(\text{BLER}(n_2, k_2))} < \gamma_{\text{th}}(n_1, n_2, k_1, k_2) \quad (5)$$

여기서 임계값  $\gamma_{\text{th}}(n_1, n_2, k_1, k_2)$ 는  $n_1, n_2, k_1, k_2$  값들로 결정된다. 유도된 그룹의 병합 조건을 이용하기 위해서 그룹  $\mathcal{A}$ 의 블록 오류 확률 (BLER)을 다음과 같이 근사한다.

$$\text{BLER}(\mathcal{A}_i) \approx 1 - \left(1 - \min_{i \in \mathcal{A}} \mu_i\right)^{|\mathcal{A}|} \quad (9)$$

최종적으로 본 논문에서는 상기 병합 조건을 활용하여 다음과 같은 비균등 오류 정정 기법을 제안한다. 제안하는 기법의 주요 절차는 다음과 같다. 우선 식 (3)을 이용하여 각 비트별 목표 오류율  $\{\mu_i\}_{i=1}^K$ 를 달성하기 위한 반복 횟수  $\{R_i\}_{i=1}^K$ 를 구한다.  $R_i$ 가 동일한 비트들을 같은 그룹으로 묶어서  $\{\mathcal{K}_i\}_{i=1}^G$ 을 초기화한다. 이 때, 초기화된 그룹들은 반복 횟수가 가장 큰 그룹이  $\mathcal{K}_1$ 이 되도록 중요도 순서대로 정렬한다. 부호화 이득을 극대화하기 위해  $\mathcal{K}_1$ 부터 순서대로 인접한 그룹과 조건 (5)를 만족할 경우 그룹을 병합한다. 이후 룩업-테이블(Look-up Table)기반의 부호화를 할당을 위해 그룹의 크기를  $\{128, 256, 512, 1024\}$  중 하나로 제한하며 조절하며, 이 과정을 통해 최종 그룹  $\{\mathcal{K}_i\}_{i=1}^G$ 를 결정한다. 마지막으로, 길이가 256 이하인 비교적 짧은 길이의 블록에는 극 부호(Polar Code)를, 512 이상인 긴 블록에는 LDPC 부호를 적용한다. 부호화율은 블록 길이별로 룩업-테이블을 참조하여 할당한다.

그림 1은 CIFAR-10 이미지 복원 과제에서 다양한 오류 정정 기법을 적용했을 때의 성능 비교 결과를 보여준다. 실험 환경은  $\lambda = 10^{-4}$ ,  $\text{SNR} = 0\text{dB}$ 로 설정되었으며, 제안된 기법과의 비교를 위해 균등 오류 정정 부호 기법을



대조군으로 사용하였다(여기서  $r$ 은 부호화율을 의미한다). 그림 1. CIFAR-10 이미지 복원 과제에서 제안된 기법과 다양한 균등 오류 정정 기법들과의 총 블록 길이 대비 PSNR 성능 비교.

실험 결과를 보면 제안된 기법은 반복 부호에 비해 훨씬 적은 블록 길이를 사용하면서도 오류가 없을 때의 PSNR 성능(Genie)에 근접함을 확인할 수 있다. 또한, 모든 비트에 대해 동일한 부호화율을 적용한 LDPC 나 극 부호(Polar Code) 대비 동일한 블록 길이 조건에서 제안 기법이 더 높은 PSNR 성능을 달성함으로써 시맨틱 통신에서의 에너지 효율성을 입증한다.

### III. 결론

본 논문에서는 디지털 시맨틱 통신 환경에서 비트별 중요도를 고려하여 전송 에너지 효율성을 극대화할 수 있는 비균등 오류 정정 기법을 제안하였다. 먼저, 블라인드 학습 기법을 통해 각 비트의 오류가 전체 작업 성능에 미치는 영향을 통해, 이를 수치화한 비트별 중요도 산출 방식을 이용하였다. 유사한 중요도의 비트들끼리는 같은 그룹으로 묶기 위해 반복 부호의 개념을 사용하여 같은 반복 횟수를 가지는 비트들을 같은 그룹으로 초기화하였다. 또한, 유한 길이 블록 길이 채널 용량 이론을 바탕으로 인접한 비트 그룹을 병합하여 부호화 이득을 최적화할 수 있는 조건을 유도하였다. 이러한 분석을 바탕으로 비트 중요도에 따라 오류 정정 능력을 차등 할당하여 에너지 효율을 극대화하는 그룹화 알고리즘을 제시하였다. 모의 실험을 통해, 제안된 알고리즘이 기존의 균등 오류 정정 방식보다 우수한 블록 길이 대비 PSNR 성능을 달성할 수 있음을 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2024-00453301).

### 참고 문헌

- [1] X. Luo, H.-H. Chen, and Q. Guo, "Semantic communications: Overview, open issues, and future research directions," *IEEE Wireless Commun.*, vol. 29, no. 1, pp. 210–219, Feb. 2022.
- [2] Y. Oh, J. Park, J. Choi, J. Park, and Y.-S. Jeon, "Blind training for channel-adaptive digital semantic communications," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 73, no. 11, pp. 11274–2290, Nov. 2025.