딥러닝 기반 시맨틱 통신 시스템에서 문장 길이에 따른 성능 분석

이나영, 박호성*
전남대학교 지능전자컴퓨터공학과
eao427@jnu.ac.kr, *hpark1@jnu.ac.kr

Performance Analysis with Respect to Sentence Length in Deep Learning-Based Semantic Communication Systems

Nayoung Lee, Hosung Park*
Dept. of Intelligent Electronic and Computer Engineering, Chonnam National Univ.

요 약

본 논문에서는 딥러닝 기반 시맨틱 통신(Semantic Communication) 시스템에서 전송 문장 길이가 성능에 미치는 영향을 분석하였다. DeepSC 기반 end-to-end 시맨틱 통신 구조를 적용하고, 문장 길이를 토큰 수 기준으로 여러 구간으로 분류하여 AWGN 채널 환경에서 BLEU 점수와 문장 유사도를 통해 성능을 평가하였다.

Ⅰ. 서 론

최근 딥러닝 기반 시맨틱 통신은 텍스트 전송에서 의미 정보를 효율적으로 전달할 수 있는 유망한 기술로 주목받고 있다. 기존의 시맨틱 통신 연구들은 주로 문맥 정보나 단어 간 관계를 활용하여 의미 복원 성능을 향상시키는 데 초점을 맞추어 왔다. 그러나 실제 통신 환경에서는 전송 문장의 길이가 다양하게 변화하며, 문장 길이는 의미 표현의 복잡도와 전송 효율에 직접적인 영향을 미칠 수 있다. 문장 길이에 따라 시맨틱 인코더가 추출하는 의미 정보의 구조가 달라질 수 있으며, 이는 채널 잡음 환경에서의 의미 복원 성능 변화로 이어질 수 있다. 그럼에도 불구하고, 문장 길이가 시맨틱 통신 성능에 미치는 영향을 체계적으로 분석한 연구는 충분히 이루어지지 않았다. 이에 본 논문에서는 전송 문장 길이를 주요 변수로 설정하고, 다양한 문장 길이 구간에 대해 딥러닝 기반 시맨틱 통신 시스템의 성능 변화를 분석하여 문장 길이에 따른 성능 특성을 살펴본다.

Ⅱ. 본론

A. 시맨틱 통신 및 성능 평가 지표

시맨틱 통신은 비트 단위의 정확한 전달보다 전송 정보가 내포하는 의미를 효과적으로 전달하고 복원하는 것을 목표로 하는 통신 패러다임이다. 기존 통신 시스템이 샤넌 한계에 근접함에 따라 비트 오류율 중심의 성능 개선이 점차 어려워지면서, 의미 전달을 직접 고려하는 시맨틱 통신이 대안으로 주목받기 시작하였다. 이러한 시맨틱 통신은 딥러닝 기술의 발전을 바탕으로 의미 정보의 추출과 복원이 가능해지면서, 문장의 구조와 길이에 따라 의미 표현 방식이 달라질 수 있다는 특징을 가진다. 딥러닝 기반 시맨틱 통신 시스템인 DeepSC[1]는 Transformer 구조를 활용하여 입력 문장의 의미 정보를 end-to-end 방식으로 학습하고, 의미 압축과 채널 잡음에 대한 강인성을 동시에 고려할 수 있는 대표적인 모델로 활용되고 있다. 특히 DeepSC는 문장 길이가 서로 다른 입력에 대해서도 의미 표현을 학습할 수 있어, 전송 문장 길이에 따른 시맨틱 통신 성능 변화를 분석하는 데 적합한 기준 모델이다. 본 논문에서는 그림1과 같은 구조를 가진 DeepSC를 기반으로 전송 문장 길이를 주요 변수로 설정하고, 다양한 문장 길이 구간에서의 시맨틱 통신 성능을 분석한다. 시맨틱 통신의 성능은 기존의 비트 오류율만으로는 충분히 평가하기 어려우므로, 본 연구에서는 BLEU 점수[2]와 시맨틱 유사도 점수(Semantic Similarity)를 성능 지표로 사용한다. BLEU 점수는 원본 문장과 복원 문장 간의 n-그램 일치도를 기반으로 문장 구조 및 단어 수준의 복원 정확도를 평가하며, 의미 유사도 점수는 사전 학습된 sentence transformer 모델[3]로부터 생성된 문장 임베딩 간의 코사인 유사도를 통해 문장 길이가 달라지더라도 의미가 얼마나 일관되게 전달되는지를 정량화한다. 이를 통해 본 논문은 문장 길이에 따른 시맨틱 통신 성능을 다각도로 분석한다.

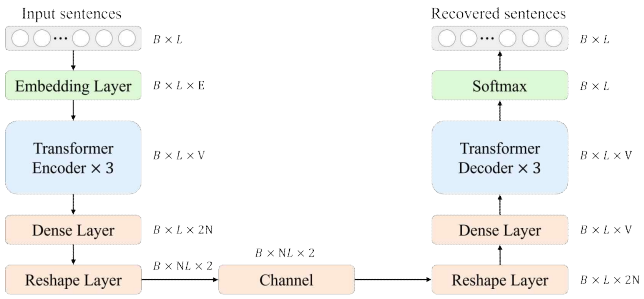

그림 1 DeepSC 네트워크 구조

B. 실험 환경 및 파라미터 설정

본 논문에서는 문장 길이가 시맨틱 통신 성능에 미치는 영향을 분석하기 위해 European Parliament 코퍼스[4]를 사용하였다. 문장 길이는 토큰 수 기준으로 정의하고, 토큰 길이 6~45 범위의 문장들을 6~15, 16~25, 26~35, 36~45의 네 개 구간으로 분류하였다. 문장 길이에 따른 공정한 성능 비교를 위해 각 구간의 문장 개수는 동일하게 구성하였으며, 약 30만 개의 학습 데이터와 약 4만 개의 검증 및 테스트 데이터를 사용하였다.

모델 학습은 네 개의 문장 길이 구간이 혼합된 단일 학습 데이터셋으로 수행하였고, 평가 단계에서는 문장 길이 구간별 테스트 데이터셋을 분리하여 성능을 측정하였다. 시스템 모델은 DeepSC에서 제안된

Transformer 기반 end-to-end 시맨틱 통신 구조를 그대로 적용하였으며, 문장 길이에 따른 입력 조건 차이를 고려하여 DeepSC 기반 시맨틱 통신 성능을 문장 길이 구간별로 비교하였다.

채널은 AWGN 환경으로 모델링하였으며, 학습은 10 dB에서 수행하고 테스트는 0~18 dB 범위에서 3 dB 간격으로 진행하였다. 학습 및 최적화 파라미터는 DeepSC 논문의 설정을 그대로 사용하여, 문장 길이 이외의 요인이 성능 분석에 영향을 미치지 않도록 하였다.

C. 문장 길이에 따른 성능 분석 결과

문장 길이 구간별 시맨틱 통신 성능을 비교한 결과, 모든 문장 길이 구간에서 SNR이 증가함에 따라 BLEU-1부터 BLEU-4까지의 점수와 시맨틱 유사도가 일관되게 향상되는 경향이 관찰되었다. 이러한 경향은 그림 2의 (a) - (d)에 제시된 BLEU-1부터 BLEU-4 결과와 그림 3의 시맨틱 유사도 결과에서 공통적으로 확인된다. 특히 저 SNR 영역에서는 성능 향상이 비교적 완만하게 나타나는 반면, 중·고 SNR 영역으로 갈수록 성능 증가 폭이 점차 감소하며 포화되는 양상을 보였다. 문장 길이 구간에 따른 비교 결과, 동일한 SNR 조건에서 문장 길이가 긴 구간일수록 전반적으로 BLEU 점수와 시맨틱 유사도가 더 높은 값을 나타냈다. 이러한 경향은 BLEU-1부터 BLEU-4까지 모든 n-그램 기반 지표에서 공통적으로 관찰되었으며, 문장 길이가 증가함에 따라 시맨틱 유사도 역시 함께 향상되는 모습을 보였다. 또한 저 SNR 영역에서는 문장 길이에 따른 성능 차이가 비교적 크게 관찰되었으나, SNR이 증가함에 따라 문장 길이 구간 간 성능 격차는 점차 감소하는 경향을 보였다.

이러한 결과는 DeepSC 기반 시맨틱 통신 구조에서 문장 길이가 의미 표현의 중복성과 안정성에 영향을 미치기 때문으로 해석할 수 있다. 문장 길이가 증가할수록 더 많은 토큰과 의미 단서가 포함되어 일부 토큰이 채널 잡음으로 손실되더라도 전체 문장의 의미를 유지할 가능성이 높아지며, 이로 인해 동일한 SNR 조건에서 긴 문장이 짧은 문장에 비해 상대적으로 높은 BLEU 점수와 시맨틱 유사도를 나타낸 것으로 볼 수 있다. 또한 저 SNR 영역에서는 채널 잡음의 영향이 크게 작용하여 문장 길이에 따른 성능 차이가 두드러지게 나타난 반면, SNR이 증가함에 따라 채널 신뢰도가 향상되면서 이러한 차이가 점차 완화된 것으로 판단된다.

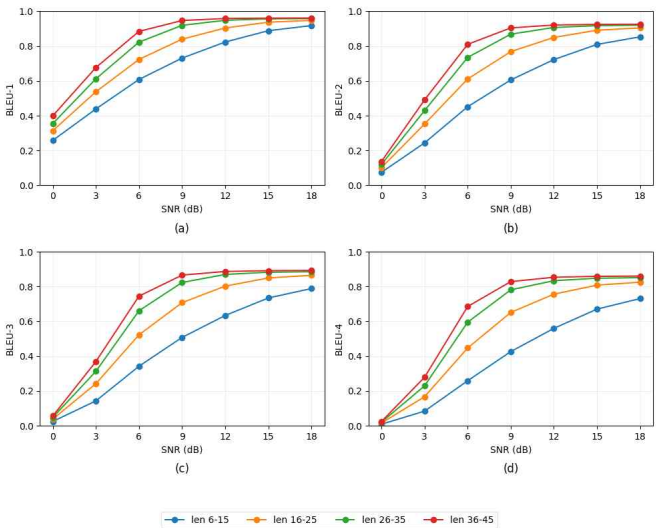

그림 2 문장 길이에 따른 BLEU
(a)BLEU-1, (b)BLEU-2, (c)BLEU-3, (d)BLEU-4

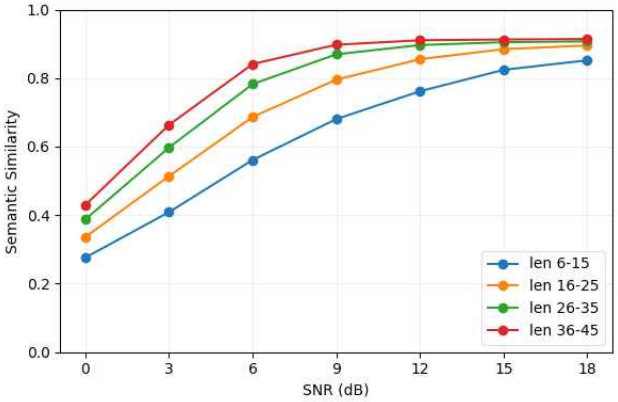

그림 3 문장 길이에 따른 semantic similarity

Ⅲ. 결론

본 논문에서는 DeepSC 기반 시맨틱 통신 시스템에서 전송 문장 길이가 성능에 미치는 영향을 분석하였다.

실험 결과, 모든 문장 길이 구간에서 SNR 증가에 따라 BLEU 점수와 문장 유사도가 일관되게 향상되는 경향을 확인하였다.

또한 동일한 SNR 조건에서 문장 길이가 긴 구간일수록 전반적으로 더 높은 성능을 보였으며, 성능 차이는 저 SNR 영역에서 상대적으로 크게 나타났다.

이러한 결과는 문장 길이가 시맨틱 통신에서 의미 표현의 안정성과 복원 성능에 영향을 미칠 수 있음을 보여주며, 시맨틱 통신 시스템의 성능 분석 및 설계 시 문장 길이를 중요한 요소로 고려할 필요가 있음을 시사한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-지역지능화혁신인재양성사업의 지원(IITP-2025-RS-2022-00156287, 30%) 및 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No. RS-2025-16070801), 2025년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2025-25398164)을 받아 수행된 연구임.

참 고 문 헌

[1] H. Xie, Z. Qin, G. Y. Li, and B.-H. Juang, “Deep learning enabled semantic communication systems,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 69, pp. 2663 - 2675, Apr. 2021.

[2] K. Papineni, S. Roukos, T. Ward, and W.-J. Zhu, “BLEU: A method for automatic evaluation of machine translation,” in Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Philadelphia, PA, USA, Jul. 2002, pp. 311 - 318.

[3] N. Reimers and I. Gurevych, “Sentence-BERT: Sentence embeddings using Siamese BERT-networks,” in Proc. Conf. Empirical Methods Natural Lang. Process. 9th Int. Joint Conf. Natural Lang. Process. (EMNLP-IJCNLP), 2019, pp. 3982 - 3992.

[4] K. Philipp, “Europarl: A parallel corpus for statistical machine translation,” in Proc. AAMT 10th Mach. Transl. Summit, Phuket, Thailand, Sep. 2005, pp. 79 - 86.