

자율주행 환경에서 상황 인지 기반 적응형 시맨틱 통신 기법

오성현, 임영훈, 김정곤*

한국공학대학교 전자공학부

osh119@tukorea.ac.kr, dladjwlsrh@tukorea.ac.kr, jgkim@tukorea.ac.kr

Adaptive Semantic Communication Based on Context Awareness in Autonomous Driving Environments

Sung Hyun Oh, Young Hoon Lim, Jeong Gon Kim*

Dept. of Electronic Engineering, Tech University of Korea

요약

자율주행 차량은 다양한 센서와 V2X(Vehicle to Everything) 통신을 통해 주변 환경을 인지하고 주행 의사결정을 수행한다. 그러나 센서가 생성하는 데이터의 양은 매우 방대하며 이를 그대로 전송하는 기존 방식은 제한된 대역폭과 초저지연 요구 조건을 동시에 충족하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위한 대안으로 시맨틱 통신이 주목받고 있다. 시맨틱 통신은 단순한 비트 단위 복원이 아닌 의사결정에 필요한 의미 정보를 선별하여 전송하는 기법이다. 하지만 자율주행 환경에서는 동일한 의미라도 상황에 따라 중요도가 달라지므로 상황을 고려하지 않은 단순 시맨틱 통신만으로는 한계가 존재한다. 이에 본 논문에서는 상황 인지 기반 적응형 시맨틱 통신 기법을 제안한다. 제안 기법은 상황 인지 모듈을 통해 현재 주행 맥락을 파악하고 그에 따라 핵심 의미 정보를 선별하며 네트워크 상태에 적응적으로 전송 전략을 조정한다. 이를 통해 긴급 상황에서는 안전과 직결되는 정보를 우선적으로 공유하고 평상시에는 효율적인 데이터 교환이 가능하다.

I. 서론

최근 자율주행 기술의 발전과 함께 V2X(Vehicle-to-Everything) 통신의 중요성이 크게 증가하고 있다[1]. 자율주행 차량은 카메라, LiDAR(Light Detection and Ranging), RADAR(Radio Detection And Ranging) 등 다양한 센서를 통해 주변 환경을 인지하고 이러한 데이터를 다른 차량 및 인프라와 공유하여 안전한 주행을 수행한다. 그러나 자율주행 환경에서 방대한 데이터가 발생하며 이를 그대로 무선 채널을 통해 전송하는 것은 제한된 대역폭과 초저지연 요구 조건을 동시에 만족시키기 어렵다. 특히 네트워크 혼잡이나 긴급 상황 발생 시 핵심 정보가 제때 공유되지 못한다면 심각한 안전 문제로 이어질 수 있다.

이러한 한계를 해결하기 위해 최근에는 시맨틱 통신이 주목받고 있다. 시맨틱 통신은 단순히 원본 데이터를 비트 단위로 정확히 복원하는 것이 아니라 수신 측 의사결정에 필요한 의미 정보만을 추출하여 전송하는 새로운 통신 패러다임이다[2]. 그러나 기존의 시맨틱 통신 기법은 모든 상황에서 동일한 방식으로 의미를 전송하기 때문에 상황별로 달라지는 중요도를 충분히 반영하지 못한다는 한계가 있다. 예를 들어 고속도로 주행 시에는 차량 속도 및 차간거리 정보가 핵심적이지만 도심 교차로에서는 보행자 위치와 신호등 상태가 더욱 중요하다.

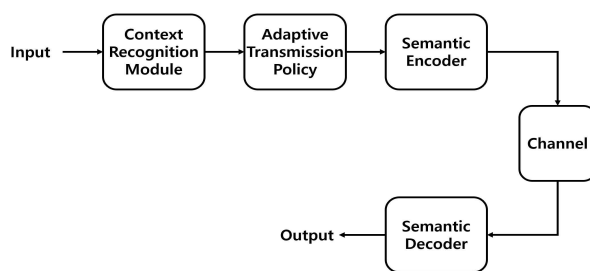
따라서 본 논문에서는 상황 인지 기반 적응형 시맨틱 통신 기법을 제안한다. 제안 기법은 상황 인지 모듈을 통해 현재 주행 맥락을 파악하고 이를 바탕으로 핵심 의미 정보를 선별하여 네트워크 상태에 맞게 적응적으로 전송한다. 이를 통해 긴급 상황에서는 안전과 직결되는 정보를 우선적으로 공유하고 평상시에는 효율적인 데이터 교환이 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 제안하는 시스템 모델을 설

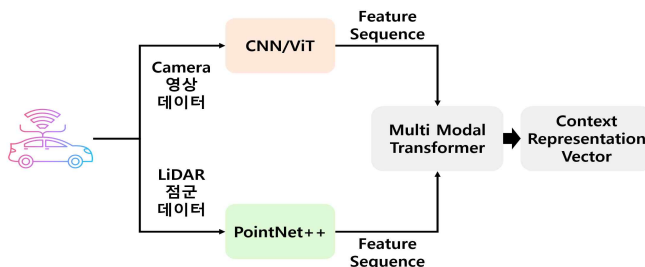
명하고 상황 인지 기반 적응형 시맨틱 통신 구조를 구체적으로 제시한다. 끝으로 3절에서는 본 연구의 결론과 향후 연구 방향을 논의한다.

II. 본론

본 절에서는 제안하는 상황 인지 기반 적응형 시맨틱 통신 기법을 설명한다. 제안하는 시스템의 전체 구조는 [그림 1]과 같으며, 상황 인지 모듈, 적응형 전송 정책 모듈, 그리고 시맨틱 인코더/디코더로 구성된다.



[그림 1] 제안하는 시스템 구성도



[그림 2] 상황 인지 모듈 구조

2.1 상황 인지 모듈 (Context Awareness Module)

상황 인지 모듈은 주행 환경의 의미론적 맥락을 추출하는 핵심 부분으로, 카메라 영상과 LiDAR 점군 데이터를 입력으로 하는 이중 모달 융합 구조를 가진다. 상황 인지 모듈의 구조는 [그림 2]와 같다. 본 연구에서는 공개 자율주행 데이터셋인 nuScenes-mini를 활용했으며, 입력 데이터로는 CAM_FRONT 이미지와 LIDAR_TOP 점군 데이터를 사용했다.

1) 영상 특징 추출 (Vision Branch)

영상 특징 추출을 위해 사전 학습된 ResNet-50과 ViT(Vision Transformer)[3] 모델을 결합하여 사용했다. 먼저, ResNet-50은 영상의 지역적 특징을 추출하고, ViT는 추출된 특징을 입력받아 Self-Attention을 통해 전역적 패턴이 반영된 시퀀스를 식 1과 같이 도출한다.

$$F_{vision} \in R^{N_v \times d} \quad (1)$$

2) LiDAR 특징 추출 (LiDAR Branch)

3차원 공간 정보를 처리하기 위해 PointNet++[4] 아키텍처를 적용했다. 두 개의 Set Abstraction(SA)으로 구현하여, FPS+반경 기반 그룹화(ball query)로 점군의 지역-전역 기하 특징을 계층적으로 추출하였다. 이를 통해 시각 정보만으로는 파악하기 어려운 정밀한 거리, 위치, 형상 정보를 담은 특징 벡터가 식 3과 같이 생성된다.

$$F_{lidar} \in R^{N_l \times d} \quad (2)$$

3) 멀티모달 융합 (Multi-Modal Fusion)

두 Branch에서 추출된 영상 특징과 LiDAR 특징은 멀티모달 Transformer를 통해 최종적으로 융합된다. 멀티모달 Transformer는 Cross-Attention 메커니즘을 통해 두 정보의 상호 보완적 관계를 학습하며, 주행 환경의 복합적인 의미를 담은 상황 표현 벡터 z 를 생성한다. 생성된 상황 표현 벡터는 식 3과 같이 나타낼 수 있다.

$$Z = \text{Transformer}(F_{vision}, F_{lidar}) \quad (3)$$

2.2 적응형 전송 정책 모듈 (Adaptive Transmission Policy Module)

본 연구에서 적용한 적응형 전송 정책 모듈은 경량 DNN(Deep Neural Network)을 기반으로, 상황 표현 벡터와 채널 SNR(Signal-to-Noise Ratio)을 입력받아 데이터의 전송 우선순위와 압축 수준을 결정한다. 여기서, DNN 모델 학습에는 전송 우선순위 분류를 위한 Cross-Entropy 손실과 압축 수준 예측을 위한 MSE(Mean Squared Error) 손실을 가중합하여 사용하였다.

본 연구에서 제안한 전송 정책은 주행 상황에 따라 차별화된다. 도심 및 교차로에서는 보행자를 최우선 순위로, 압축 수준은 0.7-0.8을 목표로 한다. 반면 고속도로에서는 차량을 우선순위로 하여 0.5-0.6 사이의 압축 수준을 목표로 학습하였다. 또한, 최종 압축 수준은 실시간 채널 품질에 따라 동적으로 조절되도록 설계하였다.

2.3 시뮬레이션 및 결과

제안 방식의 성능 평가를 위해 nuScenes-mini의 CAM_FRONT와 LIDAR_TOP 데이터를 사용하였다. 이때 학습 파라미터는 epoch 500, batch size 32, learning rate 0.0001로 고정하였다. 채널은 SNR 기준으로 GOOD(25 - 30 dB)과 POOR(15 - 20 dB) 두 단계로 설정했으며, 결과는 [그림 3]에서 확인할 수 있다. [그림 3]에서 볼 수 있듯이, 고속도로 환경과 교차로 환경에서 목표하는 압축률이 도출됨을 확인할 수 있다. 고속도로



[그림 3] 주행 상황에 따른 압축 결과. (a) 고속도로, (b) 교차로

는 다른 차량과의 상대 거리 정보가 주된 특징이므로, 장면 내 의미적 요소가 비교적 단순하다. 따라서 시맨틱 레벨에서 중요하지 않은 배경 정보나 반복적인 패턴은 과감히 제거할 수 있어, 높은 압축률(0.6)로도 충분히 의미 보존이 가능하다. 반면, 교차로는 다양한 방향에서 접근하는 차량, 보행자, 신호등, 표지판 등 위험 요소와 상황 변화가 많은 복잡한 상황이므로, 지나친 압축은 안전-critical 정보를 손실할 수 있다. 따라서 교차로에서는 낮은 압축률(0.8)로 설정하여 더 많은 정보를 전송함으로써, 상황 인지 성능을 보장하도록 하였다. 결과적으로 제안 방식은 환경의 특성을 고려하여 압축률을 동적으로 조정함으로써, 통신 자원 효율과 안전성 사이의 균형을 달성한다.

III. 결론

본 논문에서는 자율주행 환경에서 효율적인 정보 전달을 위해 상황 인지 기반 적응형 시맨틱 통신 기법을 제안하였다. 제안한 방식은 멀티모달 Transformer 기반의 상황 인지 모듈을 통해 카메라와 LiDAR 데이터를 융합하여 고차원 상황 표현을 생성하고 전송 정책 모듈은 DNN을 활용하여 상황 및 채널 조건에 따른 전송 우선순위와 압축 수준을 결정한다. 이를 통해 단순 데이터 전송이 아닌 의미 기반 정보 교환을 가능하게 하여 제한된 자원을 효율적으로 활용하면서도 신뢰성 있는 통신을 지원할 수 있음을 보였다. 향후 연구에서는 실험 기반 검증과 정책 최적화를 통해 제안 기법의 성능을 고도화할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00415938, 2024년 산업혁신인재성장지원사업)

참고 문헌

- [1] Khezri, R., Steen, D., and Tuan, L. A. "Vehicle to Everything (V2X) - A Survey on Standards and Operational Strategies," Proc. IEEE / I&CPS Europe, pp.1-6, June 2022.
- [2] Nguyen, L. X., Raha, A. D., Aung, P. S., Niyato, D., Han, Z., and Hong, C. S. "A Contemporary Survey on Semantic Communications: Theory of Mind, Generative AI, and Deep Joint Source-Channel Coding," arXiv preprint arXiv:2502.16468 [cs.CV], pp. 1-30, February 2025.
- [3] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., and Houlsby, N. "An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale," arXiv preprint arXiv:2010.11929, pp.1-35, October 2020.
- [4] Qi, C. R., Yi, L., Su, H., and Guibas, L. J. "PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space," arXiv preprint arXiv:1706.02413, pp.1-18, June 2017.