

교차로 시나리오 V2X 통신 환경에서의 심층 강화학습 기반 QoS 적응형 분산 혼잡 제어

남상빈, 박기웅, 조한신

한양대학교

nsb1024@hanyang.ac.kr, akdclgnd@hanyang.ac.kr, hsjo23@hanyang.ac.kr

Deep Reinforcement Learning-Based QoS-Adaptive Distributed Congestion Control in V2X Communication Environment with Intersection Scenario

Sang Bin Nam, Ki woong Park, Han-Shin Jo

Hanyang Univ.

요약

본 논문은 다수의 차량이 존재하는 복잡한 교차로 환경에서 채널 혼잡 완화, 통신 신뢰도 개선을 위해 deep reinforcement learning (DRL)을 활용한 구역별 distributed congestion control (DCC) 알고리즘을 제안한다. 기존 European Telecommunications Standards Institute (ETSI)에서 제안한 테이블 기반 DCC 알고리즘은 도심 교차로 환경에서 non-line-of-sight (NLOS) 발생, 차량 밀도의 급격한 변화로 인해 요구되는 quality of service (QoS)를 만족하기 어렵다는 한계를 보인다. 이를 해결하기 위해 교차로를 통신 환경의 유사성을 기준으로 구역별로 구분하고, 각 구역의 상태 정보를 기반으로 중앙 road side unit (RSU)가 채널 혼잡도에 따른 패킷 생성 주기 제어 정책을 학습하여 각 구역 RSU에 적용하는 구조를 제안한다.

I. 서론

Cellular-Vehicle to Everything (C-V2X) 기술은 Cooperative Awareness Message (CAM)를 통해 차량의 위치, 속도, 방향 등의 정보를 주변 차량과 주기적으로 교환함으로써, 자율주행을 지원하는 통신 기술이다. C-V2X Mode 4의 경우, 주변 차량에 브로드캐스트 방식으로 메시지를 전송하기 위해 차량 단말이 자율적으로 무선 자원을 선택하며 통신 채널을 점유하는 차량이 증가할수록 패킷 충돌, 간섭 증가 등에 의한 통신 성능 저하 문제가 발생한다. 이러한 문제를 완화하기 위해 European Telecommunications Standards Institute (ETSI)는 각 차량에서 측정된 채널 혼잡도를 기반으로 주기적 메시지의 생성 간격을 조절함으로써 패킷 충돌을 완화하고 채널의 부하율을 낮추는 방식으로 전체 네트워크의 성능을 향상시키는 테이블 기반 Distributed Congestion Control (DCC) 알고리즘을 제안하였다.[1]

도심 교차로 시나리오는 차량 밀집의 급격한 변화, NLOS 영향 등으로 통신 환경이 복잡하게 변화한다. 그렇기 때문에 ETSI에서 제안한 테이블 기반 DCC 알고리즘은 3rd Generation Partnership Project(3GPP) Release 14에서 정의한 도심 교차로 환경의 quality of service (QoS)를 만족하지 못한다[2]. 이를 해결하기 위해 본 연구는 도심 교차로 시나리오에서 교차로를 구역 단위로 나누고 각 구역에 road side unit (RSU)을 배치해 구역 내 차량의 상태 정보를 수집하여 각 구역의 패킷 생성 주기를 결정하는 DRL 기반의 새로운 DCC 알고리즘을 제안한다.

II. ETSI DCC 알고리즘

ETSI에서 제안한 DCC 알고리즘은 채널 혼잡을 완화하기 위해 차량 단말이 측정한 channel busy ratio (CBR)을 기반으로 channel occupancy ratio (CR)가 정의된 임계값을 초과할 경우 패킷 생성 주기를 증가시키는

방식이다. 여기서 CBR은 주변 차량의 채널 사용률을 의미하고, CR은 특정 시간 동안 해당 차량이 실제로 접유한 채널 비율을 의미한다. ETSI DCC 알고리즘은 시나리오별이 특성을 고려하지 않고 고정된 테이블 기반으로 패킷 생성 주기를 제어하기 때문에 도심 교차로 환경의 QoS를 적응적으로 만족하는 데 한계가 있다.

III. 심층강화학습 모델

본 연구에서 제안하는 DRL 기반 구역별 DCC 알고리즘은 교차로 시나리오에서 각 구역의 통신 상태에 따라 구역별 최적의 패킷 생성 주기를 선택함으로써 전체 도로 구간의 통신 신뢰도인 packet delivery ratio (PDR)을 90% 수준으로 유지하는 것을 목표로 한다.

학습 알고리즘으로는 Double Deep Q-Network (DDQN)을 사용하였다. DDQN은 상태-행동 가치 함수(Q-function)를 심층 신경망으로 근사하여 이산 행동 공간에서 최적의 정책을 학습하는 방식이다. 기존 DQN에서 발생하는 문제인 과도한 Q-값 추정을 완화하기 위해 행동 선택과 가치 평가를 분리하여 안정적인 학습 성능을 가진다. 심층 강화학습 모델에 DDQN 알고리즘을 적용하여, 교차로 환경에서의 DRL 기반 구역별 DCC 알고리즘 성능을 평가하였다.

III-1. 학습 환경 설계

도로는 3GPP Technical Report (TR) 36.885에서 정의된 urban grid 시나리오를 기반으로 전체 도로 중 하나의 교차로를 포함하는 단일 블록을 평가 영역으로 설정하였다. 해당 블록을 총 11개의 세부 구역으로 나누고 이를 다시 CBR, line-of-sight (LOS) 비율 등 통신 환경의 유사성을 기준으로 세 구역 그룹(교차로 중심 구간, 교차로 주변 구간, 직진 도로 구간)으로 구분하였다. 각 세부 구역에는 RSU가 배치되어 구역 내 차량의 상

| 파라미터 | 값 |
|-----------------------|------------|
| 시뮬레이션 시간 [s] | 30 |
| 시뮬레이션 환경 | Urban Grid |
| 차량 수 [veh] | 100 - 200 |
| MCS index | 3 |
| 채널 대역폭 [MHz] | 10 |
| 채널 모델 | TR 37.885 |
| 안테나 이득 [dB] | 3 |
| 목표 통신 범위 β [m] | 200 |
| 목표 PDR ψ_t^* [%] | 90 |

표 1. 시뮬레이션 파라미터

태 정보를 수집하고 중앙 RSU는 구역 그룹 단위의 상태 정보를 기반으로 심층 강화학습 기반의 패킷 생성 주기 제어 정책을 학습한다. 학습을 위한 상태는 다음과 같다.

$$s_t = [\eta_t^{(1)}, w_t^{(1)}, \lambda_t^{(1)}, \eta_t^{(2)}, w_t^{(2)}, \lambda_t^{(2)}, \eta_t^{(3)}, w_t^{(3)}, \lambda_t^{(3)}] \quad (1)$$

학습에 사용되는 상태 S_t 는 시간 t 에서 각 구역의 통신 상황을 반영한 9차원 벡터로 구성된다. 교차로 중심 구간 ($i = 1$), 교차로 주변 구간 ($i = 2$), 직진 도로 구간 ($i = 3$)에 대해 각각 평균 차량 수 $\eta_t^{(i)}$, 평균 채널 점유율 $w_t^{(i)}$, 평균 LOS 비율 $\lambda_t^{(i)}$ 로 구성되며, 에이전트는 상태 S_t 를 기반으로 교차로 전체의 통신 혼잡 상태를 판단하고, 목표 QoS에 근접하도록 패킷 생성 주기를 조절한다. 학습에 사용되는 행동은 다음과 같다.

$$a_t = [\delta_t^{(1)}, \delta_t^{(2)}, \delta_t^{(3)}], \delta_t^{(i)} \in \{0.1s, 0.2s, 0.3s, 0.4s, 0.5s\} \quad (2)$$

에이전트의 행동은 세 구역 각각에 대해 하나의 패킷 생성 주기를 선택하는 것으로 각 구역에 속한 차량에 일괄적으로 적용된다. 각 성분은 이산적인 패킷 생성 주기 집합 $\{0.1s, 0.2s, 0.3s, 0.4s, 0.5s\}$ 중 하나의 값을 가진다. 에이전트는 선택한 행동의 결과로 나타나는 전체 교차로 영역에서의 통신 성능에 따라 보상을 받는다. 보상은 전체 차량을 대상으로 측정된 평균 PDR이 목표 PDR에 얼마나 근접하는지를 기준으로 하며 다음과 같이 정의된다.

$$r_t = -|\psi_t^* - \psi_t^{avg}| \quad (3)$$

ψ_t^{avg} 는 시간 t 에서 전체 구역에 존재하는 차량의 평균 PDR이며, ψ_t^* 은 목표 QoS 기준 PDR이다. 학습이 종료된 후, 중앙 RSU는 이를 각 구역 RSU에 배포한다. 구역 RSU는 전달받은 정책을 바탕으로 구역 내 차량의 상태를 실시간으로 판단하여 패킷 생성 주기를 결정한다.

IV. 모의실험 결과

표 1은 제안하는 알고리즘의 성능 평가를 위한 시뮬레이션 파라미터이다. 시뮬레이션은 도심 교차로 시나리오에서 전체 차량 수를 100대부터 200대까지 변화시키며 다양한 밀도 환경에서 진행하였으며 목표 QoS는 통신 범위 $\beta = 200m$ 과 PDR $\psi_t^* = 90\%$ 로 설정하였다.

그림 1은 전체 차량 수가 증가함에 따라 평균 PDR의 변화를 비교한 결과이다. 해당 결과를 통해, 도심 교차로 시나리오 내에서 전체 차량 수

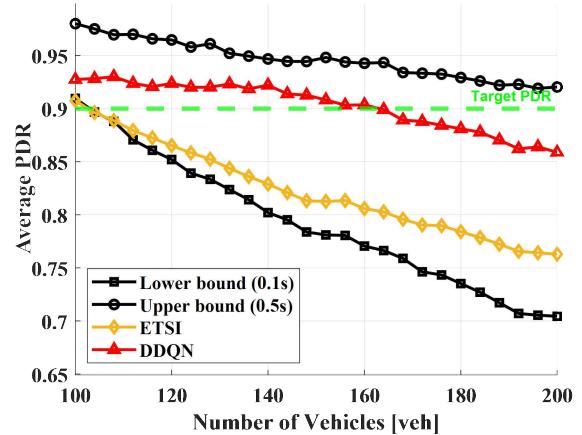


그림 1. 전체 차량 수 변화에 따른 알고리즘별 평균 PDR

범위에 걸쳐 목표 QoS를 만족하는지를 보여준다. Upper bound와 lower bound는 각각 제안한 알고리즘에서 모든 구역의 차량이 패킷 생성 주기를 0.1s, 0.5s로 고정한 결과이다.

ETSI에서 제안한 테이블 기반 DCC 알고리즘은 채널 혼잡 완화만을 목표로 도로 시나리오별 QoS는 고려하지 않는다. 즉, 전체 차량 수가 약 110 대를 초과하는 시점부터 목표 QoS인 PDR 90%를 유지하지 못하고, 전체 밀도 구간에서의 평균 PDR은 82.31%로 lower bound보다 약 3% 높은 결과를 보였다.

그러나 제안한 DDQN 기반 알고리즘은 도심 교차로의 통신 특성을 반영해 구역별로 최적의 패킷 생성 주기를 결정함으로써 전체 밀도 구간에서 QoS를 안정적으로 만족하였다. 전체 밀도 구간에서의 평균 PDR은 90.29%로 측정되어 ETSI 알고리즘에 비해 약 8% 향상된 통신 성능을 보였다.

V. 결론

제안하는 알고리즘은 ETSI에서 정의한 DCC 알고리즘이 도심 환경에서 목표로 하는 QoS 요구사항에 만족하지 못하는 한계를 극복하고, 다양한 차량 밀도에서도 안정적으로 통신 성능을 유지하는 효과를 보였다. 향후에는 실시간성을 보장하고, 보다 정밀한 패킷 생성 주기 제어를 위해 세부 구역의 RSU 없이 중앙 RSU에서 학습한 정책을 각 차량에 배포하고 차량이 독립적으로 제어하는 완전 분산 방식의 심층 강화학습 구조로 확장할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0020536, 2025년 산업혁신인재성장 지원사업)

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2024-00409492).

참 고 문 현

- [1] 3GPP TR 22.885 v14.0.0 "Study on LTE-based V2X Services", Jun. 2016
- [2] ETSI TS 103 574 V1.1.1 "Intelligent Transport Systems (ITS); Congestion Control Mechanisms for the C-V2X PC5 interface; Access Layer Part", Nov. 2018