

릴레이를 활용한 C-V2X 연구 동향

강민준, 최희주, 채승호*

한국공학대학교

{alswns4878, babybird, shchae}@tukorea.ac.kr

The Research Trends on C-V2X Using Relay

Minjun Kang, Heeju Choi, Seong Ho Chae*

Tech University of Korea

요약

본 논문은 차량 네트워크 환경에서 발생하는 높은 이동성, 채널의 불안정성, 그리고 비가시선(Non-Line-Of-Sight, NLOS) 조건 등으로 인한 통신 신뢰성 저하 문제를 해결하기 위한 릴레이를 활용한 C-V2X 통신 연구들의 최신 연구 동향을 살펴본다. 구체적으로, 본 논문은 최신 릴레이 통신 연구들을 수학적 도구를 활용한 릴레이 통신 기법 연구와 DRL(Deep Reinforcement Learning) 기반 릴레이 통신 기법들로 구분하여 비교·분석하고 한계점을 살펴본다.

I. 서론

V2X(Vehicle-to-Everything)는 차량과 주변 환경이 실시간으로 정보를 송수신하면서 자율주행과 교통안전에 지원하는 핵심 기술이다[1]. 3세대 이동통신 표준화 기구(3GPP)는 4G 기반 LTE-V2X(Long Term Evolution-V2X)와 5G 기반 NR-V2X(New Radio-V2X)를 규정하였으며, 두 세대 모두 기지국을 통해 자원을 할당받는 모드(LTE Mode 3 / NR Mode 1)와 기지국을 거치지 않고 단말끼리 자율적으로 자원을 선택하는 모드(LTE Mode 4/NR Mode 2)를 지원한다. 특히, 기지국의 개입없이 단말끼리 직접 데이터를 교환하는 기술인 사이드링크(PC5) 기반의 통신 방식은 낮은 지연 시간과 높은 신뢰성을 제공하여 V2X 서비스의 성능을 좌우하는 핵심 요소로 주목받고 있다[2],[3].

실제 차량 네트워크 환경에서는 비가시선(Non-Line-Of-Sight, NLOS) 환경, 고속 이동, 채널 불안정성 등으로 인해 통신의 신뢰성이 크게 저하되는 문제가 발생한다. 이를 보완하기 위한 한가지 대안으로, 릴레이(Relay)를 활용한 V2X 통신이 많은 관심을 받고 있다. 릴레이 차량은 송신 차량과 수신 차량 사이에 위치해 데이터를 중계함으로써 신호가 직접 도달하기 어려운 상황에서도 다중 홉(Multi hop) 경로를 형성하여 보다 안정적인 데이터 전송을 가능하게 한다[4]. 이에 따라, 통신 커버리지 확장과 신뢰성을 향상하기 위한 효율적 릴레이 선택 및 자원 할당 최적화 기법이 활발히 연구되고 있으며, 본 논문에서는 릴레이 기반 V2X 통신 기법에 관한 최신 연구 동향을 살펴본다. 구체적으로, C-V2X 통신을 위한 협력 릴레이 전략들을 1) 수학적 모델·해석 기반 릴레이 기법 연구와 2) 심층 강화 학습(Deep Reinforcement Learning, DRL) 기반 릴레이 기법 연구로 분류하여 살펴본다.

II. 수학적 도구를 활용한 릴레이 통신 기법 연구[5]-[7]

릴레이 기반 C-V2X에서 어떤 차량을 릴레이로 선정하고, 릴레이 및 송수신 링크에 시간·주파수 자원을 어떻게 효과적으로 배정하는지에 따라 시스템의 신뢰성이 결정된다. 최근, 이를 해결하기 위한 다양한 수학적 도구를 활용한 연구들이 진행되었다[5]-[8].

문헌 [5]는 초고신뢰 저지연 통신(Ultra-Reliable and Low Latency Communication, URLLC) 요구사항을 만족하기 위해, 2단계 전송 구조(Phase 1: Broadcast, Phase 2: Relay)를 갖춘 릴레이 기반 통신 프로토

콜을 제안하였다. 해당 연구는 1차 송신 실패 시 인근 차량의 릴레이를 통한 보완 전송을 허용하는 구조를 수학적으로 모델링 했으며, 확률기하이론(Stochastic geometry)을 활용해 아웃티지(Outage) 확률을 분석하였다. 시뮬레이션 결과, 일정 데이터 크기 이하 환경에서는 기존 단독 브로드캐스트(Broadcast) 방식보다 약 25% 이상 아웃티지 확률이 감소하며, 최적 자원 분할 비율(β)은 차량 밀도 및 전송 크기에 따라 비선형적으로 결정됨을 보였다.

문헌 [6]에서는 NR-V2X Mode 2 환경에서 브로드캐스트 신뢰성을 개선하기 위한 릴레이 기반 전송 프레임워크를 제안하였다. 제안 방식은 송신 차량이 릴레이 차량을 미리 지정하고 자원을 사전 예약하여 전송 지연을 최소화하는 구조를 채택한다. 또한 릴레이는 다수의 수신 차량을 동시에 지원할 수 있도록 설계되어, 교차로 비가시 환경에서도 패킷 도달률(Packet Dissemination Rate, PDR)을 유의미하게 향상시킨다. 시뮬레이션 결과, 일반적인 블라인드 재전송 방식(BReTX) 대비 교차로 상황에서 정보 확산율이 약 30% 향상됨을 보였다.

마지막으로, 문헌 [7]은 릴레이 차량 선택의 정확도와 전송 신뢰성을 더욱 개선하기 위해 링크 품질 지표(Link Quality Indicators, LQIs)의 방향별 집계 및 릴레이 차량 간 ACK 기반 피드백 메커니즘(RReTX-ACK)을 제안하였다. 차량 간 링크 품질 정보를 방향 단위로 집계(Average LQI per Direction)하여 공유함으로써 오버헤드를 줄이고, 릴레이 수신 확인을 위한 ACK를 통해 초기 송신 실패에 대응하도록 설계하였다. 시뮬레이션 결과, 제안된 방식은 기존 릴레이 기반 재전송 기법(RReTX)에 비해 200m 반경 내 패킷 전달률이 약 8.3% 향상되는 것으로 나타났다.

위와 같이, 각 차량이 스스로 주변 채널 상태를 보고 전송할 자원을 판단하는 방식은 고정 임계치 기반 센싱에 의존해 급변하는 트래픽·채널 환경에 취약하고 자원 충돌·오버헤드·복잡도 등의 다중 제약으로 인해 저지연·고신뢰 통신을 보장하기 어려운 한계가 있다. 2단계 고정 분할 구조는 트래픽 변화에 유연하지 못하며 지연을 증가시키고[5], 실제 분산 모드에서 다중 수신자 자원 충돌 문제가 지속되며[6], LQI-ACK 기반 보완책은 추가 오버헤드 대비 개선 폭이 제한적인 문제를 가진다[7]. 최근, 이러한 한계점을 개선하기 위한 DRL 기반 지능형 릴레이 선택·자원 제어 기법이 활발히 연구되고 있다.

III. DRL 기반 릴레이 통신 기법 연구[8]–[11]

실제 도로에서는 채널 상태, 차량 밀도, 트래픽 부하가 ms 단위로 급변하므로, 센싱 기반 규칙이나 중앙집중 최적화만으로는 릴레이·자원 결정을 즉각적으로 수행하기 어렵다. 이를 개선하기 위해, 최근 로컬 관측만으로 릴레이 노드, 주파수, 전송 전력 등 동적으로 학습해 선택할 수 있는 기존 방식 대비 지연, 충돌, 비효율 문제를 효과적으로 줄일 수 있는 DRL을 활용한 릴레이 통신 기법에 관한 연구가 활발히 진행 중이다[8]–[11]. DRL은 에이전트가 주어진 환경과의 상호작용을 통해 최적의 행동 전략을 학습하는 강화학습에 딥러닝을 결합한 기술로 고차원 입력을 신경망을 통해 표현 학습하고, 이를 기반으로 상태-행동 값 함수 또는 정책 함수를 근사하여 복잡한 환경에서도 효율적인 의사결정을 가능하게 한다[12],[13].

문헌 [8]에서는 mmWave V2X 환경에서 RSU(Road Side Unit)가 차량의 로컬 상태 정보(속도, 위치, 큐 상황 등)를 입력으로 받아, 계층형 DQN(Deep Q-Network)을 기반으로 최적의 릴레이 차량과 송신 전력을 동시에 결정하는 중앙집중식 제어 기법을 제안하였다. 제안 방식은 기존의 링크 예측 기반 방식(Link-Quality-Prediction, LQP) 보다 전송 지연을 감소시키고 링크 품질 완전 정보 방식(Link-Quality-Known, LQK) 수준의 안정적인 성능을 달성함으로써, DRL을 이용한 릴레이 차량 선택과 전력 자원 동적 최적화의 가능성을 보여주었다.

문헌 [9]에서는 mmWave V2X 환경에서 릴레이 차량 선택과 빔 관리를 동시에 최적화하기 위해, 두 개의 적층 임계값(릴레이 교체·빔 재정렬)을 학습하는 DDPG(Deep Deterministic Policy Gradient) 기반 순차적 의사결정 정책을 제안하였다. 에이전트는 최근 빔 인덱스와 수신 스펙트럼 효율(beam measurement)을 상태로 받아 링크 유지·전송/빔 추적/릴레이 차량 교체 중 최적의 행동을 선택함으로써 빔 정렬 오버헤드를 최소화한다. 시뮬레이션 결과, 사전 채널 정보를 알 수 없는 조건에서도 고정 임계치 휴리스틱 대비 더 높은 스펙트럼 효율과 채널 변동 대응 안정성을 달성하였다.

문헌 [10]에서는 보안성과 실시간성을 동시에 고려하여, 오래된 채널 상태 정보(Outdated Channel State Information)에서도 효과적인 릴레이 차량 선택이 가능하도록 과거 CSI 기반 DQN-RSS(DQN-Relay Selection Scheme)와 ARMA(Autoregressive Moving Average) 기반 채널 예측 CSI가 추가된 DQN-RSS-ARMA 프레임워크를 제안하였다. 두 기법 모두 DQN을 이용한 최적 릴레이 선택으로 불완전한 CSI에서도 실시간 의사결정을 수행한다. 시뮬레이션 결과, DQN-RSS는 기존 ARMA 방식 대비 약 15% 도청 확률을 감소시켰고, DQN-RSS-ARMA는 약 30% 이상의 감소시킴을 보였다.

문헌 [11]에서는 NR-V2X Mode 2 기반 브로드캐스트 환경에서 멀티 에이전트 DQN(MA-DQN)을 적용하여 커버리지 확장을 위한 릴레이(차량 또는 RSU) 선택 및 자원 예약(resource reservation) 전략을 제안하였다. 각 차량은 자체 위치 및 인접 차량 정보를 바탕으로 차량 혹은 RSU를 릴레이로 선택하며, 글로벌 보상과 개별 보상 두 가지 시나리오를 비교·학습하였다. 시뮬레이션 결과, MA-DQN 기반 릴레이 선택만으로도 커버리지(300 m) 내 평균 PRR(Packet Reception Rate)이 약 19.3% 향상되었으며, 여기에 제안된 자원 예약 기법을 함께 적용할 경우 약 44.5% 추가 개선을 확인하였으며 RSU를 릴레이로 선택할 경우 고정 설치된 RSU가 LoS 경로를 제공하여 평균 PRR이 약 14% 추가 향상됨을 보였다.

IV. 결론

본 논문에서는 신뢰성 있는 C-V2X 통신을 위한 릴레이 통신 기법 연

구들을 수학적 도구를 활용한 릴레이 통신 기법 연구와 DRL 기반의 릴레이 통신 기법 연구로 분류하여 살펴보았다. 두 접근 모두 지연 최소화, 신뢰성 확보, 커버리지 확장 측면에서 우수한 성능을 가짐을 보였으나, 릴레이 선택과 자원 할당 문제를 분리하거나 실제 동적 도로 환경 적용 한계가 있다. 향후에는 릴레이와 자원을 통합 제어하는 경량 학습 구조와 3GPP 표준 연계를 고려한 실제 환경 연구가 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원·학·석사연계ICT핵심인재양성의 지원(IITP-2025-RS-2022-00156326, 50%)과 정보통신기획평가원·지역지능화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2025-RS-2020-II201741, 50%)

참 고 문 헌

- [1] 최희주, 채승호, “V2X 네트워크에서 V2V 링크 자원할당 연구동향,” 2025년도 한국통신학회 동계종합학술발표회 논문집, pp. 992–993, Feb. 2025.
- [2] 3GPP, “Study on LTE-based V2X services,” TR 36.885 V14.0.0, Release 14, Jun. 2017.
- [3] 3GPP, “Study on enhancement of 3GPP support for 5G V2X services,” TR 22.886 V16.0.0, Release 16, Jun. 2019.
- [4] E. Ahmed and H. Gharavi, “Cooperative vehicular networking: A survey,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 19, no. 3, pp. 996–1014, Mar. 2018.
- [5] G. Ghatak, “Cooperative relaying for URLLC in V2X networks,” *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 10, no. 1, pp. 97–101, Jan. 2021.
- [6] S. Tang and S. Obana, “Reliable NR-V2X broadcast transmission by relay,” in *Proc. of IEEE 98th Veh. Technol. Conf. (VTC)*, 2023.
- [7] S. Aoki and S. Tang, “Enhancing the reliability of NR-V2X sidelink broadcast through relay,” in *Proc. of IEEE 29th Asia Pacific Conf. on Commun. (APCC)*, 2024.
- [8] H. Zhang, S. Chong, X. Zhang and N. Lin, “A deep reinforcement learning based D2D relay selection and power level allocation in mmWave vehicular networks,” *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 9, no. 3, pp. 416–419, Mar. 2020.
- [9] D. Kim, M. R. Castellanos and R. W. Heath, “Joint relay selection and beam management based on deep reinforcement learning for millimeter wave vehicular communication,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 72, no. 10, pp. 13067–13080, Oct. 2023.
- [10] E. M. Ghourab *et al.*, “Secure relay selection with outdated csi in cooperative wireless vehicular networks: A DQN approach,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 12424–12436, 2024.
- [11] I. Lee and D. K. Kim, “Coverage extension through MA-DQN-based relaying for V2V communications,” in *Proc. of the 29th Asia Pacific Conf. on Commun. (APCC)*, 2024.
- [12] C. Lee, I. Bang, T. Kim, H. Lee, B. C. Jung, and S. H. Chae, “Multi-agent deep reinforcement learning based handover strategy for LEO satellite networks,” *IEEE Commun. Letters*, vol. 29, no. 5, pp. 1117–1121, May 2025.
- [13] C. Lee, S. Lee, T. Kim, I. Bang, J. H. Lee, and S. H. Chae, “Multi-agent deep reinforcement learning-based multi-UAV path planning for wireless data collection and energy transfer,” in *Proc. of the 15th Int. Conf. on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, Jul. 2024.