

MRC & RL 기반 자율주행 차량 교차로 통행 최적화

조서경*, 전홍배*

한국외국어대학교

merrycho2003@hufs.ac.kr, hongbae08@hufs.ac.kr

Intersection Passage Optimization for Autonomous Vehicle Systems Using MPC & RL

Seo-Kyung Cho*, Hong-Bae Jeon*

Hankuk University of Foreign Studies

요약

본 논문은 완전 자율주행 환경을 가정하여, 자율주행 차량 전용 도로에서 신호 없는 교차로 통행 방식을 최적화하는 방안을 제시한다. 기존 신호등 기반 통제 방식과 비교하여, Model Predictive Control (MPC)과 Reinforcement Learning (RL) 기반 제어 방식을 각각 적용하고 성능을 분석하였다. SUMO 시뮬레이터 환경에서 동일 조건으로 실험을 수행한 결과, MPC는 평균 대기 시간과 통과 시간 측면에서 우수한 성능을 보였고, RL은 차량 처리량 측면에서 가장 높은 값을 기록하였다. 실험 결과를 통해 MPC는 일반적인 도심 교차로나 일상적인 교통 환경에서, RL은 일시적인 고밀도 상황에서 각각 효과적이라는 시사점을 도출하였다.

I. 서론

차세대 이동통신 시스템의 발전과 함께 [1] 자율주행 기술은 빠르게 발전하고 있으나, 교차로와 같은 복잡한 구간에서는 기존 신호 체계와 인간 운전자의 개입으로 인해 그 효율성이 제한된다. 반면 자율주행 전용 고속도로와 같은 사례를 보면, 중앙 신호 제어나 자율주행 전용 신호 같은 기존과 다른 교통 체계를 통해 효율성이 증가했음을 확인할 수 있었다 [2]. 본 논문에서는 완전 자율주행 환경을 가정하고, 기존 완전 자율주행 환경과 다르게 신호 없는 교차로 통행 방식을 최적화하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 차량 간 통신 (vehicle-to-vehicle (V2V) communications)을 기반으로 한 협력 주행 방식을 기존 신호 체계와 비교하고, Model Predictive Control (MPC)과 Reinforcement Learning (RL) 기반 알고리즘을 각각 적용하여 성능을 분석한다. 연구의 핵심은 V2V 기반 협력 주행이 기존 신호 체계보다 교차로 효율을 높일 수 있는지, MPC와 RL 각각의 최적화 성능이 어느 정도인지에 있다.

II. 본론

실제 차량 활용에 대한 환경적 제약으로 인해, 본 논문에서는 SUMO (Simulation of Urban MObility) 시뮬레이터를 활용하였다. [3] 전체 실험 환경 설계는 Fig. 1과 같다.

도로 설계	참고 지역	신논현역 사거리
	도로 구조	2차선 사거리 교차로 (직진/좌회전 1차선, 우회전 1차선)
실험 조건	평균 시속	50 km/h
	실험 시간	5분(300초)
	차량 수	300대

Fig. 1 교차로 실험 환경 설정

Fig. 1의 설정을 바탕으로 본 논문에서는 교차로에서 자율주행 차량의 통행 제어를 위해 MPC [4]과 RL [5]을 주요 알고리즘으로 설정하였다. 기존 신호등 방식과 MPC, RL 알고리즘을 적용한 실험의 결과를 평가하기 위한

지표는 다음과 같이 설정했다. 첫째, 차량 처리량 (Throughput)은 시뮬레이션 동안 교차로를 통과한 차량의 총 대수로, 처리량이 높을수록 시간 내 더 많은 차량이 교차로를 빠르게 통과했음을 의미하며, 이는 교통 체계의 용량과 처리 효율성을 반영한다. 둘째, 평균 통과 시간 (Average Duration)은 차량이 교차로에 진입하여 빠져나오기까지 소요된 평균 시간으로 차량별 이동 품질을 평가하는 기준이 된다. 셋째, 평균 대기 시간 (Average Waiting Time)은 교차로 진입 전에 신호 대기나 정체로 인해 정지해 있던 평균 시간으로, 교차로 통행 시스템의 실용성과 사용자 편의성 측면에서 필수적인 평가 항목이다.

설정한 환경을 바탕으로 세 가지 경우에 대해 실험을 수행한 결과, 차량 처리량과 평균 통과 및 대기 시간은 각각 Fig. 2~3과 같았다.

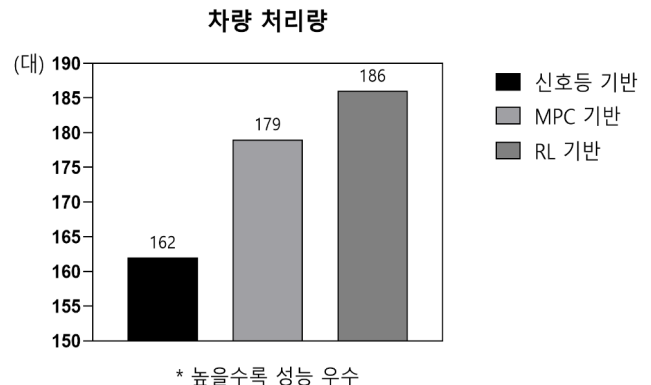


Fig. 2 차량 처리량

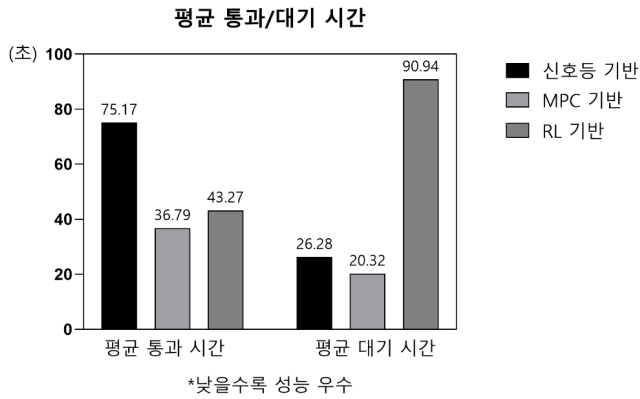


Fig. 3 평균 통과 및 대기 시간

MPC는 기존 신호등 방식과 비교했을 때 평균 대기 시간, 평균 통과 시간, 차량 처리량의 모든 지표에서 향상된 결과를 보였다. 특히 평균 대기 시간이 약 5.96초 줄었고, 통과 시간은 절반 이하로 감소했으며, 차량 처리량도 17대 늘었다. 이는 MPC의 예측 기반 연속 제어가 교차로 내 차량 흐름을 전체적으로 균형 있게 최적화했음을 의미한다.

반면, RL 방식은 세 가지 방식 중 가장 높은 차량 처리량(186대)을 기록했지만, 평균 대기 시간이 90.94초로 가장 길어지는 특성이 확인되었다. 이는 RL 에이전트가 보상 구조에 따라 전체 처리량을 최대화하도록 학습하면서, 일부 차량의 대기 시간을 희생하는 전략을 선택했기 때문으로 해석된다.

결론적으로, MPC는 대기 시간과 통과 시간 최소화가 중요한 일반적인 도심 교차로나 정체 구간에서 실용성이 높다. 반면 RL은 차량 처리량을 최대화해야 하는 특수 상황, 예를 들어 이벤트 종료 직후와 같이 급격한 교통량 증가 상황에서 적합하지만, 일부 차량의 긴 대기 시간을 감수해야 하는 trade-off가 존재한다.

III. 결론

본 논문에서는 자율주행 차량의 교차로 통행 효율을 높이기 위해 MPC와 RL을 기존의 신호등 기반 통제 방식과 비교 분석하였다. 동일한 환경에서 세 가지 방식을 평가한 결과, MPC는 평균 대기 시간과 통과 시간에서 가장 우수한 성능을 보였고, RL은 차량 처리량 측면에서 가장 높은 값을 기록하였다. 실험 결과, MPC는 예측 기반 제어를 통해 정체를 최소화하고 전체 교통 흐름을 균형 있게 유지하는 데 효과적이다. 반면 RL은 일부 차량의 대기 시간을 희생하는 대신, 전체 차량 처리량을 극대화하는 전략을 학습할 수 있다. 즉, 교차로 운영 목적이 처리량 극대화인지 통과 및 대기 시간 최소화인지에 따라 적절한 제어 방식을 선택하는 것이 중요하다. 따라서 MPC는 도심 교차로나 일상적인 교통 상황처럼 균형 잡힌 흐름과 예측 가능한 대기 시간이 필요한 환경에 적합하며, RL은 이벤트 종료 직후와 같이 일시적으로 높은 차량 밀집 상황에서 더 효과적일 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2025학년도 한국외국어대학교 교원연구지원사업 지원에 의하여 이루어진 것임

참 고 문 헌

- [1] H.-B.Jeon *et al.*, "Free-Space Optical Communications for 6G Wireless Networks: Challenges, Opportunities, and Prototype Validation," *IEEE Communications Magazine*, 61(4) pp. 116-121, 2023
- [2] B. Kang *et al.*, "Performance Evaluation of V2X Communication System Under a High-Speed Driving," *Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 42(5), pp. 1069-1076, 2017
- [3] Eclipse SUMO. (n.d.). SUMO Tutorials. <https://sumo.dlr.de/docs/Tutorials/index.html>
- [4] F.Mohseni, S. Voronov, and E. Frisk, "Deep Learning Model Predictive Control for Autonomous Driving in Unknown Environments," in *Proc. IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, pp. 447-452, 2018.
- [5] A.Folkers *et al.*, "Controlling an Autonomous Vehicle with Deep Reinforcement Learning," in *Proc. IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV)*, pp.2025-2031, 2019