

GNN 기반 MARL 교통제어를 위한 선택적 통신 프로토콜

김건민, 최민준, 김경백

전남대학교 인공지능융합학과

geonminkim@jnu.ac.kr, larrychoi@jnu.ac.kr, kyungbaekkim@jnu.ac.kr

요 약

도시 규모 교통 신호 제어에 다중 에이전트 강화학습(MARL)을 적용할 때 에이전트 간 항상 통신(always-on)을 가정하면 대규모 네트워크에서 통신 비용과 지연이 증가한다. 본 논문에서는 GNN 기반 MARL 교통 제어에 적용 가능한 선택적 통신 프로토콜 STCP(Selective Traffic Communication Protocol)를 제안한다. SUMO 기반 10×10 교통 네트워크 실험에서 STCP는 always-on 대비 통신량을 80–96% 감소시키면서도 총 대기시간 성능 저하 없이 교통 제어 성능을 유지하였다.

1. 서론

도시 규모 교통 신호 제어에서 다중 에이전트 강화학습(MARL)[1]은 각 교차로를 에이전트로 모델링하여 협력적으로 교통 흐름을 최적화하는 방법으로 널리 연구되고 있다. 특히 그래프 신경망(GNN)을 결합한 MARL 기반 접근[2-3]은 교차로 간 상호작용을 효과적으로 반영할 수 있어 도시 교통 제어 문제에서 유망한 방법으로 평가된다. 그러나 기존 연구들은 대부분 에이전트 간 항상 통신을 가정하여 대규모 네트워크에서 불필요한 메시지 교환과 통신 지연을 유발할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 선택적 통신 프로토콜 STCP를 제안한다. STCP는 교차로의 대기열 길이와 혼잡 증가율을 기반으로 혼잡 전파 가능성이 높은 상황에서만 통신을 허용하며, 이를 통해 GNN 기반 MARL 교통 제어에서 상태 의존적 메시지 전달을 구현한다. SUMO 기반 교통 시뮬레이션 실험 결과, 제안 방법은 항상 통신 대비 통신량을 크게 감소시키면서도 교통 제어 성능을 유지함을 확인하였다.

2. 관련 연구

2.1 MARL 기반 교통 신호 제어

최근 도시 교통 혼잡 문제를 해결하기 위해 강화학습 기반 교통 신호 제어 연구가 활발히 진행되고 있다. MARL은 각 교차로를 독립적인 에이전트로 모델링하여 협력적인 교통 제어 정책을 학습할 수 있어 대규모 도시 교통 환경에 적합한 방법으로 평가된다. PressLight[4]등의 연구에서는 MARL 기반 접근을 통해 교차로 간 협력을 활용하여 교통 대기시간과 지연을 감소시키는 성능 향상을 보였다.

2.2 교차로 간 통신 기반 교통 제어

교차로 간 상호작용을 효과적으로 모델링하기 위

해 GNN을 활용한 MARL 기반 교통 제어 연구가 제안된다. 이 방법들은 인접 교차로 간 상태 정보를 메시지 전달 방식 공유를 통한 협력적 의사결정을 수행한다. 그러나 기존 연구는 에이전트 간 항상 통신을 가정하여 불필요한 메시지 교환을 발생시켜 통신 비용과 지연을 증가시키는 한계를 가진다.

3. 선택적 통신 프로토콜(STCP)

본 연구에서는 대규모 교통 네트워크에서 발생하는 불필요한 메시지 교환을 줄이기 위해 선택적 통신 프로토콜 STCP를 제안한다. STCP는 각 교차로의 대기열 길이(queue length)와 최근 혼잡 증가율(queue gradient)을 기반으로 통신 여부를 결정한다. STCP에서 통신은 교차로 신호제어기들 간의 메시지 교환을 의미하며, 각 교차로는 인접 교차로들의 큐 길이 정보를 주고 받는다. 각 교차로 i 는 시점 t 에서 통신 활성화 여부를 나타내는 이진 변수 $m_i(t)$ 를 생성하며, 이는 임계값, 증가율, 유지 시간 등의 파라미터를 기반으로 결정된다. 혼잡이 특정 임계값을 초과하거나 증가 추세가 감지될 경우 해당 교차로는 통신을 활성화하여 인접 교차로와 정보를 공유한다. 이러한 통신 결정은 GNN 기반 메시지 전달 과정에 직접 반영된다. 교차로 간 인접 관계를 나타내는 그래프 인접 행렬 A_{ij} 에 통신 마스크를 적용하여 인접 행렬을 구성한다.

$$\tilde{A}_{ij}(t) = A_{ij}m_j(t)$$

여기서 $m_j(t)$ 는 교차로 j 의 통신 활성화 여부를 의미하며, 이를 통해 혼잡 상황에서만 선택적으로 메시지가 전달된다. 마스크된 인접 행렬은 GNN 인코더의 입력으로 사용되어 교차로 간 상태 표현을 생성하며, 이후 DQN 기반 Q-head를 통해 각 교차로의 신호 제어 행동이 결정된다.

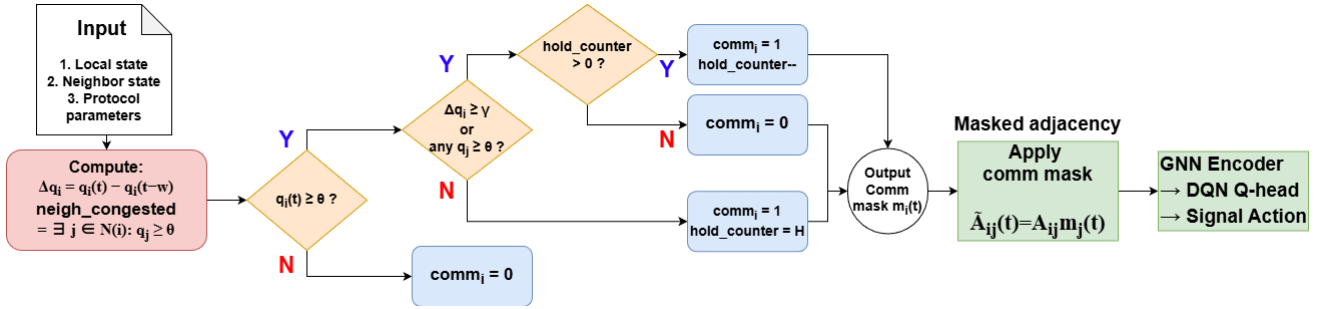


그림 1. STCP 기반 선택적 통신과 GNN 기반 교통 제어 구조

4. 실험 환경

제안한 STCP 를 평가하기 위해 교통 시뮬레이터 SUMO(Simulation of Urban Mobility) 기반 실험 환경을 구축하였다. 실험 환경은 10x10 교차로로 구성된 도시 그리드 네트워크로, 각 교차로는 하나의 강화학습 에이전트로 동작한다. 교통 수요 변화에 따른 성능 변화를 분석하기 위해 low, medium, high, rush 의 네 가지 교통 수요 시나리오를 구성하였다. 강화학습 모델은 GNN 기반 DQN 에이전트를 사용하여 교차로 간 상호작용을 고려한 신호 제어 정책을 학습하도록 설계하였다. 제안 방법의 성능을 평가하기 위해 STCP 방식과 기존 always-on 통신 방식을 비교하였다. 주요 평가 지표로는 평균 통신 비율과 총 대기 시간을 사용하였다.

5. 실험 결과

제안한 STCP 는 기존 항상 통신 방식에 비해 통신량을 크게 감소시키면서도 교통 제어 성능을 유지하는 결과를 보였다. 표 1 과 같이 교통 수요 수준에 따른 통신 사용률을 분석한 결과, 항상 통신 방식은 모든 교차로가 매 시점마다 통신을 수행하여 통신 비율이 1.0 으로 유지되는 반면, STCP 는 교통 수요 수준에 따라 약 0.04~0.20 수준의 통신 비율을 보였다. 이는 항상 통신 방식 대비 약 80~96% 의 통신 감소 효과를 의미한다. 또한 교통 제어 성능 측면에서도 STCP 는 기존 방식과 유사하거나 더 나은 결과를 보였다. 그림 2 와 같이 총 대기 시간 분석 결과 low 및 medium 수요 환경에서는 두 방식이 유사한 성능을 보였으며, high 및 rush 수요 환경

표 1. Communication usage by Demand

	Mean communication Ratio			
	Low	Med	High	Rush
STCP	0.0413	0.0899	0.2024	0.0993
Always-on	1.000	1.000	1.000	1.000

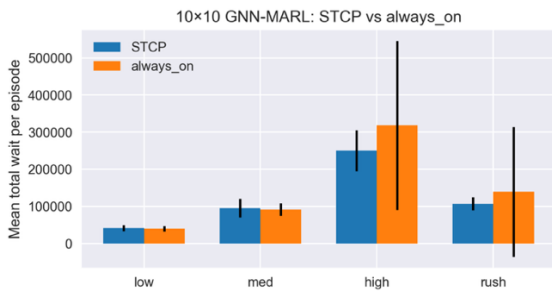


그림 2. 수요 수준별 평균 총 대기 시간

에서는 STCP 가 always-on 방식보다 더 낮은 총 대기 시간을 나타내는 경향을 보였다. 이는 혼잡이 발생하는 구간에서만 선택적으로 정보를 공유하는 방식이 불필요한 통신을 줄일 수 있음을 시사한다.

6. 결론

본 연구에서는 대규모 교통 네트워크에서 MARL 기반 교통 신호 제어 시 발생하는 불필요한 에이전트 간 통신 문제를 해결하기 위해 선택적 통신 프로토콜 STCP 를 제안하였다. STCP 는 교차로의 대기열 길이와 혼잡 증가율을 기반으로 혼잡 상황에서만 통신을 활성화하여 GNN 기반 MARL 환경에서 선택적 메시지 전달을 수행한다. 실험 결과, 제안 방법은 always-on 통신 대비 80~96%의 통신 감소를 달성하면서도 교통 제어 성능을 유지하였다. 이 결과는 단순한 상태 기반 규칙만으로도 교통 제어에서 효과적인 통신 효율화가 가능함을 보여준다.

7. 사사

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-지역지능화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2026-RS-2022-00156287)(34%). 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 인공지능융합혁신인재양성사업 연구 결과로 수행되었음(IITP-2026-RS-2023-00256629)(33%). 본 연구성과는 2025 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(RS-2025-25398164)(33%)

8. 참고문헌

- [1] H. Shen, H. Zhao, Z. Zhang, X. Yang, Y. Song and X. Liu, "Network-Wide Traffic Signal Control Based on MARL With Hierarchical Nash-Stackelberg Game Model," in IEEE Access, vol. 11, pp. 145085-145100
- [2] N. Sumathi and G. Navamani, "Real-Time Traffic Optimization: A Graph-Based Reinforcement Learning Framework," 2025 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT), Kirtipur, Nepal, 2025, pp. 767-771
- [3] W. Xiaopeng et al., "A Traffic Intersection Optimization Control System Based on GNN-RL Integration Framework," 2025 37th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Xiamen, China, 2025, pp. 737-742
- [4] Wei, Hua, et al. "Presslight: Learning max pressure control to coordinate traffic signals in arterial network." Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2019.