

V2X 네트워크에서 자원할당을 위한 기계학습 기반 최적화 기법 연구동향 조사

최남건, 조성래, 백정엽*
*중앙대학교 컴퓨터공학과

nchoi@cau.ac.kr, srcho@cau.ac.kr, *jpaek@cau.ac.kr

A Survey on Research Trends of Machine Learning-based Optimization Methods for Resource Allocation in V2X Networks

Namgeon Choi, Sungrae Cho, Jeongyeup Paek*
*Department of Computer Science and Engineering, Chung-Ang Univ.

요 약

본 논문에서는 V2X(Vehicle-to-Everything) 네트워크 차량 플레투닝(Vehicle Platooning) 시나리오에서 V2V(Vehicle-to-Vehicle) 통신 안정성을 향상시키기 위하여 자원할당 최적화 기법을 중앙 집중형 접근 방식과 분산형 접근 방식으로 나누어 조사 및 분석하였다. 분산 AI 전략을 활용한 게임이론 기반 자원할당 방법은 상대적으로 더 높은 효율성을 제공하는 것으로 판단된다. 그러나 실시간 자원할당 및 파레토 최적해 획득 측면에 한계점이 남아있어, 향후 이를 극복하기 위한 추가적 연구가 필요하다.

I. 서 론

V2X(vehicle-to-everything) 통신 기술의 등장은 지능형 교통 시스템과 자율주행을 용이하게 하는 중요한 발전 중 하나로 볼 수 있다. 차량 플레투닝(vehicle platooning)은 주로 자율주행 차량 간의 통신을 통해 군집을 이루어 주행하는 것을 말하며, 이를 통해 연료 효율성을 높이고, 공기 저항을 줄이며, 교통 흐름을 최적화할 수 있는 효과를 가진다. 그러나, 현재 플레투닝의 차량 군집형태를 안정적으로 유지하는 하는 것은 아직 완벽하지 않은 상태이다. 특히, 동역학적 정보(속도, 가속도 등)를 가진 신호가 플레투닝 상태 차량 사이로 전파될 때, 신호가 증폭되지 않고 안정적으로 유지되어야 하는 어려움이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위한 전략 중 하나로, 협력 적응형 크루즈 제어(Cooperative Adaptive Cruise Control, CACC)가 있다. CACC 는 기존 적응형 크루즈 제어(Adaptive Cruise Control, ACC)에서 진화한 형태로, ACC 가 차량 사이의 거리와 속도를 자동으로 조절하여 일정한 속도를 유지하는데 중점을 둔다면, CACC 는 V2V(vehicle-to-vehicle) 통신을 통해 동역학적 정보를 통합하는 것으로 추가적 효율성을 높일 수 있는 기술이다. 하지만, 이러한 CCAC 기술은 V2V 연결 안정성에 의존하게 되므로, V2V 통신 안정성을 향상시키는 것이 결국 안정적인 성능을 확보하는 방법이 된다. 그러므로, V2V 통신 안정화는 자원할당 최적화 문제로 볼 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 자원할당 최적화를 위하여 사용될 수 있는 전통적인 최적화 방법부터 최근 주목받고 있는 기계학습 기반 자원할당 최적화 방법까지 조사하고 그 한계점을 분석한다. 이를 통해, 향후 연구방향 및 적절한 최적화 기법을 선택할 수 있는 안목을 제공하고자 한다.

II. 본 론

1. Centralized Classical Approaches

전통적인 중앙 집중형 최적화는 크게 선형 기반과 비선형 기반으로 나눌 수 있다. 선형 자원할당 문제의 경우, 목적함수는 변수들의 선형 합산 형식으로 요약될 수 있다. 이것은 일반적으로 Hungarian Algorithm(HA)에 의해 $O(N^3)$ 계산 복잡도로 해결될 수 있다[4]. Hungarian Algorithm 은 최근 몇 년간 자원할당 문제에서 널리 사용되어 왔으며, 현재 연구에서도 여전히 많이 활용 되고 있다[5].

한편, 변수들과 비선형 관계를 가지는 목적함수를 갖는 시나리오는 앞서 언급된 선형 기반 문제보다 더 흔하게 볼 수 있다. 비선형 자원할당 문제의 경우, 볼록(Convex)하다면 Convex Optimization 을 통해 문제를 해결할 수 있다. 그러나, 자원할당 문제는 잘 알려진 travelling salesman problem 과 같이 비볼록(Non-Convex)이며 비결정적 다항식 시간 복잡도(NP-hard)를 갖는 문제이다. 이 NP-hard 문제를 해결하기 위해, 최근 몇 년간 다양한 휴리스틱 알고리즘이 적용되었다. 고전적인 Branch-and-Bound 에서부터 Genetic Algorithm(GA), Particle Swarm Optimization 그리고 Whale Optimization Algorithm 과 같은 고전적인 기계학습 알고리즘들이 적용되고 있다. 최신 연구에서는 심층강화학습(Deep Reinforcement Learning, DRL)과 같은 딥러닝 알고리즘을 최적화 기법으로 사용하기도 한다. 복잡한 최적화 문제를 단순화된 하위 문제로 분리하여 개별적으로 해결하는 대체 무선자원관리 알고리즘도 존재한다. 그러나 모든 문제를 중앙 집중형 최적화 기법으로 해결하는 것은 access point 나 base station 의 제한된 처리 능력으로 인해 시간소모가 매우 크다.

중앙 집중형 최적화 문제의 높은 복잡도를 해결하기 위해 다양한 task-offloading methods 가 연구되었다. 네트워크의 분산 컴퓨팅을 활용하기 위해, 전체 최적화 작업을 서버태스크로 나누어 Station(STA)나 User Equipment(UE)와 같은 분산장치에 전달된다. 이 과정에서 각 장치는 오프로드된 작업을 통보 받고 service request 및 processing capacity 을 보고해야 하며, 이는 상당한 통신 오버헤드와 추가적인 인터페이스 시간을 발생시킨다. 이런 추가지연을 줄이기 위해, 제한된 처리시간 지연 하에서 작업 오프로드를 지원하는 자원할당에 관한 연구가 진행되었다. 그러나 장치는 중앙 집중형 최적화 기법을 사용하는 access point of coverage 를 예기치 않게 벗어날 수 있어 전체 네트워크 최적화 및 운영성능이 저하되는 것을 가져올 수 있다. 차량 네트워크의 자원할당 과정도 고유의 network dynamics 때문에 비슷한 문제가 발생하게 된다. 이 문제를 해결하기 위해 코어 네트워크와 V2V 통신이 자주 사용되지만, 이러한 방법들은 상당한 전송 및 처리지연을 발생시키는 문제가 있다.

2. Decentralized Resource Allocation Approaches

중앙 집중형 접근방식에서 가지는 문제점을 극복하기 위한 것에 더하여 사용가능한 컴퓨팅 자원을 최대한 활용하기 위해 최근 개발된 접근방식 중 하나는 분산 인공지능(Artificial Intelligence, AI)이다. 예를 들어, 분산 심층강화학습(Deep Reinforcement Learning, DRL)은 각 장치가 컴퓨팅 결과를 나타내기 위해 보상을 보고할 수 있도록 선택된다. 한편, 분산 심층신경망(Deep Neural Network, DNN)은 사용자로부터 정보를 인코딩하여 채널상태정보(Channel State Information, CSI)을 보고할 수 있도록 제안되었다. 또한, 연합학습(Federated learning, FL)도 분산 AI 응용 프로그램에 사용되고 있다. 각 사용자의 유틸리티 함수에 따라 신경망의 손실함수(loss function)을 맞춤화 하여, 사용자와 중앙 간의 FL 을 협력하여 자원할당 문제를 해결한다. 그러나 분산 AI 전략은 장치의 예기치 않은 이탈에 대하여 여전히 취약점으로 남아있다. 또한, 분산 AI 전략은 모든 장치가 관련 AI 모델을 포함하고 지원해야 하므로, 자원이 제한된 무선 네트워크 시스템에서는 적용범위가 제한된다.

네트워크에서 장치의 예기치 않은 이탈의 영향을 완화하기 위해 게임이론을 활용한 자원할당이 제안되어 각 장치의 성능을 향상시키는 방법도 있다. 게임이론 기반 자원할당에서는 네트워크 최적화 문제가 각 장치의 성능 최적화 문제로 분리된다. 각 장치는 자신의 유틸리티 함수를 최대화하는 것을 목표로 하며, 네트워크는 내쉬 균형(Nash equilibrium)에 의해 파레토 최적 솔루션(pareto optimal solution)을 달성한다. 그러나 처리시간이나 협상시간이 길어서 일반적으로 수렴하기 위해 여러 번의 전송이 필요하다. 이를 해결하기 위해 다항 시간 내에 subgame perfect Nash equilibrium 에 도달할 수 있는 DRL 기반 모델이 제안되었다. 그러나 게임이론 기반 자원할당의 주요 단점은 파레토 최적 결과가 전역 최적 솔루션보다 좋은 결과값은 아니라는 것이다.

기존의 연구들을 보면, 실제 네트워크 조건에서 자원이 제한된 V2X 네트워크 시스템의 실시간 최적화에 적용되기에는 아직 한계가 있음을 보인다. 네트워크가 실시간으로 복잡한 문제를 해결할 수 있도록 하려면, 모든 네트워크 장치의 분산 컴퓨팅 용량을 최소한의 통신 오버헤드로 추가 인터페이스 과정 없이 활용할 수 있어야 한다. 이는 분산 컴퓨팅 결과가 압축/디코딩된 방식으로 보고되어야 함을 의미한다. 그러나 AI 모델을 활용하여

보고 정보를 압축하는 것은 네트워크의 모든 장치가 AI 를 지원해야 하므로, 이는 비현실적일 수 있다.

따라서 문제를 분리하고 낮은 오버헤드로 AP-장치 협력을 달성하기 위해 게임이론을 사용하는 것이 합리적인 선택이 될 수 있다. 그러나 게임이론 기반 최적화의 기존 반복 협상과정의 수렴시간은 실시간 자원할당에는 아직 길며, 네트워크 성능의 상한선으로 파레토 최적성을 사용하는 것은 전역 최적성과 격차가 있다는 한계점이 있다. 그러므로, V2V 통신에서 자원할당을 위한 실시간 최적화 기법의 새로운 메커니즘 개발은 앞으로 해결되어야 할 과제가 될 것이다.

III. 결론

본 논문에서는 V2X 네트워크 차량 플래투닝 시나리오에서 V2V 통신 안정성을 향상시키기 위하여 전통적인 중앙 집중형 최적화 접근방식과 분산형 접근방식으로 나누어 자원할당 최적화 기법을 조사 및 분석하였다. 분산 AI 전략을 활용한 게임이론 기반 자원할당 방법은 다른 방식들과 비교하여 더 높은 최적화 및 효율성을 가지는 것으로 판단된다. 그러나 아직 리얼타임을 위한 수렴시간 및 파레토 최적해 획득 측면에서 한계점을 가지고 있어 이를 극복할 수 있는 새로운 실시간 최적화 메커니즘의 개발이 향후 연구로서 중요한 과제가 될 것으로 보인다.

ACKNOWLEDGMENT

"이 논문은 2022 년도와 2024 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022R1A4A5034130 & RS-2024-00359450). 또한, 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터 육성지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2024-RS-2022-00156353)".

참 고 문 헌

- [1] M. Parviniet, et al., "Resource Allocation in V2X Networks: From Classical Optimization to Machine Learning-Based Solutions", IEEE Open Journal of the Communications Society, vol. 5, pp. 1958-1974, 2024.
- [2] M. Parviniet, et al., "AoI Aware Radio Resource Management of Autonomous Platoons via Multi Agent Reinforcement Learning", 17th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS), 2021.
- [3] J. Bai, et al., "Distributed-Optimization with Centralized-Refining for Efficient Resource Allocation in Future Wireless Networks", IEEE Transactions on Communications, 2024.
- [4] E. D. Nering, et al., "Linear programs and related problems", Elsevier, 1992.
- [5] P. Jia, et al., "A new virtual network topology based digital twin for spatial-temporal load-balanced user association in 6G HetNets," IEEE J. Sel. Areas Commun., 2023.