

Deep Reinforcement Learning 기반 차량 에지 컴퓨팅 오프로드 기법에 관한 연구 동향 분석

양영준, 전동현, 조의리, 박세리, 김진홍**, 김동균*
경북대학교, **한국전자통신연구원

youngj719@knu.ac.kr, jdh0830@knu.ac.kr, joeuiri0402@knu.ac.kr,
psr0527@knu.ac.kr, jinhong@etri.re.kr, dongkyun@knu.ac.kr

Analysis of Research Trends on Deep Reinforcement Learning-based Vehicle Edge Computing Task Offloading Schemes

Youngjoon Yang, Donghyun Jeon, Euri Jo, Seri Park, Jinhong Kim**, Dongkyun Kim*
Kyungpook National University, **Electronics and Telecommunications Research Institute

요약

정보통신과 차량 네트워크 및 통신 인프라가 발전하고 고성능 컴퓨팅 애플리케이션을 차량과 통합하면서 차량의 더 많은 컴퓨팅 성능이 요구되고 있다. 컴퓨팅 성능을 향상시키고자 차량에 탑재된 OBU와 RSU의 데이터 통신과 클라우드 혹은 에지 서버로의 오프로드 기법이 제안되었다. 그러나 제안된 기존의 오프로드 기법은 리소스 할당 및 전송 지연 등의 문제가 여전히 존재한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 개선하고 효과적인 오프로딩 및 컴퓨팅 성능 향상을 위해 DRL(Deep Reinforcement Learning) 기반 차량 에지 컴퓨팅 오프로드를 제공하는 기존 연구들을 분석하고 최적의 오프로드 기법을 위한 향후 연구 방향을 제시한다.

I. 서론

정보통신과 차량 네트워크 및 통신 인프라가 발전하며, 자율주행과 같은 고성능 컴퓨팅 애플리케이션을 차량과 통합하면서 차량의 컴퓨팅 성능 요구가 증가되고 있다. 하지만 차량에 탑재된 OBU(On Board Unit)에서 직접 데이터 전송 및 처리 등의 작업을 수행하기엔 OBU의 성능 외에도 컴퓨팅 리소스, 클라우드 서버와의 통신 거리 등 한계가 있다. 이러한 문제해결을 위해 차량에서 요구되는 컴퓨팅 데이터를 클라우드 서버에 오프로드 하는 클라우드 컴퓨팅 기법이 제안되었다.

하지만 기존의 클라우드 오프로드 기법은 클라우드 서버와 차량 간의 통신 거리로 인해 데이터 전송 딜레이가 발생하고, 많은 차량의 데이터를 클라우드 서버로 오프로드하게 되면 클라우드 서버에서 컴퓨팅 병목 현상이 발생한다. 이러한 클라우드 서버의 컴퓨팅 병목 현상 문제점을 효과적으로 개선하기 위해 에지 컴퓨팅을 제안되었다[1].

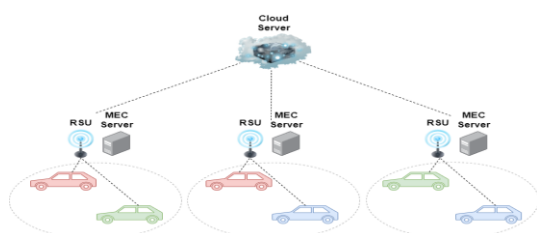


그림 1. 차량 에지 컴퓨팅을 통한 데이터 오프로딩

그림 1은 기존에 제안된 차량과 RSU(Road Side Unit), 에지 서버로 구성된 오프로드 기법을 시각적으로 표현하였다. 차량의 컴퓨팅 데이터는 주변의 RSU를 통해 에지 서버로 오프로드

후 클라우드 서버로 데이터를 전송한다. 차량과 RSU의 통신 거리가 감소하여 데이터 전송 지연을 최소화하고, RSU에 에지 서버를 추가 설치하여 클라우드 서버에서의 병목 현상이 해결된다.

그러나 기존 제안한 오프로드 기법은 여전히 기술적인 한계가 존재한다. RSU의 제한된 컴퓨팅 리소스와 전송 범위에 제약이 있어, RSU의 처리할 수 있는 데이터보다 전송할 데이터가 많을 경우 전송 지연 및 데이터 처리 능력 저하 등의 문제가 발생한다.

본 논문에서는 최근 연구되고 있는 DRL 기반 차량 에지 서버 오프로드 기법에 대한 논문들을 분석한다. 또한, 각 논문에서 제안하고 있는 오프로딩 및 리소스 할당 등 효율적인 에지 컴퓨팅 기법을 리뷰한다. 더 나아가 에지 서버에서 DRL 기반으로 최적의 오프로드 작업을 할 수 있는 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 본론

에지 서버와 RSU의 통신 과정에서 RSU의 제한된 컴퓨팅 리소스와 짧은 통신 거리 등의 한계를 보완하고, 차량 네트워크에서 데이터 오프로드 문제 해결을 위한 에지 및 클라우드 컴퓨팅과 결합한 다양한 연구들이 진행되고 있다. 최근 한 연구에서는 네트워크의 동적 및 불확실성을 처리하면서 3계층 V2X 오프로딩 방식을 통해 평균 컴퓨팅 작업 시간을 최소화한다. 또한, DRL 강화학습 기반으로 차량과 RSU가 이전 오프로드 경험을 학습하고 최적의 오프로드 결정을 할 수 있도록 DQN(Deep Q-Network) 기반 오프로드 기법을 제안한다[1].

DQN 기반 오프로드 기법은 Q-value를 학습하여 신경망을 통해 주어진 상황에서 최적의 오프로드를 결정한다. DQN 아키텍처는 오프로드 결정을 내리는 데 사용되는 메인

네트워크와 주기적으로 동기화하는 대상 네트워크로 구성된다. 또한 DQN 은 많은 양의 이전 경험 버퍼들을 바탕으로 데이터를 샘플링하고 적절한 경험 버퍼들을 사용하여 샘플 편향 방지 및 손실을 최소화하는 방식으로 RSU 를 훈련시킨다.

위에서 제안한 DQN 기반 오프로드 기법의 성능 확인을 위해 동일한 환경에서 MAB(Multi Agent Bandit), COS(Constant Offloading Setting) 알고리즘의 오프로드 시뮬레이션 결과를 비교하였다. Task arrival rate 의 경우, DQN 과 COS 의 데이터 전송 지연 시간은 비슷하지만 데이터 손실 측면에서는 COS 의 손실률이 평균 3.2 배, 최고 4.2 배까지 차이를 보인다. MAB 과 비교했을 때 DQN 의 평균 데이터 전송 지연 시간이 31% 이상 감소하고, 데이터 손실률은 6% 이상 감소하는 것이 확인되었다.

한편, 또 다른 연구에서는 기존 클라우드 컴퓨팅에서 통신 오버헤드와 지연 시간으로 인한 문제를 해결하기 위해 queue 기반 VEN(Vehicle Edge Network)의 공동 작업 오프로딩 및 스케줄링 작업에 초점을 두고 연구를 진행하였다[2]. 차량은 3 개의 신경망(agent)을 훈련하여 오프로드 진행 여부 판단과 V2I 및 V2V 전송 queue 에서 작업을 오프로드할 위치 및 방법을 결정한다. 이후 Multi-Layer DRL 기반 DDQN(Double Deep Q-Network) 접근 방식을 사용하여 각 agent 의 알고리즘 설계를 제공한다.

DDQN 접근 방식을 사용한 공동 작업 오프로딩 및 스케줄링 기법 성능 확인을 위해 동일한 환경에서 다층 DDQN, 기존 DDQN, 로컬 및 랜덤 오프로드 작업의 성능을 비교한다. 평균 오프로딩 비용 측면에서 다층 DDQN 과 기존 DDQN 방식이 로컬 및 랜덤 방식보다 낮았고, 제안한 다층 DDQN 방식은 0 에 수렴하는 속도가 가장 빨랐다. 오프로드 작업 처리에 소모되는 에너지량 또한 DDQN 방식이 로컬 및 랜덤 오프로드 처리 방식보다 낮음을 확인했다. 평균 데이터 처리 지연 측면에서도 DDQN 방식이 1 에 수렴하는 결과를 보였다. 전체적으로 DDQN 방식이 높은 성능을 보였으며, 다층 DDQN 의 효과적으로 가장 높은 것으로 확인했다.

마지막으로, WP-VEC(Wireless Powered Vehicle Edge Computing) 시스템을 통해 차량이 에지 서버로부터 전기 에너지를 공급받고 차량의 컴퓨팅 데이터를 에지 서버에 오프로드하는 연구를 분석하였다. 해당 시스템으로 차량의 전기 에너지 소비를 최소화하고 데이터 전송 지연 감소 및 장기적 비용 절감 등 서비스 품질을 향상시킬 수 있다. 또한, 네트워크 지연 최소화를 위한 오프로드 결정, 에지 서버 컴퓨팅 리소스 할당, 차량의 컴퓨팅 속도 및 데이터 전송 전력 최적화 등 차량의 컴퓨팅 데이터 처리 성능 향상을 위해 IOCO(Intelligent Online Computation Offloading) 알고리즘을 통한 오프로드 기법을 제안하였다[3].

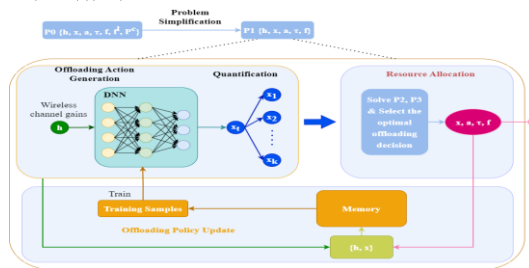


그림 2. IOCO 알고리즘

IOCO 알고리즘은 Convex Optimization 기술로 컴퓨팅 리소스 할당 문제를 해결하고 DNN(Deep Neural Network)이 생성한 오프로드 후보 중 하나의 오프로드를 결정하고, 바이너리 오프로드 작업으로 양자화 한다. 바이너리 오프로드 후보들이 많을수록 IOCO 의 성능이 향상되지만, 오프로드 결정을 위한 계산 복잡성 또한 높아지기 때문에 DNN 의 반복적인 학습 후 후보의 값을 조정하여 최적의 바이너리 오프로드 작업을 결정한다.

IOCO 알고리즘을 사용한 오프로드 기법 성능 평가를 위해 동일한 조건에서 네 가지 오프로드 작업 환경을 비교하기 위한 시뮬레이션을 진행하였다: LC(Local Computing), EC(Edge Computing), RS(Random Scheduling), BBAO(Branch and Bound Aided Offloading).

데이터 전송 지연 측면에서 LC, EC, RS 는 차량 수가 증가할수록 지연율이 증가하는 모습을 보이지만, IOCO 와 BBAO 는 최적으로 수렴하고 차량 수와 관계없이 일정한 결과를 확인했다. 컴퓨팅 소요시간 측면에서 비교했을 때 차량 10 대 기준 IOCO 의 소요시간이 약 0.09 초, BBAO 의 소요시간은 약 5 초로, 큰 차이를 확인할 수 있다. 따라서 IOCO 알고리즘에서는 네트워크 크기에 따라 계산 복잡성이 급격히 증가하지 않고 우수한 성능을 유지 가능한 것으로 확인했다.

III. 결론

본 논문에서는 DRL 기반 차량 에지 서버 오프로드 제안 기법에 대한 연구에 대해 살펴보았다. 3 계층 V2X 오프로딩 방식을 제안하며 DQN 강화학습을 통해 이전 경험 버퍼들을 샘플링하고 차량 및 RSU 가 학습하고 올바른 오프로드 결정을 지원하는 기법을 분석하였다. 다음은 Multi-Layer DDQN 접근 방식을 통해 훈련된 agent 로 오프로드 여부를 판단하고 V2I 및 V2V 전송 queue 에서 오프로드할 위치 및 방법을 결정하는 기법을 분석하였다. 마지막으로 WP-VEC 시스템을 통해 차량이 에지 서버로부터 전기 에너지를 공급받아 오프로드 작업을 지원하고, DNN 이 결정한 바이너리 오프로드 작업을 통해 오프로딩, 리소스 할당 및 계산 복잡성을 해결하는 IOCO 알고리즘에 관한 연구를 분석하였다.

DRL 기반 차량 에지 컴퓨팅 오프로드 기법들을 통해 에지 서버의 컴퓨팅 성능 향상을 확인할 수 있었지만, 이러한 기법들을 실제 환경에 적용하는데 있어서는 여러 도전과제를 지니고 있다. 실시간 데이터 처리 지연으로 인한 데이터 유효성 및 신뢰성, 다양한 도로 및 트래픽 조건에서의 효율성 검증에 대한 추가적인 연구가 필요하다. 이를 통해 최적의 DRL 강화학습 방안을 모색하여 차량 에지 컴퓨팅 오프로드 성능을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 과학기술사업회진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 ('학연협력플랫폼구축 시범사업' RS-2023-00304695, RS-2023-00304776).

참고 문헌

- [1] H. Dinh, N. H. Nguyen, T. T. Nguyen, T. H. Nguyen, T. T. Nguyen and P. Le Nguyen, "Deep Reinforcement Learning-based Offloading for Latency Minimization in 3-tier V2X Networks," *2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2022, pp. 1803-1808
- [2] J. Wu, Z. Ye, L. He, T. Wang and L. Gao, "A Multi-Layer Deep Reinforcement Learning Approach for Joint Task Offloading and Scheduling in Vehicular Edge Networks," *2023 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2023, pp. 3872-3877
- [3] Y. Wang, Z. Qian, Z. Yu and F. Li, "Intelligent Online Computation Offloading for Wireless Powered Vehicle Edge Computing", *2023 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2023, pp. 925-930