

양자네트워크에서 심층강화학습을 활용한 다중 요청 스케줄링 최적화

석영준¹, 최요한¹, 한연희^{1*}, 이찬균², 이원혁²

¹한국기술교육대학교 컴퓨터공학과 미래융합공학전공

²한국과학기술정보연구원

¹{dsb04163, yowief, yhhan}@koreatech.ac.kr,

²{chankyunlee, livezone}@kisti.re.kr

Deep Reinforcement Learning-Based Optimization for Multi-Request Scheduling in Quantum Networks

Yeong-Jun Seok¹, Yohan Choi¹, Youn-Hee Han^{1*}, Chankyun Lee², Wonhyuk Lee²

¹Future Convergence Engineering, Dept. of Computer Science and Engineering, KOREATECH

²Korea Institute of Science and Technology Information

요약

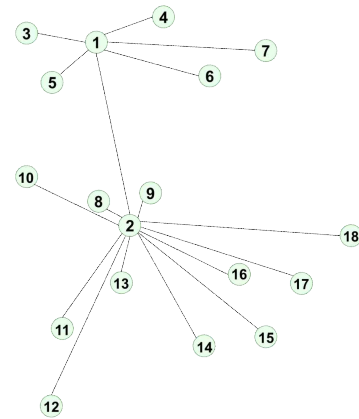
양자 네트워크는 기존 네트워크보다 높은 보안성을 제공하는 핵심 기술로 주목받고 있다. 그러나 양자 자원의 특성과 다중 요청 처리에서 발생하는 복잡성은 효율적인 스케줄링을 위한 주요 도전 과제로 남아 있다. 본 연구에서는 양자 네트워크의 다중 요청 스케줄링 문제를 해결하기 위해 심층강화학습(Deep Reinforcement Learning, DRL)을 기반으로 한 최적화 알고리즘을 제안한다. NetSquid 시뮬레이션을 활용한 성능 비교 실험에서, 제안된 DRL 기반 알고리즘은 기존 휴리스틱 알고리즘 대비 더 많은 요청을 낮은 지연시간을 유지하는 것으로 확인되었다. 특히, 장거리 요청이 포함된 복잡한 환경에서도 DRL 접근법은 우수한 성능을 보였다. 본 연구는 DRL 기반 스케줄링이 양자 네트워크 관리에 새로운 가능성을 제시하며, 차세대 네트워크 기술 발전에 중요한 기여를 할 것으로 기대된다.

I. 서론

양자네트워크는 양자 얽힘(Entanglement)과 같은 특성을 활용하여 고전적 네트워크보다 뛰어난 보안성과 신뢰성을 제공하는 차세대 통신 기술로 각광받고 있다[1]. 하지만, 이러한 특성은 제한된 자원의 효율적 관리와 동적 환경에 적합한 요청(Request) 스케줄링을 요구한다. 특히, 네트워크 상에서 요청이 적시에 처리되지 못하면 서비스 지연이 발생하며, 일정 시간 내에 자원이 할당되지 못한 요청은 만료되어 손실로 이어질 수 있다.

기존 연구에서는 휴리스틱 알고리즘을 통해 요청 스케줄링 문제를 해결하고자 하였다[2]. 기존 알고리즘은 요청의 우선순위를 기반으로 네트워크 자원을 할당함으로써 성능을 개선하려는 시도를 보여왔다. 그러나 이러한 접근법은 장거리 요청과 같은 복잡한 네트워크 상황에서 성능이 저하되는 한계를 갖는다. 특히, 네트워크의 동적 상태와 자원 상태를 실시간으로 반영하지 못해 스케줄링의 최적성을 보장하기 어렵다.

본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 심층강화학습(Deep Reinforcement Learning, DRL)을 기반으로 한 새로운 요청 스케줄링 알고리즘을 제안한다. DRL은 환경과의 상호작용을 통해 에이전트가 상태 정보를 학습하고, 최적의 행동을 선택하는 정책을 학습함으로써 복잡한 최적화 문제를 해결할 수 있다[3]. 제안된 알고리즘은 양자 네트워크의 동적 상태와 요청의 다양한 특성을 통합적으로 고려하며, 서비스 되는 요청의 수를 최대화하고, 지연시간을 최소화한다.

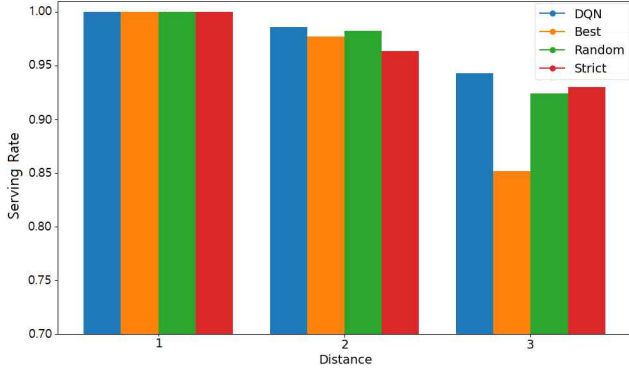


[그림 1] KREONET Topology

본 연구에서는 국가과학기술연구망(KREONET) 토폴로지에서 제안된 알고리즘의 성능을 NetSquid 시뮬레이션 환경을 통해 기존 휴리스틱 알고리즘과 비교하였다. 시뮬레이션 결과, 제안된 DRL 기반 접근법은 서비스된 요청의 수와 지연시간 측면에서 기존 알고리즘 대비 우수한 성능을 보여주었으며, 특히 장거리 요청이 포함된 복잡한 네트워크 환경에서도 안정적으로 작동하였다. 본 연구는 DRL을 활용한 양자 네트워크 관리의 가능성을 제시하며, 차세대 네트워크 기술의 발전에 기여할 것으로 기대된다.

II. 본론

* 한연희(Youn-Hee Han, yhhan@koreatech.ac.kr): 교신저자



[그림 2] Serving Rate in KREONET

본 절에서는 DRL 환경의 시나리오, Observation, Action, 그리고 Reward에 대해 자세히 설명한다. NetSquid 시뮬레이션을 통해 생성된 양자 암호 통신망의 구조는 [그림 1]과 같다. 이 네트워크는 국가과학기술연구망의 토폴로지를 기반으로 설계되었다. 네트워크에서 요청(Request)은 푸아송 분포(Poisson Distribution)에 따라 무작위로 발생하며, 각 요청은 출발 노드와 도착 노드 간의 양자 경로(End-to-End Entanglement)를 필요로 한다. 발생한 요청은 Request Queue에 저장되며, FIFO(First-In-First-Out) 방식으로 처리된다. 요청이 서비스되기 위해서는 양자 경로가 존재해야 하며, DRL 알고리즘은 이 경로를 사용할지 여부를 결정한다. DRL 에이전트가 요청의 서비스를 'Skip'으로 결정하거나 경로가 존재하지 않을 경우, 요청은 Request Queue로 다시 반환된다. 만약 Queue에 Skip된 요청만 남아 있는 상황이 발생하면, 이들에 대해 한 번 더 서비스 여부를 평가한다.

DRL 에이전트는 네트워크 상태 정보를 Observation으로 입력받는다. Observation은 네트워크의 Topology 정보와 Request Queue 정보로 구성된다. Topology 정보는 각 노드 간 연결 상태 및 양자 얽힘 자원의 가용 상태를 포함하며, 이를 통해 에이전트는 서비스될 요청의 양자 얽힘 자원을 파악할 수 있다. Request Queue 정보는 Queue에 대기 중인 요청의 출발지와 도착지, 그리고 대기 시간에 대한 정보를 포함한다. 이를 통해 에이전트는 대기 중인 요청의 우선순위를 판단할 수 있다.

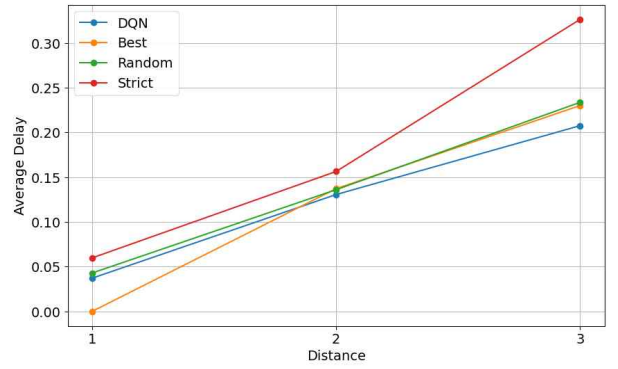
DRL 에이전트의 Action은 요청에 대해 서비스 여부를 결정한다. Action은 0(Skip) 또는 1(Service)로 표현되며, 서비스된 요청은 해당 경로에서 양자 얽힘 자원을 소모한다. Skip된 요청은 Queue로 반환되며, 이후 경로가 존재하면 반드시 서비스된다. 이러한 구조는 요청의 처리 가능성을 최대화하는 데 기여한다.

DRL 에이전트의 Reward(R)는 서비스된 요청에 대해 다음과 같은 식으로 정의된다:

$$R = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^{P-1} \frac{f_i}{d_i} \quad (1)$$

수식 (1)에서 P 는 서비스된 요청의 수, f_i 는 i 번째로 서비스된 요청이 사용한 경로의 충실도(Fidelity), 그리고 d_i 는 i 번째로 서비스된 요청이 Queue에서 대기한 시간(Delay)이다. 이 설계를 통해 DRL 에이전트는 가능한 많은 요청을 처리하며, 높은 충실도와 낮은 지연 시간을 유지하도록 학습된다.

[그림 2]는 기존의 휴리스틱 알고리즘과 DRL 기반 알고리즘(DQN, Deep Q-Network)의 성능을 비교한 실험 결과를 보여준다[4]. 실험은



[그림 3] Average Delay in KREONET

총 100회 진행되었으며, 각 실험의 결과는 평균값으로 제시된다. X축은 서비스된 요청의 경로 길이를 나타내는 'Distance'를, Y축은 발생한 요청 대비 서비스된 요청의 비율인 'Serving Rate'를 나타낸다. 기존의 휴리스틱 알고리즘과 비교했을 때, DRL 기반 알고리즘은 모든 Request에 대해 가장 높은 서비스 서비스율을 보였다.

[그림 3]은 100회 실험에서 서비스된 Request의 경로 길이에 따른 평균 지연시간을 보여준다. DRL은 대부분의 경로 길이에서 비교적 낮은 평균 지연시간을 기록하며, 서비스 품질을 향상시킨다.

III. 결론

본 논문에서는 양자네트워크에서 DRL을 활용한 다중 요청 스케줄링 최적화 알고리즘을 제안한다. 본 연구에서는 NetSquid 시뮬레이션 환경에서 휴리스틱 알고리즘과 비교실험을 수행했다. 비교실험 결과 제안한 DRL 기반 알고리즘이 더 많은 요청을 서비스하며, 지연시간을 줄여 서비스 품질을 향상시킨다. 특히, 장거리 요청은 휴리스틱 알고리즘들보다 높은 서비스율과 낮은 지연시간을 보인다. 향후 연구에서는 다양한 네트워크 환경에서 적용할 수 있도록 DRL 알고리즘 일반화 성능을 향상시키고, 다양한 강화학습 알고리즘과의 성능 비교를 통해 제안 방법의 효율성을 더욱 개선할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. NRF-2023R1A2C1003143).

참고문헌

- [1] 권오성, 김용수, 한상욱, 문성욱. 미래통신 보안기술: 양자암호통신 연구 현황 및 전망. Telecommunications Review, 24(3), 404-418. 2014.
- [2] C. Cicconetti, M. Conti and A. Passarella, "Request Scheduling in Quantum Networks," in IEEE Transactions on Quantum Engineering, vol. 2, pp. 2-17, 2021
- [3] Arulkumaran, K., Deisenroth, M. P., Brundage, M., & Bharath, A. (2017). Deep reinforcement learning: A brief survey. IEEE Signal Processing Magazine, 34(6), 26-38.
- [4] Mnih, Volodymyr. "Playing atari with deep reinforcement learning." arXiv preprint arXiv:1312.5602 (2013).