

무인항공기 기반 IoT 네트워크에서 데이터 수집 효율 극대화를 위한 최적 이동 경로 설계 및 제어 기법 연구

이승민, 이호원

한경대학교

{julsin1, hwlee}@hknu.ac.kr

A Study on Optimal Path Planning and Control for Maximizing Data Collection Efficiency in UAV-assisted IoT Network

Seungmin Lee, Howon Lee

Hankyong National University

요약

본 논문에서는 UAV 기반 IoT 네트워크를 고려하며, 여러 field-of-interest (FoI) 영역 내에 분포된 IoT device(IoD)들의 정보를 수집하기 위해 고정익 unmanned aerial vehicle(UAV)를 이용한다. 특히, UAV의 고질적인 배터리 제약 문제를 완화하기 위해서, n-temporal difference Q-learning(TD-QL) 기반 path planning 방안을 제안하여 효율적인 FoI 경로를 설계한다. 또한, 각 FoI 영역내의 각 IoD들의 정보를 효율적으로 수집하기 위해서 dynamic n-TD deep Q-network(DTD-DQN) 기반 고정익 UAV 제어 방안을 제안한다. DTD-DQN 방안은 n-step 이후 학습을 하는 n-TD DQN과 달리, n-step 을 동적으로 설정하는 방안이다. 결과적으로, 기존의 general DQN과의 성능 비교로부터 제안 방안의 데이터 수집 효율 성능이 더욱 우수함을 보인다.

1. 서론

Unmanned aerial vehicle(UAV)는 5G와 6G의 성공을 주도할 수 있는 핵심 기술로서 최근에 이와 관련된 많은 연구가 수행되고 있다 [1][2]. 특히, [2]에서는 UAV 네트워크의 짧은 네트워크 라이프타임 문제를 완화하기 위해, 다중 에이전트 분산 강화학습 기반 에너지 효율적 UAV 제어 연구를 수행하였다. 본 연구에서는, UAV 기반 IoT 네트워크에서 IoT device(IoD)들이 존재하는 field-of-interest(FoI)를 효율적으로 방문하기 위한 n-temporal difference Q-learning(TD-QL)기반 path planning 방안을 제안한다. 또한, 각 FoI 내에서 효율적으로 IoD들의 정보를 수집하기 위한 dynamic n-TD deep Q-network(DTD-DQN) 기반 고정익 UAV 제어 방안을 제안한다. 그리고, general DQN 기법과의 비교를 통해 제안 방안의 데이터 수집 효율의 성능이 우수함을 보인다.

II. 심층강화학습 기반 최적 이동 경로 설계 및 제어 기법

네트워크 영역 내에 존재하는 F FoI와, 각 FoI i 영역 내에 N^i IoD들이 분포된 UAV 기반 IoT 네트워크를 고려한다. 여기에서 각 IoD가 전송해야 할 패킷 당 크기는 L^p 이다. FoI 영역을 효율적으로 방문하기 위한 path planning 문제와 IoD의 데이터를 효율적으로 수집하기 위한 UAV 제어 문제는 markov decision process(MDP)로 설계되며, 이는 표 1, 2에 요약되어 있다. 표 1에서 \mathbb{V}_t 는 미 방문 FoI 집합을 나타내며, d^{i,i^-} 은 현재 FoI i 의 중심과 이전 FoI i^- 의 중심 거리를 의미한다. 표 2에서 x_t, y_t 그리고 θ_t 는 UAV의 2차원 좌표와 이동 방위각을 나타내고, $P_{j,t}^i = \sum_{t'=0}^t (p_{j,t'}^i)$ 이며 $p_{j,t}^i$ 와 ρ_j^i 는 t 시간에서 FoI i 의 IoD j 로부터 수집한 패킷의 양과 전송해야 할 패킷

표 1. Path planning MDP 설계

State (S^{QL})	Action (A^{QL})	Reward (R^{QL})
$s_t^{QL} \in \{0, \dots, F\}$	$A_t^{QL} \in \{a a \in \mathbb{V}_t\}$	$R_t^{QL} = \sum_{i=0}^F d_t^{i,i^-}$

표 2. UAV control MDP 설계

State (S^{DQN})	
$S^{DQN} = [x_t, y_t, \theta_t], [P_{1,t}^1, \dots, P_{N,t}^1], [\rho_1^1, \dots, \rho_{N^1}^1]$	
Action (A^{DQN})	Reward (R^{DQN})
$A_t^{DQN} \in \{\Delta\theta, -\Delta\theta, 0\}$	$R_t^{DQN} = (\mathbb{I}_i) \sum_j^{N^i} (p_{j,t}^i) (r^w)^{JFI} \times (1 - \mathbb{I}_i) r^b$

의 양을 나타낸다. 또한, $\Delta\theta, -\Delta\theta, 0$ 은 이동 방위각 증대/증감/유지를 나타내고, r^w 와 r^b 는 각각 Jain's fairness index에 대한 보상 크기와 FoI i 의 영역 이탈에 대한 페널티 보상을 의미한다. \mathbb{I}_i 는 UAV가 FoI i 의 영역 내에 있으면 1, 없으면 0을 나타내는 지시함수이다. 본 연구에서 고려하는 데이터 수집효율은 $\eta = \sum_t \sum_i^F \sum_j^{N^i} [p_{j,t}^i / (\delta_{j,t}^{PRX})]$ 이다. 여기에서, B_j 는 IoD j 에게 할당된 대역폭이며, $\delta_{j,t} = L^p / (B_j \times \log_2(1 + SINR_{j,t}))$ 이다. DTD-DQN은 $p_{j,t}^i > 0$ 이 되었을 때마다 n-step 사이클을 동적으로 조정한다.

III. 시뮬레이션 결과 및 분석

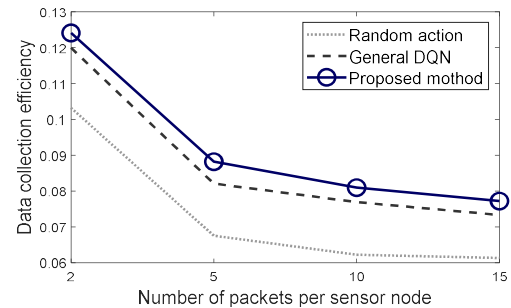


그림 1. IoD의 패킷 수에 따른 각 방안 별 데이터 수집 효율

시뮬레이션은 $F=4$, $N^i=3$, $L^p=150$ [Kbit], $PRX=0.1$ [W], $B_j=200$ [kHz]인 균일 분포 환경에서 수행되었으며, UAV는 TD-QL에 의해 도출된 방문 경로에 따라서 FoI로 이동하고 FoI내에서 DTD-DQN에 따라 IoD의 정보를 수집하였다. 결과적으로 제안 방안은 기존 방안들 대비 평균적으로 데이터 수집 효율의 성능이 우수함을 그림 1을 통해 확인할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2022-0-00704, 초고속 이동체 지원을 위한 3D-NET 핵심 기술 개발)

참고 문헌

- [1] 5G Forum, "6G Technology Trends," in 6G Working Group White Paper, Feb. 2021, pp. 1 - 49.
- [2] S. Lee, H. Yu and H. Lee, "Multi-agent Q-Learning-Based Multi-UAV Wireless Networks for Maximizing Energy Efficiency: Deployment and Power Control Strategy Design," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 9, no. 9, pp. 6434-6442, May 2022.