

다중 에이전트 계층적 강화 학습을 활용한 군집 UAV 기반 ISAC 시스템 자원 할당 최적화 기법

최재혁, 이호원

아주대학교 전자공학과

jpeace321@ajou.ac.kr, howon@ajou.ac.kr

Resource Allocation Optimization in UAV Swarm-Based ISAC Systems Using Multi-Agent Hierarchical Reinforcement Learning

Jae Hyuk Choi, Howon Lee

Department of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

요약

본 논문에서는 군집 unmanned aerial vehicle(UAV) 기반 통합 센싱 및 통신(integrated sensing and communication : ISAC) 시스템의 자원 할당 최적화 문제를 multi-agent hierarchical reinforcement learning(MA-HRL)을 활용하여 해결하고자 한다. 군집 UAV 시스템에서 타겟 탐지와 UAV 간 통신은 필수적인 기능이다. ISAC은 같은 하드웨어와 자원 속에서 센싱과 통신을 통합함으로써 군집 UAV 시스템의 효율적 자원 활용과 성능 극대화의 해답이 될 수 있다. 군집 UAV 기반 ISAC 시스템에서의 자원 할당은 센싱과 통신 성능 간 최적화와 각 UAV 사이의 최적화가 이루어져야 하므로 매우 복잡한 문제를 형성한다. 본 논문에서는 MA-HRL을 이용하여 communication sum rate(CR)와 radar quality(SINR), 그리고 energy efficiency(EE)를 최대화하고자 한다.

I. 서 론

Unmanned aerial vehicle(UAV)를 활용한 통신 네트워크는 6G의 다양한 확장성을 보여준다[1]. 통합 센싱 및 통신(integrated sensing and communication : ISAC)은 한정된 자원에서 센싱과 통신의 상호보완적 기능으로 효율적인 시스템을 제공한다. ISAC 시스템에서 군집 UAV는 커버리지 확장 및 line of sight(LoS) 링크 확보가 가능하여 ISAC 시스템에 풍부한 확장성을 가져온다[2]. 하지만, 군집 UAV 기반 ISAC 시스템은 여러 대의 UAV 간 신호 간섭 제어, 자원 할당과 같은 복잡한 문제들이 존재한다[3]. 본 논문은 Reinforcement Learning(RL)을 이용한 자원 할당 최적화를 통해 communication sum rate(CR), radar quality(SINR), 그리고 energy efficiency(EE)를 최대화하고자 한다. 이때, Q-learning(QL)으로 연산할 수 없는 방대한 action set을 고려하기 위해 hierarchical RL(HRL)을 활용하여 그 문제를 해결하고자 한다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 Fig. 1과 같은 군집 UAV 기반 ISAC 시스템을 고려한다. 공통된 목적지를 갖고 비행하는 군용 군집 UAV는 지속적인 실시간적 UAV 탐지와 원활한 정보 통신이 필수적이다. UAV들은 mmWave 빔 포밍으로 서로에게 통신하고 target을 탐지한다. 이때, UAV들을 개별 agent로 정의하며 각 agent들은 beam, channel, power를 어떻게 활용해야 통신과 탐지 성능을 동시에 향상하고 에너지 효율을 극대화할 수 있을지 행동과 보상의 관계를 학습한다. 이때, beam, channel, power의 자원 할당은 경우의 수가 너무 많다. 따라서, Fig. 1과 같이 HRL을 활용하여 방대한 행동 집합에 대한 문제를 해결하고자 한다.

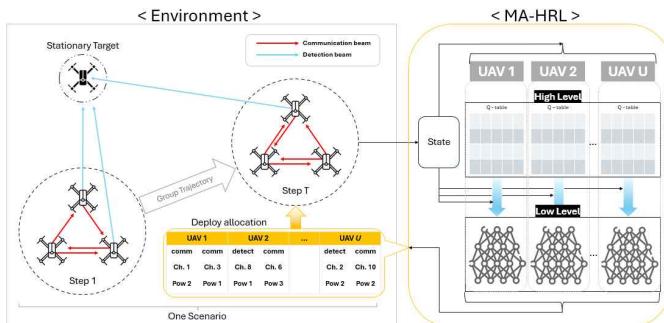


Fig. 1 제안하는 MA-HRL 프레임워크

A. 통신 모델

UAV 간 통신은 free space와 rician fading으로 정의되며 다음과 같다.

$$h_c = PL_c \times RF(K_c) \quad (3)$$

$$PL_c = \frac{\sqrt{G_T G_R} \lambda}{4\pi d} \quad (4)$$

$$RF(K_c) = \sqrt{\frac{K_c}{1+K_c}} LoS + \sqrt{\frac{1}{2(K_c+1)}} NLoS \quad (5)$$

여기서 G_T , G_R 은 각각 송/수신 안테나 gain이다. LoS가 지배적인 A2A 통신이기 때문에 $RF(K_c)$ 와 같이 rician fading 모델을 이용한다. 이에 따라서 통신 신호의 SINR은 아래와 같이 계산할 수 있다.

$$SINR_i^c = \frac{|h_c| p_{i,j}}{I + \chi \hat{T}(BW)} \quad (6)$$

여기서 I 는 같은 채널을 사용하는 범들에 의한 간섭 신호의 세기, χ 는 볼츠만 상수, \hat{T} 는 잡음 온도, BW 은 한 채널의 대역폭이다. 위의 SINR로 achievable communication rate을 계산하면 아래와 같다.

$$CR_i^c(SINR_i^c) = BW \log_2 (1 + SINR_i^c) \quad (7)$$

B. 센싱 모델

탐지 성능을 계산하기 위한 센싱 모델은 다음과 같다.

$$h_s = PL_s \times RF(K_s) \quad (8)$$

$$PL_s = \sqrt{\frac{G_T G_R \eta \lambda^2}{(4\pi)^3 d^4}} \quad (9)$$

UAV와 target 사이의 탐지 전파 경로 손실은 (9)와 같다. 여기서 η 는 radar cross section이다. 센싱 모델도 rician fading 모델을 이용한다. 이에 따라서 탐지 신호의 SINR은 아래와 같이 정의된다.

$$SINR_i^s = \frac{|h_s| p_{i,j}}{I + \chi \hat{T}(BW)} \quad (10)$$

C. Problem Formulation

위의 모델 정의에 따라 문제를 아래와 같이 정의한다.

$$P1 : \max_{b, c, p} \sum_{i=1}^N R_u(B_i)^{[t]} \quad \forall t \in T \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \quad n(A_u[B_i[b_i = \text{detect}]]^{[t]}) \geq 1 \quad \forall t \in T \quad (12)$$

$$A_u[n(B_i[b_i = \text{comm}])] \geq 1 \quad \forall u \in U \quad (13)$$

$$A_u[c^{[t]}] \neq A_u[c^{[t+1]}] \quad \forall t \in T \quad (14)$$

t 는 state step을 의미하고 T 는 한 시나리오의 step 집합이다. (12)은 각 step에서 탐지를 선택한 beam이 하나 이상 있어야 함을 의미한다. (13)은 각 agent가 최소 1회 통신을 수행해야 함을 의미한다. (14)는 각 agent는 이전 step에서 사용한 채널을 다음 스텝에서 사용할 수 없음을 나타낸다. $P1$ 을 해결하기 위해 multi-agent HRL (MA-HRL)을 이용한 기법을 탐구하고 multi-agent QL(MA-QL)과 그 성능을 비교한다. MDP는 아래와 같다.

1) State space : 시스템의 상태는 UAV들의 위치/속도, target의 위치, state step 번호를 갖는다.

$$s^{[t]} = [u^{[t]}, v^{[t]}, c^{[t]}, s^{\#}] \quad (1 \leq \# \leq T) \quad (15)$$

2) Action space : 각 agent들의 행동 A_u 는 beam들이 사용되는 task, channel, power의 조합 $B_i[b_i, c_{i,k}, p_{i,j}]$ 을 선택하는 것이다.

$$A_u[B_1[b_1, c_{1,k}, p_{1,j}], \dots, B_i[b_i, c_{i,k}, p_{i,j}]] \quad (16)$$

$$(u = 1 \sim U, i = 1 \sim N, b = \begin{cases} \text{comm} \\ \text{detect} \end{cases}, k = 1 \sim M, j = 1 \sim P)$$

A_u 는 u 번째 UAV agent의 행동 집합이고 U 는 agent의 개수다. B 는 agent가 자원을 할당할 beam을 의미하고 b 는 beam이 어떤 task(통신 또는 탐지)에 활용될지를 나타낸다. 각 agent는 N 개의 beam, M 개의 channel, P 개의 power level 중에서 자원을 선택한다.

3) Reward space : 보상은 아래와 같이 상위 보상(R^{High})과 하위 보상(R^{Low})로 구분된다.

$$R_u = \sum_{i=1}^N (R_i^{High} + R_i^{Low}) \quad (17)$$

$$R^{High} = CR_i^c + SINR_i^s - \text{penalty(Bad Count)}, \quad R^{Low} = EE_i$$

상위 보상으로는 CR과 SINR의 합과 패널티를 부여하고, EE는 하위 보상으로 이용한다. EE는 다음과 같이 계산한다.

$$EE_i = CR_i(SINR_i^b) \quad b = \begin{cases} \text{comm} \\ \text{detect} \end{cases} \quad (18)$$

패널티의 경우 (12), (13)의 제약을 위반하는 횟수를 *Bad count*로 세며 상위 보상을 그 횟수만큼 감소시킨다.

본 논문에서는 Fig. 1과 같이 계층적 선택 구조로 나눠 MA-HRL을 구성한다. 상위 계층은 행동($b_i, c_{i,k}$)을 정하고(Q-table), 하위 행동은 하위 상태로 적용되며 하위 계층에는 $p_{i,j}$ 을 결정한다(Deep Q-Network). 세 자원 중 $p_{i,j}$ 를 하위로 분리함으로써 더 높은 빈도의 선택 경험으로 EE를 빠르게 최대화할 수 있고, DQN을 적용하여 다른 agent의 행동보다는 자신의 행동과 보상 간의 관계를 효과적으로 학습할 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과

Table. 1 시뮬레이션 파라미터

Parameter	Value
$UAV(U)$, $Beam(N)$, $Channel(M)$, $Power(P)$, $Step(T)$	3, 2, 10, 3, 5
$Carrier Freq.(f_c^1 \sim f_c^M)$, BW	(28 ~ 29GHz), 100MHz
χ, \hat{T}	$1.38 \times 10^{-23}, 290K$
$\eta, K_c, K_s, K_{interference}$	$1m^2, 30, 15, 5$
$G_T, G_R, G_{sidelobe}$	10dB, 10dB, -30dB
power level (1, 2, 3)	1W, 2W, 3W
penalty	100
(episode, max step)	(8000, 500)

MA-QL은 Fig. 2-(b)의 경우 행동공간이 455,000개가 되어 학습이 동작하지 않았다. 따라서, episode와 max step을 (8000, 10)으로 진행하였다.

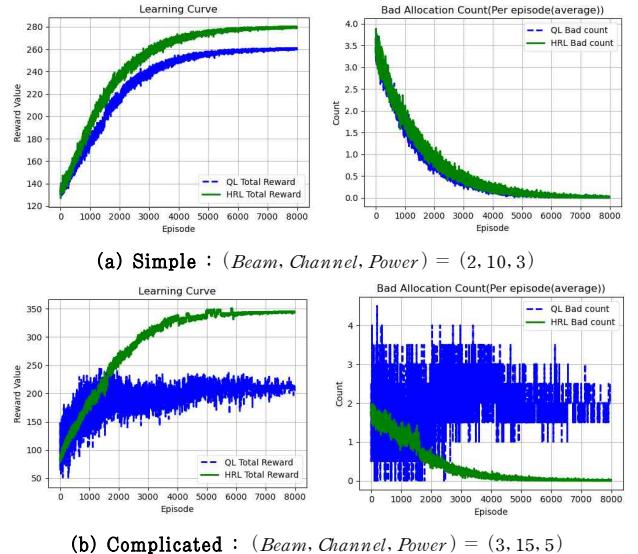


Fig. 2 시뮬레이션 결과

시뮬레이션 결과, 단순한 상태 Fig. 2-(a)에서는 MA-HRL이 MA-QL보다 최종 도달 보상이 우세하나 전반적으로 비슷한 성능을 보인다. 하지만, 복잡한 상태 Fig. 2-(b)에서는 MA-HRL이 MA-QL보다 보상 및 학습 안정성 측면에서 모두 우월함을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 군집 UAV 기반 ISAC 시스템에서의 MA-HRL을 활용한 자원 할당 최적화 기법을 탐구하였다. 시뮬레이션의 결과를 통해서 MA-HRL을 이용한 행동공간의 계층화는 증가하는 행동공간에 대한 대안이 될 수 있음을 확인했다. 하지만, 상위 계층에서 여전히 Q-table을 활용하고 있기에 더욱 복잡한 상황에서는 성능 개선의 한계가 있음을 예상해 볼 수 있다. 따라서, MA-HRL의 한계와 문제점을 검토하고 개선하여 동적인 시스템에 대한 자원 할당 최적화 문제를 해결할 수 있는 연구로 발전 시킬 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획 평가원(No. RS-2024-00396992, 저궤도 위성통신 핵심 기술 기반 큐브위성 개발)과 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원(No. 2022-0-00704, 초공간 이동체 지원을 위한 3D-NET 핵심 기술 개발)과 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2025-00563401, 3차원 공간에서 에너지 효율적 멀티레벨 AI-RAN 구현을 위한 AI-for/and-RAN 핵심 원천기술 연구)을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] H. Lee et al., "Towards 6G hyper-connectivity: Vision, challenges, and key enabling technologies," in Journal of Communications and Networks, vol. 25, no. 3, pp. 344-354, June 2023
- [2] K. Meng et al., "UAV-Enabled Integrated Sensing and Communication: Opportunities and Challenges," in IEEE Wireless Communications, vol. 31, no. 2, pp. 97-104, April 2024
- [3] Wang M, Chen P, Cao Z, Chen Y. "Reinforcement Learning-Based UAVs Resource Allocation for Integrated Sensing and Communication (ISAC) System." Electronics. 2022