

## 연속 중계 네트워크에서 통신 강건성 및 에너지 효율을 고려한 심층 강화 학습 기반 자원 관리 기법

이예린, 정방철, 이호원  
아주대학교

{yerin1205, bcjung, howon}@ajou.ac.kr

## DRL-Based Resource Management for Barrage Relay Networks

Yerin Lee, Bang Chul Jung, Howon Lee  
Ajou University

## 요약

본 논문에서는 전술 환경의 동적 특성에 적응하기 위한 초과 폭 및 RTS 주기 최적화를 통해 제어된 연속 영역(controlled barrage regions, CBRs)을 구성하는 방안을 제안한다. 심층 강화학습(deep reinforcement learning, DRL) 기반의 제안 기법은 전술 지형과 방해물이 포함된 시뮬레이션 환경에서 통신 강건성과 에너지 효율 간의 균형을 효과적으로 달성하며 기존 방식 대비 더 빠른 수렴과 높은 성능을 입증한다.

## I. 서론

최근 전술 엣지 네트워크에서는 서비스 고도화에 따라 효율적인 데이터 전송 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 기존의 부대 범위 기반 통신 구조는 동적 전장 환경에서 실시간 적응성 확보에 한계를 가진다 [1] - [3]. 연속 중계 네트워크(barrage relay network, BRN)는 자율 협력 통신을 통해 라우팅 오버헤드 없이 저지연과 높은 강건성을 제공하는 기술로 주목받고 있다 [3]. BRN은 제어된 연속 영역(controlled barrage regions, CBRs)을 통해 유니캐스트를 지원하지만, 에너지 효율과 전송 성능 간 균형을 고려한 CBR 파라미터 최적화는 동적 환경에서 여전히 도전적인 문제이다. 본 논문에서는 심층 강화학습(deep reinforcement learning, DRL) 기반 CBR의 초과 폭 및 RTS 주기를 적응적으로 최적화하여, 에너지 효율성과 전송 성능 간 균형을 달성하는 방안을 제안한다.

## II. 시스템 모델 및 제안 기법

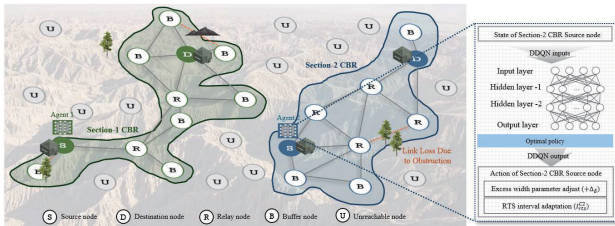


그림 1. 전술환경에서의 다중 제어된 연속 지역 최적화 프레임워크

BRN은 그림 1과 같이 각 소스-목적지 쌍 간의 RTS/Clear to Send(CTS) 제어 메시지 교환을 통해 각 노드가 중계 또는 버퍼 역할을 자율적으로 결정한다. 구체적으로  $d_s + d_d \leq d_{\min} + w$  조건을 만족하는 노드는 중계 노드로, 그렇지 않은 노드는 버퍼 노드로 동작하며, 여기서  $d_s, d_d$ 는 각각 소스 및 목적지로부터의 거리,  $d_{\min}, w$ 는 각각 최단 거리와 초과 폭을 의미한다. 전술 환경에서는 지형적 장애물 및 노드 손실로 인해 링크 연결이 동적으로 변화하며, 이러한 상황에서 초과 폭은 중계 노드의 수를 결정짓는 핵심 지표로 작용한다. 초과 폭이 클수록 다양한 경로를 활용한 패킷 전송이 가능해져 처리량은 증가하지만, 에너지 소비와 간섭 또한 증가하는 상충 관계가 발생한다. 또한, RTS 주기는 CBR 재구성 빈도를 결정하는 중요한 파라미터로 환경 변화에 대한 적응력과 제어 오버헤드 간의 균형에 영향을 미친다.

전술 환경의 지형 및 방해물을 germ-grain 모델로 모델링 한다. 방해물은 선분 시퀀스  $\Phi_{block} = \{\rho, l, \theta\}$ 로 표현되며, 각 요소는 선분의 중점, 길이, 방향을 의미한다. 방해물 중점 위치는 밀도  $\lambda_{block}$ 의 포아송 점 과정에 따라 분포하며 방향은 균등 분포를 따른다. 두 노드 간 통신은 방해물과의 교차 여부에 따라 line-of-sight(LoS) 또는 non-LoS(NLoS)로 분류되며 각기 다른 경로 손실 지수가 적용된다.

본 논문에서는 각 CBR 영역의 소스 노드를 에이전트로 설계하고 CBR

간 간섭을 최소화하면서 초과 폭 파라미터와 RTS 주기를 적응적으로 결정하는 문제를 Markov decision process(MDP)로 모델링한다.  $i$  번째 CBR 영역 소스 노드의 상태( $s_i(\tau)$ )는  $s_i(\tau) = [P_i, E_i, w_i, I_i^{RTS}]$ 로 각 요소는 패킷 전송 성공률, 에너지 소비량, 초과 폭, RTS 주기를 의미한다. 행동( $a_i(\tau)$ )은  $a_i(\tau) = [I_i^{RTS}, \Delta \delta_i]$ 로 정의되며,  $I_i^{RTS} \in \mathbf{I}$ 와  $\Delta w_i \in \mathbf{W}$ 는 각각 RTS 주기와 초과 폭 파라미터의 변화량을 의미한다. 여기서  $\mathbf{I}$ 와  $\mathbf{W}$ 는 사전 정의된 이산적 주기와 변화량 집합이다. CBR 재구성 빈도에 따른 패널티를 반영하여 에너지 효율과 전송 성능 간 균형을 달성하기 위한 보상 함수는 다음과 같이 설계한다.

$$R_i = \alpha \cdot P_i - \beta \cdot E_i - \delta \cdot \frac{1}{I_i^{RTS}} \quad (1)$$

여기서  $\alpha, \beta, \delta$ 는 각 구성요소의 가중치를 의미한다.

## III. 시뮬레이션 결과 및 결론

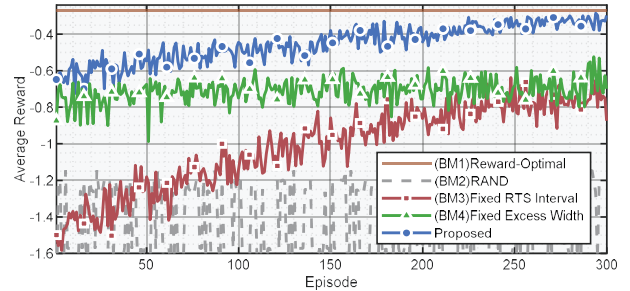


그림 2. 에피소드에 따른 제안 방안 및 비교 방안 평균 보상

시뮬레이션은 1000 [m] × 1000 [m] 영역 내 포아송 점 과정 기반 노드 분포와 방해물 환경에서 3개의 CBRs이 운용되는 전술 시나리오에서 수행되었다. 고정형 파라미터 기반 접근법은 초기 무작위로 설정된 값을 유지한 채 학습이 진행되며, 제안 기법은 무작위 행동 선택 및 고정형 방식 대비 가장 우수한 평균 보상을 달성한다. 이는 제안 기법이 전술 BRN 환경에서 실시간 적응이 가능한 최적화 수단임을 입증한다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원(No. RS-2024-00396992, 저제도 위성통신 핵심 기술 기반 큐브 위성 개발)과 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원(No. 2022-0-00704, 초고속 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.

## 참고문헌

- [1] 금두호, 노홍준, 박형원, 백승호, & 김도경 (2023). Tactical Edge 초연결 네트워크를 위한 합성방향. The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences, 40(4), 8-15.
- [2] K. -H. Lee, H. Lee, J. Choi, S. Park and B. C. Jung, "Distributed Space-Time Block Coding for Barrage Relay Networks," MILCOM 2023 - 2023 IEEE Military Communications Conference (MILCOM), Boston, MA, USA, 2023, pp. 292-297.
- [3] T. R. Halford and K. M. Chugg, "Barrage Relay Networks," 2010 Information Theory and Applications Workshop (ITA), La Jolla, CA, USA, 2010.