

통합 액세스 백홀 네트워크에서 에너지 효율 최대화 및 사용자 아웃티지 최소화를 고려한 사전 자원 할당 기반 다중 에이전트 강화학습 기법

이준승, 이호원

한경대학교 전자전기공학부
{2016265102, hwlee}@hknu.ac.kr

Pre-Resource Allocation-Based Multiagent Reinforcement Learning Considering Energy Efficiency Maximization and User Outage Minimization in Integrated Access and Backhaul Networks

Junseung Lee, Howon Lee
Hankyong National University
요약

최근 개인이 소유하는 모바일 기기수의 증가와 IoT 기기들의 확산으로 인해 네트워크가 부담해야하는 트래픽이 폭발적으로 증가하고 있다. 이에, 본 논문은 통합 액세스 백홀 이기종 네트워크에서 기지국의 주파수 자원과 전송 전력의 제어를 통해 네트워크 아웃티지 사용자를 고려한 에너지 효율을 최대화하기 위해 사전 자원 할당 다중 에이전트 큐러닝을 제안한다.

I. 서론

본 논문에서는 최근 개인 소유의 모바일 기기수의 증가와 IoT 기기들의 확산을 인해 폭발적으로 증가하는 트래픽을 해결하기 위한 방안 중 하나인 스몰셀 구조의 네트워크를 고려하고 있다[1]. 이때, small cell 네트워크의 문제점 해결 및 성능 향상을 위한 integrated access and backhaul (IAB) 방안이 떠오르고 있다[2]. IAB 방안은 백홀 링크와 액세스 링크와의 자원 통합을 통해 부족한 주파수 자원의 절약을 가진다. 하지만, 이러한 IAB 방안은 최적의 자원 할당을 위해서는 높은 계산 복잡성이 발생한다는 문제가 있다. 이러한 문제점 해결 및 장점 극대화를 위한 방안으로 사전 자원 할당을 적용한 다중 분산 큐러닝을 제안한다. 또한, 시뮬레이션을 통해 제안 방안과 비교 방안들 간의 성능을 분석한다.

II. 본론

본 논문의 IAB 이기종 네트워크는 MBS, SBS, 사용자로 이루어져 있으며, 다운 링크 채널을 고려한다. 주파수 자원은 각각 채널로 나누어져 MBS와 SBS가 채널을 할당할 때 사용된다. IAB 네트워크의 높은 계산 복잡성으로 인해 MBS와 SBS의 채널은 사전에 할당 가능 범위를 정해 줌으로 계산 복잡도 문제를 해결한다. 이 때 MBS의 사전 할당은 각 채널이 할당할 수 있는 SBS를 제한 하는 것으로 MBS의 각 채널은 사전에 할당된 SBS와 사용자에게만 할당 가능하다. SBS의 사전 할당은 사용할 수 있는 채널을 제한하는 것이다. 본 논문의 다중 에이전트 큐러닝을 진행하기 위해 에이전트는 MBS와 SBS로 정의하였다. MBS의 전력 $P_{t,M}$ 는 $P_{t,M}^{\min} \leq P_{t,M} \leq P_{t,M}^{\max}$ 의 범위에서 조절 가능하고 SBS의 전력 $P_{t,S}$ 는 $P_{t,S}^{\min} \leq P_{t,S} \leq P_{t,S}^{\max}$ 의 범위에서 조절 가능하며, MBS와 SBS의 채널 (C) 분할은 N 개로 분할한다고 가정 했을 때, MBS와 SBS의 상태 테이블 S_M, S_S 는 다음과 같다.

$$S_M = [C_M^1, \dots, C_M^N, P_{t,M}] \quad (1)$$

$$S_S = [C_S^1, \dots, C_S^N, P_{t,S}, C_S^S] \quad (2)$$

여기서, C_S^S 는 MBS가 백홀 링크를 통해 해당 SBS에 할당한 주파수 채널을 의미한다. C_M 은 해당 채널이 할당하는 SBS나 사용자를 의미하며, C_S 는 SBS가 해당 채널의 사용 여부를 나타낸다. 앞서 정의된 상태테이블에 MBS의 액션은 채널을 사용하는 기지국의 변경과 전력의 조절이 있으며, SBS의 액션은 채널의 사용 여부를 변경과 SBS의 전력 조절을 액션을 가진다. 이때, 에이전트들의 학습량을 적게 하며 다양한 상태를 탐험하도록 감쇠 일실론 탐욕 정책을 사용하며, 본 논문의 목표인 아웃티지 사용자를 고려한 에너지 효율의 최대화를 위해 보상 식을 다음과 같이 계산한다.

$$R = \left[\left(\sum_{m=1}^M \xi(m) + \sum_{s=1}^S \xi(s) \right) / (P_{t,M} + \sum_{s=1}^S P_{t,S}) \right] \times e^{-\frac{|U_{out}|}{|U|}} \quad (3)$$

여기서, ξ_M, ξ_S 는 각각 MBS와 SBS의 data rate이며, U 는 전체 사용자

의 수, U_{out} 은 아웃티지 사용자의 수이다.

III. 시뮬레이션 결과 및 결론

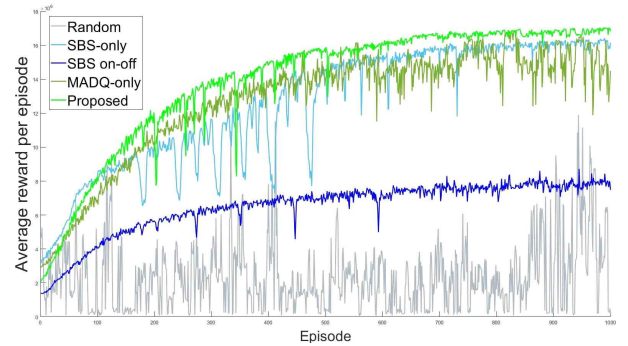


그림. 1. 제안 방안과 비교 방안의 평균 보상 학습 그래프

본 논문에서는 사용자가 동적인 통합 액세스 백홀 이기종 네트워크에서 에너지 효율 및 아웃티지 사용자 수를 최소화하며 네트워크 사이즈 확장에 따른 계산 복잡도를 낮추기 위해 각 기지국의 주파수 자원과 전송 전력을 동적으로 할당하는 사전 자원 할당 적용 다중 에이전트 강화학습 프레임워크를 제안하였다. 제안 방안의 성능 검증을 위해, 비교 방안으로 'Random', 'SBS-only', 'SBS on-off', 'MADQ-only' 알고리즘과 함께 시뮬레이션을 진행하였다. 그림 1은 MBS 1개, SBS 6개, 채널 6개, 사용자 14명의 네트워크 환경에 대한 시뮬레이션 진행시 에피소드 증가에 따른 평균 보상 값을 보여준다. 제안 방안인 'Proposed'가 SBS의 전력 조절이 제한된 'SBS on-off'나 SBS만 사용자에게 채널을 할당하는 'SBS-only'보다 수렴하는 평균 보상 값이 높으며, 전체 채널의 상태를 고려하여 높은 계산 복잡도로 인해 학습 결과가 수렴하지 못하는 'MADQ-only'에 비해 안정적으로 학습이 진행되는 것을 확인 할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(No. 2022R1A2C1010602).

참고 문헌

- [1] "TMT traffic estimates for the years 2020 to 2030" ITU-R Report M.2370-0, July 2015.
- [2] 3GPP, "NR: Study on integrated access and backhaul: Release 16," 3GPP, TR 38.874 2018.
- [3] W. Lei, Y. Ye and M. Xiao, "Deep Reinforcement Learning-Based Spectrum Allocation in Integrated Access and Backhaul Networks," in IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 6, no. 3, pp. 970-979, Sept. 2020.