

불균일한 트래픽 분포를 갖는 스몰셀 네트워크를 위한 강화학습 기반 이진 전력 제어 기법 성능 분석

조혜빈*, 이준승*, 김형섭**, 나지현**, 이호원°

Performance Analysis of RL-Based Binary Power Control for Small Cell Networks with Nonuniform Traffic Distribution

Hyebin Cho*, Junseung Lee*, Hyungsub Kim**, Jeehyeon Na**, Howon Lee°

요약

최근 기하급수적으로 증가하는 모바일 디바이스들로 인해 5G 네트워크에는 엄청난 양의 트래픽 처리가 계속적으로 요구되고 있다. 또한, Information and Communication Technologies (ICT)가 탄소 배출에 미치는 영향이 점차적으로 증가하면서 녹색 기술에 대한 관심도가 증가되고 있다. 이러한 상황 가운데, 증가하는 트래픽을 효율적으로 지원하는 동시에 탄소 절감에 효과적일 수 있는 스몰셀 기술이 차세대 네트워크 유망 기술로 주목받고 있다. 그러나 스몰셀 네트워크는 밀집된 배치로 인해 이웃 기지국간 심각한 간섭이 발생하게 되므로, 이러한 간섭 문제는 스몰셀 네트워크에서 반드시 해결해야하는 매우 중요한 문제이다. 본 논문에서는 스몰셀 네트워크에서 기지국의 전력을 제어하여 기지국간 간섭을 효과적으로 줄이고 에너지 효율을 증가시키기 위해 다중 에이전트 강화학습 기반 이진 기지국 전송 전력 제어 기법을 제안한다. 시뮬레이션을 통해, 제안 방안이 항상 최대 전송 전력을 사용하는 기존 방안보다 에너지 효율 측면에서 더 우수한 성능을 가짐을 보인다.

키워드 : 이진 전송 전력 제어, 불균일 트래픽 분포, 다중 에이전트 강화학습, 스몰셀 네트워크

Key Words : Transmit power control, nonuniform traffic distribution, multi-agent RL

ABSTRACT

Recently, the exponential growth of mobile devices and the increasing demand for data-intensive applications have led to an increased need for efficient and sustainable next-generation network technologies. Small cell technology has emerged as a promising solution due to its ability to support increasing traffic and reduce carbon emissions. However, the dense deployment of small cell networks can lead to serious interference between neighboring base stations (BSs), which must be addressed to ensure efficient and effective operation of the network. To address this issue, this paper proposes a multi-agent Q-learning based binary BS transmit power control technique. This technique aims to reduce interference between BSs and increase energy efficiency by adaptively adjusting the transmit power. The proposed technique utilizes a multi-agent reinforcement learning to

* 이 논문은 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(2018-0-01659, 5G Open Intelligence-Defined RAN (ID-RAN) Technique based on 5G New Radio).

• First Author : Hankyong National University, School of Electronic and Electrical Eng., chhb1228@hknu.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Hankyong National University, School of Electronic and Electrical Eng., hwlee@hknu.ac.kr, 중신회원

* Hankyong National University, School of Electronic and Electrical Eng.

** ETRI

논문번호 : 202303-044-A-RN, Received March 7, 2023; Revised May 11, 2023; Accepted May 25, 2023

enable BSs to learn the optimal transmit power levels in small cell networks with nonuniform traffic distribution. The simulation results demonstrate that the proposed technique outperforms the existing technique that uses the maximum transmission power. Specifically, the proposed technique achieves higher energy efficiency while effectively reducing interference between neighboring BSs.

I. 서론

최근, 스마트 기기들의 급격한 확산에 따라 2023년 까지 1인당 평균 3.6개의 스마트 기기들을 가지며, 총 5,300억개에 이르는 스마트 기기들이 인터넷에 연결될 것으로 예상된다^[1]. 또한, 폭발적으로 증가하는 모바일 기기들을 수용하기 위해, 모바일 네트워크의 밀집화는 계속적으로 가속화되고 있다^[2]. 스몰셀 네트워크 기술은 증가하는 트래픽을 수용하고, 사용자들에게 끊임없는 서비스를 제공할 수 있는 기술이며 이에 대한 연구가 매우 활발히 진행되고 있다^[3-5]. 이와 함께, 세계적으로 탄소 배출과 관련된 사회적 이슈가 대두되면서 스몰셀 네트워크 환경에서의 에너지 효율 증대 기술은 사회 문제 해결을 위한 매우 중요한 연구 이슈들 중 하나로 고려되고 있다.

[6]에서는 무선 네트워크의 에너지 효율 향상 기법을 무선자원 할당, 네트워크 플래닝 및 배치, 에너지 수확, 전송, 하드웨어 솔루션으로 나누어 비교 분석하였고, [7]에서는 밀리미터파 주파수 대역에서 저비용으로 백홀 링크 지원을 위한 액세스 백홀 통합 기술에 대한 연구를 진행하였다. 또한, [8]에서는 이웃 스몰셀 기지국 및 매크로셀 기지국의 간섭 문제를 해결하고, 에너지 및 컴퓨팅 효율적 셀브리딩을 위한 준분산형 큐러닝 기법

을 제안하였다. 하지만, 이러한 기존 연구들은 여전히 높은 복잡도로 인해 컴퓨팅 능력이 상대적으로 부족한 스몰셀 기지국에 적용하기에는 현실적으로 많은 어려움이 존재한다.

본 논문의 핵심 기여 내용은 다음과 같다.

- 본 논문에서는 이기종 스몰셀 네트워크에서의 에너지 효율 향상을 위해 강화학습 기반 이진 전력 제어 기법을 제안한다.
- 컴퓨팅 능력이 상대적으로 부족한 스몰셀 기지국으로의 현실적인 적용을 위해 액션 크기를 줄여 기존 강화학습 기법의 계산 복잡도 문제를 해결한다.
- 더 나아가, 도시화로 인한 인구 집중 현상 등으로 발생하는 트래픽 불균일성과 사용자의 이동성을 고려하는 경우에도 제안 방안이 수렴하며 기존 방안 대비 더 좋은 성능을 가짐을 보인다.

본 논문의 II장에서는 스몰셀 네트워크 시스템 모델에 대해 소개하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 다중 에이전트 큐러닝 알고리즘에 대해 설명한다. IV장에서는 제안 방안과 전력 제어를 하지 않고 항상 최대 전력을 사용하는 기존 방안에 대한 시뮬레이션 결과를 제시하고, 마지막으로 V장에서 결론을 짓는다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 M개의 MBS와 N개의 SBS가 함께 배치되어 있는 이기종 네트워크에서 U명의 사용자는 실제 도시화 현상에 따른 인구 밀도를 반영하기 위해 hot spot cell에 30%의 사용자가 무작위로 배치되며, 사용자의 이동성을 반영하기 위해 사용자가 episode당 최대 0.1m/episode의 속도로 지속적으로 움직이는 환경을 고려한다. 이후, 사용자와 기지국간의 Signal to interference plus noise ratio(SINR)을 기반으로 연결될 기지국을 결정한다. 이 때, 각 사용자와 기지국 사이의 채널 품질은 reference signal received power (RSRP)를 사용하여 측정한다. 사용자와 기지국 사이의 RSRP는 거리 $d(i, j)$ 와 pathloss ρ , 기지국의 전송전력 $P_t(j)$

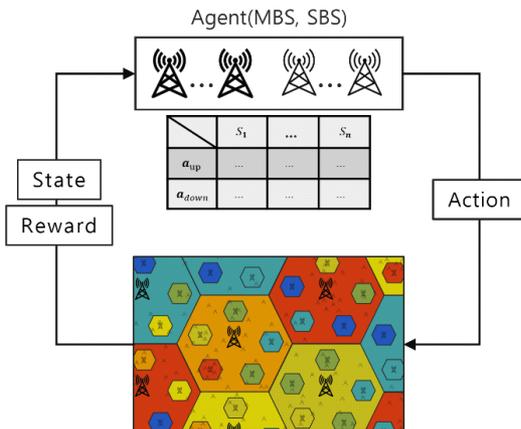


그림 1. 스몰셀 네트워크에서 에너지 효율 최대화를 위한 다중 에이전트 큐러닝 프레임워크
Fig. 1. Multi-agent Q-learning framework for maximizing energy efficiency in small cell networks

표 1. 다중 에이전트 큐러닝 기반 이진 전력 제어 기법
Table 1. Multi-agent Q-learning based binary transmit power control

Algorithm 1: Multi-Agent Q-Learning Algorithm for Maximizing EE in Small Cell Networks

- 1: Initialize: Place MBS, SBS, and User in the Network
- 2: for $\tau = 1 : \tau_{max}$ do
- 3: Calculate $\epsilon(\tau) = \epsilon_{init} \times (1 - \epsilon_{init})^{\frac{\tau}{\chi \times |A|}}$.
- 4: for user = 1 : U do
- 5: Move to user random walk with v_{max} .
- 6: end for
- 7: for iteration = 1 : number of iterations
- 8: for j = 1 : N+M do
- 9: chooses action with decay epsilon greedy policy.
- 10: end for
- 11: for user = 1: U do
- 12: Calculate SINR of user i for its serving BS and achievable data rate
- 13: end for
- 14: for BS = 1: N+M do
- 15: Calculate energy efficiency $\xi(j)$
- 16: end for
- 17: Calculate reward, action and update Q-values for all agents.
- 18: end for
- 19: end for

을 통해 결정되며, 다음과 같이 표현된다.

$$P_r(i, j) = \frac{P_t(j)}{d(i, j)^\rho}. \quad (1)$$

사용자 i 와 기지국 j 사이의 SINR은 $P_r(i, j)$ 와 열 잡음 전력 σ^2 을 사용하여 다음과 같이 계산된다.

$$\gamma(i, j) = \frac{P_r(i, j)}{\sum_{n \neq j, n \in NUM} P_r(i, n) + \sigma^2}. \quad (2)$$

이 때, 기지국 j 를 제외한 다른 기지국의 신호는 모두 간섭으로 간주된다. 또한 사용자와 모든 기지국간의 SINR이 임계값 γ_{th} 보다 작은 경우 사용자 i 는 아웃티지 사용자로 간주된다. 본 연구에서는 각 기지국이 자신의 전송 전력을 조절하여 네트워크 에너지 효율을 최대화 하는 것을 목표로 한다. 이 때, 각 기지국의 에너지 효율은 기지국이 사용하는 총 소비 전력 $P_{tot}(j)$ 값과 기지국에 연결된 사용자 $U_c(j)$ 의 achievable data rate

$\zeta(i, j)$ 를 이용하여 계산되며, 다음과 같이 표현된다.

$$\xi(j) = \frac{\sum_{i \in U_c(j)} \zeta(i, j)}{P_{tot}(j)}. \quad (3)$$

기지국 j 에 연결된 사용자 i 의 achievable data rate은 다음과 같이 계산된다. 식 (4)에 W_j 는 대역폭을 의미한다.

$$\zeta(i, j) = \frac{1}{U_c(j)} \cdot W_j \cdot \log_2(1 + \gamma(i, j)). \quad (4)$$

III. 다중 에이전트 큐러닝 기반 이진 전력 제어 기법

본 논문에서는 기지국의 효율적인 전력제어를 통한 에너지 효율 극대화를 위해 큐러닝 기반의 다중 에이전트 전력 제어 기법을 제안한다. 강화학습을 통해 네트워크

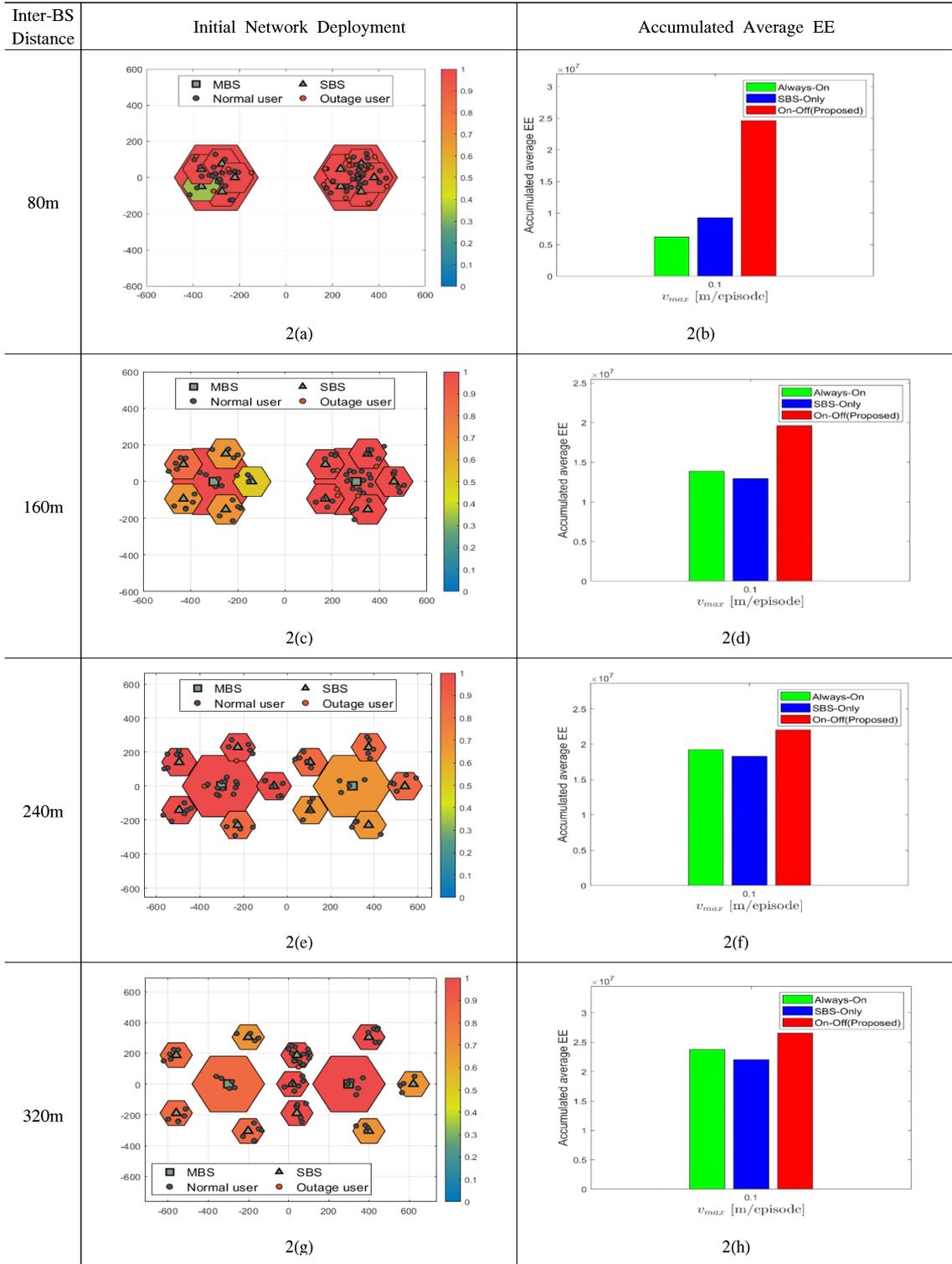


그림 2. SBS 셀 반경이 80m일 때, 기지국 간격 변화에 따른 에너지 효율 성능 비교
 Fig. 2. Energy efficiency according to variation in inter-BS distance when SBS's cell radius is 80m

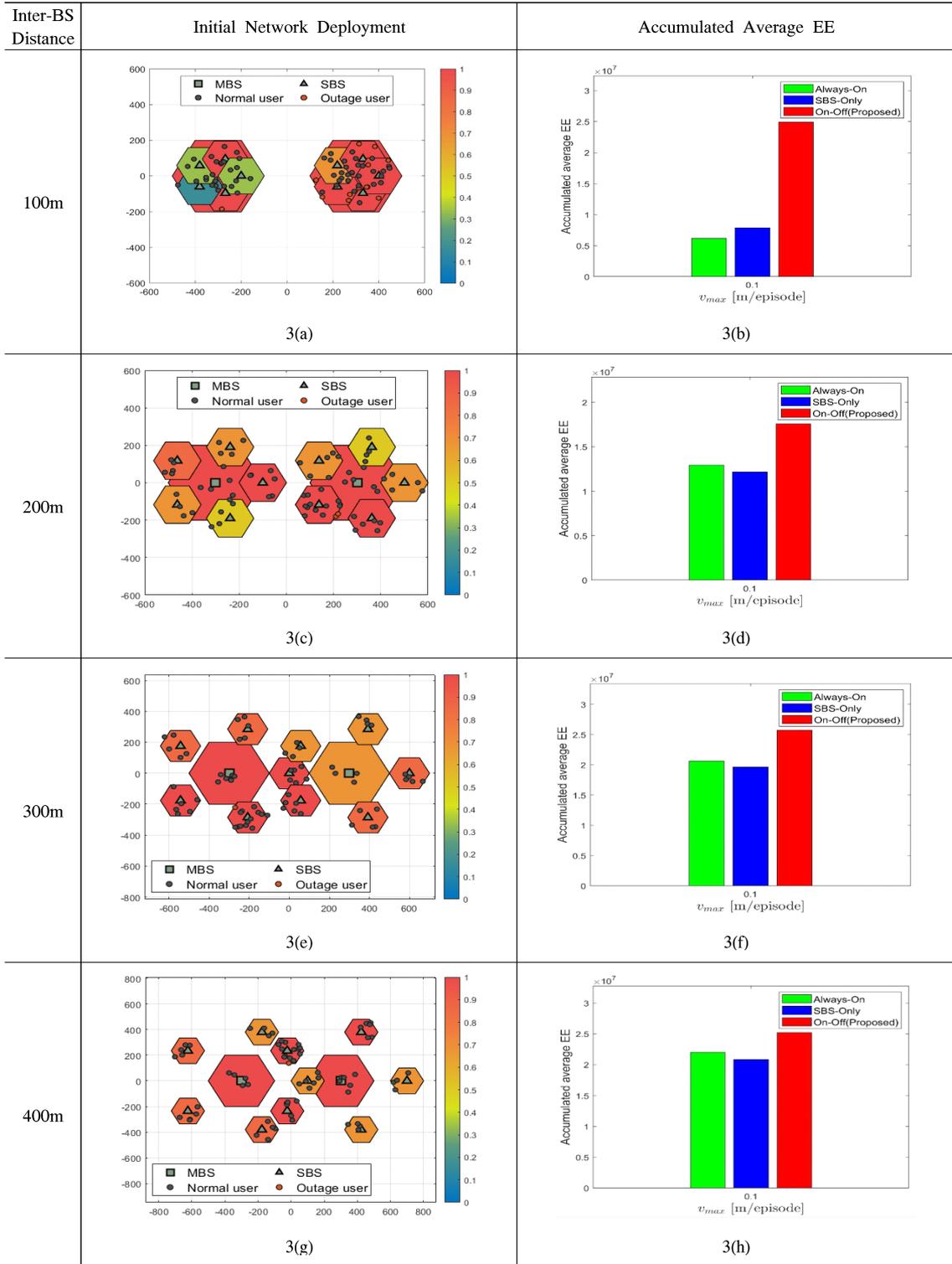


그림 3. SBS 셀 반경이 100m일 때, 기지국 간격 변화에 따른 에너지 효율 성능 비교
 Fig. 3. Energy efficiency according to variation in inter-BS distance when SBS's cell radius is 100m

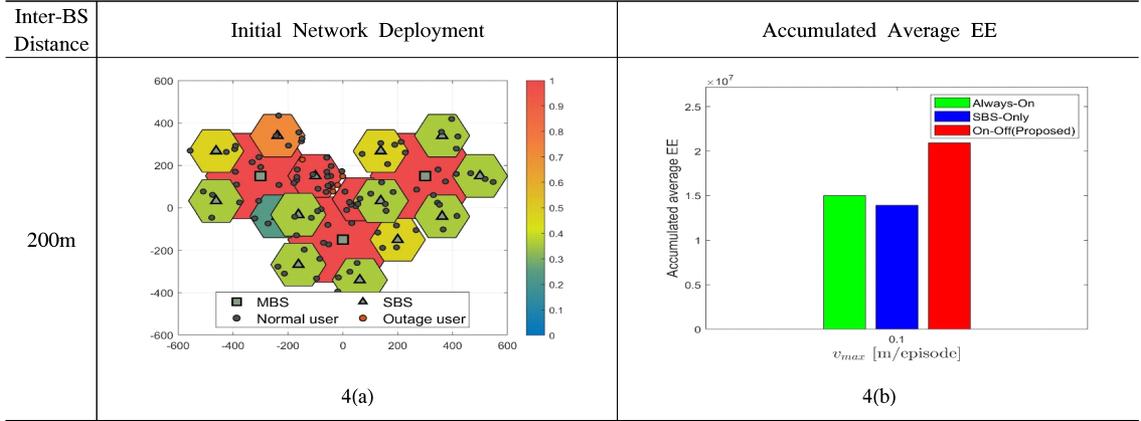


그림 4. 기지국의 수를 MBS 3개, SBS 15개로 증가시켜 SBS 셀 반경이 100m, 기지국 간격이 200m인 환경
Fig. 4. Energy efficiency when inter-BS distance =200m, SBS’s cell radius is 100m, M=3, and N=15

크의 에너지 효율을 극대화하기 위해 본 논문에서는 다음과 같이 Markov decision process(MDP)를 정의한다.

Agent: M 개의 MBS와 N 개의 SBS로 정의된다.

State: 각 기지국의 전력 상태로 정의되고, MBS의 전송전력은 $[0, P_{MBS}]$, SBS의 전송전력은 $[0, P_{SBS}]$ 로 조절된다.

$$S = \{P_t^{off}, P_t^{on}\}. \quad (5)$$

Action: 각 기지국이 전력을 on/off 하는 것을 행동으로 정의한다. 기지국은 각 iteration에서 전송 전력 과 전송 전력 off 중 하나를 선택할 수 있다.

$$A = \{OFF_{P_t}, ON_{P_t}\}. \quad (6)$$

Reward: 네트워크의 에너지 효율을 최대화하기 위해, 본 연구에서는 보상을 식 (7)로 정의한다. 각 기지국 들은 서로 간의 보상 정보를 공유한다.

$$R = \sum_{j \in N} \xi(i, j) + \sum_{j \in M} \xi(i, j). \quad (7)$$

Policy: 본 연구에서는 학습 초기에 다양한 경험을 해보기 위해 decayed epsilon greedy 정책 정책을 사용하며, 이 정책은 $\epsilon(\tau)$ 의 확률로 랜덤 행동을, $1 - \epsilon(\tau)$ 의 확률로 Q-value를 최대로 하는 행동을 선택한다. 이때, 에피소드 τ 가 진행됨에 따라 $\epsilon(\tau)$ 값은 점차 감소한다. $\epsilon(\tau)$ 은 초기 epsilon 값 ϵ_{init} 와 감쇠 파라미터 χ , 총 행동 수로 계산된다.

$$\epsilon(\tau) = \epsilon_{init} \times (1 - \epsilon_{init})^{\frac{\tau}{\chi \times |A|}}. \quad (8)$$

본 논문에서는 정의된 MDP를 통해 Q- function을 업데이트하면서 학습을 진행한다. Q-function 업데이트 식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} Q_j(s_j(t), a_j(t)) &= Q_j(s_j(t), a_j(t)) + \alpha(R(t+1) + \mu \\ &\cdot \max_{a'_j \in |A_j|} Q_j(s_j(t+1), a'_j) \\ &- Q_j(s_j(t), a_j(t))). \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 α 는 learning rate, μ 는 discount factor를 의미한다. 표 1에 본 연구에서 제안하는 알고리즘을 정리하였다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 분석

본 연구에서는 MBS와 SBS가 배치 되어있는 이기종 네트워크 환경에서 사용자의 밀집성과 기지국의 밀도를 조절하면서 각 상황에 따라 제안 방안과 전력 제어를 하지 않고 항상 최대 전송 전력을 사용하는 Always-On 기법과 SBS의 전송 전력만을 제어하는 SBS-Only 기법의 에너지 효율 성능을 비교 분석하였다. 구체적으로, 셀 반경이 80m와 100m인 환경에서 각각 셀간 간격이 80m, 160m, 240m, 320m인 상황과 100m, 200m, 300m, 400m 인 상황에서의 성능을 비교 분석하였다.

SBS의 셀 반경이 80m로 밀집 되어있는 환경에서 사용자가 최대 0.1m/sec의 속도로 움직일 때, 학습이

진행됨에 따라 제안 방안이 기존 방안대비 더 높은 에너지 효율을 달성함을 확인할 수 있었다. 특히, 기지국이 밀집되어 있는 환경에서의 에너지 효율 성능은 더욱 큰 폭으로 차이가 남을 확인했다. SBS의 셀 반경이 80m인 환경에서 기지국간 거리가 80m, 160m, 240m, 320m일 때의 네트워크 분포와 성능 분석 결과는 그림 2를 통해 확인할 수 있다.

SBS의 셀 반경이 100m인 환경에서 사용자가 최대 0.1m/sec의 속도로 움직일 때, 학습이 진행됨에 따라 제안방안이 기존 방안 대비 높은 성능을 보이는 것을 확인했다. Cell 반경이 80m일때와 마찬가지로 기지국간 간격이 줄어들수록 기지국간 간섭이 강해져 기존 방안의 에너지 효율이 크게 감소하는 것을 확인할 수 있다. SBS의 셀 반경이 100m인 환경에서 기지국간 거리가 100m, 200m, 300m, 400m일 때의 네트워크 분포와 성능 분석 결과는 그림 3을 통해 확인할 수 있다.

또한, 본 연구에서는 기지국의 확장성을 입증하기 위해 $M=3$, $N=15$, $U=100$ 인 환경에서 셀간 반경이 100m이고, 셀간 간격이 200m인 상황에서의 성능을 비교 분석하였다. SBS의 셀 반경이 100m인 환경에서 사용자가 최대 0.1m/sec의 속도로 움직일 때, 학습이 진행됨에 따라 제안방안이 기존 방안 대비 높은 성능을 보이는 것을 확인했다. $M=3$, $N=15$, $U=100$ 인 환경에서 SBS간 간격이 100m인 네트워크 분포와 성능 분석 결과는 그림 4를 통해 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 이기종 네트워크에서 기지국의 이진 전력제어를 통해 에너지 효율을 극대화하는 기법을 제안하였다. 특히, 최근 도시화에 따른 사용자 밀도 불균형과 사용자의 이동성을 반영하여 실제 환경과 유사한 트래픽 환경에서 시뮬레이션을 진행하였다. 불균일한 트래픽 분포에서 기지국간의 간섭, 사용자의 밀도의 변화에 따라 제안 방안이 기존 방안대비 좋은 성능을 보임을 확인하였다. 특히, 기지국이 밀집하게 배치 되어있는 네트워크 환경에서 강화학습 기반 이진 전력제어를 통한 에너지 효율 성능이 보다 많이 개선됨을 확인할 수 있었다. 또한, 기지국과 사용자가 증가한 환경에서도 제안 방안이 기존 방안 대비 좋은 성능을 보임을 확인하여 제안방안의 확장성을 입증하였다.

References

[1] Cisco, *Cisco Annual Internet Report (2018 -*

2023) White Paper (2020), Retrieved Jan. 31, 2023, from <http://www.cisco.com/go/trade-marks>.

- [2] H. Lee, B. Lee, H. Yang, J. Kim, S. Kim, W. Shin, B. Shim, and H. Vincent Poor, "Towards 6g hyper-connectivity: Vision, challenges, and key enabling technologies," *IEEE/KICS J. Commun. and Netw.*, arXiv preprint arXiv:2301.11111, Jan. 2023. (<https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.11111>)
- [3] J. Moon, Y. Bahg, H. Hwang, and J. Na, "Trend of 5g NR based open small cell technologies," *ETRI Electr. and Telecommun. Trends*, vol. 33, no. 5, pp. 33-41, Oct. 2018. (<https://doi.org/10.22648/ETRI.2018.J.330504>)
- [4] H. Yu, H. Lee, and H. Jeon, "What is 5G? emerging 5g mobile services and network requirements," *Sustainability*, vol. 9, no. 10, pp. 1-22, Oct. 2017. (<https://doi.org/10.3390/su9101848>)
- [5] J. Liu, H. Lee, and H. Jin, "Multichannel S-ALOHA enabled autonomous self-healing in industrial iot networks," *IEEE Trans. Indu. Informatics*, vol. 18, no. 12, pp. 8576-8585, Dec. 2022. (<https://doi.org/10.1109/TII.2022.3149908>)
- [6] S. Buzzi, I. Chih-Lin, TE. Klein, HV. Poor, C. Yang, and A. Zappone, "A survey of energy-efficient techniques for 5g networks and challenges ahead," *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, vol. 34, no. 4, pp. 697-709, Apr. 2016. (<https://doi.org/10.1109/JSAC.2016.2550338>)
- [7] TR 38.874, "Study on Integrated Access and Backhaul (Release 16)," 3GPP, Dec. 2018.
- [8] H. Lee, E. Kim, H. Kim, J. Na, and H.-H. Choi, "Multi-agent Q-learning based cell breathing considering SBS collaboration for maximizing energy efficiency in B5G heterogeneous networks," *ICT Express*, vol. 8, no. 4, pp. 525-529, Dec. 2022. (<https://doi.org/10.1016/j.icte.2021.09.006>)

조 혜 빈 (Hyebin Cho)



2023년 2월 : 한경국립대학교 전
기전자제어공학과 학사
2023년 2월~현재 : 한경국립대학
교 전자전기공학부 석사과정
<관심분야> B5G/6G 무선 통신,
위성 통신, 강화학습기반 무선
자원관리

나 지 현 (Jeehyeon Na)



1989년 2월 : 전남대학교 전산통
계학과 학사
2000년 8월 : 충남대학교 컴퓨터
공학과 석사
2008년 8월 : 충남대학교 컴퓨터
공학과 박사
1989년 2월~현재 : 한국전자통
신연구원 책임연구원
<관심분야> 이동통신 시스템 제어, 이동성 관리, 모바
일 방송, Paging 및 위치 관리, 클라우드 기지국 자원
제어

이 준 승 (Junseung Lee)



2022년 2월 : 한경국립대학교 전
기전자제어공학과 학사
2022년 2월~현재 : 한경국립대학
교 전자전기공학부 석사과정
<관심분야> B5G/6G 무선 통신,
UAV 네트워크 강화학습, 사
물 인터넷, 초고밀도 스몰셀
네트워크

이 호 원 (Howon Lee)



2003년 2월 : KAIST 전자전산
학과 학사
2009년 8월 : KAIST 전기 및 전
자공학과 박사 (석박사통합)
2009년 6월~2012년 2월 :
KAIST ITC 연구조교수/팀장
2012년 3월~2021년 2월 :
KAIST 겸직교수
2012년 3월~현재 : 한경국립대학교 전자전기공학부 전
자공학전공 교수
<관심분야> 6G 모바일 네트워크, 무선자원관리, 드론/
위성 통신, 머신러닝기반 통신 네트워크
[ORCID:0000-0001-5509-9202]

김 형 섭 (Hyungsub Kim)



2002년 2월 : KAIST 전기공학
과 학사
2004년 2월 : KAIST 전기공학
과 석사
2004년 2월~현재 : 한국전자통
신연구원 책임연구원
<관심분야> 이동통신 시스템 제
어, 5G 스몰셀, 자율구성네트워크