

# B5G 스몰셀 네트워크에서 에너지 효율 향상을 위한 강화학습 기반 셀 브리딩 기법

김은진(한경대학교), 이승민(한경대학교), 이호원(한경대학교)

{gate1180, julsin1, hwlee}@hknu.ac.kr

## Reinforcement Learning Based Cell Breeding for Energy-Efficient B5G Small Cell Networks

Eunjin Kim(Hankyong National Univ.), Seungmin Lee(Hankyong National Univ.), Howon Lee(Hankyong National Univ.)

### 요약

Beyond 5G(B5G) 스몰셀 네트워크에서 각 스몰셀 기지국의 에너지 효율을 향상시키는 것은 효율적인 네트워크 운영 관점에서 가장 중요한 요소들 중 하나이다. 하지만, 지역에 따른 트래픽 발생의 차이, 사용자 밀집도의 불균형성, 사용자의 이동성 등으로 인해 스몰셀 기지국들에서 불필요한 에너지 낭비 문제가 발생하게 된다. 본 논문에서는 Q-Learning 기반의 스몰셀 기지국 셀 브리딩 알고리즘을 제안하고 이를 통해 네트워크의 에너지 효율을 향상시키고자 한다. 기존 방안과의 성능 비교를 통해 제안 방안의 우수성을 입증한다.

### I. 서론

B5G 스몰셀 기술은 공간 다중화 효과를 높여 전체 시스템의 용량을 크게 증가시킬 수 있을 뿐만 아니라 모바일 네트워크 운영자 입장에서 많은 사용자들을 적은 비용으로 효과적으로 지원할 수 있는 매우 경제적인 기술이다. [1]에서는 고밀집 이중 네트워크에서 순간순간 최소 에너지 효율 값을 가지는 Femto BS를 sleep 모드로 순차적으로 전환함으로써 네트워크 전체의 에너지 효율을 향상시킨다. 또한, [2]에서는 다중 연결을 고려한 Active Set을 사용하여 Radio Link Failure(RLF) 상황에서 다른 셀들을 적응적으로 선택할 수 있도록 한다. 이에, 본 논문에서는 스몰셀 네트워크에서 네트워크 전체의 에너지 효율을 향상시키기 위해 사용자 중심의 능동 스몰셀 기지국 집합(active small-cell BS set)을 기반으로 네트워크 에너지 효율을 최대화할 수 있도록 강화학습 기반의 셀 브리딩 기법을 제안한다.

### II. Q-Learning 기반 스몰셀 네트워크 셀 브리딩 알고리즘

본 논문에서는 각 에이전트가 네트워크 전체에 대한 정보없이 주변의 능동 스몰셀 기지국 집합에 대한 정보만을 활용하여 각 에이전트의 Q-table 값을 최대화 하는 행동을 기반으로 Q-table을 업데이트하여 최적의 행동을 찾아낸다. 상태  $s_t$ 에서 행동  $a_t$ 를 했을 때 Q값은 다음 식을 통해 업데이트 된다.

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha) Q(s_t, a_t) + \alpha [f_R(s_t, a_t) + \eta \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1})]. \quad (1)$$

(1)에서  $\alpha$ 와  $\eta$ 는 각각 학습률(learning rate), 감가율(discount factor)이다. Q-Learning 보상 값은 각 셀의 에너지 효율 합과 커버되지 않은 사용자 수  $\chi$ 에 따라 다음과 같이 정의된다.

$$f_R(s_t, a_t) = e^{-\frac{\chi}{N}} \cdot \sum_{j=1}^M EE_j, \quad (2)$$

제안 방안은 사용자가 association되지 않은 셀을 sleep 모드로 전환하는 Step 1과 quasi-distributed Q-Learning 기반 셀 브리딩을 수행하는 Step 2로 나뉜다. Step 2에서는 에이전트가 네트워크 전체가 아닌 주변의 능동 스몰셀 기지국 집합에 대한 정보만을 활용하여 에너지 효율을 최대화 하는 방법을 찾는다. 또한, 에이전트가 보다 다양한 상태를 탐험할 수 있도록 셀 브리딩 기법에 감쇠-임실론 탐욕 정책을 적용한다. 임실론 탐욕 정책은  $\epsilon$ 의 확률로 각 상태에서 Q 값을 최대화 하는 행동을 하고,  $1 - \epsilon$ 의 확률로 랜덤한 행동을 하는 알고리즘으로 다양한 상태를 탐험하면서 학습 성능을 향상시키는 것에 적합하다.

$$EE_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_j} (\frac{1}{N_j} \cdot BW \cdot \log_2(1 + \gamma_i))}{P_{total}}, \quad (3)$$

셀  $j$ 의 에너지 효율  $EE_j$ 는 셀  $j$ 에 포함된 사용자의 수  $N_j$ 와 대역폭 크기  $BW$ , 사용자  $i$ 의 SINR  $\gamma_i$  및 전체 전력  $P_{total}$ 에 의해 계산할 수 있다.  $P_{total}$ 는 circuit power와 셀  $j$ 에 포함된 사용자들에 대한 기지국의 총 전송 전력의 합으로 표현된다. 셀이 sleep 모드로 전환됨에 따라 circuit power와 전송 전력이 함께 감소되므로 에너지 효율 값은 증가하게 된다. 제안방안의 동작은 다음과 같다.

Step 1)  $N$ 개의 사용자와  $M$ 개의 셀로 구성된 네트워크를 구성한다. 각 셀은 랜덤한 수의 사용자를 포함하고, 사용자가 포함되지 않은 셀은 sleep 모드로 전환하여 불필요한 에너지 소모를 줄인다.

Step 2) 셀 브리딩을 통해 셀 내의 사용자를 커버하기 위해 각각의 기지국들은 각 사용자들에 대한 active small cell BS set을 설정한 후 이를 기반으로 네트워크 전체의 에너지 효율이 최대화 될 수 있도록 셀 브리딩을 수행한다.

본 논문에서 제안하는 quasi-distributed Q-Learning 기반 스몰셀 네트워크 셀 브리딩 알고리즘은 각 에피소드마다 셀 브리딩에 따른 전송 전력의 최적 행동을 찾으며 이에 따른 결과로 네트워크 전체의 에너지 효율이 향상될 수 있다.

### III. 성능 분석 및 결론

본 논문에서는 MATLAB 시뮬레이션을 통해 랜덤 셀 브리딩 알고리즘과 제안된 quasi-distributed Q-Learning 스몰셀 네트워크 셀 브리딩 알고리즘을 비교 분석하여 제안 방안의 효과를 검증하였다. 제안 방안은 quasi-distributed Q-Learning을 통해 전체 네트워크의 에너지 효율의 극대화를 목적으로 하고 있기 때문에, 그림 1)에서와 같이 실험이 진행될수록 에너지 효율 값이 점차적으로 증가하면서 수렴하게 되는 것을 볼 수 있다.

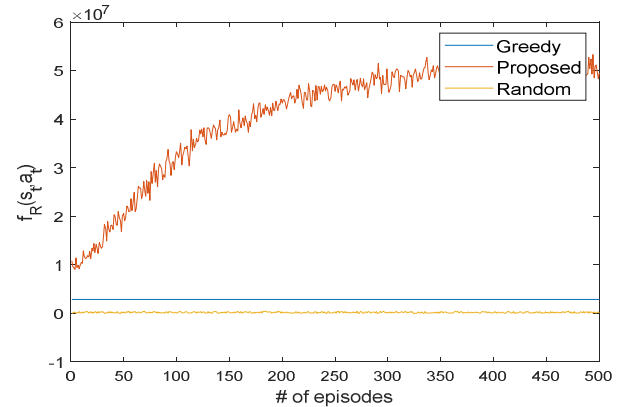


그림 1. 에피소드의 증가에 따른  $f_R(s_t, a_t)$  시뮬레이션 결과

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1F1A10G3606).

### 참고 문헌

- [1] Sama Habibi, et al., "Adaptive Sleeping Technique to Improve Energy Efficiency in Ultra-Dense Heterogeneous Networks," IEEE KBEI, pp. 782-786, Mar. 2019.
- [2] Xinran Ba et al., "Load-Aware Cell Select Scheme for Multi-Connectivity in Intra-Frequency 5G Ultra Dense Network," IEEE Commun. Lett., vol. 23, no. 2, pp. 354-357, Feb. 2019.