

초밀집 모바일 네트워크에서 강화학습기반 기지국 전력제어 기법

박혜빈*, 임유진^o

Cell Activation Algorithm with Reinforcement Learning in Mobile Ultra Dense Network

Hyebin Park*, Yujin Lim^o

요약

모바일 데이터 통신량이 증가하게 되면서 네트워크 용량 부족 문제가 발생하게 되었다. 이를 해결하기 위해 모바일 네트워크 환경에서 기지국을 밀집시켜 배치하고, 소형 기지국을 중첩하여 배치하는 연구가 진행되고 있다. 하지만 이는 시스템 용량 문제를 해결 할 수는 있지만 셀 내 간섭 문제와 시스템 에너지 소비 문제를 심화시킬 수 있다. 간섭 문제와 에너지 소비 문제를 해결하기 위해서 상대적으로 낮은 효율의 기지국의 전원을 수면 모드로 전환하는 기지국 전원 제어 기법이 개발되었다. 그러나 기지국 전원이 수면모드로 전환되는 과정에서 해당 기지국 으로부터 서비스 받던 사용자가 핸드오버되면서 이웃 기지국으로 부하가 가중되어 셀 내 부하가 불균형해 질 수 있다. 또한 모바일 네트워크 환경에서는 사용자가 끊임없이 움직이기 때문에 변화하는 트래픽을 고려하여야한다. 따라서 본 논문에서는 모바일 네트워크 환경에서 강화학습 기반 기지국 클러스터링 및 전원 제어 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 시스템 에너지 효율을 최대화할 수 있도록 기지국 활성화 개수와 클러스터의 개수를 결정한다. 각 기지국의 활성화 여부는 결정된 클러스터 내의 에너지 효율을 최대화할 수 있도록 결정된다. 이어서, 실험을 통하여 제안하는 기법의 성능을 기존의 기법들과 시스템 에너지효율 및 SINR 성능 비교를 통하여 비교하였다.

키워드 : 기지국 전원 제어, H-CRAN, 5G, 기지국 클러스터링

Key Words : Cell activation, H-CRAN, 5G, RRH clustering

ABSTRACT

With dramatically increasing mobile data traffic, the lack of network capacity has been raised. To solve this problem, base stations are densely deployed and small base stations are overlapped. However, it can get worse inter-cell interference and system energy consumption problem. In order to tackle the problems, a base station switching method that switches off the base stations with low energy efficiencies is developed. However, served users by switched off base stations have to handover to neighboring base stations, and it can add additional traffic load to neighboring base stations. In addition, traffic is dynamically changed because users move constantly in mobile networks, so it can be considered. In this paper, we propose base station clustering and switching algorithm using reinforcement learning in mobile networks. To maximize system energy efficiency, the number of active base stations and clusters are decided by reinforcement learning. When the number of clusters

*이 논문은 2018년도 한국연구재단의 국제협력사업의 지원을 받아 연구되었음(NRF-2018K2A9A2A08000101).

• First Author : Sookmyung Women's University Department of IT Engineering, hb0390@sookmyung.ac.kr, 학생회원

◦ Corresponding Author : Sookmyung Women's University Department of IT Engineering, yujin91@sookmyung.ac.kr, 종신회원
논문번호 : 201911-297-B-RN, Received November 14, 2019; Revised December 1, 2020; Accepted December 2, 2020

is decided, base stations are clustered and base stations in the clusters are decided whether to switch on or off to maximize energy efficiency of the clusters. In simulation and discussion, the proposed algorithm is compared with existing algorithms in terms of system energy efficiency and average SINR.

I. 서 론

모바일 데이터 트래픽이 폭발적으로 증가하게 되면서 네트워크 용량 문제가 대두되고 있다. 네트워크 시스템 용량을 증대시키기 위해 기존의 기지국(base station)을 밀집하게 배치하고, 매크로 기지국(macro base station)과 소형 기지국을 중첩 배치하는 HetNet(heterogeneous networks)에 대한 연구가 진행되고 있다^[1]. HetNet에서는 펌토 기지국(femto base station)이나 마이크로 기지국(micro base station)같은 기존의 매크로 기지국보다 더 작은 범위의 소형 기지국을 중첩하여 배치한다. 하지만 기지국을 밀집하게 배치하기 때문에 심각한 시스템 에너지 소비 문제가 발생할 수 있다.

시스템 에너지 소비 문제를 해결하기 위해 기존의 기지국 구조에서 신호 처리단인 BBU(base band unit)와 신호 송수신단인 RRH(radio remote head)을 분리하여 배치하는 연구가 진행되었다. 이 환경은 C-RAN(cloud radio access network)로 불리며, 분리한 RRH는 셀에 배치하고 BBU는 중앙집중식으로 BBU pool로써 운영하여 에너지 소비를 줄이고 자원 할당을 효율적으로 수행할 수 있다. 하지만 기지국이 밀집하게 배치된 초밀집 네트워크(ultra dense network) 환경에서 HetNet 구조는 에너지 소비 문제가, C-RAN 구조는 신호 간섭 문제가 발생할 수 있다. 이 문제들을 해결하기 위하여 기존의 HetNet과 C-RAN 구조의 장점을 결합한 네트워크 구조인 H-CRAN(heterogeneous cloud radio access network)가 연구되고 있다^[2]. 밀집하게 중첩된 네트워크 환경은 심각한 간섭 문제를 발생시킬 수 있다. 이를 해결하기 위하여 RRH의 전원을 제어하여 셀 내, 셀 간 신호 간섭을 줄이는 연구가 진행되고 있다^[3,4].

신호 간섭을 완화하기 위하여 RRH들의 전원을 동적으로 켜고 끄는 RRH 전원 제어 기법이 연구되고 있다. 하지만, RRH의 전원을 끄면 해당 RRH에서 서비스 받던 사용자들이 강제로 이웃 기지국으로 핸드오버(handover)되어 데이터 지연이 생기는 문제가 발생한다. 또한 해당 RRH의 부하가 이웃 RRH로 집중되는 현상이 발생할 수 있어 셀 내 부하의 균형이 깨질 수 있다. 이를 해결하기 위하여 RRH를 클러스터

링(clustering)하여 전원을 제어하는 클러스터링 기반 전원 제어가 연구되고 있다. 클러스터링 기반 전원 제어는 클러스터 내에서 RRH의 전원을 제어함으로써 셀 간 부하의 균형을 유지할 수 있으면서 간섭을 줄일 수 있다는 장점을 가진다.

본 논문에서는 H-CRAN 환경에서 강화학습을 이용한 클러스터링 및 RRH 전원 제어 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 시스템 에너지 효율을 최대화하기 위해 강화학습 기법 중 하나인 QL(Q-learning)기법을 이용하여 클러스터의 수와 활성화할 RRH의 수를 결정한다. 이후 시스템 부하의 균형을 유지하기 위해서 RRH를 시스템 부하의 균형이 유지되도록 클러스터링한다. 전원 제어는 RRH 별로 클러스터 내에서 에너지 효율이 최대화 될 수 있도록 전원 모드를 선택하게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 관련 연구에 대해 소개하고, III장에서는 제안하는 기법의 시스템 모델에 대해 설명한다. IV장에서는 제안하는 기법에 대해 소개하고, V는 실험 및 실험 결과 분석을 다룬다. 마지막으로 VI장에서는 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

증가하는 모바일 데이터 트래픽으로 인하여 네트워크 에너지 소비 문제가 대두되고 있다. 이를 해결하기 위하여 시스템 에너지 효율을 최대화 할 수 있는 최적화 연구 기법이 연구되고 있다. 에너지 효율을 최대화하기 위해서 초밀집 네트워크에서 사용자 접속(user association)과 전력 할당(power allocation)의 결합 기법이 연구되었다^[5]. 이 기법에서는 매크로 기지국에 부하가 집중되는 현상을 완화하기 위해 GD(gradient method) 기법을 이용하여 전력 할당과 사용자 접속 문제를 해결하였다.

에너지 소비 문제를 해결하고 에너지 효율을 극대화하기 위해 HetNet환경에서 기지국의 전원을 제어하는 연구가 진행되고 있다. 에너지 소비 최소화를 위하여 기지국의 부하를 고려하는 분산식 기지국 전원 제어 기법이 개발되었다^[6]. 이 기법에서는 가장 부하가 적은 기지국을 선정하고, 서비스를 제공하는 사용자 대비 부하를 기준으로 전원을 제어할 기지국을 선정

하였다. [7]에서는 기지국 전원제어와 전이 학습(transfer learning)을 결합한 기법이 제안되었다. 이 기법에서는 자원 할당으로부터 얻은 QoS(quality of service) 정보를 사용자 접속 문제로 전이 학습시켜 전원 제어로 인하여 발생하는 시스템 부하 문제를 해결하였다.

기존의 기지국 구조를 분리하여 배치함으로써 에너지 소비 문제를 완화했음에도 불구하고 C-RAN, H-CRAN 환경에서의 간섭 문제가 여전히 존재한다. 이를 해결하기 위하여 OP(outage probability)를 고려한 RRH 전원 제어 기법이 제안되었다⁸⁾. OP는 사용자가 최소 SINR(signal to interference noise ratio)를 제공받지 못할 확률이다. 이 기법에서는 전체 사용자에 대해 OP를 보장할 수 있도록 고려하였다. [9]에서는 사용자 접속과 자원 할당을 접목시킨 RRH 전원 제어 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 제한된 프론트홀(fronthaul) 용량을 고려하여 문제를 정의하고 탐욕 알고리즘(greedy algorithm)과 Lagrange Multiplier 기법을 이용하여 문제를 해결하였다.

기지국 및 RRH의 전원을 제어하는 기법은 에너지 소비를 줄이고 간섭을 완화할 수 있지만 이웃 기지국에 부하를 부담시켜 불균형한 부하 문제를 발생시킬 수 있다. 이를 해결하기 위해서 시스템 부하를 고려한 클러스터링(clustering)을 통해 기지국 및 RRH를 클러스터링 하고 클러스터 별 전원 제어하는 기법이 연구되고 있다. 클러스터링 기반 전원 제어 기법과 관련하여 k-means 알고리즘을 활용한 클러스터링 기반 기지국 전원 제어 기법이 연구되었다¹⁰⁾. 이 기법에서는 기지국의 밀집도에 맞는 클러스터 개수를 동적으로 결정하여 기지국을 클러스터링한다. 결정된 기지국 클러스터 내에서는 사용자를 다수개의 사용자 클러스터로 나누고 RRH의 전원을 제어하여 클러스터 내 간섭을 완화한다. [11]에서는 게임 이론 기반 클러스터링 기법과 기지국 전원 제어 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 각 기지국의 위치와 트래픽 부하를 고려하여 기지국을 클러스터링하였다. 이 기법에서는 정의된 비용함수를 최소화하기 위해 기지국간 통신을 게임 이론 기반 알고리즘으로 최적화하였다. 셀 간 간섭을 최소화하고 에너지 효율을 최대화하기 위하여 기지국의 영향력을 기준으로 기지국 전원을 제어하는 기법이 연구되었다¹²⁾. 이 기법에서는 기지국의 전원 제어로 인해 발생하는 사용자의 데이터 전송률의 변동을 최소화하였다. [13]에서는 간섭이 큰 기지국을 기준으로 기지국을 클러스터링하고 기지국의 전원을 제어하는 기법이 연구되었다. 이 기법은 시스템 전체의 OP를

감소시키고 셀 내 간섭을 완화하였다.

기지국의 전원을 제어하여 에너지 소비를 줄이고 간섭을 완화하는 연구는 많이 진행되고 있지만, 그로 인해 발생하는 시스템 부하 불균형 문제를 고려한 연구는 아직 부족하다. 이를 해결하기 위해서는 시스템 부하의 균형이 보장될 수 있는 기지국 클러스터링 연구와 병행되어야 한다. 하지만 모바일 네트워크에서는 사용자가 이동성을 가지고 계속해서 움직이기 때문에 시스템의 트래픽은 계속해서 변화한다. 클러스터링은 정해진 클러스터의 개수에 의해 성능이 영향을 받기 때문에 이를 반영하여 변화하는 시스템 트래픽에 따라 기지국 클러스터 수를 동적으로 결정하는 연구가 필요하다.

따라서 본 논문에서는 H-CRAN 환경에서 강화학습 기반 동적 RRH 클러스터링 및 RRH 전원 제어 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 세 가지 단계로 이루어져있다. 첫 번째 단계는 QL기법을 이용하여 시스템 에너지 효율을 최대화 할 수 있는 클러스터의 개수와 활성화 RRH 개수를 결정하는 단계이다. 두 번째는 시스템 부하의 균형이 유지되도록 RRH를 클러스터링 하는 단계이다. 이때 자기 자신의 부하 점수를 계산하여 이웃 기지국의 부하 점수와 비교 후 투표하는 과정을 거친다. 마지막으로 QL기법을 이용하여 각 RRH별 전원 모드를 결정하여 RRH 전원 제어를 하게 된다.

III. 시스템 모델

그림 1은 하나의 매크로 기지국과 S개의 F-RRH(femto RRH)로 구성된 H-CRAN 환경에서 U개의 사용자와 셀룰러 통신을 하는 시나리오를 나타

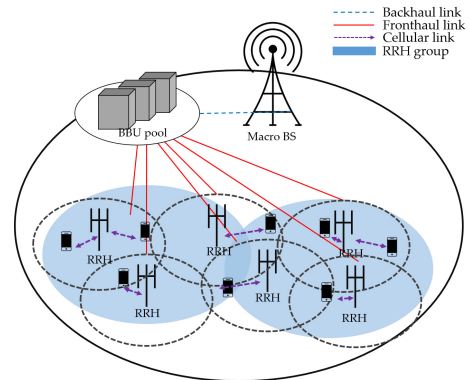


그림 1. 시스템 모델
Fig. 1. System model

낸 것이다. 이 환경에서 매크로 기지국은 음성 서비스만을 제공하며 데이터 서비스는 F-RRH에서 제공한다. 따라서 고려하는 에너지 소비 모델은 F-RRH과 F-RRH와 연결된 프론트홀, 그리고 백홀(backhaul)에서 소비되는 에너지만 고려한다. 사용자는 가장 높은 SINR을 제공하는 기지국과 연결하는 사용자 접속 과정을 통하여 셀룰러 통신을 제공받는다 가정한다.

고려하는 시스템 에너지 소비 모델은 다음과 같으며 [14]를 참고 하였다.

$$P = \sum_{s=1}^S (P_{rrh}^s + P_{fh}^s) + P_{bh} \quad (1)$$

여기서 P_{rrh}^s 는 F-RRH s 에서의 에너지 소비를, P_{fh}^s 은 F-RRH s 와 연결된 프론트홀에서의 에너지 소비를 나타낸다. P_{bh} 는 매크로 기지국과 연결된 백홀에서의 에너지 소비를 나타낸다. F-RRH s 에서의 에너지 소비 P_{rrh}^s 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$P_{rrh}^s = \alpha_s \sum_{t=1}^S \left(P_{rrh} + \Delta \cdot \sum_{u=1}^U b_u^s p_t^s \right) + (1 - \alpha_s) P_{sleep} \quad (2)$$

여기서 α_s 는 F-RRH의 활성 상태를 나타내는 이진 값으로, 활성 상태일 때는 1, 수면 상태일 때는 0이다. P_{rrh} 는 F-RRH가 활성 상태일 때 기본적으로 소비하는 에너지이고, Δ 는 부하의 증가를 표현하는 경사 값이다. b_u^s 는 사용자 u 와 F-RRH s 의 연결을 표현하는 이진 값으로, 연결 되어 있는 사용자에 대해서는 1, 연결되어 있지 않은 사용자에 대해서는 0 값을 가진다. p_t^s 는 F-RRH s 의 송신 전력이며, P_{sleep} 는 F-RRH가 수면 상태일 때 기본적으로 소비하는 에너지 고정 값이다. F-RRH s 와 연결된 프론트홀에서의 에너지 소비 P_{fh}^s 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$P_{fh}^s = \alpha_s (P_{fh} + \eta \cdot t_s) \quad (3)$$

여기서 P_{fh} 는 프론트홀에서 기본적으로 소비되는 에너지이며, η 는 초당 비트마다 소비하는 에너지이다. t_s 는 F-RRH s 에서의 트래픽이다. 백홀의 에너지 소비 P_{bh} 는 고정된 에너지 값을 가진다.

F-RRH s 와 연결된 사용자 u 가 제공받는 SINR은

다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\gamma_u^s = \left(\frac{p_t^s g_u^s}{N + \sum_{i=1, i \neq s}^S p_i^i g_u^i} \right) \quad (4)$$

여기서 g_u^s 사용자 u 와 펠토 기지국 s 와의 채널 이득을 나타내며, N 는 열잡음을 의미한다. 사용자 u 에서의 데이터 전송률은 새논(Shannon) 용량을 이용해 다음과 같이 계산한다.

$$R_u = B_k \cdot \log_2(1 + \gamma_u^s) \quad (5)$$

여기에서 B_k 는 하나의 RB(resource block)의 대역폭이다. 시스템의 데이터 전송률의 합은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R = B \cdot \sum_{s=1}^S \sum_{u=1}^U b_u^s \log_2(1 + \gamma_u^s) \quad (6)$$

여기서 B 는 전체 시스템의 대역폭이다. 따라서 시스템 에너지 효율은 다음과 표현할 수 있다.

$$EE = \frac{R}{P} \quad (7)$$

제안하는 방식의 목표는 시스템의 에너지 효율을 최대화 하는 것이다. 따라서 에너지 효율을 최대화 하는 방법은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \underset{G, S_{active}, S_{sleep}}{\operatorname{argmax}} EE \quad (8) \\ & \text{s.t. } C1: \sum_{s=1}^S b_u^s = 1, \quad \forall u \\ & \quad C2: 0 < p_t^s < p_t^{\max}, \quad \forall s \\ & \quad C3: \gamma_u > \gamma^{\min}, \quad \forall u \\ & \quad C4: \theta < \theta^{\max} \end{aligned}$$

여기서 $C1$ 은 사용자는 하나의 F-RRH으로부터만 서비스를 제공받을 수 있음을 뜻한다. $C2$ 는 F-RRH의 송신 전력이 최대 전력을 넘을 수 없음을 뜻한다. $C3$ 는 모든 사용자의 SINR은 최소 SINR 요구량 γ^{\min} 을 만족해야함을 뜻한다. $C4$ 는 OP θ 가 OP 최대치 θ^{\max} 를 넘을 수 없음을 뜻한다.

IV. 기지국 클러스터링 및 전원 제어 기법

F-RRH가 밀집하게 배치된 환경에서 트래픽 부하의 균형을 맞추기 위해 F-RRH를 클러스터링하며, 에너지 효율을 위해 F-RRH의 전원을 제어한다. 이때, 최적의 클러스터 수와 활성화 F-RRH의 수를 결정하기 위해 QL 기법을 이용한다. QL 에이전트는 시스템에 존재하며, 시간 t 에서의 상태는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_{system}^t = \{r^t, \rho^t\} \quad (9)$$

여기서 r^t 는 시간 t 에서의 평균 사용자 데이터 전송률을, ρ^t 는 시간 t 에서의 이용 가능한 RB의 양을 뜻한다. 시간 t 에서의 행동은 다음과 같다.

$$A_{system}^t = \{n_G, n_{active}\} \quad (10)$$

여기서 n_G 는 F-RRH의 클러스터 수를, n_{active} 는 활성화된 F-RRH의 수를 뜻한다. 시간 t 에서의 보상은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_{system}^t = \begin{cases} EE^t, & \gamma^t \geq \gamma^{\min} \\ -EE^t, & \gamma^t < \gamma^{\min} \end{cases} \quad (11)$$

Q 테이블의 업데이트는 다음과 같이 될 수 있다.

$$Q^{t+1}(s^t, a^t) = Q^t(s^t, a^t) + \alpha \left[r^{t+1} + \beta \max_a Q^t(s^{t+1}, a^{t+1}) - Q^t(s^t, a^t) \right] \quad (12)$$

표 1. 시스템에서의 QL 알고리즘
Table 1. QL algorithm in system

Algorithm1 : QL algorithm in System
Initialization :
For each $s_{system}^t \in S_{system}^t$ and $a_{system}^t \in A_{system}^t$ do:
initialize Q-table, policy
end For
Learning:
Loop:
get the state s_{system}^t
select action a_{system}^t
set n_G and n_{active} from a_{system}^t
calculate reward r_{system}^t
update the Q-value and policy
end Loop

표 2. F-RRH 클러스터링 알고리즘
Table 2. Clustering algorithm for F-RRH

Algorithm2 :RRH clustering algorithm
set n_G from Algorithm 1
For each F-RRH s do:
calculate traffic according to Equation (13)
end For
For each F-RRH s do:
For each neighbor F-RRH s' do:
vote for s' which has higher traffic
end For
end For
select center points up to fixed number n_G
make clusters with each F-RRH
While the number of clusters is not n_G do:
For each center point do:
cluster with neighbor F-RRH that has highest voting point
end For
end While

위의 시스템에서 학습하는 QL 알고리즘을 표 1에서 수도코드로 요약하였다.

QL 에이전트에 의해 클러스터링 그룹수와 F-RRH의 수가 결정되면, F-RRH는 클러스터링 과정을 시작한다. 시스템은 그룹 수만큼 클러스터링 중심을 정하는데, 이때 셀 내에서 가장 높은 트래픽을 서비스하고 있는 F-RRH를 중심으로 선택한다. F-RRH에서의 트래픽은 다음과 같이 계산한다.

$$\log_{10} P_{RRH}^s \cdot \sum_{u=1}^U b_u^s \quad (13)$$

식 (13)에 의해 각 기지국의 점수가 계산되면, F-RRH는 이웃 F-RRH와 자신의 점수를 비교하여 더 높은 F-RRH에게 투표한다.

따라서 시스템은 가장 높은 투표를 받은 F-RRH를 각 클러스터의 중심으로 선정한다. 클러스터의 중심이 된 F-RRH는 이웃 F-RRH 중 가장 높은 투표 점수를 가진 이웃 F-RRH를 클러스터로 영입한다.

이 과정은 모든 F-RRH가 클러스터에 속해질 때까지 계속된다. 위 F-RRH를 클러스터링하는 과정은 표 2에서 수도코드로 요약하였다.

클러스터 단계가 완료되면, 각 F-RRH 별로 존재하는 QL 에이전트가 기지국의 전원 상태를 결정한다. 이때, 시간 t 에서의 상태는 다음과 같다.

$$S_{rrh}^t = \{\tau^t, \sigma^t\} \quad (14)$$

코드로 요약하였다.

이때 σ^t 는 부하 레벨을 표현한 것으로, 다음과 같이 계산한다.

$$\sigma^t = \frac{\sum_{u=1}^U b_u^s \lambda_u}{\sum_{u=1}^U b_u^s} \quad (15)$$

이때 λ_u 는 사용자 u 가 요구하는 자원의 수이다. 시간 t 에서의 행동은 다음과 같다.

$$A_{rrh}^t = \{\xi^t\} \quad (16)$$

이때 ξ^t 는 전원 상태이며, 1은 활성화 모드를, 0은 수면 모드를 뜻한다. 시간 t 에서의 보상은 다음과 같다.

$$R_{rrh}^t = \{EE_G^t\} \quad (17)$$

여기서 EE_G^t 는 클러스터의 에너지 효율이다. 위의 F-RRH에서 학습하는 QL 알고리즘을 표 3에서 수도

표 3. F-RRH에서의 QL 알고리즘
Table 3. QL algorithm in F-RRH

Algorithm3 :QL algorithm in F-RRH
Initialization :
set n_{active} from Algorithm 1
For each $s_{rrh}^t \in S_{rrh}^t$ and $a_{rrh}^t \in A_{rrh}^t$ do:
initialize Q-table, policy
end For
Learning:
Loop:
For each F-RRH s do:
get the state s_{rrh}^t
select action a_{rrh}^t
set ξ^t from a_{rrh}^t
if ξ^t is 0 :
switch off the s if n_{active} is satisfied
else :
switch on the s
end For
calculate reward r_{rrh}^t
update the Q-value and policy
end Loop

V. 실험 및 결과 분석

본 장에서는 제안하는 기법과 기존 기법들과의 성능을 실험 결과를 통해 비교한다. 실험에서는 H-CRAN 네트워크에서 하나의 매크로 셀 환경을 고려하며, 실험에 사용된 실험 매개변수는 표 4와 같다. 실험 매개변수는 3GPP 표준 문서에 따라 설정하였다^[15,16]. 매크로 셀의 반경은 1km이며, 매크로 셀 내의 F-RRH는 무작위로 배치되어 있다. 본 실험에서 고려한 경로 손실 모델은 $140.7 + 36.7 \log(dist)$ 이며, 여기서 $dist$ 는 F-RRH와 사용자 사이의 거리이다. 실험에 사용된 사용자의 이동성 데이터는 SUMO 시뮬레이터를 이용해 서울 시청 거리를 무작위 탐험하는 좌표 데이터 셋이다^[17].

제안한 알고리즘과 성능 비교를 위해 다음과 같은 두 가지 기법을 사용했다. 첫째, RRH 전원 제어 성능 비교를 위해 [12]를 사용했으며, 실험에서는 ‘Compare1’이라고 표현하였다. 둘째로, 클러스터링 기반 RRH 전원 제어와의 성능을 비교하기 위하여 [13]를 사용하였으며, 실험에서는 ‘Compare2’라고 표현하였다. 마지막으로, 실험의 기준치를 제공하기 위하여 전원 제어 알고리즘을 적용하지 않은 것을 ‘Compare3’라고 표현하였다.

그림 2와 3은 설치된 F-RRH가 30개인 환경에서의 시스템 에너지 효율과 평균 SINR 값의 변화를 보여준다. 제안하는 기법은 시스템 에너지 효율 면에서 Compare1과 비교하여 76%, Compare2와 비교하여 11%, Compare3과 비교하여 106% 더 높은 성능을 보였다. 제안하는 기법은 평균 SINR 면에서 Compare 1

표 4. 실험 매개변수
Table 4. Simulation parameters

Parameter	Value
Channel bandwidth	100MHz
Noise power spectral density	-174 dBm/Hz
Constant power of active RRH	6.8 W
Constant power of sleep RRH	4.3 W
Slope of RRH	4.0
Power consumption per bit/s of fronthaul link	0.83 W
Constant power of fronthaul link	13 W
Contant power of backhaul link	13.25 W ⁸

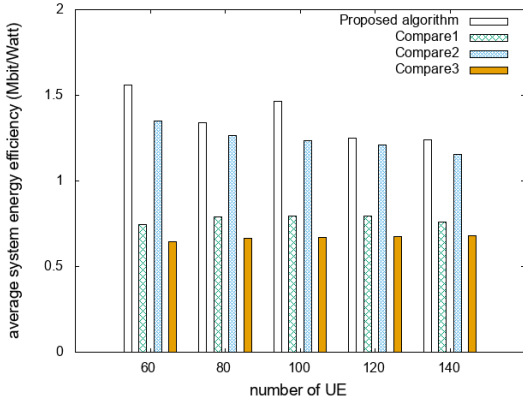


그림 2. F-RRH가 30개 일 때 시스템 에너지 효율 비교
Fig. 2. Comparison of system energy efficiency with 30 F-RRHs

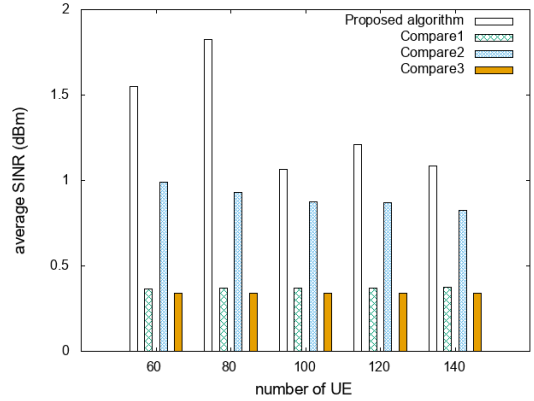


그림 4. F-RRH가 45개 일 때 평균 SINR 비교
Fig. 4. Comparison of average SINR with 45 F-RRHs

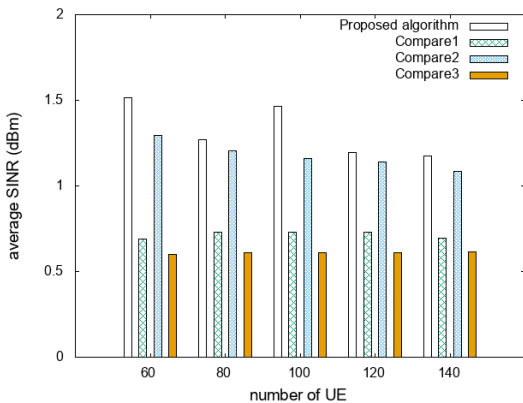


그림 3. F-RRH가 30개 일 때 평균 SINR 비교
Fig. 3. Comparison of average SINR with 30 F-RRHs

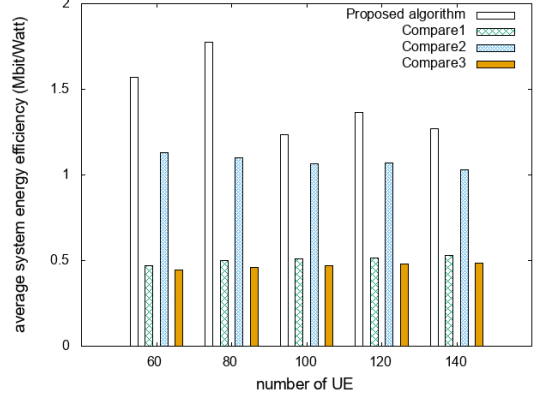


그림 5. F-RRH가 45개 일 때 시스템 에너지 효율 비교
Fig. 5. Comparison of system energy efficiency with 45 F-RRHs

과 비교하여 85%, Compare2와 비교하여 13%, Compare3과 비교하여 117% 더 높은 성능을 보였다. F-RRH가 수면 모드로 바뀌면 간섭이 줄어들기 때문에 셀 내 사용자가 낮을수록 Compare3과의 차이가 크다. 하지만 셀내 사용자가 증가할수록 전원을 제어할 수 있는 F-RRH의 수가 줄어들기 때문에 그 차이가 줄어들게 된다. 간섭이 큰 F-RRH의 전원을 제어하는 Compare2와 비교하여, 제안하는 기법은 시스템 부하를 유지할 수 있는 클러스터를 구성하고 가장 효율이 낮은 F-RRH를 끄는 것이기 때문에 더 높은 성능을 냈다. SINR은 사용자가 받는 간섭을 명확하게 보여주는 수치이기 때문에, 셀 내 사용자가 증가할수록 성능의 차이가 줄어든다.

그림 4와 5는 설치된 F-RRH가 45개인 환경에서의 사용자의 시스템 에너지 효율, 평균 SINR 값의 변화

를 보여준다. 시스템 에너지 효율 면에서 제안하는 기법은 Compare1, Compare2, Compare3과 각각 비교하여 185%, 33%, 209% 더 높은 시스템 에너지 효율을 보였다. 제안하는 기법은 평균 SINR 면에서 Compare1과 비교하여 263%, Compare 2와 비교하여 48%, Compare3과 비교하여 294% 더 높은 에너지 효율을 보인다. 설치된 F-RRH가 더 많은 환경이기 때문에 F-RRH의 전원 제어 성능으로 인한 차이가 더 많이 난다. 제안하는 기법은 시스템 에너지 효율을 최대화 할 수 있는 방향으로 F-RRH 활성화 개수를 결정하기 때문에 셀 내 사용자가 적을 때 제일 높은 성능을 보였다. F-RRH가 많은 환경에서는 사용자가 활성화된 F-RRH에 의한 간섭을 더 많이 받는다. 그렇기 때문에 F-RRH를 더 많이 수면모드로 변경할 수 있는 환경에서 제일 높은 평균 SINR을 보인다.

그림 6과 7은 설치된 F-RRH가 60개인 환경에서의 시스템 에너지 효율, 평균 SINR의 변화를 보여준다. 제안하는 기법은 시스템 에너지 효율 면에서 Compare1, Compare2, Compare3과 비교하여 약 266%, 56%, 293% 더 높은 에너지 효율을 보였다. 평균 SINR 면에서 제안하는 기법은 Compare 1과 비교하여 265%, Compare 2와 비교하여 44%, Compare 3과 비교하여 294% 더 높은 성능을 보였다. 이 환경은 F-RRH가 극도로 많은 환경이지만 사용자 수에 비해 서비스하는 F-RRH가 많아 수면모드에 들어가는 F-RRH가 많아진다.

제안하는 기법의 성능을 기존의 두 기법과 아무것도 적용하지 않은 기본 상태에서의 성능과 비교하였다. 제안하는 기법은 시스템 에너지 효율과 평균

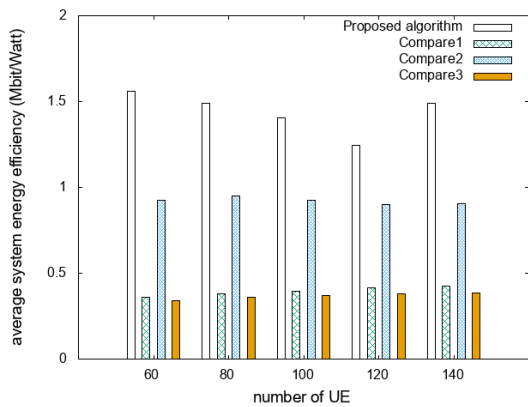


그림 6. F-RRH가 60개 일 때 시스템 에너지 효율 비교
Fig. 6. Comparison of system energy efficiency with 60 F-RRHs

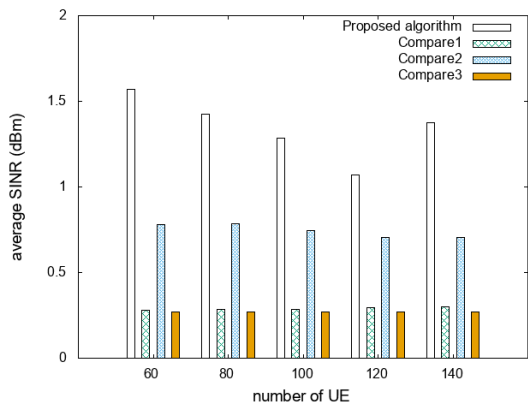


그림 7. F-RRH가 60개 일 때 평균 SINR 비교
Fig. 7. Comparison of average SINR with 60 F-RRHs

SINR 측면에서 셀 내 사용자 수가 적을수록 더 높은 성능을 내었다. 이는 셀 내 사용자 수가 많아질수록 서비스를 위해 활성화 모드로 존재해야하는 F-RRH 수가 많아짐에 따라 전원을 제어할 수 있는 F-RRH 수가 적어지기 때문이다. 따라서 제안하는 기법은 전원 제어를 F-RRH 수가 많아지는 환경에서 더 높은 성능을 낸다.

VI. 결 론

본 논문 H-CRAN환경에서 강화학습 기반 RRH 클러스터링 및 전원 제어 기법을 제안하였다. 제안하는 기법은 RRH의 전원 제어로 인해 발생할 수 있는 셀 내 부하 불균형을 예방하고, 시스템 에너지 효율을 최대화할 수 있도록 RRH 활성화 개수와 클러스터의 개수를 QL기법으로 결정하였다. 또한 RRH의 전원 제어 여부를 각각의 QL 에이전트로 클러스터 내 에너지 효율이 최대화될 수 있도록 결정하였다.

RRH가 수면모드로 바뀌면 해당 RRH에서 서비스 받던 사용자들은 근처의 RRH로 핸드오버되어야 한다. 이때 만약 서비스 반경 내에 존재하는 RRH가 없다면 해당 사용자는 서비스 불가능 상태가 된다. 이를 해결하기 위해 단말 간 직접 통신 기법이 RRH 전원 제어 기법과 함께 고려되어야한다. 추후 연구에서는 RRH의 전원 제어 기법과 함께 사용자 단말 간 직접 통신 기법을 고려하여 시스템 부하를 줄이고 전원 제어로 발생하는 통신 지연을 최소화하는 기법에 대해 연구할 것이다.

References

- [1] A. Gupta and R. K. Jha, "A survey of 5G network: Architecture and emerging technologies," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 1206-1232, Aug. 2015.
- [2] F. Han, S. Zhao, L. Zhang, and J. Wu, "Survey of strategies for switching off base stations in heterogenous networks for greener 5G systems," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 4959-4973, Aug. 2016.
- [3] H. Choi, "Distributed transmit power control algorithm based on flocking mode for energy efficient cellular networks," *J. KIICE*, vol. 20, no. 10, pp. 1873-2016, Oct. 2016.
- [4] M. Peng, Y. Li, J. Jiang, and C. Wang,

- “Heterogeneous cloud radio access networks: A new perspective for enhancing spectral and energy efficiencies,” *IEEE Wireless Commun.*, vol. 21, pp. 126-135, 2014.
- [5] H. Zhang, S. Huang, C. Jiang, and K. Long, V. C. M. Leung, and H. V. Poor, “Energy efficient user association and power allocation in millimeter-wave-based ultra dense networks with energy harvesting base stations,” *IEEE J. Sel. Areas in Communications*, vol. 35, pp. 1936-1947, 2017.
- [6] P. Ren and M. Tao, “A decentralized sleep mechanism in heterogenous cellular networks with QoS constraint,” *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 3, pp. 509-512, 2014.
- [7] O. Zhao and D. Grace, “Transfer learning for QoS aware topology management in energy efficient 5G cognitive radio networks,” in *Proc. Int. Conf. 5G Ubiquitous Connectivity*, pp. 152-157, Levi, Finland, Nov. 2014.
- [8] X. Lin and S. Wang, “Efficient remote radio head switching scheme in cloud radio access network: A load balancing perspective,” in *Proc. IEEE Conf. Computer Commun.*, pp. 1-9, Atlanta, USA, May 2017.
- [9] Y. Lee, L. Wang, T. C. Chuah, and L. Loo, “Joint resource allocation and user association for heterogeneous cloud radio access networks,” in *Proc. Int. Teletraffic Congress*, pp. 87-93, Wuerzburg, Germany, Sep. 2016.
- [10] L. Liang, W. Wang, Y. Jia, and S. Fu, “A cluster-based energy efficient resource management scheme for ultra dense networks,” *IEEE Access*, vol. 4, pp. 6823-6832. Sep. 2016.
- [11] S. Samarakoon, M. Bennis, W. Saad, and M. Latva-aho, “Dynamic clustering and on/off strategies for wireless small cell networks,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 3, pp. 2164-2178, Mar. 2016.
- [12] C. Bouras, G. Diles, and D. Ntoutsos, “Sleep mode strategies for dense small cell 5G networks,” in *Proc. Int. Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Syst. and Workshops*, pp. 1-6, Moscow, Russia, Nov. 2018.
- [13] J. Li, H. Wang, X. Wang, and Z. Li, “Optimized sleep strategy based on clustering in dense heterogeneous networks,” *J. Wireless Commun. and Netw.*, vol. 290, 2018.
- [14] A. Chosh, L. Cottatellicci, and E. Altman, “Nash equilibrium for femto-cell power allocation in HetNets with channel uncertainty,” in *Proc. IEEE Global Commun. Conf.*, pp. 1-7, San Diego, USA, Dec. 2015.
- [15] 3GPP TR 36.814, *Technical Specification Group Radio Access Networks, Further Advancements for E-UTRA Physical Layer Aspects*, Rel. 9, Sophia-Antipolis, Valbonne, France, 2010.
- [16] 3GPP TR 36.872, *Technical Specification Group Radio Access Network, Small Cell Enhancements for E-UTRA and E-UTRAN Physical Layer Aspects*, Rel. 11, Sophia-Antipolis, Valbonne, France, 2013.
- [17] D. Krajzewicz, J. Erdmann, M. Behrisch, and L. Bieker, “Recent development and applications of SUMO - simulation of urban mobility,” *Int. J. Advances in Syst. and Measurements*, IARIA, vol. 5, pp. 128-138, 2012.

박혜빈 (Hyebin Park)



2017년 2월 : 숙명여자대학교
IT공학과 졸업
2017년 2월~현재 : 숙명여자대
학교 IT공학과 석박통합과정
<관심분야> IT 공학, 컴퓨터
공학, 5G
[ORCID:0000-0003-0317-4017]

임 유 진 (Yujin Lim)



2000년 2월 : 숙명여자대학교 전
산학과 박사

2013년 3월 : 일본 Tohoku
University, Department of
Information Sciences 박사

2004년~2015년 : 수원대학교 정
보미디어학과 부교수

2016년~현재 : 숙명여자대학교 IT공학과 교수

<관심분야> 지능형 시스템, IoT, Edge Computing

[ORCID:0000-0002-3076-8040]