

강화학습을 이용한 기지국 에너지 소비 절감에 관한 연구

박상하, 채찬병*

연세대학교

shp234@yonsei.ac.kr, *cbchae@slu.ac.kr

A Study on the Base Station Energy Consumption Reduction using Reinforcement Learning

Sang-ha Park and Chan-Byoung Chae*

School of Integrated Technology Yonsei Univ / BK21 Graduate Program in IST

요약

본 연구는 5G 기지국의 에너지 소비를 줄이기 위한 강화 학습 기반 동적 활성화/비활성화 모델을 제안한다. Q-learning 알고리즘을 활용하여, 기지국이 데이터 트래픽 수요와 사용자 지연 시간 요구사항에 따라 최적의 활성화/비활성화 결정을 내릴 수 있도록 모델을 개발하고 검증하였다. 결과적으로, 본 모델은 기존의 즉각적 전송과 최대 지연 전송 정책에 비해 전송 횟수와 대기 시간을 효과적으로 감소시킴으로써, 에너지 효율성을 개선하였다.

I. 서론

5G 시대에 급증하는 모바일 트래픽 수요를 충족시키기 위해, 라디오 액세스 네트워크(RANs) 내에 네트워크 커버리지와 용량을 증가시키기 위해 많은 기지국들이 밀집 배치되어 있다. 그러나 트래픽의 최고치를 수용하기 위해 설계된 고밀도 기지국은 비효율적으로 많은 에너지를 소비하고, 특히 트래픽 수요가 적은 시간에도 불필요하게 전원을 활성화한다. 셀룰러 네트워크의 에너지 소비를 줄이는 효과적인 방법은, 수요가 적은 시간에 기지국을 비활성화 하는 것이다. 이러한 기지국 비활성화 방식은 시간적 스케일에 따라 다양하다. 본 연구에서는 빠른 시간 스케일에서, 즉 OFDM 심볼을 전송하는 최소 단위인 슬롯 단위로 기지국을 활성화하거나 비활성화 하는 방법에 대해 연구하였다. 이에 따라, 기지국의 활성/비활성 모드 결정하며 에너지 소비를 감소시키고 사용자의 서비스 품질(QoS) 요구사항을 만족시키는 강화 학습 기반의 동적 기지국 활성화/비활성화 모델을 제안한다.

II. 본론

본 연구에서는 5G 하향링크(DL)의 OFDM 시스템을 대상으로, 트래픽 수요가 적은 시간에 기지국의 활성화와 비활성화를 최적화하는 방법을 모색하였다. 이는 기지국이 20MHz의 대역폭을 사용하여, 하나의 타임 슬롯 안에 100개의 리소스 블록을 전송할 수 있는 구조를 기반으로 한다. 현재 기지국은 요청이 들어올 때마다 리소스 블록이 채워지지 않은 상태로 데이터를 전송하는 방식을 사용하고 있으나, 이는 에너지를 비효율적으로 소비한다는 문제점이 있다. 이에 본 연구는 사용자의 지연 시간 용인 범위 내에서 새로운 트래픽이 도착할 때까지 기다렸다가 기존 데이터와 함께 일괄 전송함으로써 전송 횟수를 감소시키는 방안을 제안한다. 그러나 사용자가 지정된 최대 지연 시간까지 기다렸음에도 추가 트래픽이 도착하지 않거나, 예상치 못한 대량의 트래픽으로 인해 여러 차례에 걸쳐 전송해야 하는 상황을 고려하지 않으면, 단순히 대기 시간만 길어지고 에너지 소비

측면에서는 이득이 없다. 이러한 경우, 기지국을 비활성화 상태로 유지하는 것이 더 큰 손해를 초래할 수 있다. 따라서, 이러한 상황을 고려하여 강화 학습 기반의 접근 방식을 사용하여 트래픽을 예측하고, 이를 바탕으로 기지국의 활성화 또는 비활성화를 결정한다.

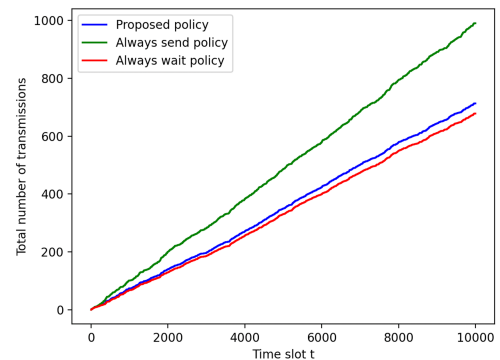


그림 1 기지국 전송 정책 별 누적 전송 횟수

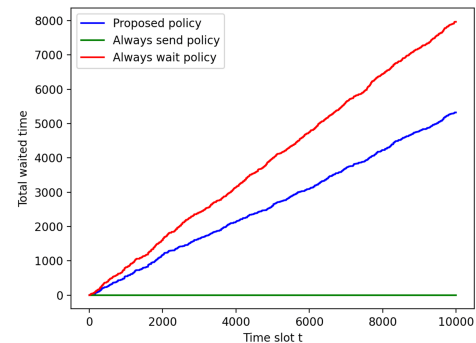


그림 2 기지국 전송 정책 별 대기열 내 평균대기 시간

Q-learning 알고리즘을 적용하여, 대기 중인 데이터의 총량과 대기열 중 가장 긴급한 데이터(최소 허용 지연)를 state로 설정하고, 전송 시 큰 음수 보상을 부여함으로써 전송 횟수를 줄이도록 학습하였다. 또한 각 타임 슬

롯에 하나의 사용자 요청이 도착하는 것으로 가정하였고, 트래픽의 도착 확률은 1/10로 설정하여 학습을 진행하였다. 위 그림 1과 그림 2는 각 타임 슬롯 별 누적된 전송 횟수와 대기열 내 데이터의 평균대기 시간을 시각화한 것으로, 즉각적 전송(Always on), 최대지연 전송(Always off), 그리고 본 논문에서 제안하는 정책(Proposed policy)의 세 가지 전송 전략을 비교 분석하고 있다. 그림 1에서 제안된 모델은 Always off 정책과 유사한 전송 횟수를 달성함을 보여주며, 그림 2는 Always on 정책과 비교하여 데이터의 대기 시간이 최소화됨을 보여준다. 이는 제안된 모델이 전송 횟수와 대기 시간을 동시에 최소화하는 목표를 효과적으로 달성하였음을 나타낸다.

III. 결론

본 논문에서는 강화 학습을 활용하여 5G 기지국의 동적 활성화 및 비활성화를 최적화하는 모델을 개발하고 그 효과를 검증하였다. 이 때 제안한 모델은 전송 횟수를 단축시키면서 평균대기 시간 또한 단축시키는데 성공하였다. 추후 연구에서는 다양한 네트워크 환경에서의 모델 적용을 확장하여 이러한 접근법의 범용성을 더욱 강화할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023년도 두뇌한국21사업(4단계 BK21 사업)의 지원을 받아 수행된 연구임

참 고 문 헌

- [1] H. Kim, C.-B. Chae, G. de Veciana, and R. Heath, "A cross-layer approach to energy efficiency for adaptive MIMO systems exploiting spare capacity," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 8, no. 8, pp. 4264-4275, Aug. 2009.
- [2] J. Liu, B. Krishnamachari, S. Zhou, and Z. Niu, "DeepNap: Data-driven base station sleeping operations through deep reinforcement learning," *IEEE Internet Things J.*, vol. 5, no. 6, pp. 4273-4282, Dec. 2018.
- [3] J. Ye and Y. J. A. Zhang, "DRAG: Deep reinforcement learning based base station activation in heterogeneous networks," *IEEE Trans. Mobile Comput.*, vol. 19, no. 9, pp. 2076-2087, Sep. 2020.
- [4] Q. Wu, X. Chen, Z. Zhou, L. Chen, and J. Zhang, "Deep reinforcement learning with spatio-temporal traffic forecasting for data-driven base station sleep control," *IEEE/ACM Trans. Netw.*, vol. 29, no. 2, pp. 935-948, Apr. 2021.