

스몰 셀 네트워크에서 인공지능 기반 자원 관리를 위한 현실적인 3 계층 프레임워크 제안

윤필도, kwakjeongho
대구경북과학기술원

yoonpildo@dgist.ac.kr, jeongho.kwak@dgist.ac.kr

Proposal of Three-Tier Framework for AI-based Resource Management in Small Cell Networks

Pildo Yoon, Jeongho Kwak
Daegu Gyeongbuk Institute of Science and Technology

요약

무선 네트워크 자원 관리는 한정된 네트워크 자원(예, 주파수 및 전송 전력)을 할당함으로써 네트워크 사업자로 하여금 사용자의 서비스 요구치(요구 전송 속도 및 지연)를 만족시키는 일련의 과정을 의미한다. 그러나, 일반적인 네트워크 자원 관리 문제는 매우 높은 계산 복잡도를 갖고 있기에 이를 극복하기 위해 최근에는 많은 연구자들이 인공지능 기반의 알고리즘들을 제안했다. 따라서, 본 논문에서는 기존 인공지능 기반의 접근 방식에 대한 문제점을 제시하며 이를 해결할 수 있는 클라우드 사업자-네트워크 사업자-사용자 구조의 3 계층 프레임워크를 새롭게 제안한다. 또한, 해당 프레임워크에서 고려해야 할 사항을 분석한 수학적 프레임워크를 제안한다.

I. 서론

스몰 셀 네트워크는 동일한 면적에 다수의 기지국을 도입하여 네트워크 용량 증대를 목표로 하는 기술이다. 이는 미래에 발생하게 될 높은 수준의 네트워크 트래픽을 수용할 수 있는 구조로 각광받고 있다 [1]. 그러나, 이는 좁아진 기지국 간 거리로 인해 높은 셀 간 간섭을 발생시키게 되고, 많아진 기지국 수로 인해 네트워크 사업자(이하 NP, Network Provider)에게 더욱 효율적이고 지능적인 자원 관리 알고리즘 개발을 요구하고 있다.

이러한 요구에 맞춰, 최근에 인공지능(이하 AI, Artificial Intelligence) 기반 자원 관리 알고리즘이 제안되어 오고 있다. 대표적으로, 심층 신경망을 기반으로 복잡한 환경을 추상화하여 보상 함수 최대화를 목표로 학습해 나가는 심층 강화학습이 주목받고 있다. 그러나, 급속히 바뀌는 실제 무선 채널 환경에서는 AI의 재학습이 필요하고 매우 복잡한 환경에 대해서는 깊고 넓은 심층 신경망을 활용 해야 한다 [2][3].

정리하자면, 스몰 셀 네트워크에서 NP는 AI 알고리즘을 통해 그들의 본인인 사용자(이하 UE, User Equipment)의 서비스 요구 사항(이하 QoS, Quality of Service) 만족을 이행할 수 있다. 또한, 이를 위해서는 각 기지국이 높은 컴퓨팅 능력을 갖도록 요구한다. 그러나 스몰 셀 네트워크의 본질인 “동일 면적, 다수 셀”을 고려했을 때 각 기지국이 높은 컴퓨팅 능력을 갖추는 것은 역설적이게도 NP로 하여금 기지국 도입 및 컴퓨팅 비용에 대한 비용적 부담을 크게 안기게 한다.

따라서, 본 논문에서는 기존 NP-UE로 이루어진 2 계층 프레임워크에서, NP로 하여금 AI 기반 알고리즘 수행으로 인한 비용적 부담을 낮추고 UE의 QoS를 만족시킬 수 있는 클라우드 사업자(이하 CP, Cloud Provider)-NP-UE 구조의 새로운 3 계층 프레임워크를 제안한다.

II. 본론

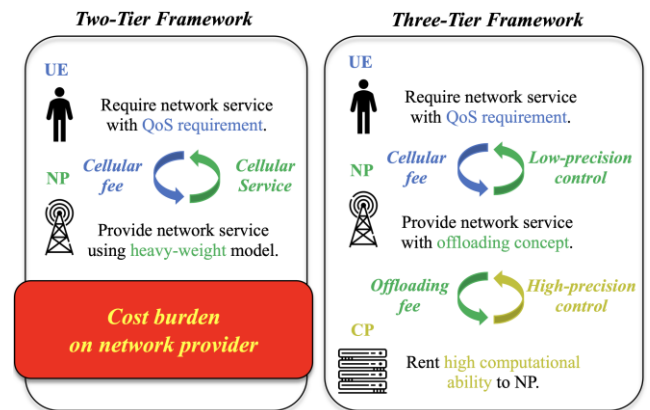


그림 1. 제안하는 3 계층 프레임워크

본 논문에서는 그림 1과 같이 기존 2 계층 프레임워크에서 CP가 포함되는 3 계층 프레임워크를 새롭게 제안한다. 3 계층 프레임워크는 NP의 낮은 컴퓨팅 능력을 보완하기 위해 CP의 높은 컴퓨팅 능력을 빌리는 오프로딩(Offloading) 개념을 도입한다 [4]. 기존 2 계층

프레임워크는 UE 의 QoS 가 있고 이를 NP 가 AI 알고리즘을 통해 결정 변수를 예측하여 만족 시켜주는 형태이다. 이를 위해 중량(깊고 넓은 신경망) AI 알고리즘을 수행해야하기 때문에, 이러한 구조는 앞서 언급된 것과 같이 NP 에게 높은 비용 부담을 안기게 된다. 이와 달리, 3 계층 프레임워크에서는 기지국 내에 경량 AI 알고리즘을 도입함으로써 NP 의 비용적 부담을 완화시키고 CP 가 중량 AI 알고리즘을 대신하여 도입한다. 이 때, 경량 AI 알고리즘은 정확도가 낮기 때문에, 이의 예측만으로는 UE 의 QoS 를 만족시킬 수 없다. 따라서, NP 는 CP 에게 일정 비용을 지불함으로써 중량 AI 기반 알고리즘 수행을 오프로딩하고 더 높은 정확도를 갖는 예측 값을 활용할 수 있도록 한다. 여기서, 네트워크 사업자의 목표는 UE 의 QoS 만족시킴과 동시에 자신의 수익을 최대화한다는 것을 상기하였을 때, 다음과 같은 수학적 프레임워크를 구성할 수 있다.

$$\begin{aligned} \min_{\theta} \quad & \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} C(\theta(t)), \\ \text{s.t.} \quad & \theta = \{\theta(t) | \forall t\}, \\ & \theta(t) = \{0,1\}, \quad \forall t \in \{0, \dots, T-1\}, \\ & \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} f(x(\theta(t))) \geq \text{QoS}, \\ & x(\theta(t)) = \begin{cases} x^{\text{off}}(t), & \theta(t) = 1, \\ x^{\text{loc}}(t), & \text{otherwise.} \end{cases} \end{aligned}$$

여기서, θ 는 전체 시간에서 오프로딩 결정 여부의 집합으로서 $\theta(t) = 1$ 일 경우 시간 t 에서는 서버의 AI 알고리즘이 예측한 자원 할당 결정 변수 $x^{\text{off}}(t)$ 를 사용하고, $\theta(t) = 0$ 일 경우 기지국 내의 알고리즘을 통해 예측된 $x^{\text{loc}}(t)$ 를 사용한다. 이에 따른 $x(\theta(t))$ 는 사용자 서비스 품질 함수 $f(\cdot)$ 을 통해 서비스의 품질(전송 속도, 지연 등)을 결정한다. 또한, 오프로딩 결정 여부는 목적 함수인 시평균 오프로딩 비용 함수 $C(\cdot)$ 을 최소화함과 동시에 사용자의 요구 사항 QoS 를 만족시키기 위해 최적화 된다. 여기서, 오프로딩 비용 함수는 CP 의 가격 정책에 따라 정의된다 [5].

III. 결론

본 논문에서는 기존 NP-UE 로 구성된 프레임워크에서 인공지능 기반 알고리즘 수행 시 발생하게 될 문제점을 분석하고, 이를 해결할 수 있는 CP-NP-UE 로 구성된 3 계층 프레임워크를 새롭게 제안하였다. 제안한 3 계층 프레임워크는 자신의 낮은 컴퓨팅 능력을 보완하기 위해 서버의 높은 컴퓨팅 능력을 빌리는 오프로딩 개념을 도입하였으며, 이를 통해 기지국의 비용적 부담을 낮추고 UE 의 QoS 를 만족시킬 수 있는 구조로서 정의되었다. 또한, 본 논문에서는 3 계층 프레임워크를 기반으로 NP 의 수익을 최대화할 수 있는 수학적 프레임워크를 제안하였다.

참 고 문 헌

[1] C. Liu, M. Li, S. V. Hanly, P. Whiting, and I. B. Bollings, "Millimeter-Wave Small Cells: Base Station Discovery, Beam Alignment, and System Design Challenges" IEEE Wireless Communications, vol. 25, no. 4, pp. 40-46, Aug. 2018.

[2] F. Meng, P. Chen, L. Wu and J. Cheng, "Power Allocation in Multi-User Cellular Networks: Deep Reinforcement Learning Approaches," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 19, no. 10, pp. 6255-6267, Oct. 2020.

[3] W. Xia, G. Zheng, Y. Zhu, J. Zhang, J. Wang and A. P. Petropulu, "A Deep Learning Framework for Optimization of MISO Downlink Beamforming," in IEEE Transactions on Communications, vol. 68, no. 3, pp. 1866-1880, March 2020.

[4] P. Mach and Z. Becvar, "Mobile Edge Computing: A Survey on Architecture and Computation Offloading," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 19, no. 3, pp. 1628-1656, March 2017.

[5] J. Kwak, G. Paschos and G. Iosifidis, "Elastic FemtoCaching: Scale, Cache, and Route," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 7, pp. 4174-4189, July 2021.