

# 그래프 신경망 기반 Virtual Network Function 배치 최적화 방법

이재서, 이훈  
울산과학기술원 전기전자공학과

leejss@unist.ac.kr, hoonlee@unist.ac.kr

## Graph Neural Network Methods for Place Optimization of Virtual Network Functions

Jaeseo Lee, Hoon Lee

Dept. Electrical Eng., Ulsan National Institute of Science and Technology

### 요약

본 논문은 virtualized radio access network (vRAN) 시스템에서 virtual network function (VNF) 배치를 효율적으로 수행하기 위한 그래프 신경망 기반의 최적화 기법을 제안한다. vRAN을 이진 그래프로 표현하고, 각 노드와 링크 간 상호작용을 효과적으로 학습하도록 모델을 설계한다. 모의실험을 통해 제안 기법의 효율성을 입증한다.

### I. 서론

최근 급증하는 무선 트래픽을 효과적으로 처리하기 위해 네트워크 가상화를 수행하는 virtualized radio access network (vRAN) 시스템이 주목받고 있다 [1]. vRAN에서는 virtual network function (VNF)를 각 노드에 적절히 배치하여 비용을 최소화할 수 있다. 최적의 VNF 배치 솔루션을 전통적인 최적화 알고리즘으로 도출할 수 있지만, 계산 복잡도가 높아 대규모 네트워크나 실시간 환경에 적용하기 어렵다.

한편, 최근 무선 네트워크 자원 관리 분야에서 graph neural network (GNN)이 활발히 사용되고 있다[2]. 특히, 그래프의 노드와 간선을 통합적으로 활용하는 edge-node GNN (ENGNN)은 종래 GNN 모델의 성능을 크게 개선하였다[3].

본 논문에서는 ENGNN을 활용하여 vRAN 시스템의 비용 최소화를 위한 VNF 배치 방식을 제안한다. 모의실험을 통해 제안 방법의 우수성을 성능과 계산 효율 측면에서 입증한다.

### II. 시스템 모델

$N$  개의 distributed unit (DU) 및  $M$  개의 cloud unit (CU)로 구성된 vRAN 시스템을 고려한다. DU  $n \in \mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ 은 radio unit (RU)로부터 수신한 data traffic  $\lambda_n$ 을 처리해야 한다. 그러나 제한된 연산 능력을 지닌 DU 만으로는 모든 네트워크 traffic 을 해결하기 어렵다. 이를 위해 DU는 할당된 network function을 가상화하여 세 개의 VNF  $f_1$ (PHY),  $f_2$ (MAC),  $f_3$ (PDCP)로 분할하고 CU 와 협력적으로 처리한다.

본 논문에서는 VNF의 할당 전략을 최적화하여 vRAN 시스템의 에너지 소모량과 지연시간을 동시에 최소화한다. 이진 변수  $x_{1n}, x_{2n}, x_{3n}$ 을 각각 DU  $n$ 에  $f_1, f_2, f_3$ 을 할당하는 상태로 정의한다. 또한, 이진 변수  $y_{1nm}, y_{2nm}, y_{3nm}$ 은 각각 CU  $m \in \mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ 이 DU

$n$ 의  $f_1, f_2, f_3$ 을 처리하는 상태를 뜻한다. 그러면 DU  $n$ 이 소모하는 에너지는 다음과 같이 정의된다.

$$V_n = \kappa_n \alpha_n \sum_{f=1}^3 x_{fn} + \kappa_n \beta_n \lambda_n \sum_{f=1}^3 \rho_f x_{fn}, \quad (1)$$

여기서  $\kappa_n$  [Joule/cycle]은 단위 CPU cycle 연산에 필요한 에너지,  $\alpha_n$ 은 인스턴스 생성 비용,  $\beta_n$ 는 traffic에 선형적으로 비례하는 연산 비용,  $\rho_f$  [cycles/bit]은 VNF  $f$ 를 처리하는데 필요한 단위 비트 당 CPU cycle 수를 의미한다. CU  $m$ 의 에너지 소모량은 다음과 같다.

$$V_m = \kappa_m \alpha_m \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{f=1}^3 y_{fnm} + \kappa_m \beta_m \sum_{n \in \mathcal{N}} \lambda_n \sum_{f=1}^3 \rho_f y_{fnm}, \quad (2)$$

한편, DU  $n$ 은 할당된 VNF를 처리한 후 남은 traffic을 CU  $m$ 과 연결된 midhaul  $(n, m)$ 을 통해 전송한다. DU  $n$ 이 전송해야 하는 traffic은 아래와 같이 표현된다[1].

$$S_n = x_{1n}(1.02\lambda_n + 1.5) - x_{2n}(0.02\lambda_n + 1.5) + 2500(1 - x_{1n})$$

Midhaul  $(n, m)$ 의 채널 용량을  $c_{nm}$  [bps]로 정의하면, 해당 midhaul의 지연시간은  $T_{nm} = S_n / c_{nm}$ 로 계산된다.

vRAN system의 에너지 소모량과 지연시간을 동시에 최소화하는 다목적 문제를 다음과 같이 공식화한다.

$$\begin{aligned} \min_{x, y} \quad & W \left( \sum_{n \in \mathcal{N}} V_n + \sum_{m \in \mathcal{M}} V_m \right) + (1 - W) \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \mathcal{M}} T_{nm}, \quad (3) \\ \text{s. t.} \quad & x_{(f+1)n} \leq x_{fn}, \quad y_{fnm} \leq y_{(f+1)nm}, \\ & x_{fn} + \sum_{m \in \mathcal{M}} y_{fnm} = 1 \end{aligned}$$

여기서  $\mathbf{x} = \{x_{fn} : \forall f, n\}$ ,  $\mathbf{y} = \{y_{fnm} : \forall f, n, m\}$ ,  $W \in [0,1]$  은 상수 weight 이다. 위 문제는 mixed integer linear programming (MILP)로 상용 소프트웨어를 통해 최적 솔루션을 도출할 수 있으나, 네트워크 크기에 비례하여 연산 복잡도가 증가하여 비효율적이다.

### III. 제안하는 ENGNN 기반 VNF 배치 최적화 방법

VNF 배치 문제를 효과적으로 계산하기 위해 ENGNN 모델을 도입한다. vRAN을 DU 노드  $\mathcal{N}$ , CU 노드  $\mathcal{M}$ , 그리고 midhaul 간선  $\mathcal{E} = \{(n, m) : \forall n, m\}$  으로 구성된 이진 그래프로 모형화 한다[4]. DU  $n$  은  $\lambda_n$  을 입력 특성으로 사용하여  $x_{fn}$  을 추론한다. Midhaul 간선  $(n, m)$  은 입력 특성  $c_{nm}$  를 기반으로  $y_{fnm}$  을 결정한다.

ENGNN의 학습 과정에서 gradient vanishing 문제를 방지하기 위해 이진 변수  $x_{fn}, y_{fnm}$  를 0과 1 사이의 실수로 근사하는 relaxation 방법을 사용한다. 또한, 제한 조건을 만족하기 위해 적절한 activation 함수를 설계하여 ENGNN이 항상 feasible 솔루션을 도출하도록 한다. ENGNN은 문제 (3)의 목적함수를 최소화하도록 훈련한다. 학습 종료 후 다양한 크기의 vRAN에 바로 확장 적용이 가능하다.

### IV. 모의실험 결과

모의실험을 통해 제안하는 ENGNN 방법의 성능을 MOSEK solver 로 계산한 최적 솔루션과 비교하여 유효성을 검증한다. vRAN 시스템을 각 DU 가 단일 CU 와 연결된 무작위 이진 그래프로 생성한다. Traffic  $\lambda_n$  및 midhaul 용량  $c_{nm}$  은 각각 50 – 150 [Mbps] , 50 – 500 [Gbps] 범위에서 균등 분포로 생성한다. ENGNN 은  $N = 10, M = 5$  상황에서 학습한다.

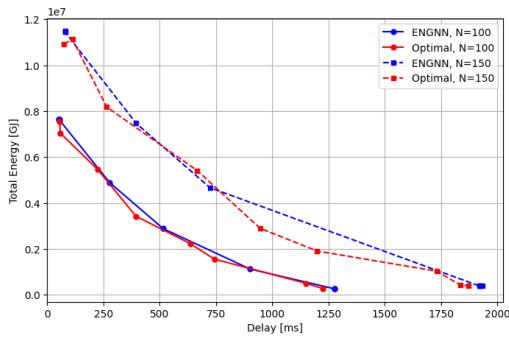


그림 1. 에너지-지연시간 tradeoff

그림 1은 vRAN의 에너지-지연시간 tradeoff를 나타낸다. ENGNN은 10개의 DU로 구성된 작은 시스템에서 학습되었으나, 100개 및 150개의 DU를 갖는 상황에서도 최적 기법과 유사한 성능을 달성한다. 이를 통해 제안하는 기법의 확장성을 검증할 수 있다.

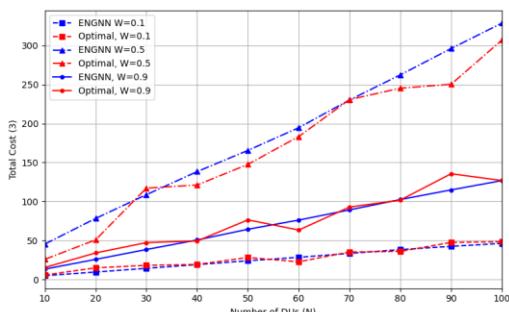


그림 2. DU 수에 따른 total cost (3) 성능

그림 2는 vRAN의 total cost를 DU 수  $N$  을 증가시키며 비교한 결과이다. 다양한 weight  $W$  에 대해서 제안하는 ENGNN 기법은 모두 전역 최적 성능에 가까운 성능을 도출하여 그 유효성을 입증한다.

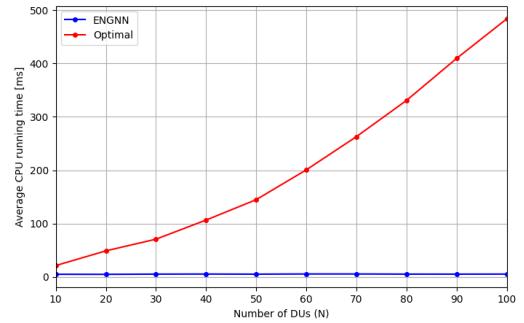


그림 3. CPU 실행 시간 비교

그림 3은 DU 수  $N$  에 따른 평균 CPU 연산 시간을 비교한다. ENGNN은 DU 및 CU에 대한 병렬 연산이 가능하므로  $N$  에 무관한 계산 복잡도를 보인다. 반면에, 기존 최적화 알고리즘은  $N$  이 커질수록 연산 시간이 가파르게 증가한다. 두 방법의 성능이 유사한 것을 고려하면, 제안하는 기법이 연산 효율적임을 알 수 있다.

### V. 결론

본 논문은 vRAN의 최적 VNF 배치 문제를 효과적으로 해결하기 위한 ENGNN 기법을 제안한다. 모의실험 결과 제안하는 기법이 전역 최적 방식의 성능을 달성하면서도 계산 복잡도를 크게 낮추는 것을 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원 (2021-0-00467, 지능형 6G 무선 액세스 시스템; RS-2023-00225468, 오픈랜 지능화를 위한 무선지능화 제어기술 개발)의 지원을 받아 수행된 연구임.

### 참 고 문 헌

- [1] F. W. Murti, J. A. Ayala-Romero, A. Garcia-Saavedra, X. Costa-Perez, and G. Iosifidis, "An optimal deployment framework for multi-cloud virtualized radio access networks", *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 20, no. 4, pp. 2251–2265, Apr. 2021.
- [2] Y. Peng, J. Guo, and C. Yang, "Learning resource allocation policy: Vertex-GNN or edge-GNN?" *IEEE Trans. Mach. Learn. Commun. Netw.*, vol. 2, pp. 190–209, Jan. 2024.
- [3] Y. Wang, Y. Li, Q. Shi, and Y.-C. Wu, "ENGNN: A general edge update empowered GNN architecture for radio resource management in wireless networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 23, no. 6, pp. 5330–5344, Jun. 2024.
- [4] J. Kim, H. Lee, S. Hong, and S. Park, "A bipartite graph neural network approach for scalable beamforming optimization", *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 22, no. 1, pp. 333–347, Jan. 2023.