

# ReAct 기반 자율 네트워크 지능 프레임워크

한유빈, 이재찬, 고한얼  
경희대학교

{gksyb4235, jaechan, heko} @ khu.ac.kr

## ReAct-based Autonomous Network Intelligence Framework

Youbin Han, Jaechan Lee, Haneul Ko  
Kyung Hee Univ.

### 요약

6G 네트워크 시대에는 대규모의 동적 데이터를 실시간으로 처리해야 하며, 이는 기존의 규칙 기반 또는 모델 기반 네트워크 제어 방식으로는 한계가 있다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위해, 대규모 언어 모델(LLM)의 일반화 및 추론 능력을 활용한 ReAct(Reasoning + Acting) 기반 자율 네트워크 지능 프레임워크를 제안한다. 제안된 프레임워크는 멀티모달 인코딩, ReAct 기반 추론, 정책 피드백 과정을 포함하며, 변화하는 네트워크 상황에 능동적으로 대응할 수 있는 유연한 지능형 제어 구조를 제공한다. 특히 사고(Reasoning), 행동(Acting), 관찰(Observation) 과정을 반복하는 구조를 통해 네트워크 환경 변화에 실시간으로 적응하며, 정책의 효과에 대한 인과적 지식을 축적함으로써 장기적인 성능 향상과 설명 가능한 네트워크 운영을 가능하게 한다.

### I. 서론

6G 네트워크는 초연결·초지능·초저지연 사회를 지향하며, 이를 위해 전례 없는 규모의 데이터를 실시간으로 처리해야 하는 과제를 안고 있다. 이러한 상황에서 기존의 규칙 기반 네트워크 제어 방식이나 전통적인 모델링 접근법으로는 동적인 네트워크 환경을 최적화하기에 한계가 있다. 이에 따라, 네트워크 상황 인식과 인과적 추론에 기반한 실시간 자율 네트워크 지능 구현 필요성이 대두되고 있다.

최근 대규모 언어 모델(LLM: Large Language Model)의 급속한 발전은 자율 네트워크 지능 구현에 새로운 가능성을 제시하고 있다. LLM은 사전 학습(pretraining)을 통해 다양한 도메인의 지식을 내재화하고 있으며, 이를 기반으로 학습되지 않은 새로운 상황에도 유연하게 대응할 수 있는 일반화 능력을 가진다. 이러한 특성은 기존 딥러닝 기반 네트워크 기법이 가지는 한계인 사전 정의된 정책에 대한 의존성과 특정 작업에 국한되는 적용 범위를 극복할 수 있는 잠재력을 지닌다. 이에 따라 LLM을 네트워크 제어 및 관리에 접목하려는 연구가 활발히 진행되고 있다[1].

그러나 이러한 연구는 여전히 두 가지 주요 한계를內포하고 있다. 첫째, LLM은 내부 추론 과정이 불투명하여 설명 가능성(Explainability) 측면에서 제약이 있다. 둘째, 변화하는 네트워크 환경이나 정책에 적응하기 위해서는 지속적인 온라인 학습이 요구되며, 이는 실제 시스템 적용 시 중요한 부담으로 작용할 수 있다[2]. 이러한 한계를 극복하기 위해 본 논문에서는 정책 피드백을 활용한 ReAct (Reasoning + Acting) 기반의 자율 네트워크 지능 프레임워크를 제안한다.

본 논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2장 본론에서는 제안하는 ReAct 기반 자율 네트워크 지능 프레임워크의 구조와 동작 방식에 대해 설명하고, 3장에서는 본 연구의 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

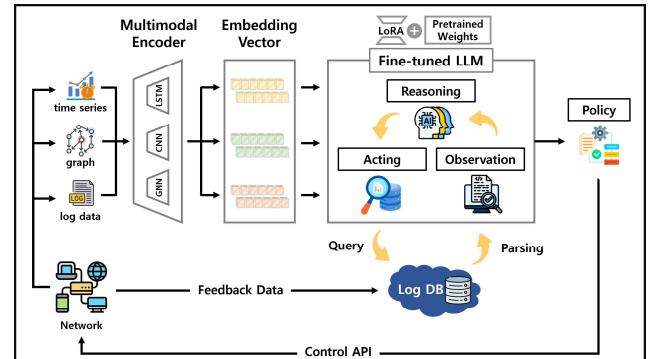


그림 1. ReAct 기반 자율 네트워크 지능 프레임워크

### II. 본론

그림 1은 본 논문에서 제안하는 ReAct 기반 자율 네트워크 지능 프레임워크를 보여준다. 해당 프레임워크는 멀티모달 인코딩, ReAct 기반 추론 및 네트워크 제어, 정책 피드백 기반 자기 진화 구조라는 다단계 접근법을 통해 네트워크의 지능화를 실현한다.

실시간 네트워크 환경에 적용되는 LLM은 ReAct 구조의 데이터셋을 기반으로 LoRA(Low Rank Adaptation) 기법을 사용하여 기본 LLM 모델을 네트워크에 특화하도록 미세조정(Fine-tuning)하는 과정으로 만들어진다. 이때, LoRA는 저랭크 행렬을 삽입하여 기존 LLM의 구조를 변경하지 않고도 도메인 특화 지식을 효율적으로 학습할 수 있도록 하며, 네트워크 지능화에 필요한 파라미터 수를 최소화한다[3].

모델 추론 단계에서는 실시간 네트워크 데이터가 멀티모달 인코더를 통해 미세조정된 LLM에 입력되어,

ReAct 기반 추론 구조에 따라 처리된다. 구체적으로, 멀티모달 인코더는 시계열, 그래프, 로그 등 각기 다른 형식의 데이터를 개별적으로 처리할 수 있도록 하며, 해당 결과를 LLM이 이해할 수 있는 공통 표현 공간으로 변환한다. 이는 미세조정된 LLM이 각 데이터의 구조적 의미를 충분히 반영한 고차원적인 상황 인식을 가능하게 한다. 공통 표현 공간의 벡터는 미세조정된 LLM의 입력으로 사용되며, 모델은 초기 사고(Reasoning) 단계를 통해 현재 상황에서 필요한 정보의 종류를 결정한다. 이후 행동(Acting) 단계에서는 실시간으로 수집된 모니터링 데이터베이스를 질의(query)하여 과거 사례, 정책 실행 이력, 자원 상태 등의 관련 정보를 탐색한다. 다음으로 관찰(Observation) 단계에서는 이와 같이 수집된 정보를 파싱하여, 추론에 필요한 지식으로 변환한다. 이러한 사고, 행동, 관찰의 과정은 반복적으로 수행되며, 이를 통해 미세조정된 LLM은 최종적으로 현재 상황에 가장 적합한 정책을 도출한다. 도출된 정책은 제어 API를 통해 실제 네트워크 환경에 실시간으로 적용되며, 그 결과로 수집된 피드백은 다시 모니터링 데이터베이스에 저장된다. 이와 같은 절차는 다음 추론 과정의 관찰 단계에서 활용됨으로써, 폐루프(closed-loop) 기반의 자기 진화적인 추론 구조를 형성한다.

본 논문에서 제안하는 프레임워크는 멀티모달 인코더를 활용한 네트워크 상황 인식, ReAct 기반의 단계적 추론, 정책 실행에 따른 피드백 과정을 통합함으로써 자율적인 네트워크 지능을 구현한다. 이러한 구조는 정책의 효과에 대한 인과적 이해를 점진적으로 축적할 수 있도록 하며, 이를 통해 유사한 상황 발생 시 보다 정밀하고 적응적인 대응이 가능해진다.

### III. 결론

본 논문에서는 미세조정된 LLM을 네트워크 환경에 효율적으로 적용하기 위한 자율 네트워크 지능 프레임워크를 제안하였다. 제안된 프레임워크는 ReAct 기반의 추론 구조와 폐루프 기반 정책 피드백 메커니즘을 사용하여 LLM에 설명 가능성을 부여하고, 동적인 네트워크 환경에 실시간으로 적응할 수 있는 방안을 제시한다. 본 연구는 개념적 수준의 설계를 중심으로 이루어졌으며, 향후에는 ReAct 형식의 네트워크 데이터셋을 구축하고, LoRA 기반 파인튜닝을 통해 실제 네트워크 환경에 적용 가능한 LLM을 개발하는 방향으로 연구를 확장할 계획이다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2024년 정부(교육과학기술부)의 재원으로

한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(과제번호:

RS-2024-00340698)

### 참 고 문 헌

- [1] Hang, C. N., "Large Language Models Meet Next-Generation Networking Technologies: A Review," Future Internet, vol. 11, no.10, (article number: 365), Oct. 2024.
- [2] Da Silva, D. C., "NSSF Function in 6G Networks Based on MLOps Deployment Model," in Proc. 27th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC) 2024, Greater Noida, India, pp. 1-6. Nov 2024.
- [3] Hu, E. J., "Lora: Low-rank adaptation of large language models." International Conference on Learning Representation (ICLR), vol. 1, no. 2, (article number: 3), Apr. 2022.