

지능형사이버보안연구실

Network Slicing Meets Artificial Intelligence: an AI-based Framework for Slice Management

논문 세미나

발표자

정유진

발표일

2025.7.22

CONTENTS

목차

01

Overview

02

Introduction

03

Method

04

Experiment

05

Conclusion

1

Overview

1-1

논문 소개

■ Title

- Network Slicing Meets Artificial Intelligence : an AI-base Framework for Slice Management

■ Proceeding Conference

- IEEE Communication Magazine

■ Authors

- Dario Bega, Marco Gramaglia, Andres Garcia-Saavedra, Marco Fiore, Albert Banchs, Xavier Costa-Perez

■ Date of Publication

- 2020.7.15

■ Citation

- 59

■ 논문 선정 사유

- 네트워크 슬라이싱과 AI를 다루고 있어서
- 잘 모르는 것을 알고 싶어서

2

Introduction

2-1

개념 / 도전 과제

2-2

AI 필요성 / 논문 구성 안내

개념

■ 네트워크 슬라이싱

- 물리적 인프라 -> 논리적 인스턴스로 나누기
- QoS 맞춤 네트워크

■ 슬라이스

- 가상 머신, 컴퓨팅 자원, 백홀 및 무선 통신 자원 등을 포함한 독립적인 서비스 단위

도전 과제

■ 효율적, 격리된 슬라이스

- 맞춤형 기능
- 쟁점

- 효율적인 실시간 동적 할당
- 독립적인 운영
- 공존
- 동적인 물리적 자원 공유

2-3 AI 필요성 / 논문 구성 안내

AI 필요성

■ 인간

- 비효율적, 부적합

■ 자동화

- 보다 큰 용량
- 예측

논문 구성 안내

■ Section 2

- AI의 활용 가능성

■ Section 3

- AI를 이용한 네트워크 슬라이싱 3가지

■ Section 4

- 실험 결과

■ Section 5

- Conclusion

3

Methodology

3-1

AI-BASED SLICE MANAGEMENT FRAMEWORK

3-2

AI-BASED SLICE MANAGEMENT FUNCTIONS

Management functions in network slicing

■ Tenants

- 슬라이스 요청자

■ Admission Control

- 슬라이스 생성 전 (Preparation)
- 새 슬라이스 요청 수락 여부 결정 -> 출력

■ Resource Orchestration

- 네트워크 자원을 슬라이스에 동적 할당
- 슬라이스 활성화된 후 실시간 최적화

■ Radio Scheduling

- 무선 자원 (RAN 등) 세밀하게 배분

Bringing AI into the picture

■ 강화 학습 Reinforcement learning

- 행동 선택 -> 보상 -> 최대화 -> 학습

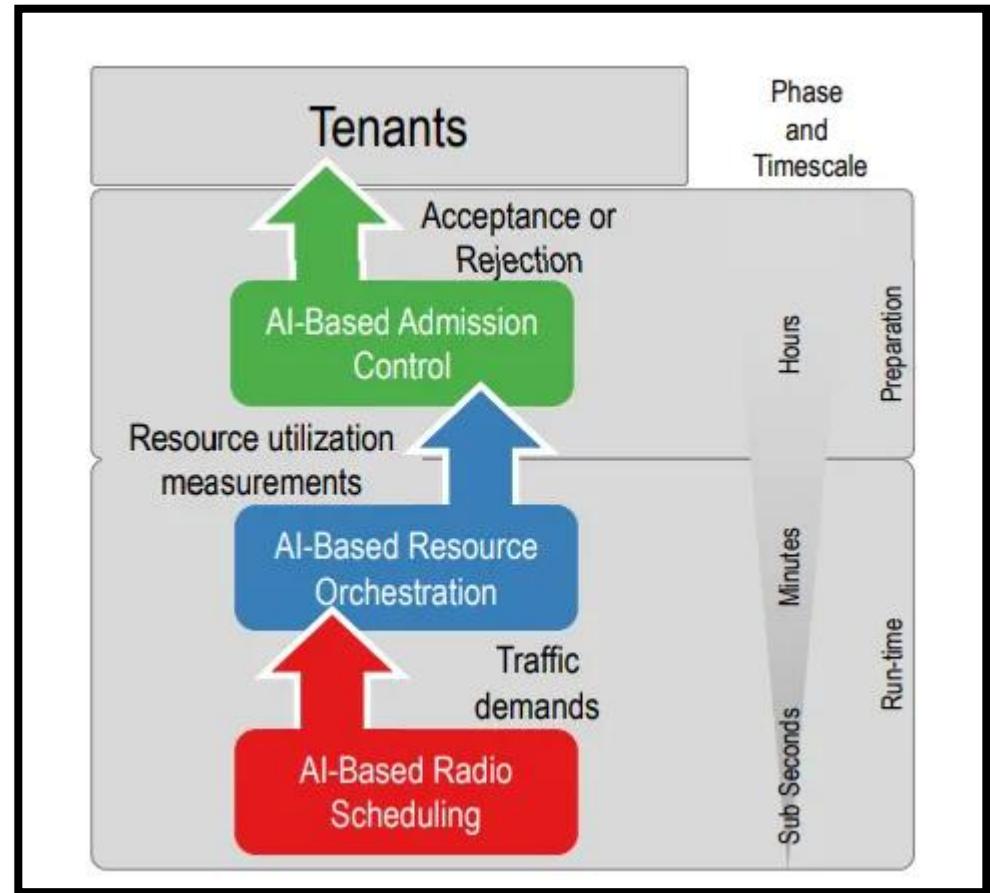


그림 1. Network slicing framework

3-2 AI-BASED SLICE MANAGEMENT FUNCTIONS

AI for admission control of slices

- 한정적인 자원 -> 슬라이스 요청 수락 여부 판단 Admission Control
- 자원 공유 <-> KPI 보장 간의 균형
 - Key Performance Indicator 성능 측정 핵심 지표: 자연 시간, 처리량, 가용성 등등

■ 해결책: AI (Deep Reinforcement Learning) 활용

- 자원 상태와 슬라이스 도착 패턴 학습
- 장기 수익 극대화

1. 입력 -> accept, reject 장기 수익 예측
2. 예측 비교 -> 더 높은 행동 선택
 - 1. ϵ -greedy 전략: 덜 좋은 행동도 시도
3. 시스템 적용
4. 예측 vs 실제 비교 -> 손실 계산
5. NN(인공 신경망) 업데이트 -> 모델 발전

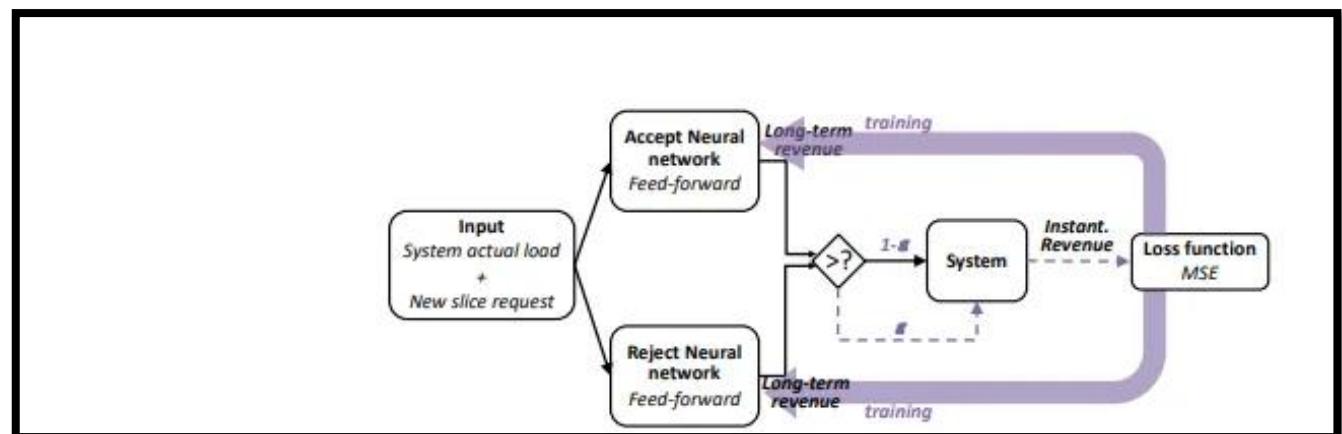


그림 2. AI for admission control of slices

3-2 AI-BASED SLICE MANAGEMENT FUNCTIONS

AI for network resource orchestration

- 운영 비용을 최소화하면서 SLA(정해진 서비스 품질) 위반 X
- 과소 할당, 과대 할당 주의
- **기존 방식:** 정확한 수요 예측 - MAE(단순 예측 오차) 최소화
 - 과소 할당
 - SLA 위반 가능성 높음
 - Error가 음수
- **해결책:** 3D CNN 기반 Capacity Forecasting
 - 3차원 데이터를 처리하는 딥러닝 모델: 시계열 데이터 분석
 - 과잉 할당
 - SLA 위반 X
 - Error가 양수

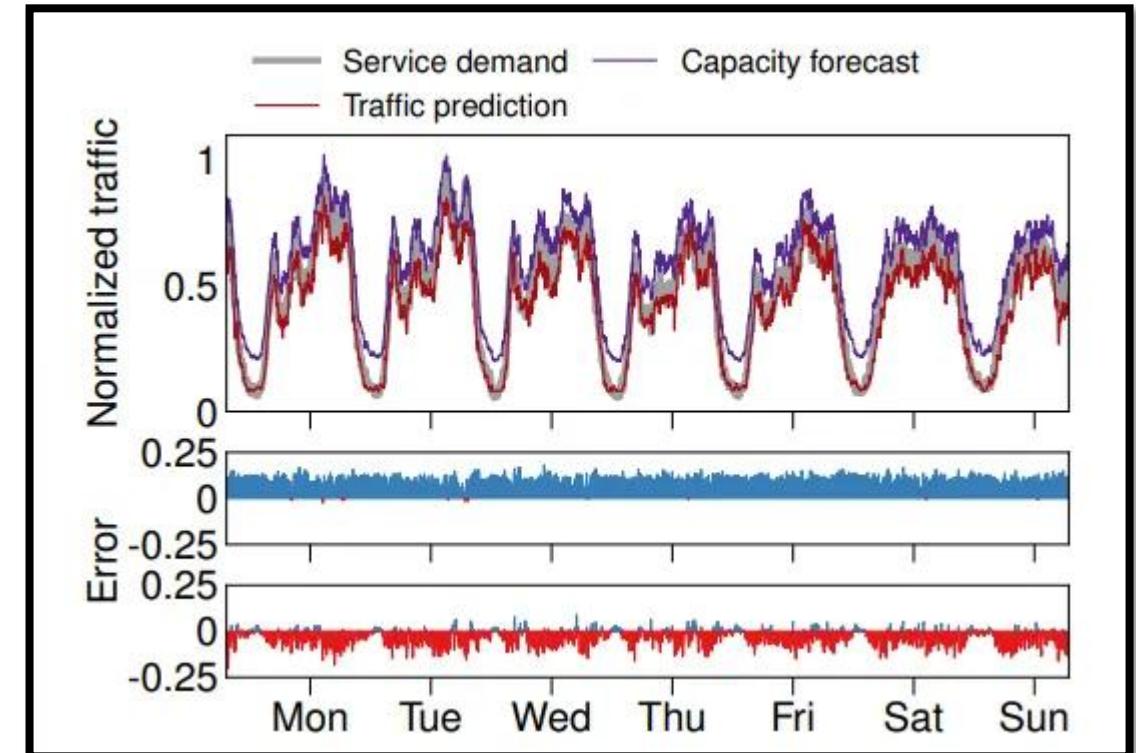


그림 3. AI for network resource orchestration

3-2 AI-BASED SLICE MANAGEMENT FUNCTIONS

AI for slice scheduling at radio access

- vRAN -> 슬라이스간 isolation 유지 + dynamic하게 자원을 슬라이스 별로 배분
- 해결책: AI 기반 자원 스케줄링
- DDPG (Deep Deterministic Policy Gradient)
 - 강화 학습: 행동 선택 -> 보상 -> 학습
 - 연속적인 행동 -> 최적화
- Autoencoder
 - 비지도 학습 모델: 입력 데이터 압축 및 복원 목표
- 빠른 반응성, 높은 성능, 독립성
- 그림
 - X축: CPU 시간 할당 비율
 - Y축: 데이터 전송 효율성
 - 색: Throughput
 - Load 높을수록 CPU 자원 할당 사용자 버퍼링, 디코딩 오류 증가

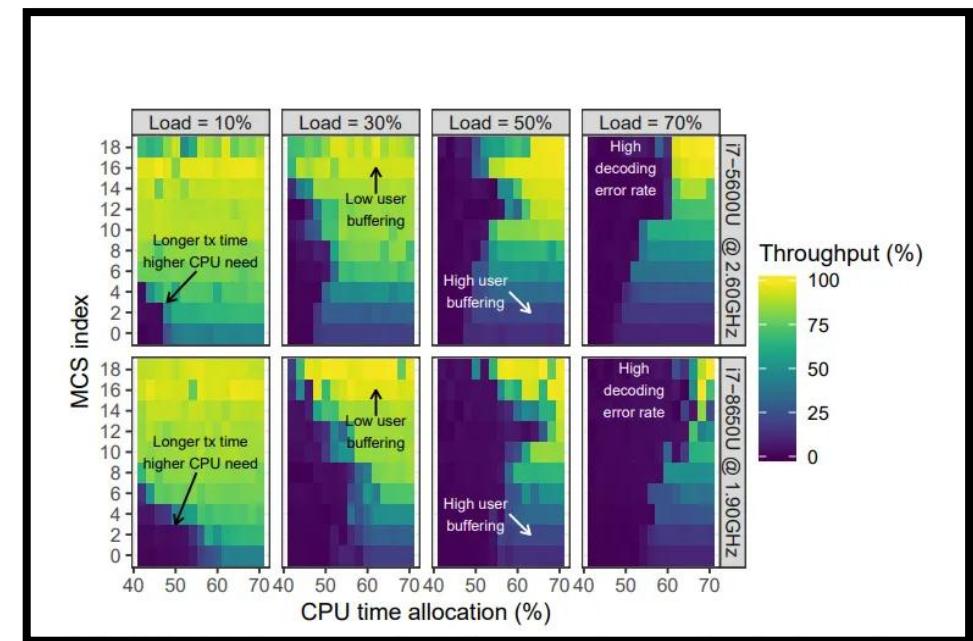


그림 4. AI for slice scheduling at radio access

4

Experiment

4-1

Increasing the infrastructure monetization with optimal admission policies

4-2

Real world and data-driven capacity forecasting

4-3

AI-based CPU optimization at the edge

- 서로 다른 유형의 슬라이스 (eMBB 저가, URLLC 고가)를 수락할 때 수익이 극대화 되는가
- 기준
 - 최적화, 랜덤
 - AI for admission control of slices 사용
- 결과
 - +33.3% 수익 개선
 - 수익 손실 AI -0.23%, 최적 정책 -3.77%
 - 계산 비용이 최적에 가까운 성능

Function	Performance metric	Percent improvement – Benchmark use case
Network Slice Admission Control	Revenue improvement	-0.23% – Optimal, ratio 1 -3.77% – Optimal, ratio 20 33.3% – Random Policies, ratio 15

표 1. 실험 1

■ 사례

- Facebook 트래픽
- Snapchat 트래픽
- YouTube 트래픽

■ 기존 방식: MAE 기반 예측 + 5% 과잉 할당 으로 SLA 위반 방지**■ AI 방식: AI for network resource orchestration 사용****■ 결과****■ 기존 방식보다 AI 방식으로 예측 + 최적 자원 할당이 비용 절감에 성공**

Cloud resource allocation	Reduction of monetary cost	81.6% – Facebook, Core datacenter 59.2% – Snapchat, MEC datacenter 64.3% – YouTube, C-RAN datacenter
---------------------------	----------------------------	--

표 2. 실험 2

4-3 AI-based CPU optimization at the edge

■ 사용 방법: AI for slice scheduling at radio access

■ 시나리오 1 - 무제한 자원

- QoS 성능 vs CPU 사용량
- QoS 성능 25% 향상
- CPU 30% 절약

■ 시나리오 2 - 자원 제약

- eNB 2개가 CPU를 공유
- Throughput 25% 증가
- 디코딩 오류 거의 없음

Virtual RAN resource allocation	CPU savings, delay, throughput	30% – CPU savings over CPU-blind schedulers 25% – Delay-based QoS over CPU-blind schedulers 25% – Throughput upon computational capacity deficit
---------------------------------	--------------------------------	---

표 3. 실험 3

4-3 AI-based CPU optimization at the edge

- 주기마다 RAP(무선 접속 지점) 부하, SNR 수집
- vrAln(AI 기반 제어 시스템)
 - Encoder: 입력된 context를 embedding 사용
 - Controller: AI 모델 이용 -> RAP별 최적의 CPU 및 무선 자원 할당
- CPU 정책 - CPU scheduler, 라디오 정책 - Radio scheduler로 동적 반영
- KPI 측정 - 보상 집 계
- 주기 별로 반복 -> AI가 자원 동적 관리 -> 최적화

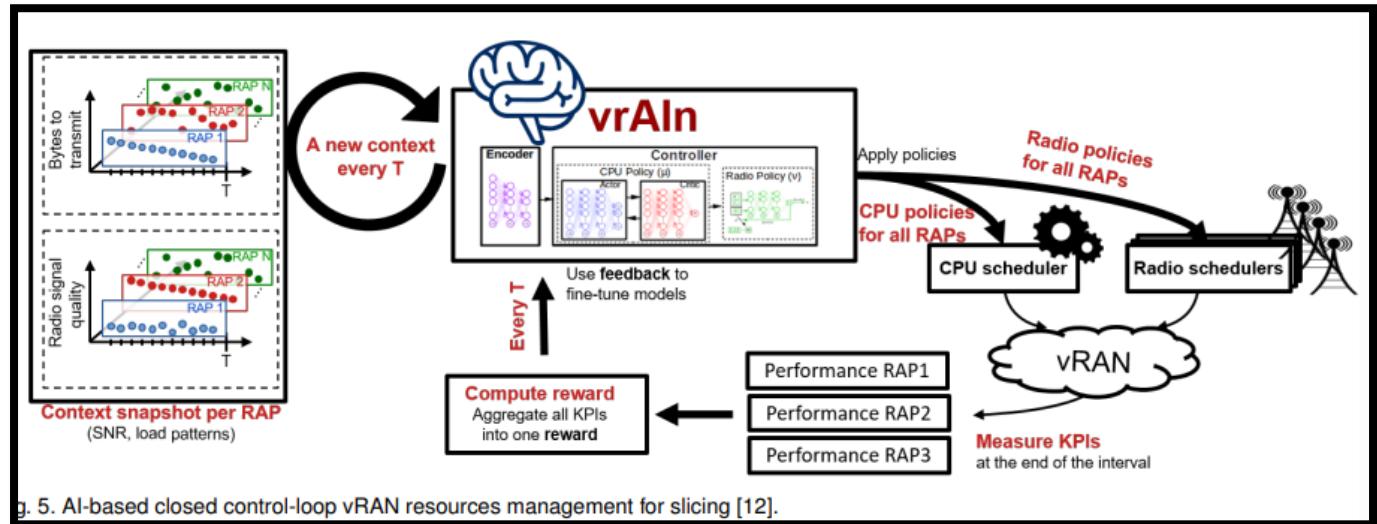


그림 5. AI based closed control-loop vRAN resources management for slicing

5

Conclusions

5-1

결론

■ AI: 효율적인 네트워크 슬라이스 관리를 위한 핵심 기술

- 복잡하고 동적인 슬라이싱 환경에서 기존 방식의 한계 극복

■ 성능 개선

- AI 기반 자원 관리로 QoS 개선, 자원 최적화, 수익 극대화
- 기존 방식 대비 최대 80% 향상

■ 적용 방법들

- Admission Control, Resource Orchestration, Radio Scheduling

■ 앞으로의 과제

- 신뢰성(Trustworthiness), 해석 가능성(Interpretability) 확보 필요

Q&A