강화학습 기반 멀티 엣지 협업 정책 생성 기술

2023.12.07

GS-Link 프레임워크 코어개발자 (GS-LinkHQ)

윤주상 (joosang.youn@gmail.com)

"GEdge Platform" 은 클라우드 중심의 엣지 컴퓨팅 플랫폼을 제공하기 위한 핵심 SW 기술 개발 커뮤니티 및 개발 결과물의 코드명입니다.

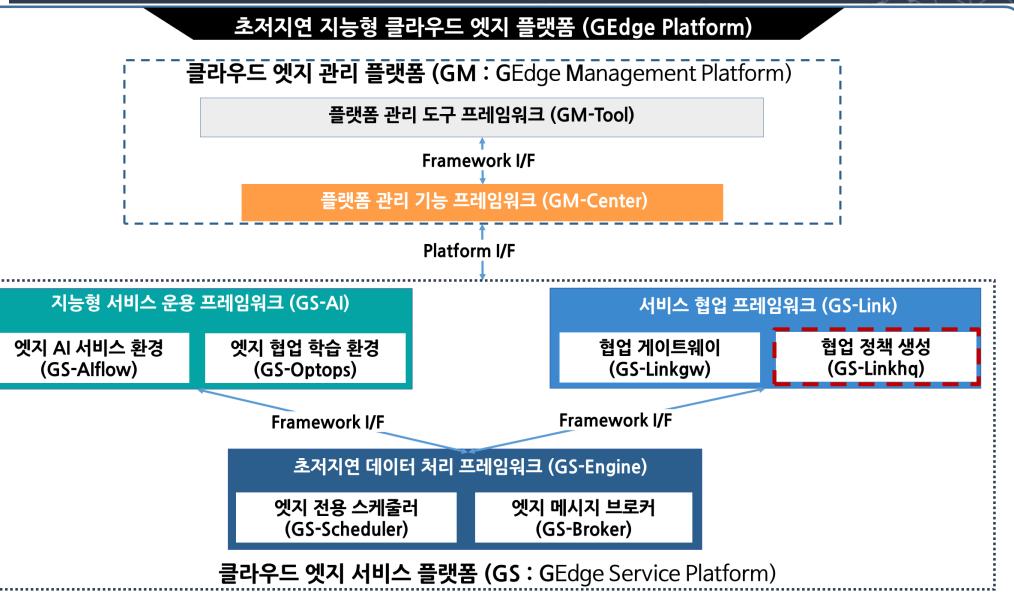
- New Leap Forward of GEdge Platform Community 7th Conference (GEdge Platform v4.0 Release) -

Contents

- 강화학습 기반 정책 생성 기술
- II 지능형 오프로딩 정책 생성
- ||| 지능형 서비스 이동 정책
- Ⅳ 지능형 캐싱 정책 생성



GEdge 플랫폼 내 LinkHQ의 역할



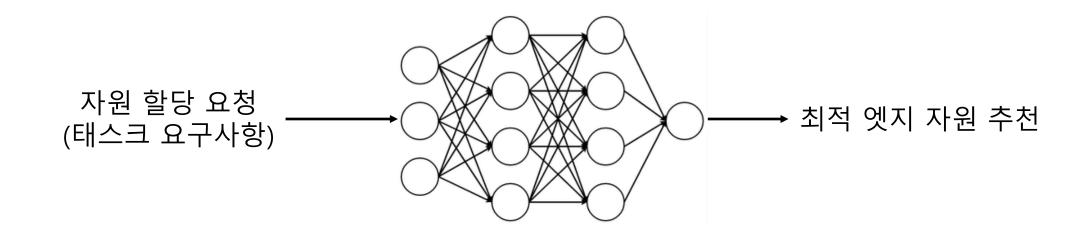
강화학습 기반 지능형 오프로딩 정책 생성 기술

1

엣지-클라우드 자원 할당 정책



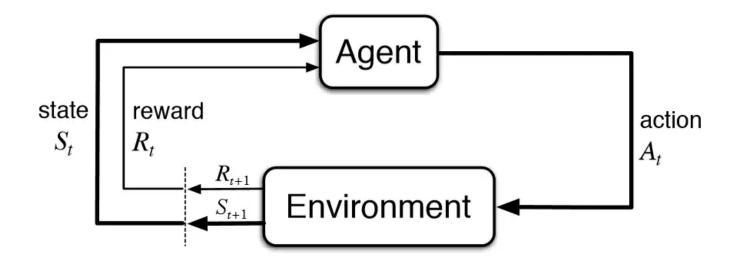
- 기존 자원 할당 정책
 - Random, Least Load, Round-Robin
 - Rule Based
- 심층강화학습 기반 자원 할당 정책





• 강화학습

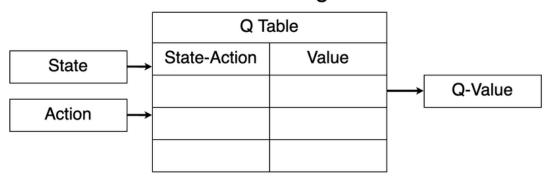
- 에이전트가 환경과 상호작용하며 해당 경험을 통해 특정 상태에서 최적 행동을 학습하는 기법



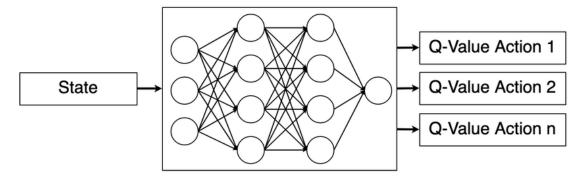
Deep Q-Learning (DQN)



Q-Learning



Deep Q-Learning



Q-Learning

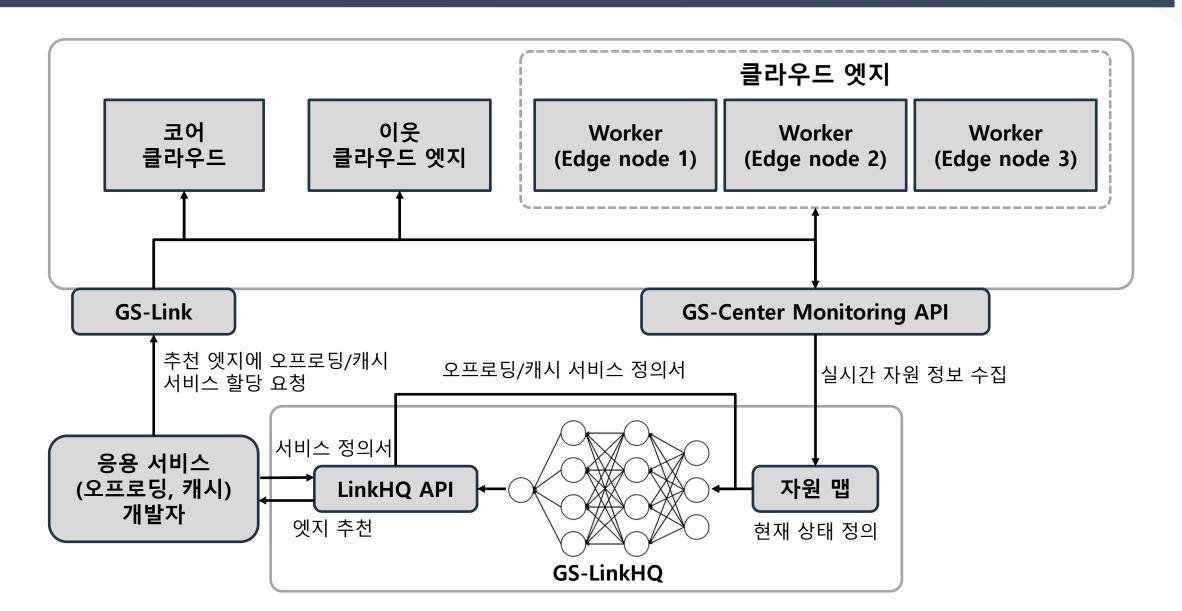
- Lookup-table 기반 강화학습 기법
- Q table에 에이전트의 경험과 가치를 저장
- 예상 보상이 최대가 되는 행동을 반환하도록 학습
- 환경이 복잡하면 효율이 떨어짐

Deep Q-Learning

- Q table 대신 신경망을 통해 Q-value를 근사
- Replay memory를 통해 경험의 효율을 높임
- 정책을 학습하는 네트워크와 액션을 추론하는 네트워크를 분리하여 학습 안정성 향상
- 복잡한 환경에서도 안정적인 정책 학습 가능

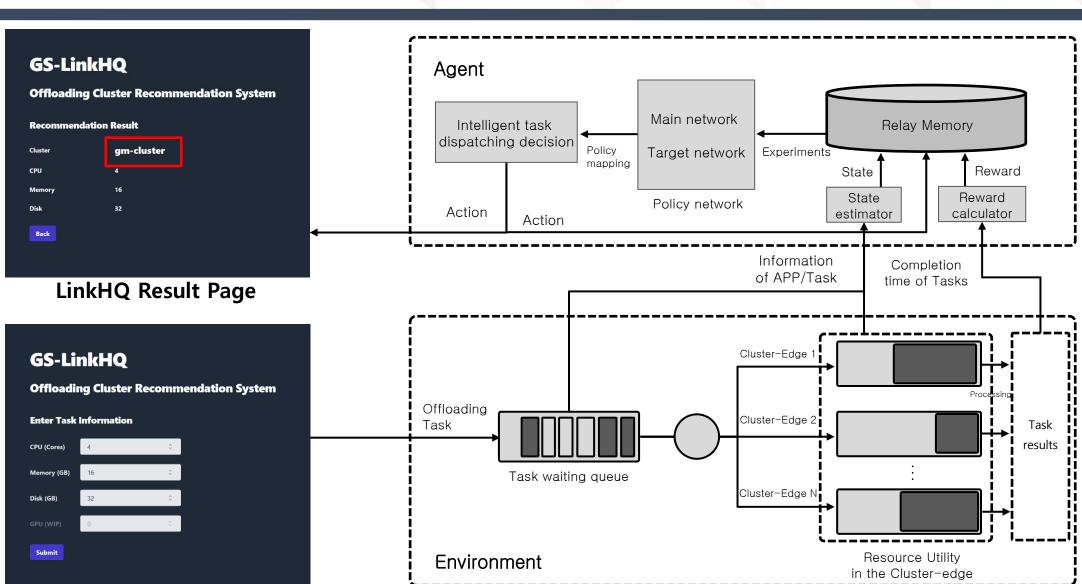
시스템 모델링





4 시스템 모델링

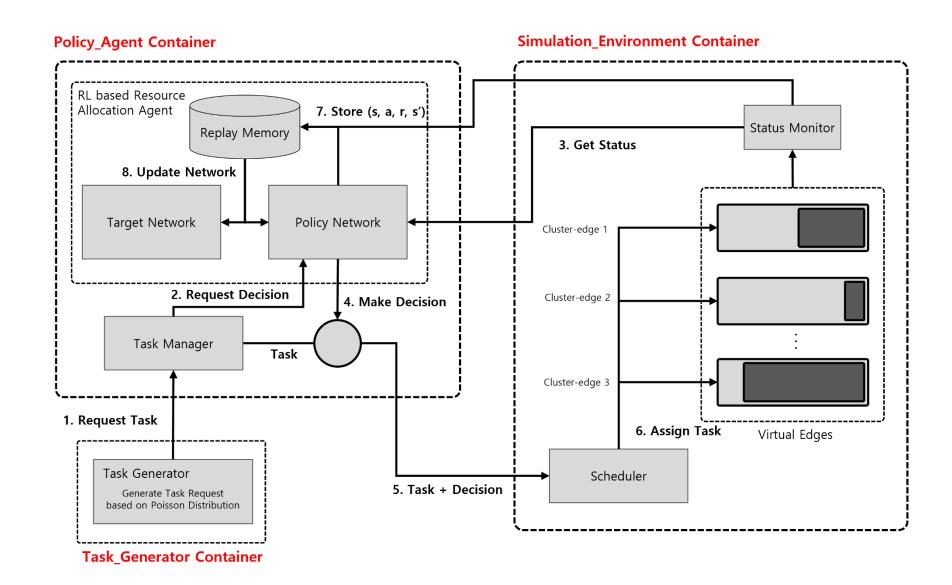




LinkHQ Request Page

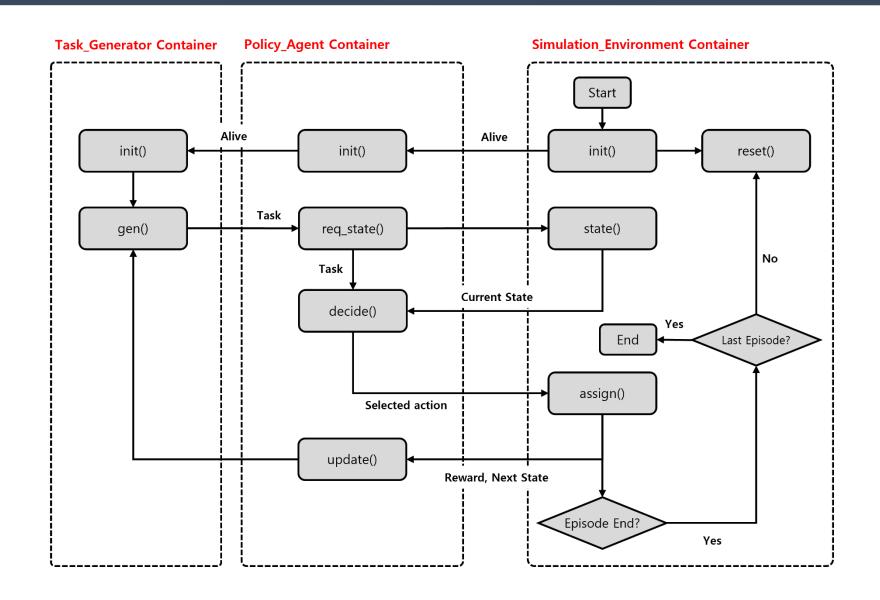
학습 시뮬레이터 구축





정책 학습 과정









오프로딩 시스템 수식화



Notation	Definition		
\overline{n}	Number of edge servers		
e_k	$k ext{-}th$ edge server		
e_k^{CPU}	Available CPU resource of e_k		
e_k^{MEM}	Available memory resource of \boldsymbol{e}_k		
e_k^{GPU}	Available GPU resource of $oldsymbol{e}_k$		
$\overline{t_i}$	<i>i−th</i> requested task		
t_i^e	Index of edge requested by Task t_i		
t_i^{index}	Flag indicating whether t_i is requested to e_k (one hot encoded)		
t_i^{CPU}	Required CPU of t_i		
t_i^{MEM}	Required memory of t_i		
t_i^{GPU}	Required GPU of t_i		
t_i^T	Flag indicating whether t_i is time sensitive task		
S_i	State set of system when task i requested		
$\overline{A_i}$	Decided action set of requested task i		
$lpha_i^{index}$	Index of edge assigned Task t_i		
$lpha_i^k$	Flag indicating whether t_i is assigned to e_k (one hot encoded)		
R_i	Reward of A_i		

- State (S_i): 태스크 정보 + 엣지 상태
- Action (*A_i*): 오프로딩 결정 엣지
- Reward (R_i): Action에 대한 평가 점수

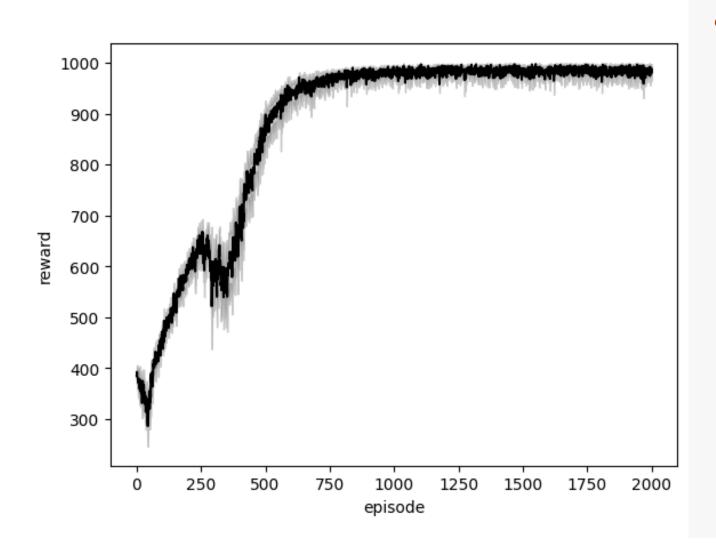
$$S_{i} = \{t_{i}^{0}, t_{i}^{1}, \dots, t_{i}^{n}, t_{i}^{CPU}, t_{i}^{MEM}, t_{i}^{GPU}, t_{i}^{T}, e_{0}^{CPU}, e_{0}^{MEM}, e_{0}^{GPU}, \dots, e_{n}^{CPU}, e_{n}^{MEM}, e_{n}^{GPU}\}$$

$$A_i = \{\alpha_i^0, \alpha_i^1, \alpha_i^2, \dots, \alpha_i^n\}$$

$$R_{i} = \begin{cases} 10 & \text{allocated and } t_{i}^{T} = 0 \\ 10 & \text{allocated and } t_{i}^{T} = 1 \text{ and } t_{i}^{index} = \alpha_{i}^{index} \\ 1 & \text{allocated and } t_{i}^{T} = 1 \text{ and } t_{i}^{index} \neq \alpha_{i}^{index} \\ -10 & \text{rejected} \end{cases}$$

학습 결과



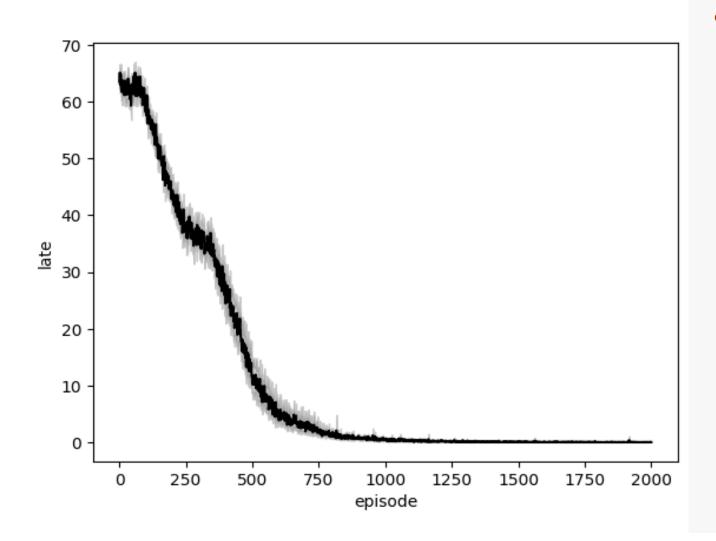


Reward

- 각 에피소드에서 reward 총 합
- 800 에피소드 이후로 시뮬레이터 최대 reward =1000 으로 수렴

학습 결과



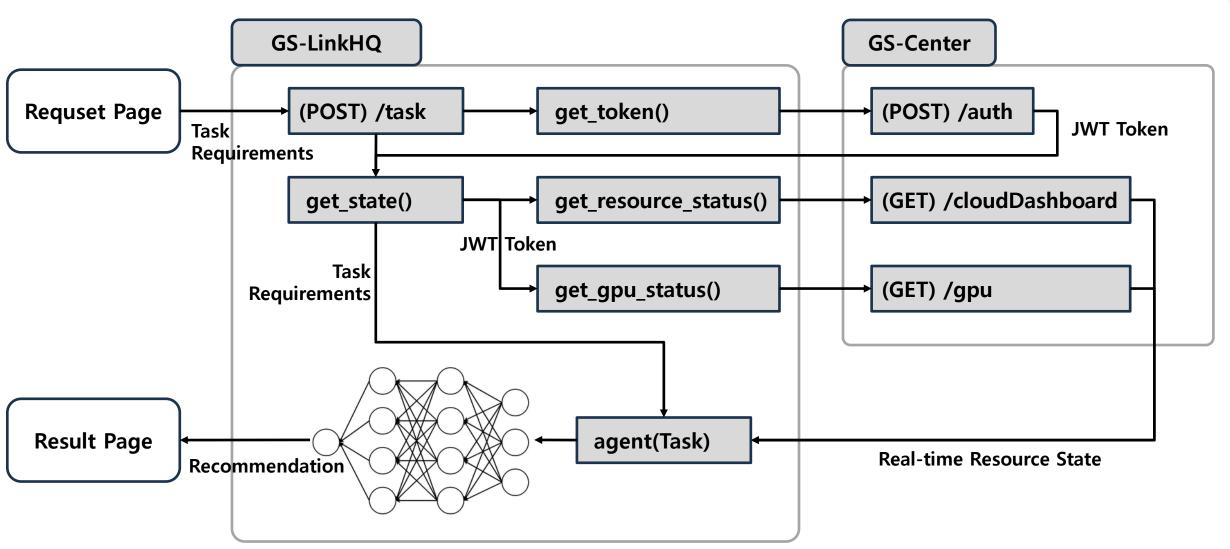


Late Count

- 각 에피소드에서 시간민감형 태스크가 멀리 떨어진 엣지에 할당된 횟수
- 800 에피소드 이후로 0건으로 수렴

오프로딩 엣지 자원 정책 형상



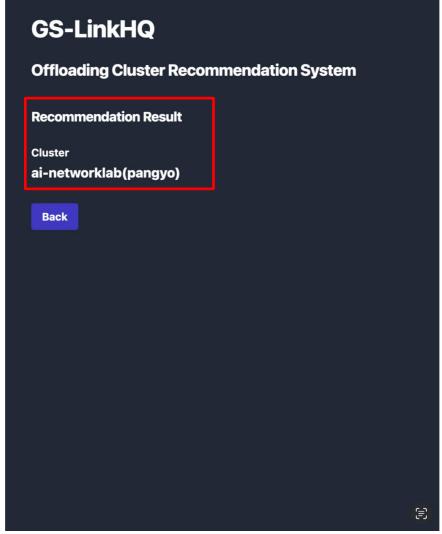


오프로딩 엣지 추천 서비스



GS-LinkHQ				
Offloading Cluster Recommendation System				
Enter Task Information				
CPU (Cores)				
8	٥			
Memory (GB)				
32	٥			
Disk (GB)				
28	٥			
GPU (Ea)				
2	٥			
Time Sensitive ✓				
gm-cluster				
Submit			8	

Recommendation Request Page



Recommendation Result Page

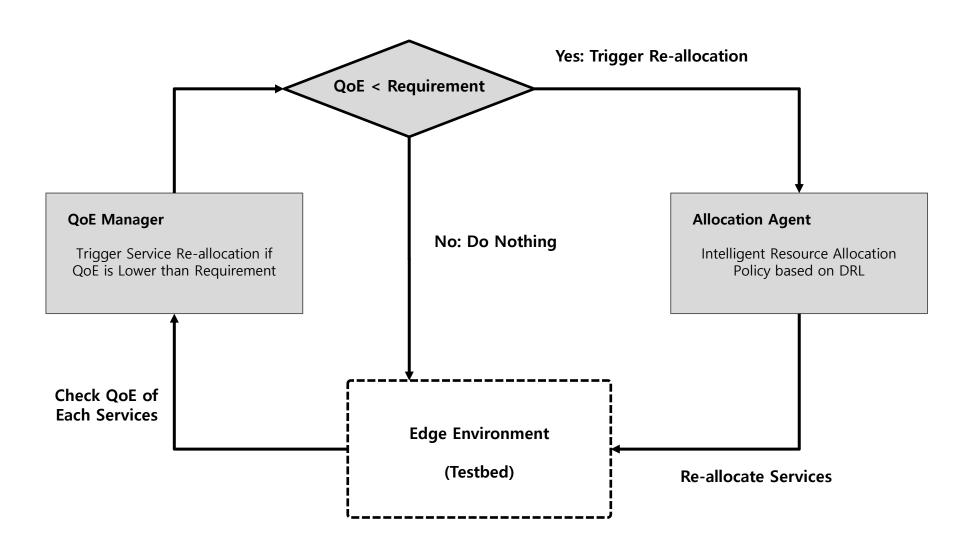


지능형 서비스 이동 정책



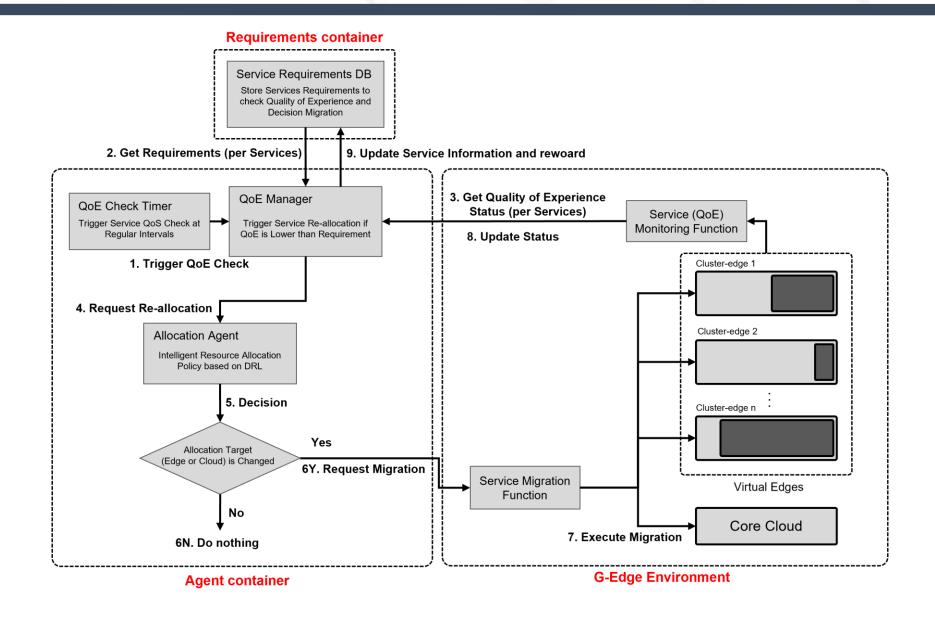
1 서비스 이동 정책





2 서비스 이동 정책 생성기 작동 구조





서비스 이동 매니저



```
class QoEManager:
   def __init__(self, env, db, agent):
       self.db = db
       self.env = env
       self.agent = agent
                                        서비스 요구사항 만족여부 확인
   def goe_check(self):
       requirements = self.db.get_requirements()
       qoe_status = self.env.get_qoe()
       for service in qoe_status:
           if service['requirement'] > requirements[service['task_id']]:
   def request_allocation(self, service): 서비스 자원 재할당 요청
       target = self.agent.allocation(service['task_id'])
       if target != service['target']:
           res = self.env.migration(service['task_id'], target)
           if res:
               self.update_db(service, target)
                                              서비스 DB 및 리워드 업데이트
               self.agent.update_reward()
   def update_db(self, service, target):
       self.db.hest(service['task_id'], 'target', target)
. . .
```



지능형 캐싱 정책 생성



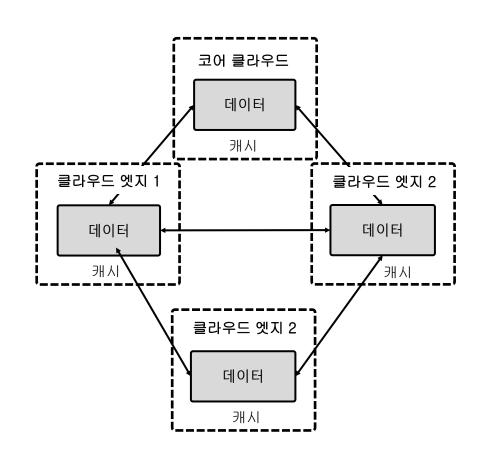
캐시 정책 시나리오



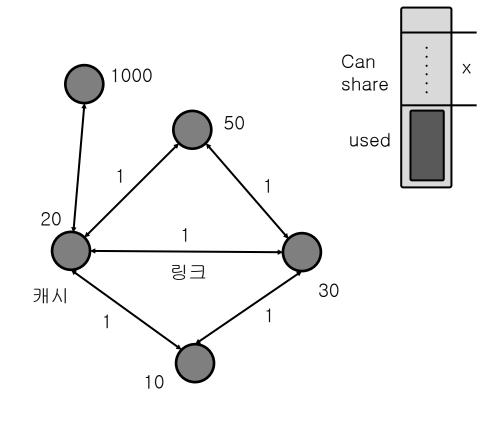
캐시 자원

정의 (x-level)

• 협업 캐시 물리적 네트워크



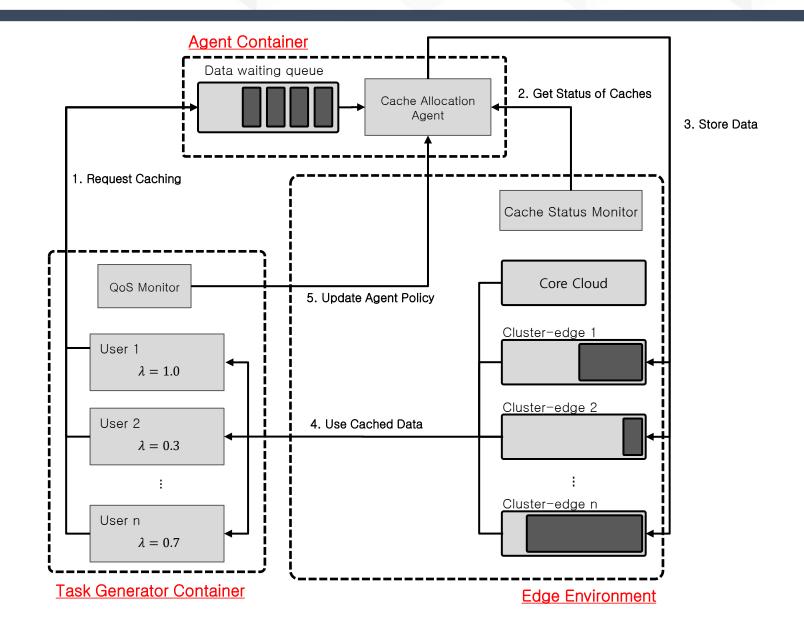
물리적 캐시 네트워크 모델



그래프 기반 캐시 네트워크

2 분산 캐싱 정책 생성기 구현 계획





분산 캐싱 정책 생성기 구현 계획



Cache Assign

Endpoint

http://<agent>/cache

Method

post

Contents

- cache
 - o size: Size of cache (MB)
 - deadline: Deadline of cache(ms)
 - o tts: Time to survive of service (min)
- o rts: Max request number of service

Request

Request agent to assign a cache

Body Format

```
{
    "cache": {
        "size": <size>,
        "deadline": <deadline>,
        "tts": <tts>,
        "rts": <rts>
}
```

Sample

```
POST /cache HTTP/1.1
Host: <agent>
Content-Type: application/json
{
    "cache": {
        "size": 5,
        "deadline": 0.1,
        "tts": 1440,
        "rts": 100
    }
}
```

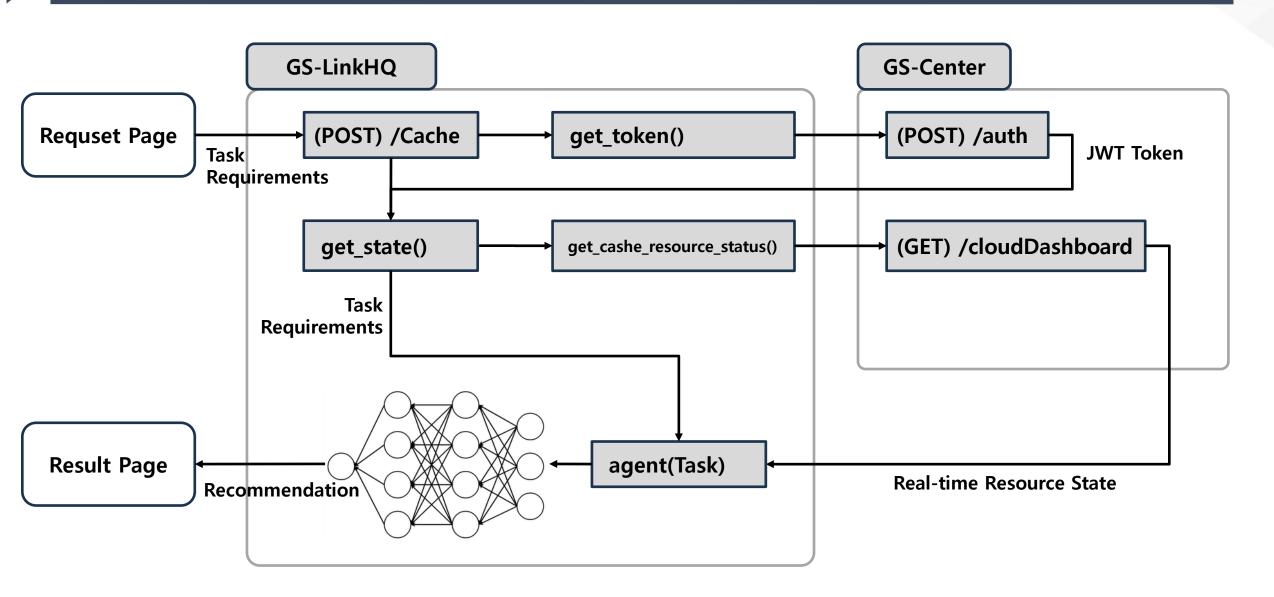
Response

201

```
HTTP/1.1 201 Created
Location: /cache/<cache-id>
Content-Type: application/json
{
    "id": <cache-id>,
    "message": "Successfully created"
}
```

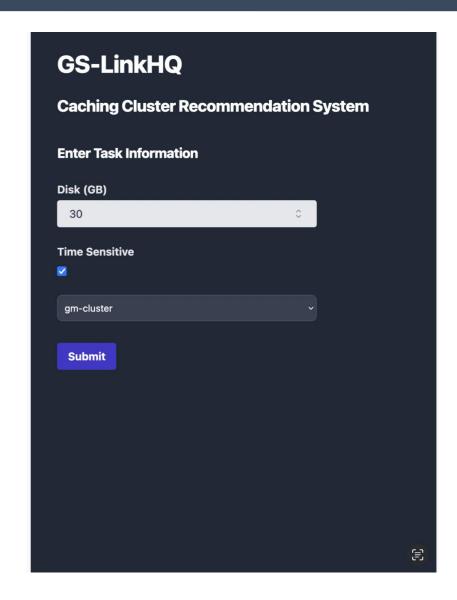
엣지 캐싱 자원 정책 서비스 형상

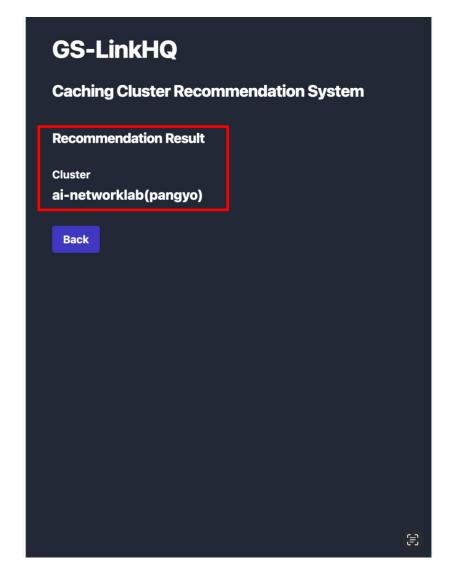




5 분산 캐시 정책 생성기 서비스







감사합니다.

http://gedge-platform.github.io



GS-Link 프레임워크 코어개발자(GS-LinkHQ)

윤주상 (joosang.youn@gmail.com)

Welcome to GEdge Platform

An Open Cloud Edge SW Plaform to enable Intelligent Edge Service

GEdge Platform will lead Cloud-Edge Collaboration