### 강화학습 기반 멀티엣지 협업 정책 생성 기술

2021,12,09

GS-Link 프레임워크 코어 개발자 (GS-Linkhq)

윤주상 (joosang.youn@gmail.com)

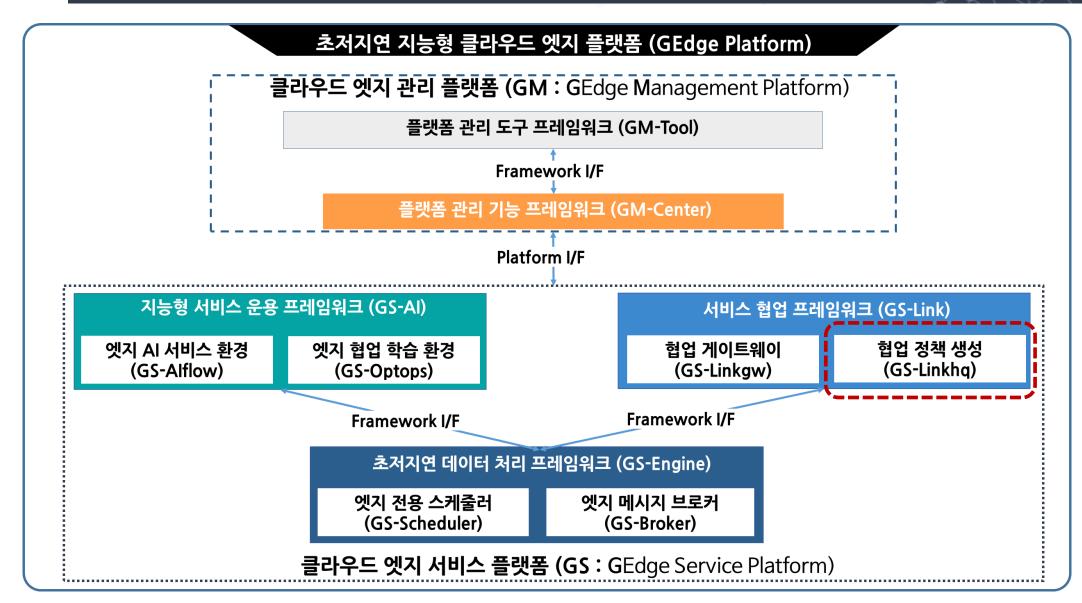
"GEdge Platform" 은 클라우드 중심의 엣지 컴퓨팅 플랫폼을 제공하기 위한 핵심 SW 기술 개발 커뮤니티 및 개발 결과물의 코드명입니다.

- Developer-Friendly

GEdge Platform Community 3<sup>rd</sup> Conference (GEdge Platform v2.0 Release) -



### 이번 발표의 기술적 포지셔닝



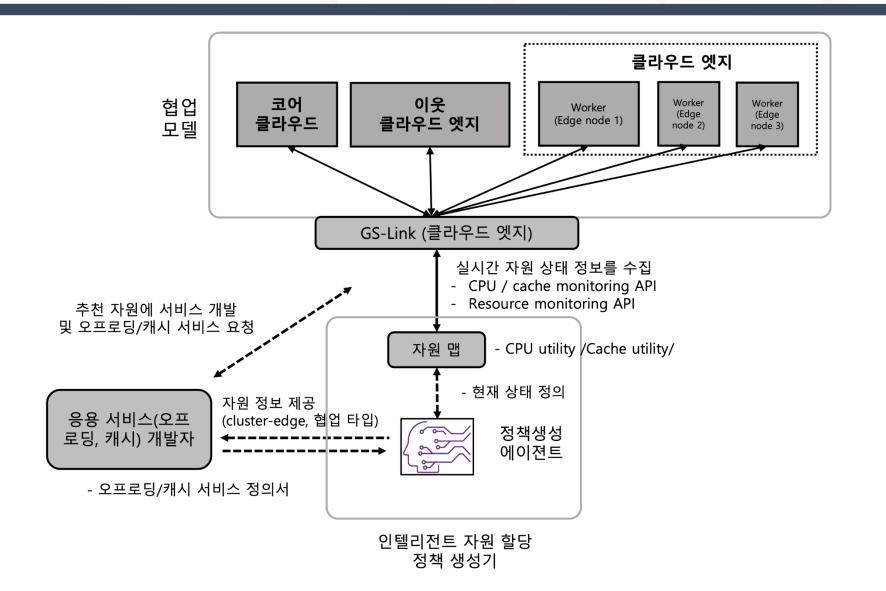
## Contents

- 강화학습 기반 지능형 오프로딩 정책 생성 기술
- 지능형 서비스 이동 정책 기술
- Ⅲ 지능형 협업 캐시 정책 기술
- IV 향후 연구

## 강화학습 기반 지능형 오프로딩 정책 생성 기술

### 정책 생성 및 제공 과정





### 자원 할당 정책 및 협업 방법



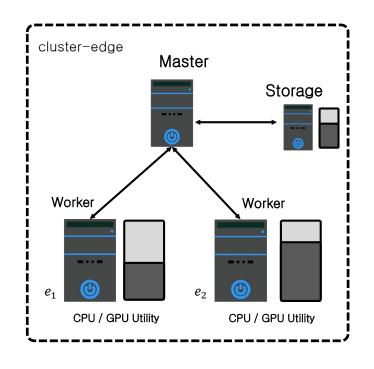
- 자원 할당을 위한 정책
  - Random
  - Least Load : 자원 사용률이 가장 낮은 곳
  - Round-Robin : 순서에 따라서 자원 제공
  - Rule: 수직 협업 경우 사용률에 따라 클라우드 자원 추천
  - DRL : 심층강화학습 기반 정책 생성
- 수직적 협업 종류 (Rule 정책 적용)
  - Edge
    - 요구 자원 (20) < 허용 가능 자원 (20+(20\*0.1)=22) 이상
  - Edge-Cloud
    - 허용 가능 자원 (20-(20\*0.3)=16) < 요구 자원 (20) < 허용 가능 자원 (20+(20\*0.1)=22) 이상
  - Cloud
    - 요구 자원 (20) > 허용 가능 자원 (20-(20\*0.3)=16)

Cloud	Edge-cloud	Edge

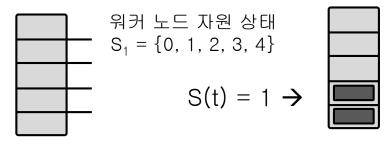
### 클라우드 엣지 내 자원 정의

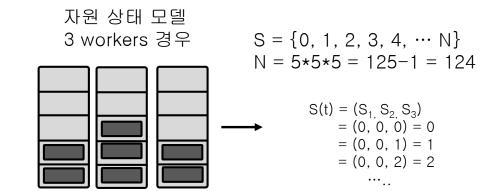


Cluster-edge computation resource modeling



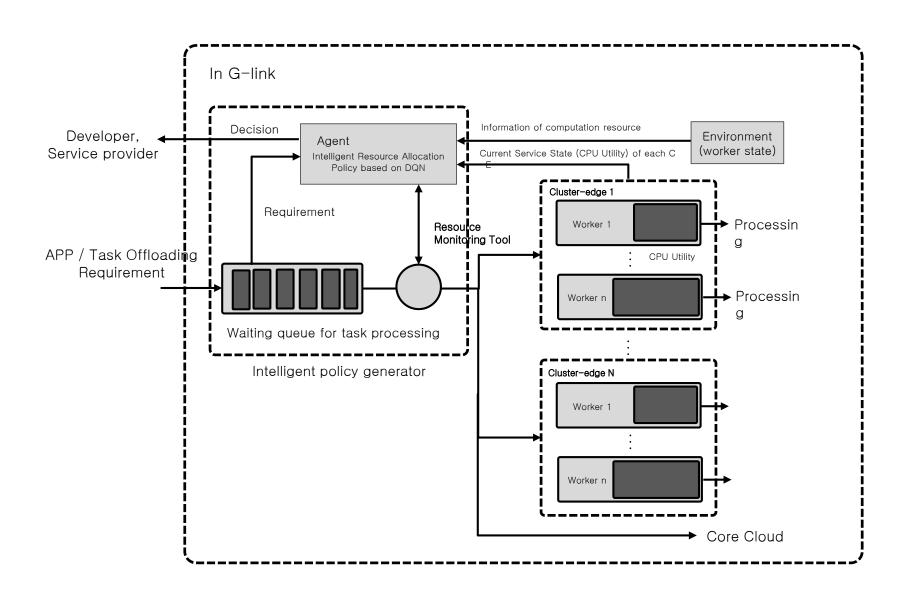
워커 노드 자원 상태 정의 (5-level)





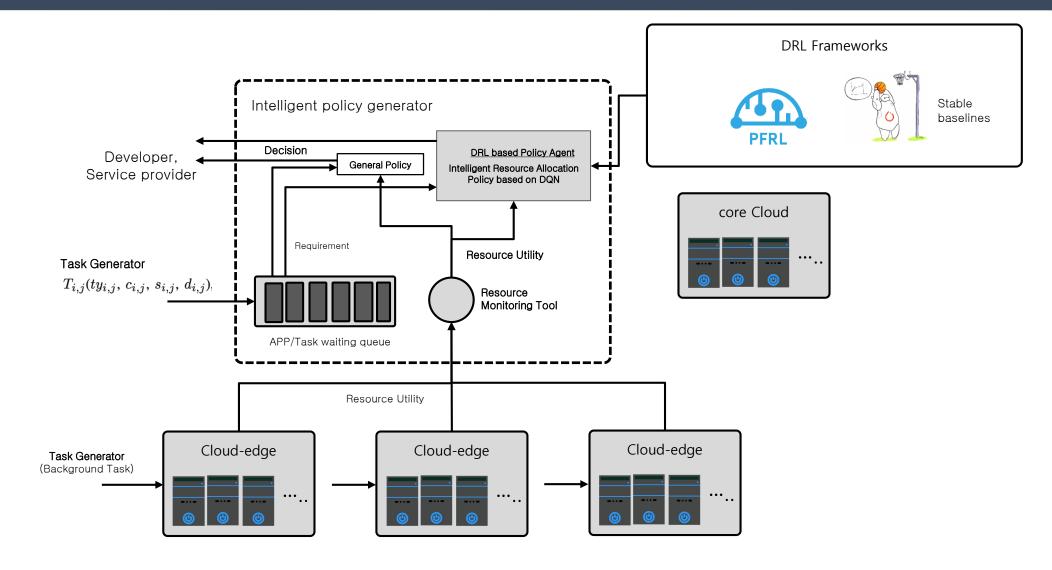
### DQN 기반 자원 할당 모델





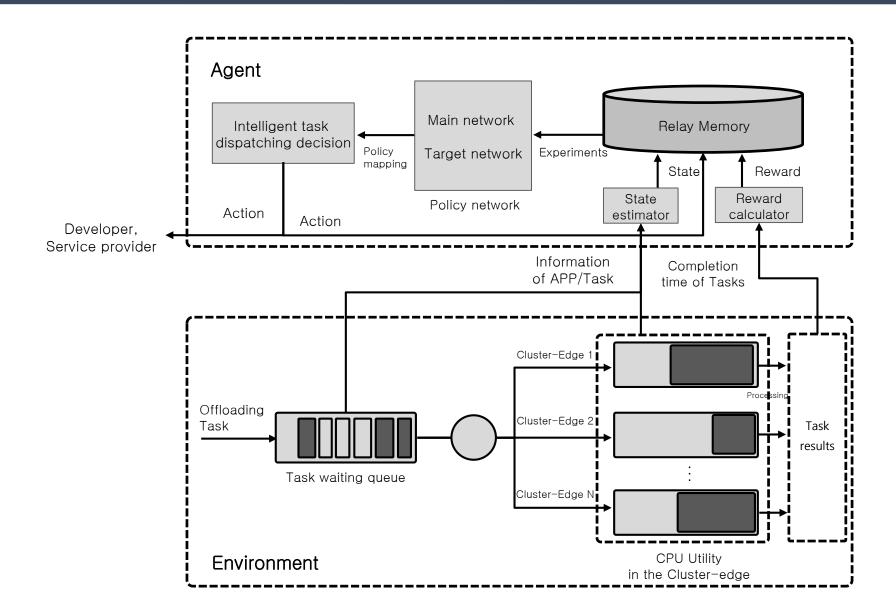
### 지능형 정책 생성 에이전트





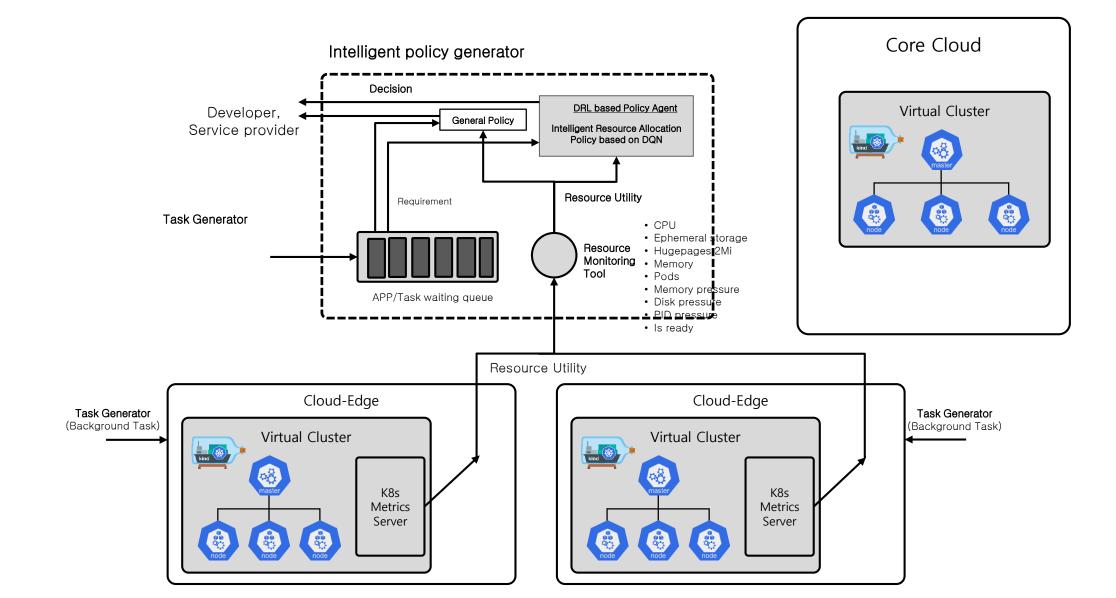
### 정책 생성 에이전트 구조





### 7 멀티클러스터 인프라 구현





### **Resource Monitoring Tool**



#### Source Code

```
. .
     Cluster:
def _init__(self, name, ip):
        self.ip = ip
        self.nodes = {}
        port = ':8080'
            url = 'http://' + self.ip + port
            url += '/api/vl/nodes
            r = requests.get(url)
        except requests.exceptions.ConnectionError as e:
            print("Error:", e)
     def update_status(self):
        status = self.request_status()
          f status:
                node_name = item['metadata']['name']
                tf node_name not in self.nodes:
                    self.nodes[node_name] = Node(node_name)
                capacity = item['status']['capacity']
                allocatable = item['status']['allocatable']
                conditions = item['status']['conditions']
                cpu_capacity = capacity['cpu']
                cpu_allocatable = allocatable['cpu']
                ephemeral_storage_capacity = capacity['ephemeral-storage']
                ephemeral_storage_allocatable = allocatable['ephemeral-storage']
                hugepages_2Mi_capacity = capacity['hugepages-2Mi']
                hugepages_2Mi_allocatable = allocatable['hugepages-2Mi']
                memory_capacity = capacity['memory']
memory_allocatable = allocatable['memory']
                pods_capacity = capacity['pods']
                pods allocatable = allocatable['pods']
                has_memory_pressure = Nor
                has_pid_pressure = N
                is ready = N
                for condition in conditions:
                     if condition['type'] == 'MemoryPressure':
                        has_memory_pressure = (condition['status'] == 'True')
                      f condition['type'] == 'DiskPressure':
                        has_disk_pressure = (condition['status'] == 'True')
                      f condition['type'] == 'PIDPressure'
                        has_pid_pressure = (condition['status'] == 'True')
                       condition['type'] == 'Ready':
                        is_ready = (condition['status'] == 'True')
```

#### **Example Output**

```
Cluster name: cluster1
Node name: kind-control-plane
Ephemeral storage(capacity/allocatable): 28768292Ki/28768292Ki
Hugepages 2Mi(capacity/allocatable): 0/0
 Memory(capacity/allocatable): 8047092Ki/8047092Ki
Memory pressure: False
Disk pressure: False
PID pressure: False
Is ready: True
Node name: kind-worker
Hugepages 2Mi(capacity/allocatable): 0/0
 Memory(capacity/allocatable): 8047092Ki/8047092Ki
Memory pressure: False
Disk pressure: False
PID pressure: False
Is ready: True
Node name: kind-worker2
Hugepages 2Mi(capacity/allocatable): 0/0
 Memory(capacity/allocatable): 8047092Ki/8047092Ki
Memory pressure: False
Disk pressure: False
PID pressure: False
Node name: kind-worker3
Ephemeral storage(capacity/allocatable): 28768292Ki/28768292Ki
 Hugepages 2Mi(capacity/allocatable): 0/0
 Memory pressure: False
Disk pressure: False
PID pressure: False
```

### Service Profile 예



#### Example of Service Requirements

```
name: foo-service
config: foo-config.yaml
requirements:
   cpu: 260
   mem: 600
   storage: 1100
   tst: 100
```

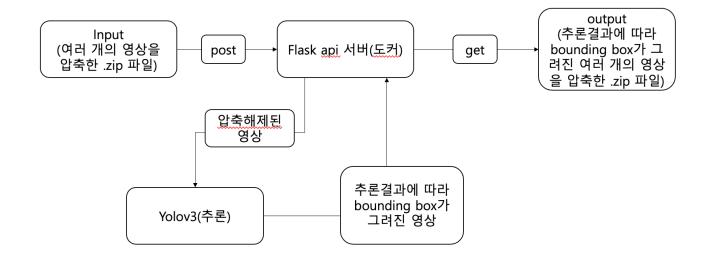
#### Example of Service Configuration

```
. .
kind Pod
apiVersion: v1
 name foo-app
  app: foo
  name: foo-app
   image foo 1.0
     -text=foo
kind: Service
 name: foo-service
  app: foo
apiVersion: networking.k8s.io/v1
kind: Ingress
 name: example-ingress
       pathType Prefix
       path /foo
          name: foo-service
       pathType Prefix
       path /bar
          name: bar-service
```

### 10 자원 사용률 측정



#### Task를 위한 서비스



■ Vmmem	2.8%	32,045.7MB	OMB/s	0Mbps	0%	추론전
■ Vmmem	62.3%	32,571.8MB	OMB/s	0Mbps	0%	추론후



```
172.17.0.1 - - [25/Nov/2021 04:55:57] "POST /predict HTTP/1.1" 200 -
172.17.0.1 - - [25/Nov/2021 04:57:36] "GET /result HTTP/1.1" 200 -
172.17.0.1 - - [25/Nov/2021 04:57:37] "GET /result HTTP/1.1" 200 -
```

### 11

### 학습을 위한 DQN 알고리즘



Objective function

$$ilde{D}_{i,j} = min rac{1}{NM} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} D_{i,j}$$

State function

$$S = \{s \mid s = (D^{q^c}, D^{q_1^e}, D^{q_2^e}, ..., D^{q_n^e})\}.$$

Action function

$$A = \{a \mid a = (e_1, e_2, ..., e_n)\}$$

Reward function

$$R(s(\tau), a(\tau)) = \begin{cases} \exp(\tilde{D}_{i,j} - D_{i,j}) & \text{if } \tilde{D}_{i,j} > D_{i,j} \\ -\exp(D_{i,j} - \tilde{D}_{i,j}) & \text{if } D_{i,j} > \tilde{D}_{i,j} \end{cases}$$

#### **Input:** computing capability of edge nodes, radio bandwidth resource, parameters for the task setting **Output:** edge node selection $a(\tau)$ 1: Initiate learning rate $\sigma$ : 2: Initiate $\tau$ : 3: Initiate the number of mini-batches B; 4: Initiate batch size N: 5: Initiate experience replay memory with max size K; 6: Initiate main network Q with random parameter $\theta$ ; 7: Initiate target network $\tilde{Q}$ with parameter $\tilde{\theta} = \theta$ ; 8: for episode e = 1...MaxSteps do for $\tau = 1 : T$ do 10: Get the current state $s_{\tau}$ from the environment; 11: random action from A(s), prob. $\varepsilon$ $a(\tau) = \begin{cases} \operatorname{random action } A = 0, \\ \operatorname{argmax}_{a \in A(s)}, Q(s, a; \theta), 1 - \varepsilon; \end{cases}$ 12: Perform $a(\tau)$ , receive $r(\tau)$ and perform 13: state transition $s(\tau) \to s(\tau+1)$ ; 14: Store experiences $e = (s(\tau), a(\tau), r(\tau), s(\tau + 1))$ 15: 16: using the current policy into ERM; 17: for $b = 1 \dots B$ do Randomly sample a mini-batch b of experiences 18: 19: from ERM 20: for $i = 1 \dots N$ do 21: # Calculate target Q-values for each example $y_i = r_i + \delta_{s_i} \gamma max_{\hat{a}_i} Q^{\pi}(s_i, a_i; \tilde{\theta})$ where 22: $\delta_{\vec{s}_i} = 0$ if $\vec{s}_i$ is terminal, 1 otherwise: 23: 24: 25: Calculate the loss $L(\theta)$ by (24);

Update the network's parameters  $\theta$  by (18);

Set Q = Q;

end for end for Decay  $\tau$ 

26: 27:

28:

**31: end for** 

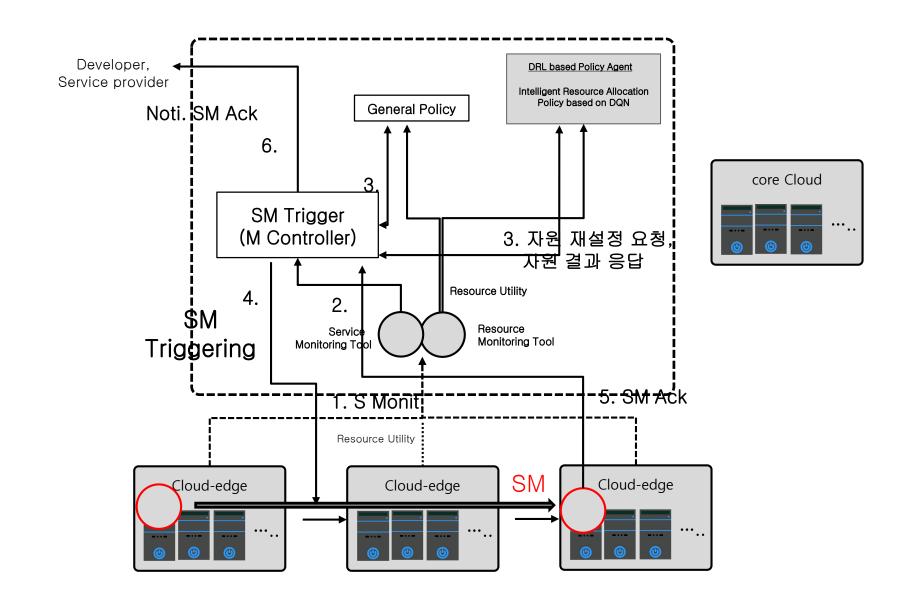
**Algorithm 1** Task dispatching algorithm in the cluster-edge





### 서비스 이동 기술







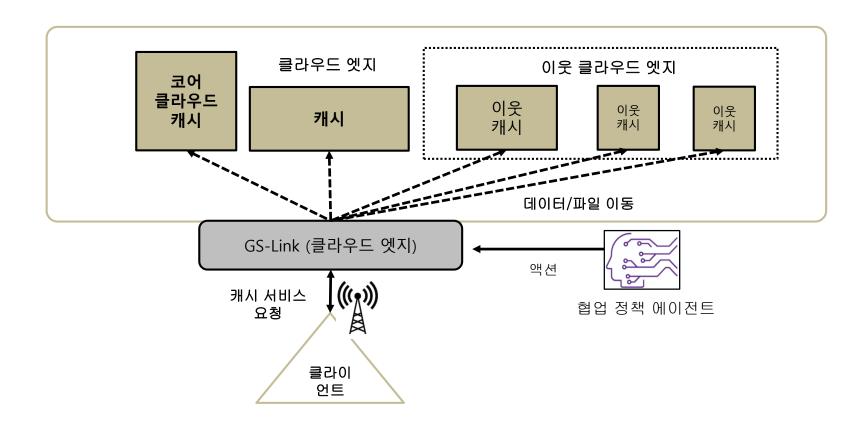
# 지능형 협업 캐시 정책 기술



### 협업 캐시 모델



• 협업 캐시 모델 (추상적 모델)



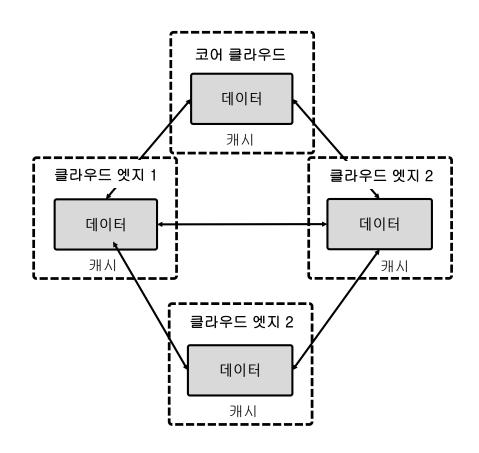
### 캐시 정책



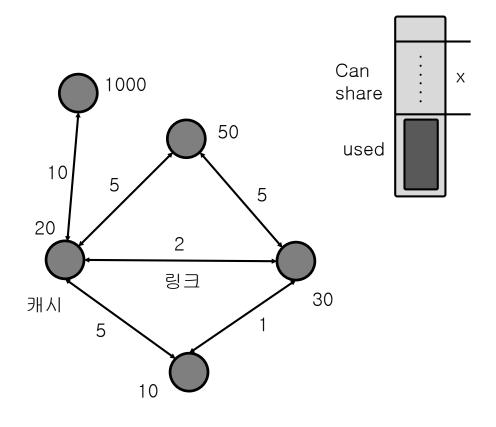
캐시 자원

정의 (x-level)

• 협업 캐시 물리적 네트워크



물리적 캐시 네트워크 모델



그래프 기반 캐시 네트워크

### 서비스 별 캐시 정책

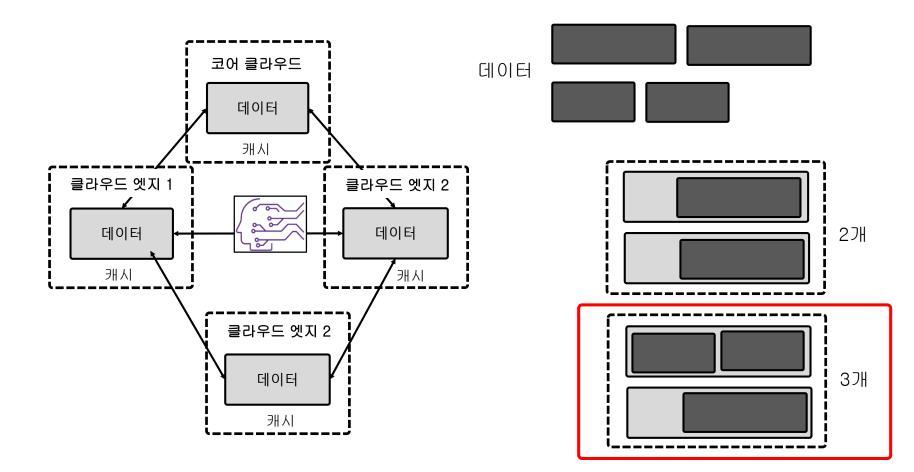


- 캐시 서비스 유형
  - 데이터 저장
    - Cache Utilization (CU)
  - 실시간 추론 서비스 데이터 저장
    - 서비스 채인 기반 응용 지원 기술
  - 학습 데이터 저장
    - 연합 학습 시 캐시 고려 사항 검토
- 일반적 캐시 할당 정책
  - Least Load & Rule: 자원 사용률이 가장 낮은 곳 추천, 수직 지원은 모든 캐시의 사용률이 85%이상이며 클라우드 캐시 사용
  - DRL : 심층강화학습 기반 정책 생성

### 데이터 저장 캐시 서비스 시나리오



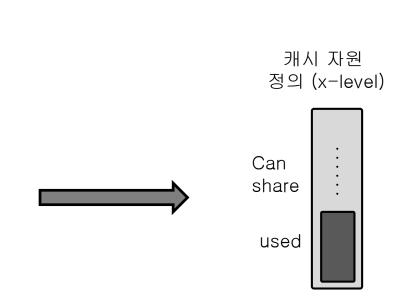
- 캐시 정책 목적
  - 캐시 네트워크 내 전체 캐시 사용률(CU) 최대화
    - DRL 정책 생성



### DRL 기반 캐시 정책 모델

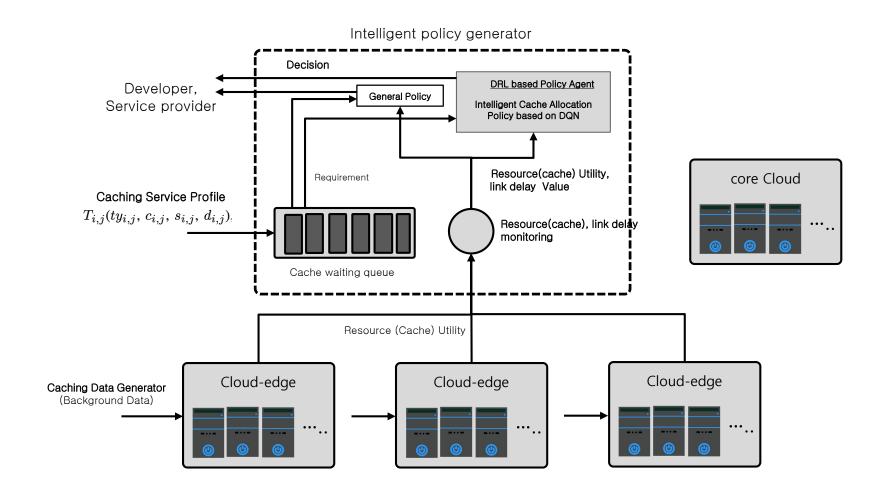


- 목적 함수
  - 전체 캐시 사용률 최대
  - = 전체 사용 데이터 양/전체 캐시 크기
- State function
  - 캐시 사용률 기반 상태 정의
- Action function
  - 캐시 위치 지정 (수직, 수평 협업 포함)
- Reward function
  - 목적 함수내 최적 값을 얻기 위한 함수로 정의



### 멀티클러스터 기반 캐시 서비스 모델





# 향후 연구



### 1 향후 계획



- 강화학습 기반 오프로딩 정책 생성기 학습 모델 개발
- 강화학습 기반 서비스 이동 학습 모델 개발
- 캐싱 정책 알고리즘 개발
  - MDP 모델 정의

# 감사합니다.

http://gedge-platform.github.io



GS-Link 프레임워크 코어 개발자 (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