**연구계획서**

제목 : 클라우드–엣지–IoT(CEI) 통합 구조에서의 지능형 자원 관리 시스템 연구 : 데이터 수집부터 처리까지 전 과정을 자동화하는 프레임워크

소속/성명/이메일: (작성)

제출일: (작성)

**Summary**

본 연구는 클라우드–엣지–IoT(CEI(클라우드–엣지–IoT, Cloud–Edge–IoT)) 통합 구조에서 데이터 수집→전처리→추론/분석→저장/옵스까지 전 과정을 자동화하는 지능형 자원 관리 프레임워크를 제안한다. SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 인지형 오케스트레이션, 적응형 오프로딩/압축/캐싱, 강화학습 기반 스케줄러, 데이터/모델 품질 자동화를 통합하여 비용–지연–정확도 트레이드오프를 최적화한다. 테스트베드에서 KPI(지연, 처리량, SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 달성률, 비용/전력, 데이터 품질, 복구시간)를 평가하고 가이드라인/오픈 아티팩트를 제공한다.

**Research Goals**

모듈러 CEI(클라우드–엣지–IoT, Cloud–Edge–IoT) 자동화 프레임워크 설계/구현(디바이스, 데이터 파이프라인, 오케스트레이션, 옵스).

* SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 인지형 멀티티어 스케줄링과 적응형 오프로딩/압축/캐싱 정책 고안.
* 스트림+배치 혼합 DAG(유향 비순환 그래프, Directed Acyclic Graph) 실행기 구현 및 정책 엔진 연계.
* 텔레메트리 기반 지능형 자원 관리(강화학습/밴딧) 적용.
* 재현 가능한 테스트베드 및 CI/CD(지속적 통합/배포, CI/CD) 파이프라인 공개.

**Research Description**

아키텍처: 디바이스–엣지–클라우드 3계층, 컨트롤/데이터 플레인 분리. 컨트롤은 정책/스케줄러/카탈로그, 데이터는 수집–처리–저장–서빙.

핵심 모듈: 디바이스&IoT 관리(Device Twin/OTA(원격 업데이트, Over-the-Air)/보안), 데이터 파이프라인(수집/정화/품질), 오케스트레이션(SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 스케줄링/오프로딩/압축/캐싱), 추론/분석(엣지 분할추론/연합학습), 옵스(MLOps(머신러닝 운영, MLOps)/DataOps(데이터 운영, DataOps)/모델 카탈로그/모니터링).

정책/스케줄링: 지연/가용성 SLO를 목적함수로 하고, 상태(RTT(왕복 지연, Round Trip Time)/무선품질/부하/자원/데이터 품질)에 기반해 RL(강화학습, Reinforcement Learning)+휴리스틱으로 의사결정. 밴딧으로 온라인 적응성 강화.

데이터/모델 라이프사이클: 수집→정화→특징화→학습→배포→모니터링→피드백 자동화. 품질 규칙과 성능 모니터링을 정책 엔진과 연계.

보안/프라이버시: 디바이스 인증, 경량 암호화, 온디바이스 마스킹/요약, 연합학습+차등프라이버시 옵션.

테스트베드: KubeEdge/EdgeX + Kubernetes, Wi‑Fi 6/6E, 5G SA, 장애/혼잡/이동성 주입. 스트림 처리(Flink/Spark), 저장(TSDB(시계열 데이터베이스, Time Series Database)/객체저장소), 서빙(Ray Serve/TF Serving/ONNX Runtime).

평가: E2E 지연, SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 위반률, 처리량, 비용/전력, 데이터 품질/드리프트, 복구시간, 오토스케일 수렴.

**Expected Research Outcomes**

* CEI(클라우드–엣지–IoT, Cloud–Edge–IoT) 자동화 프레임워크 및 레퍼런스 구현 공개.
* SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 인지형 자원 관리 정책과 설계 가이드 제공.
* 데이터/모델 라이프사이클 자동화 템플릿과 품질 규칙 제공.
* 테스트베드/데이터셋/CI 공개로 재현성 확보.

**Key Words**

Cloud–Edge–IoT, Intelligent Resource Management, SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective)-aware Scheduling, Offloading, MLOps(머신러닝 운영, MLOps), DataOps(데이터 운영, DataOps), Federated Learning, Stream Processing, KubeEdge, Kubernetes.

# 1) 연구 제목

클라우드–엣지–IoT 통합 구조에서의 지능형 자원 관리 시스템 연구

# 2) 배경 및 필요성

CEI(클라우드–엣지–IoT, Cloud–Edge–IoT) 환경은 다양한 이기종 자원과 급변하는 네트워크 상태로 인해 정적 정책으로는 일관된 SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 보장이 어렵다.

현존 오케스트레이션은 컨테이너/함수 단위의 스케일은 우수하나, 계층간 오프로딩/압축/캐싱의 동적 결정을 내재화하지 못한다.

# 3) 연구 목표

* 전과정 자동화 프레임워크 설계 및 구현.
* SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 인지형 멀티티어 스케줄러와 적응형 오프로딩/압축/캐싱.
* 혼합 DAG(유향 비순환 그래프, Directed Acyclic Graph) 실행/컴파일러 및 정책 엔진 연계.
* 재현 가능한 테스트베드/KPI로 정량 평가 및 가이드 제시.

# 4) 통합 아키텍처

* 컨트롤 플레인: 정책 엔진, SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 스케줄러, 카탈로그, 텔레메트리.
* 데이터 플레인: 수집(MQTT(경량 메시징 프로토콜, MQTT)/HTTP/Kafka)–처리(Flink/Spark)–저장(TSDB(시계열 데이터베이스, Time Series Database)/객체저장소)–서빙(Ray/TF/ONNX).
* 보안/프라이버시: 인증/암호화/프라이버시 보존 처리(연합학습/차등프라이버시).

# 5) 핵심 모듈

* 지능형 스케줄러(RL(강화학습, Reinforcement Learning)+휴리스틱): 지연/비용/정확도 가중 최적화.
* 적응형 오프로딩/압축/캐싱: 네트워크/부하/품질 신호 기반.
* DAG(유향 비순환 그래프, Directed Acyclic Graph) 컴파일러: 워크로드를 계층별로 분할 배치, 데이터 이동 비용 포함.
* 품질/옵스: 데이터/모델 품질 규칙, 자동 재학습/롤백/카나리아.

# 6) 연구 질문(RQ) & 가설(H)

* RQ1/H1: SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 위반률 30%+ 감소 가능 여부.
* RQ2/H2: 동일 SLO에서 비용 15–25% 절감 또는 지연 20%+ 개선.
* RQ3/H3: 품질 자동화로 드리프트/회귀 사고 40%+ 저감.
* RQ4/H4: 혼합 DAG로 처리량 1.3×, 평균 지연 25%↓.

# 7) 방법론

테스트베드/데이터/지표/분석 방법은 Summary에 기재된 구성과 동일하며, 다음을 보완한다:

* SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 위반 비용 모델을 정의하고, 정책 엔진의 보상 함수로 사용.
* 실시간/마이크로배치 혼합 워크로드의 DAG(유향 비순환 그래프, Directed Acyclic Graph) 분할 기준(연산/데이터 의존성/지연 민감도)을 수식화.
* 엣지 선택/집합 최적화(지연/부하/연결성)를 근사 알고리즘으로 해결.

# 8) 성능 평가 계획

**8.1** **벤치마크/평가 계획 표 (단위/샘플 크기/반복/통계 검정)**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **시나리오** | **워크로드** | **KPI (단위)** | **샘플 크기 n** | **반복 k** | **통계 검정** | **베이스라인 → 제안기법** |
| 영상 분석(프라이버시) | RTSP(실시간 스트리밍 프로토콜, Real-Time Streaming Protocol) 다중 스트림 + 객체탐지/마스킹 | E2E 지연(ms), SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 위반률(%), 백홀 절감(%) | n=30 세션/조건 | k=5 반복 | 혼합효과모형 + ANOVA(사후검정 Tukey), 95% CI | K8s(쿠버네티스, Kubernetes) 기본+고정 오프로딩 → SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 스케줄러+적응 오프로딩/압축/캐싱 |
| 예지 보전(시계열) | 센서 시계열 + 이상탐지 | 지연(ms), 처리량(req/s), 전력(W) | n=30 배치/조건 | k=5 반복 | 혼합효과모형 + t-test/ANOVA, 생존분석(중단시간) | KEDA(이벤트 기반 오토스케일러, Kubernetes Event-driven Autoscaling)/Knative(서버리스 실행 프레임워크, Knative) 기본 → SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 스케줄러+DAG(유향 비순환 그래프, Directed Acyclic Graph) 분할/캐싱 |
| 모바일 AR | 분할추론 + 인코딩 파이프라인 | 95%tile 지연(ms), QoE(VMAF(체감 품질 지표, VMAF)), 배터리(mWh) | n=30 세션/조건 | k=5 반복 | ANOVA + Cliff’s δ(효과크기), 95% CI | 고정 배치/프리셋 → 밴딧/RL(강화학습, Reinforcement Learning) 프리셋/마이그레이션 |
| 버스티/장애 복구 | 부하 급증/노드 장애 주입 | 복구시간(ms), 재시도(회), 손실율(%) | n=20 이벤트/조건 | k=5 반복 | 생존분석(Kaplan–Meier) + 로그랭크 테스트 | 기본 HPA(수평 파드 오토스케일, Horizontal Pod Autoscaler)/재시작 → 정책 가드레일+선제 스케일/마이그레이션 |

* 베이스라인: K8s(쿠버네티스, Kubernetes) 기본 스케줄링 + 고정 오프로딩/스케일 + KEDA(이벤트 기반 오토스케일러, Kubernetes Event-driven Autoscaling)/Knative(서버리스 실행 프레임워크, Knative).
* 지표: E2E 지연/지터, SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 위반률, 처리량, 비용/전력, 품질 지표, 복구시간, 수렴속도.
* 분석: 혼합효과/ANOVA/생존분석, 파레토 프런티어, 큐잉/코스트 모델, 민감도.

# 9) 기대 결과 및 기여

* CEI(클라우드–엣지–IoT, Cloud–Edge–IoT) 자동화 프레임워크/코드/데이터 공개.
* 운영 가이드와 실무 적용 가능 레시피 제공.
* 학술적 성과: 스케줄링/오프로딩/데이터 품질 통합 모델.
* 테스트베드/KPI로 정량 평가 및 가이드 제시.

# 10) 참고 문헌 (Related Work) 요약

1. [RW1] “The Case for VM(가상머신, Virtual Machine)-Based Cloudlets in Mobile Computing,” IEEE Pervasive Computing, 2009.

* 장점: 엣지 인프라의 '클라우드렛' 개념을 정립하고 근접 연산으로 지연 감소의 이점을 선도적으로 제시.
* 단점: 비전 중심으로 대규모 정량 실험과 다양한 워크로드 비교는 제한적.

1. [RW2] “Edge Computing: Vision and Challenges,” IEEE Internet of Things Journal, 2016.

* 장점: 엣지 컴퓨팅의 개념/아키텍처/과제를 종합적으로 정리한 대표 비전/서베이 논문.
* 단점: 정량적 KPI 비교나 구현 세부(오케스트레이션 지연/마이그레이션) 사례는 제한.

1. [RW3] “A Survey on Mobile Edge Computing: The Communication Perspective,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017.

* 장점: 통신 관점에서 오프로딩/자원관리 문제를 체계적으로 분류/정리한 고피인용 서베이.
* 단점: 아키텍처별(Cloudlet/Fog/Federation) 교차 실험 비교와 전구간 오케스트레이션 지표는 상대적으로 부족.

1. [RW4] “Fog and IoT: An Overview of Research Opportunities,” IEEE Network, 2016.

* 장점: Fog-IoT 융합의 기회/과제를 네트워킹 중심으로 체계화, 근원지 전처리/대역폭 절감의 가치 명시.
* 단점: 응용별 KPI(지연/지터/연속성)와 운영 자동화(스케줄링/정책)의 정량 평가가 제한.

1. [RW5] “Computation Offloading and Resource Allocation for Mobile Edge Computing,” IET Communications, 2019.

* 장점: 오프로딩과 자원할당의 결합 최적화를 수학적으로 정식화하여 통신-계산 자원 결합 전략 제시.
* 단점: 엔드-투-엔드 시스템 수준의 오케스트레이션 지연/이동성 시나리오 실증은 제한.

1. [RW6] “AccuMO: Accuracy-Centric Multitask Offloading in Edge-Assisted Mobile AR,” ACM MobiCom, 2023.

* 장점: 정확도 중심의 멀티태스크 오프로딩 프레임워크로 AR의 정확도/지연 트레이드오프 개선을 실험적으로 제시.
* 단점: 특정 AR 태스크/디바이스에 초점이라 범용 워크로드/다양한 엣지 인프라로 일반화하려면 추가 검증 필요.

# 11) 제안 기법 (성능, 방식, 알고리즘)

SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 인지형 멀티티어 스케줄러 + 적응형 오프로딩/압축/캐싱 + DAG(유향 비순환 그래프, Directed Acyclic Graph) 컴파일러 + 정책 엔진의 결합.

* 상태/행동/보상 정의 및 오프폴리시 RL(강화학습, Reinforcement Learning) + 온라인 밴딧 혼합.
* 제약최적화(지연 SLA(서비스 수준 협약, Service Level Agreement)) 하 비용 최소화/지연 최소화의 이중 모드 지원.
* 안전장치: 휴리스틱 가드레일/롤백/카나리아/실험 게이트.

**11.1 심볼 테이블 (기호 정의)**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **기호** | **의미** | **단위/범위** | **비고** |
| L | E2E 지연 | ms | L = L\_proc + L\_play + RTT(왕복 지연, Round Trip Time) |
| L\_proc | 처리지연(인코딩/추론/큐잉) | ms | 계층/노드별 상이 |
| L\_play | 재생/디코딩 지연 | ms | 비디오/AR 파이프라인 |
| RTT  (왕복 지연, Round Trip Time) | 네트워크 왕복 지연 | ms | 무선/백홀 상태 함수 |
| τ | SLO(지연 한계) | ms | 작업/세션별 정의 |
| w\_d,w\_c,w\_e,w\_q | 지연/비용/에너지/품질 가중치 | ℝ≥0 | 목적식 가중치 |
| QoE(v) | 품질 지표(PSNR(피크 신호대잡음비, PSNR)/VMAF(체감 품질 지표, VMAF)/정확도 등) | - | 태스크 v 기준 |
| c(/) | 비용 함수(요금/전송) | 통화/크레딧 | 계층/시간 가변 |
| E | 에너지 소모 | J 또는 mWh | 디바이스/엣지 합산 |
| P(v) | 태스크 v의 배치 결정 | {Dev,Edge,Cloud} | 의사결정변수 |
| cap\_t | 계층 t의 자원 한도 | CPU/GPU/메모리/NW | 제약식 |
| u\_t | 계층 t의 현재 사용량 | 동일 단위 | u\_t ≤ cap\_t |
| CP\_j | 작업 j의 크리티컬 패스 | 그래프 경로 | Σ\_{i∈CP\_j} L\_i ≤ τ\_j |
| θ | 텔레메트리(관측) | 벡터 | RTT(왕복 지연, Round Trip Time), 손실, 지터, 부하 등 |
| π\* | 최적 정책 | mapping | 상태→행동 |
| δ | SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 위반 위험 임계치 | 0–1 | 가드 트리거 |
| ε | 오프로딩 판단 임계 | ms | 로컬 vs 엣지 비교 |
| λ\_c,λ\_e,λ\_q | 보상 가중치 | ℝ≥0 | 비용/에너지/품질 |

**11.2 상태/행동/보상 정의 표**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **구분** | **항목** | **정의/예시** | **주석** |
| 상태 s | 네트워크 | RTT(왕복 지연, Round Trip Time), 손실, 지터, 대역폭 | OpenTelemetry/에뮬레이터 |
|  | 부하/자원 | CPU/GPU/메모리/IO/큐길이 | Prometheus/GPU-telemetry |
|  | 데이터 품질 | 결측/스큐/드리프트 지표 | 데이터 품질 엔진 |
|  | 모델 품질 | 정확도/PSNR(피크 신호대잡음비, PSNR)/VMAF(체감 품질 지표, VMAF)/지연 | 온라인/섀도우 평가 |
|  | 비용/전력 | 분당 과금/소비전력 | 요금 계산기/전력계 |
| 행동 a | 배치/마이그 | migrate(v,t→t') | 라이브/콜드 옵션 |
|  | 스케일 | scale\_out/in, GPU on/off | 쿨다운 필요 |
|  | 오프로딩 | offload(v, Dev↔Edge/Cloud) | 임계 기반 |
|  | 압축/프리셋 | encode\_preset↓, compression↑ | 지연↔품질 트레이드오프 |
|  | 캐싱/경로 | cache↑, QoS(서비스 품질, Quality of Service) path change | SDN(소프트웨어 정의 네트워킹, Software-Defined Networking)/우회경로 |
| 보상 R | 식 | R = -α/SLO\_viol - λ\_c/Cost - λ\_e/Energy + λ\_q/QoE(체감 품질, Quality of Experience) | 가중치 튜닝 |

**11.3 경계조건(Guard) 규칙 세트**

• 자원 가드: u\_t ≤ cap\_t - safety\_margin 미만일 때만 스케일-인/마이그레이션.

• SLO(서비스 수준 목표, Service Level Objective) 가드: Pr(SLO\_viol | θ) < δ 일 때만 품질 저하 액션(압축↑/프리셋↓) 허용.

• 예산 가드: 일/월 비용 상한 초과 시 비용 증가 액션(scale-out, cloud-bursting) 차단.

• 쿨다운 가드: 동일 태스크 연속 액션 간 최소 Δt\_cool 확보(플래핑 방지).

• 카나리아/롤백 가드: canary\_fail\_rate > η 이면 즉시 롤백.

• 데이터 품질 가드: 드리프트/결측 임계 초과 시 우선 정화/샘플링 정책 수행.

• 가용성 가드: 다중 AZ/노드 quorum 유지 전제 하에서만 마이그/리밸런스 허용.

# 12) Target Conference/Journal 및 일정

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Venue** | **Type** | **마감(현행 공지)** |
| ACM SoCC 2025 | Conference | Event: 2025-11-19~21 |
| IEEE TMC / IEEE IoT-J | Journal | 상시 투고 |

* M1: 요구/지표/품질 규칙 확정, 테스트베드 구축
* M2–M3: 모듈 구현 및 예비실험
* M4: 본 실험(버스티/장애/이동성)
* M5: 분석/그림/표/가이드 정리
* M6: 논문화/제출/코드 공개