

전기요금은 보이는데, 무엇을 줄일지는 안 보인다

“분전반 1대의 전력 신호를 22종 가전별 사용량으로 분해(NILM)하고, AI 에이전트가 진단·절감 미션까지 제안하는 자율 시스템 — 2026 기후에너지환경부 AX 경진대회 출품 (3인 팀) ”

프로젝트 배경 · 기여

[프로젝트 개요]

전기요금 고지서·한전 캐시백·스마트플러그 모두 “무엇을 줄여야 하는지”는 못 알려준다. 분전반 1대로 22종 가전을 분해(NILM)해 진단·절감 미션까지 제공하는 시스템으로 해결.

[프로젝트 기여]

MY ROLE

- NILM 딥러닝 분해 엔진 학습 — 22종 가전
- 추론 파이프라인 (양상블 → 후처리 → 가구 보정)
- FastAPI 백엔드 · TimescaleDB 데이터 파이프라인

[기술 스택]

Python · PyTorch · CNN / TDA Encoder · FastAPI · TimescaleDB(PostgreSQL) · LangGraph · GCP

핵심 설계 · 기법 (NILM)

★ NILM 분해 엔진 (핵심)

문제 분전반 단일 신호(30Hz)만론 어떤 가전이 요금을 올렸는지 알 수 없다. 초기 모델은 꺼진 가전을 ON으로 예측하고 누적 사용량 오차가 컸다.

설계 4개 가전군 specialized backbone + 멀티레이트 CNN + OFF suppression · per-house calibration 양상블.

지표 재정의

평균 오차(MAE)가 아니라 **서비스에 쓸 수 있는 기준** — 누적 사용량 오차(SAE)·사용 구간 탐지(event F1)로 검증.

추론 파이프라인

30Hz aggregate → 슬라이딩 윈도우 → Backbone 양상블 → 22ch 예측 → 후처리(OFF suppression-hysteresis) → per-house 보정 → ON/OFF·누적 사용량 산출

결과 · 결론 · 한계점

[핵심 성과] NILM 초기 → 최종

MY ROLE

지표	초기 모델	최종 모델
누적 사용량 오차 SAE	17.55%	1.35%
전력 예측 오차 MAE	20.64W	14.76W
사용 구간 탐지 Top-7 F1	0.808	0.977

+ Top-10 event F1 0.919 · 22종 가전 분해

[결론]

평균 오차만 낮추면 캐시백 계산이 들어진다 → 서비스 기준으로 지표를 재정의·단계 개선. NILM 출력이 상태 모니터링·AI 진단의 신뢰 가능한 입력이 됐다.

[한계점]

- 22종 → 50종+ 확장·사용자별 LoRA 필요
- NILM 엔진 및 데이터 해상도 한계로 가전기기별 사용량 예측도 떨어짐
- 가구 편차로 per-house 보정에 의존

배운 점

평균 오차(MAE) 최적화가 곧 서비스 품질은 아니다 — 꺼진 가전을 켜졌다고 예측하거나 누적 오차가 크면 캐시백 신뢰가 무너진다. 지표를 서비스 기준으로 재정의하고 OFF suppression·가전군 분리·가구 보정으로 단계적으로 개선한 경험을, 모델 성능을 실제 제품 가치로 잇는 역량으로 이어가고자 합니다.