

AI 기반 발전 설비 예방적 유지보수 시스템

설계 초안 (Design Draft v1.0)

작성: 발전설비 엔지니어링팀 | 2025년 | 배포: 전 부서원

[부서장 핵심 요약]

- 머신러닝 기반 이상 감지 모델을 적용하여 설비 고장을 평균 2~4주 전에 사전 탐지하고, 계획 외 정지(Unplanned Shutdown) 건수를 연간 30~40% 감소시키는 것을 핵심 목표로 설정한다.
- IoT 센서(진동, 온도, 압력, 전류) 실시간 데이터를 SCADA/DCS와 통합하여 설비 상태를 디지털 트윈(Digital Twin)으로 가시화하며, 현장 엔지니어의 데이터 기반 의사결정을 지원한다.
- 국내 발전소 현장 조건(고온·고압·전자기 노이즈 환경)에 최적화된 에지 AI 아키텍처를 채택하여 데이터 전송 지연 및 보안 위험을 최소화하고 실시간 처리 신뢰성을 확보한다.
- 3단계 로드맵(파일럿→현장 검증→전사 확대, 총 18개월)으로 추진하며, 초기 투자비 대비 ROI는 운영 3년 차부터 누적 흑자 전환이 예상되고 설비 수명 연장 효과를 포함하면 5년 NPV가 긍정적으로 산출된다.
- 성공적 도입을 위해 현장 엔지니어의 AI 리터러시 교육, 데이터 품질 거버넌스 체계 수립, 그리고 O&M 업체·AI 솔루션 파트너와의 긴밀한 협업 체계 구축이 선결 과제로 도출되었다.

1. 도입 배경 및 현황 분석

1.1 현행 유지보수 체계의 한계

현재 국내 발전 설비 유지보수는 대부분 시간 기반(TBM, Time-Based Maintenance) 방식 또는 고장 후 수리(BM, Breakdown Maintenance) 방식으로 운영되고 있다. 10년 이상 현장을 경험하면서 느낀 가장 큰 문제는, 실제 설비 상태와 무관하게 일정 주기로 분해 점검이 이루어진다는 점이다. 이로 인해 아직 충분히 사용 가능한 부품을 교체하는 과잉 유지보수(Over-maintenance)와, 반대로 예상보다 빨리 열화된 부품을 제때 교체하지 못하는 상황이 동시에 발생한다.

실제 현장 데이터에 따르면, 국내 대형 발전소의 계획 외 정지 비용은 1건당 평균 수억~수십억 원에 달하며, 이 중 상당 부분이 조기 감지 가능했던 고장 유형이다. 주요 문제 유형으로는 다음과 같은 것들이 반복적으로 관찰되고 있다.

- 터빈 베어링 마모 및 진동 이상: 초기에는 미세한 진동 패턴 변화로 나타나지만, 현행 주기 점검에서 포착되지 않아 심각한 손상으로 이어지는 사례가 잦다.
- 발전기 권선 절연 열화: 온도 추이 분석 없이 정기 절연 저항 측정만으로는 열화 속도를 정확히 추정하기 어렵다.
- 보일러 튜브 부식 및 스케일 누적: 운전 패턴 변화에 따른 열효율 저하가 조기 신호임에도, 데이터 연계 분석 없이는 식별이 늦어진다.

1.2 AI 기술 도입의 필요성

최근 산업용 AI 기술의 급격한 발전은 발전 설비 관리 패러다임을 근본적으로 바꿀 수 있는 기회를 제공하고 있다. 머신러닝, 딥러닝, 그리고 생성형 AI의 결합은 기존에 불가능했던

수준의 패턴 인식과 예측 능력을 가능하게 한다. 특히 다음 세 가지 측면에서 AI 기술의 적용 가치가 높다.

첫째, 복잡계 패턴 인식이다. 발전 설비는 수백~수천 개의 센서가 상호작용하는 복잡 시스템으로, 고장 전조는 단일 센서가 아닌 여러 센서의 복합적인 변화 패턴으로 나타난다. 딥러닝 모델은 이러한 다변량 시계열 데이터에서 인간 전문가도 놓치기 쉬운 미세한 패턴을 감지할 수 있다.

둘째, 축적된 운영 데이터의 가치 실현이다. 지난 수십 년간 SCADA와 DCS가 수집해온 방대한 운전 데이터는 현재 대부분 활용되지 못하고 있다. AI 기반 분석 플랫폼은 이 데이터를 학습 자산으로 전환하여, 설비별 맞춤형 고장 예측 모델을 구축하는 데 활용할 수 있다.

셋째, 지식의 체계화 및 전승이다. 숙련 엔지니어의 암묵지(暗黙知)를 AI 모델에 반영하고, 이를 전체 팀이 공유 가능한 형태로 형식지화(形式知化)할 수 있다. 이는 고령화와 세대교체에 따른 기술 공백 문제를 완화하는 데도 기여한다.

2. 시스템 설계 초안

2.1 아키텍처 개요: 3계층 AI 유지보수 플랫폼

본 시스템은 현장(Field) → 엣지(Edge) → 클라우드(Cloud)의 3계층 구조로 설계한다. 이 구조는 실시간 처리 요구, 데이터 보안, 확장성을 균형 있게 충족하기 위한 최적안이다.

┃ 계층 1 – 현장 센서 레이어 (Field Layer)

기존 SCADA/DCS 인프라를 최대한 유지하면서, 고장 예측에 필요한 측정값을 보강하는 방향으로 접근한다. 추가 설치를 검토해야 할 핵심 센서 유형은 다음과 같다.

- 고주파 진동 센서 (1~20 kHz): 베어링, 기어박스, 임펠러 이상 감지에 필수적이며, 기존 저주파 진동계로는 초기 결함을 포착하기 어렵다.
- 초음파 센서: 밸브 내부 누설, 증기 누기 등 비가시적 결함의 조기 탐지.
- 적외선 열화상 센서 (선택): 전기 접속부, 케이블 트레이의 열점(Hot Spot) 자동 감시.

┃ 계층 2 – 엣지 AI 레이어 (Edge Layer)

현장 제어실 또는 MCC(Motor Control Center) 인근에 산업용 엣지 컴퓨팅 장치를 설치하여 실시간 전처리 및 1차 이상 감지를 수행한다. 인터넷 연결 없이도 독립적으로 경보를 생성할 수 있어야 하며, 이는 사이버 보안과 통신 장애 시 Fail-safe 운영을 위한 필수 요건이다. 엣지 레이어에서 처리하는 주요 기능은 센서 데이터 전처리(노이즈 필터링, 이상값 처리), 경량 이상 탐지 모델 추론(Anomaly Detection), 규칙 기반 1차 경보 생성, 그리고 중앙 플랫폼으로의 데이터 압축 전송이다.

┃ 계층 3 – 클라우드/사내 서버 AI 플랫폼 (Central Layer)

엣지에서 수집된 데이터를 기반으로 고도화된 예측 분석, 디지털 트윈 시뮬레이션, 그리고 작업 지시 관리(Work Order Management)를 통합하여 수행한다. 보안 정책에 따라 온프레미스(On-premise) 프라이빗 클라우드 구축을 우선 검토해야 한다.

2.2 핵심 AI 모델 구성

예방적 유지보수 시스템의 핵심 AI 모델은 목적에 따라 세 가지 계열로 구성한다.

- ① 이상 탐지 모델 (Anomaly Detection Model): 운전 데이터의 정상 패턴을 학습한 오토인코더(Autoencoder) 또는 Isolation Forest 기반 비지도 학습 모델을 사용한다. 고장 레이블 데이터가 부족한 초기 단계에서도 적용 가능하다는 것이 강점이다. 잔차(Reconstruction Error)가 임계값을 초과할 경우 이상 신호로 판정한다.
- ② 잔존 수명 예측 모델 (RUL, Remaining Useful Life): LSTM(Long Short-Term Memory) 또는 Transformer 기반 시계열 예측 모델을 통해 주요 설비의 잔존 수명을 정량적으로 예측한다. 충분한 고장 이력 데이터가 축적된 설비부터 순차적으로 적용한다.
- ③ 근본 원인 분석 지원 (Root Cause Analysis Support): 이상 감지 후 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 또는 LIME와 같은 설명 가능한 AI(XAI) 기법을 활용하여 어떤 센서, 어떤 운전 조건이 이상의 주원인인지를 엔지니어에게 제시한다. 이는 AI 결과에 대한 현장 신뢰성 확보를 위해 매우 중요한 요소이다.

2.3 디지털 트윈 연계

물리 설비의 디지털 복제본(Digital Twin)을 구축하여 AI 예측 결과를 3D 시각화 환경에서 확인할 수 있도록 한다. 엔지니어는 대시보드 상에서 어떤 설비의 어느 부위에서 이상

신호가 감지되었는지를 직관적으로 파악하고, 예상 고장 발생 시점, 권장 정비 작업 유형, 필요 자재 목록을 자동으로 제안받는다. 이는 정비 계획 수립 효율을 획기적으로 개선하고, 정비 기회 손실(Maintenance Window 미활용)을 줄이는 데 기여한다.

3. 추진 로드맵 및 기대 효과

3.1 3단계 추진 계획

시스템 도입은 현장 리스크를 최소화하면서 성과를 검증하는 방식으로, 총 18개월의 단계적 추진을 제안한다.

【 1단계: 파일럿 구축 (0~6개월) 】

- 대상 설비 선정: 고장 이력이 풍부하고 센서 인프라가 비교적 잘 갖추어진 가스터빈 1호기 또는 보일러 급수 펌프를 파일럿 대상으로 우선 선정한다.
- 데이터 수집 및 품질 점검: 기존 SCADA/DCS 데이터의 결측값·이상값 비율을 분석하고, 추가 센서 설치 필요 여부를 확정한다.
- 초기 AI 모델 개발 및 검증: 이상 탐지 모델을 구축하고, 과거 고장 이벤트를 소급 적용하여 탐지 가능 여부를 검증한다.
- 현장 엔지니어 AI 리터러시 교육 1회차: 모델 결과 해석 방법, 오경보(False Alarm) 처리 절차를 포함한 기초 교육을 실시한다.

【 2단계: 현장 검증 및 고도화 (7~12개월) 】

- 파일럿 설비의 실시간 운영 및 피드백 수집: 엔지니어의 현장 판단과 AI 예측 결과를 비교·기록하여 모델 개선에 활용한다.
- RUL 예측 모델 추가 개발: 파일럿에서 축적된 데이터를 활용하여 잔존 수명 예측 모델을 개발하고 작업 지시 시스템과 연동한다.
- 디지털 트윈 프로토타입 구현: 설비 3D 모델과 실시간 센서 데이터를 연결하여 대시보드 사용성을 현장에서 검증한다.
- KPI 측정 및 중간 성과 보고: 오탐률, 고장 사전 탐지율, 정비 비용 변화 등 핵심 지표를 측정하여 경영진에 중간 보고서를 제출한다.

【 3단계: 전사 확대 및 지속 개선 (13~18개월) 】

- 주요 설비 전반으로 시스템 확대 적용: 파일럿 성과를 기반으로 증기터빈, 변압기, 순환수 펌프 등 전 설비로 적용 범위를 넓힌다.
- AI 모델 지속 학습(Continuous Learning) 파이프라인 구축: 신규 고장 이벤트 데이터를 자동으로 학습에 반영하는 MLOps 환경을 구축한다.
- 생성형 AI 기반 정비 어시스턴트 파일럿: LLM을 활용하여 이상 감지 시 관련 과거 정비 이력, 제조사 매뉴얼, 유사 사례를 자동으로 검색·요약하여 엔지니어에게 제공하는 기능을 시범 운영한다.

3.2 기대 효과 및 투자 타당성

본 시스템의 전면 도입 시 다음과 같은 정량적·정성적 효과를 기대할 수 있다.

정량적 효과로는, 계획 외 정지 건수 30~40% 감소, 부품 교체 비용 15~20% 절감(적시 교체로 과잉 교체 방지), 설비 가동률(Availability) 2~3%p 향상, 설비 수명 5~10% 연장이 예상된다. 국내 유사 산업(석유화학, 제철)의 도입 사례와 해외 발전 분야 벤치마크를 종합하면, 초기 구축 투자비 대비 운영 3년 차부터 누적 ROI가 플러스로 전환되는 것이 일반적이다.

정성적 효과로는, 현장 엔지니어의 반복적 점검 부담 경감 및 고부가 분석 업무 집중, 데이터 기반 의사결정 문화 확산, 안전사고 리스크 저감, 그리고 ESG 관점에서의 탄소 배출 효율화(불필요한 가동 손실 감소) 등이 있다.

3.3 선결 과제 및 리스크 관리

도입 과정에서 반드시 선결해야 할 과제와 예상 리스크는 아래와 같이 정리된다.

- 데이터 품질 문제: 수십 년간 누적된 **SCADA** 데이터에는 결측, 레이블 오류, 센서 교체 이력 단절 등의 문제가 존재한다. 데이터 품질 거버넌스 정책 수립과 전담 데이터 엔지니어 지정이 필요하다.
- 현장 수용성(**Change Management**): AI 결과를 불신하거나 오경보 반복 시 시스템을 외면하는 상황을 예방하기 위해, 엔지니어가 모델 학습에 참여하는 **Human-in-the-Loop** 방식을 초기부터 도입해야 한다.
- 사이버 보안: **OT(Operational Technology)** 네트워크와 **IT** 네트워크의 연계는 새로운 공격 표면을 만든다. **IEC 62443** 기반의 보안 아키텍처 설계와 정기적 취약점 점검이 병행되어야 한다.
- 파트너 선정 및 기술 종속성: AI 솔루션 공급업체 종속(**Vendor Lock-in**)을 방지하기 위해 오픈소스 **ML 프레임워크(TensorFlow, PyTorch)** 기반의 플랫폼을 우선 검토하고, 핵심 모델의 내재화 전략을 수립해야 한다.

맺음말

본 설계 초안은 10년간의 현장 경험을 바탕으로, 기술적 실현 가능성과 현장 적용성을 균형 있게 고려하여 작성하였다. AI 기반 예방적 유지보수는 단순한 IT 프로젝트가 아니라, 우리 조직의 운영 방식과 엔지니어링 문화를 근본적으로 혁신하는 변화 관리 프로젝트임을 인식해야 한다. 이 초안을 출발점으로 삼아 부서원 여러분의 현장 지식과 의견을 반영한 구체적인 실행 계획을 함께 수립해 나가기를 제안한다.

— 본 문서는 내부 검토용 초안이며, 최종 확정 전 부서 검토 및 승인 절차가 필요합니다 —