

IEC 61850 기반 분산에너지자원의 실시간 건전성 지수 산출 및 AI 예측을 통한 예지 보전 시스템 설계

임현성*, 임성훈**, 윤민호**, 김동진**

한국폴리텍대학 전북캠퍼스 스마트전기과*, 송실대학교 전기공학과**

Design of Predictive Maintenance System for Distributed Energy Resources Based on IEC 61850 Real-Time Health Index Computation and AI Prediction

Hyun-Sung Lim*, Sung-Hun Lim**, Min-Ho Yoon**, Dong-Jin Kim**

Korean Polytechnic University*, Soongsil University**

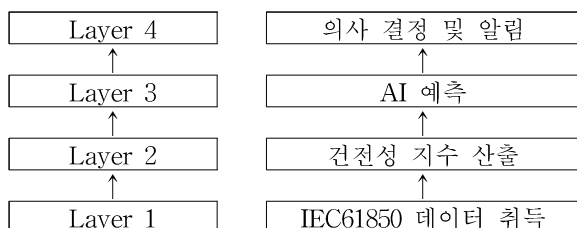
Abstract - This paper proposes an integrated predictive maintenance system for distributed energy resources (DER) based on the IEC 61850 standard communication framework. Real-time measurement data acquired via IEC 61850-7-420 logical nodes are used to calculate a health index (HI) through a combined FMEA-AHP-Fuzzy algorithm, which is then fed into a stacked LSTM network to predict the remaining useful life (RUL) as the time until HI reaches a predefined degradation threshold. The proposed system enables interoperable predictive maintenance applicable to heterogeneous DER equipment including photovoltaic systems, wind turbines, and energy storage systems.

1. 서 론

전력계통의 디지털 전환과 재생에너지 확대에 따라 분산에너지 자원(DER: Distributed Energy Resource)의 비중이 급증하고 있다. 태양광·풍력·ESS(Energy Storage System) 등 다양한 DER 설비는 동작 환경의 다변성으로 인해 예기치 않은 고장이 발생할 경우 계통의 신뢰성에 심각한 위험이 된다. 기존의 진단 방식은 인버터나 센서 데이터의 모니터링을 통해 관리가 이루어져 있으며 사후 보전(Corrective Maintenance) 또는 주기적 예방 보전(Preventive Maintenance) 방식으로 비계획 정전 및 과잉 유지 보수라는 한계를 가지고 있다[1]. 이를 극복하기 위해 설비의 현재 상태를 실시간으로 진단하고 잔존 수명을 예측하는 예지 보전 기술이 필요하다. IEC 61850은 변전소 자동화 및 DER 통신의 국제 표준으로 Goose(Generic Object-Oriented Substation Event) 및 SV(Sampled Value) 메시지를 통해 표준화된 설비의 데이터 프로토콜을 제공한다[2]. 본 논문에서는 이 표준 통신 프레임워크를 기반으로 실시간 건전성 지수 산출 및 AI 기반 고장 예측 모듈을 결합한 통합 예지 보전 시스템을 제안하고자 한다.

2. 시스템 아키텍처

IEC 61850 표준 데이터를 기반으로한 분산에너지자원의 실시간 건전성 지수 산출 및 AI 예측 모델을 통한 예지 보전 시스템은 다음과 같은 계층 구조로 구성된다.



2.1 IEC 61850 데이터 취득

IEC 61850-7-420에 정의된 논리 노드(DRCS, MMXU, ZBAT 등)를 통해 DER 설비의 IED(Intelligent Electronic Device) 전압, 전류, 주파수, 온도, SOC 등의 계측값을 표준 데이터로 도출한다.

표. 태양광 인버터 논리노드 예시

논리노드	DO (데이터객체)	CDC	설명
LLN0	Mod	ENC	운전모드 설정
	Beh	ENS	현재 동작 상태
	Health	ENS	장치 건전성 상태
LPHD	PhyHealth	ENS	물리 장치 건전성
	PhyNam	DPL	장치 명판 정보
	Proxy	SPS	프록시 동작 여부
DRCS	OutWSet	ASG	유효전력설정값
	OutVarSet	ASG	무효전력설정값
	EEHealth	ENS	외부 장치 건전성
	OpTmmsRs	ING	동작 타이머 재설정
MMXU	Mod	ENC	운전모드
	PhV	WYE	상전압(L1, L2, L3)
	A	WYE	상전류(L1, L2, L3)
	TotW	MV	총 유효전력
	TotVAr	MV	총 무효전력
MPVS	Hz	MX	주파수
	InBal	MV	일사량
	ModTmp	MV	모듈 온도
	DcV	MV	DC 전압
	DcA	MV	DC 전류
	EvBal	BCR	누적발전량

2.2 건전성 지수 산출

건전성 지수(HI)는 0~1 범위로 정규화된 설비의 종합적인 상태를 진단하는 지수이다. 본 논문에서는 FMEA를 통해 DER 설비의 잠재 고장 모드를 식별하고 각 고장 모드의 RPN을 산출하여 진단 항목의 상대적 중요도를 정량화하였다. 다음으로 FMEA에서 도출된 진단 항목을 계층 구조로 배열하고 RPN 비율을 초기 참조값으로 활용하여 AHP 쌍대비교 행렬을 구성함으로써 항목 간 가중치 벡터 w 를 산출하였다. 이후 IEC 61850으로부터 취득한 계측값을 Fuzzy 멤버십 함수로 변환하고, AHP에서 산출된 가중치를 Mamdani 추론 엔진에 반영하여 역퍼지화함으로써 최종 건전성 지수 HI를 도출하였다.

식 (1)에서 RPN(Risk Priority Number)은 각 고장 모드의 우선 순위를 나타내는 지표로 다음과 같이 계산된다.

$$RPN_k = S_k \times O_k \times D_k \quad (\text{식 1})$$

여기서, S(Severity, 영향도)는 고장 발생 시 계통에 미치는 영향의 심각도, O(Occurrence, 발생도)는 해당 고장 모드의 발생 빈도, D(Detectability, 검출도)는 고장을 사전에 검출할 수 있는 용이성을 각각 1~10점으로 평가한 값이다. 즉, RPN이 높을수록 해당 고장 모드가 진단 우선 순위에서 높은 가중치를 부여받는다.

식 (2)에서 $\lambda_{\max}$ 는 쌍대비교 행렬의 최대 고유값이며, n 은 비교 항목의 수이다. 일관성 지수 CI(Consistency Index)는 다음과 같이 계산된다.

$$CI = (\lambda_{\max} - n) / (n - 1) \quad (\text{식 2})$$

CR(Consistency Ratio)는 CI를 동일 크기의 무작위 행렬에 대한 평균 일관성 지수 RI(Random Index)로 나눈 값으로, CR이 0.1이하일 경우 가중치 벡터 w 의 일관성이 확보된 것으로 판단한다.

$$CR = CI / RI \quad (\text{식 3})$$

CR>0.1인 경우 전문가 피드백 루프를 통해 쌍대비교 행렬을 재조정하고 CR이 기준을 만족할 때까지 반복한다.

$\mu_i(x_i)$ 는 I번째 진단 항목의 예측값 x_i 에 대한 멤버십 함수 값으로 0~1범위로 정규화된 소속 정도를 나타내며 Mamdani 방식의 추론 결과를 역퍼지화하여 HI 값을 산출한다.

$$HI = y^* \in (\sum w_i \sim \mu_i(x_i)) \quad (\text{식 4})$$

산출된 HI는 1에 가까울수록 설비가 정상 상태임을 의미하며, 0에 가까울수록 고장위험이 높은 상태이다.

2.3 AI 기반 고장 예측 모델

건전성 지수 HI는 설비의 열화가 진행됨에 따라 시간적 연속성을 가지며 감소하는 비선형 시계열 특성을 보인다. 이러한 장기 의존성을 효과적으로 학습하기 위해 본 논문에서는 LSTM(Long Short Term Memory) 네트워크를 예측 모델로 사용하였다. LSTM은 기존의 RNN의 기울기 소실 문제를 게이트 구조(입력, 망각, 출력게이트)를 통해 극복하여 장기 시계열 패턴 학습에 적합하여, 설비의 열화 곡선과 같이 완만하고 비선형적인 추세를 가진 데이터에 대해 우수한 예측 성능을 보인다.

학습 데이터는 IEC 61850으로부터 취득한 HI 시계열을 슬라이딩 윈도우 방식으로 분할하여 윈도우 크기 T 내의 HI 시퀀스를 입력, 다음 시점의 HI값을 출력으로 하는 지도학습 쌍 (x, y) 를 생성하였다. 입력 데이터는 최소값 $x_{\min}$ 과 최대값 $x_{\max}$ 를 기준으로 식 (5)와 같이 Min-Max 정규화를 수행하여 모델 수렴의 안전성을 확보하였다.

$$x_{\text{norm}} = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (\text{식 5})$$

위와 같이 설계된 LSTM 네트워크는 3개의 LSTM 레이어를 직렬로 구성하여 각 레이어의 은닉 유닛수를 점진적으로 축소하여 시계열 특징을 계층적으로 압축하였다. 과적합 방지를 위하여 LSTM 레이어 이후 Dropout을

적용하여 다음 시점의 HI값을 회귀 예측하였다[3].

설비 제조사 사양, 운영기준 또는 과거 고장 통계 데이터를 근거로 설비의 안전 운전 하한의 기준값 θ 를 설정하고 이를 기본 임계값으로 설정하여 설비의 예상 수명 RUL(Remaining Useful Life, 잔존 유효 수명)을 다음과 같이 계산된다.

$$RUL(t) = \min \{ \tau > 0 | HI(t + \tau) < \theta \} \quad (\text{식 6})$$

여기서, t 는 현재 시점, τ 는 현재 시점으로부터 경과 시간, θ 는 사전 정의된 임계값이다. 산출된 RUL은 Layer 4의 의사결정 및 알람 모듈로 전달되어 정비 스케줄링 및 경보 발령의 기준으로 활용된다.

3. 결론

본 논문에서는 IEC 61850 표준 통신 프레임워크를 기반으로 분산에너지 자원(DER) 설비의 실시간 건전성 지수를 산출하고, AI기반 잔존 유효 수명 예측 모듈과 연계한 통합 예지 보전 시스템을 제안하였다. IEC 61850-7-420에 정의된 표준 논리 노드를 통해 DER 설비의 다변량 계측 데이터를 실시간으로 취득한 후 FMEA·AHP·Fuzzy를 결합한 복합 알고리즘을 통해 설비의 종합적인 상태를 0~1 범위의 건전성 지수(HI)로 정량화하였다. HI 시계열을 입력으로 하는 LSTM 기반 딥러닝 모델을 통해 미래 열화 궤적을 예측하고 RUL을 산출하며, 산출된 RUL을 기반으로 정비 스케줄링 및 경보 발령 등의 의사결정의 기준으로 활용될 수 있다.

제안한 시스템은 국제 표준 데이터 모델을 기반으로 태양광·풍력·ESS 등 이기종 DER 설비에 범용적으로 적용 가능한 데이터 취득 체계를 구성하였으며 FMEA로 도출한 고장 모드별 RPN을 AHP 쌍대비교 행렬의 초기 참조값으로 활용함으로써 객관적 가중치 산출 방법을 제시하였다. 마지막으로 LSTM 네트워크의 장기 의존성 학습 능력을 활용하여 비선형 열화 패턴을 효과적으로 모델링하고, 사전 정의된 임계값 θ 에 기반한 예측 방식으로 RUL을 산출함으로써 예지 보전의 실용적 적용 가능성을 제시하였다.

향후 연구에서는 실제 DER 운영 환경에서 취득한 실증 데이터를 활용하여 제안 시스템의 건전성 지수 산출 정확도 및 RUL 예측 성능을 정량적으로 검증하고자 한다.

[참 고 문 헌]

- [1] M. Andrychowicz and P. Ostrowski, "From Corrective to Predictive Maintenance - A Review of Maintenance Approaches for the Power Industry," Sensors, vol. 23, no. 13, p. 5970, 2023.
- [2] IEC 61850-7-420:2021, Communication Networks and Systems for Power Utility Automation - Part 7-420: Basic Communication Structure - Distributed Energy Resources and Distribution Automation Logical Nodes, International Electrotechnical Commission, Geneva, Switzerland, 2021.
- [3] X. Li, Q. Ding, and J.-Q. Sun, "Remaining Useful Life Estimation in Prognostics Using Deep Convolution Neural Networks," Reliability Engineering & System Safety, vol. 172, pp. 1 - 11, 2018.