

배전계통 보호협조에서의 ML의 역할 검토

최연흠, 김창민, 최준호, 윤상윤, 안선주

전남대

A review of the role of machine learning in distribution system protection coordination

Yon-Hum Choi, Chang-Min Kim, Joon-Ho Choi, Sang-Yun Yun, Seon-Ju Ahn
Chonnam National University

Abstract - 배전계통에서 인버터 기반 분산형 전원의 연계 증가로 인해 기존 보호협조 방식의 한계가 부각되고 있다. 인버터 기반 분산형 전원은 고장전류의 크기 및 방향 변화를 유발하며, 기존 고정 임계값 기반 보호 방식의 Selectivity, Sensitivity, Speed 동시 확보의 어려움을 발생시킨다. 이에 따라 다양한 운전 조건 및 계통 변화에 적용 가능한 머신러닝(Machine Learning, ML) 기반 보호 기법에 대한 연구가 활발히 수행되고 있다. 본 논문에서는 최근 제안된 ML 기반 배전계통 보호협조 기법들을 분석하고, 배전계통 보호협조에서의 ML의 역할에 대해 검토한 내용을 서술하였다.

1. 서 론

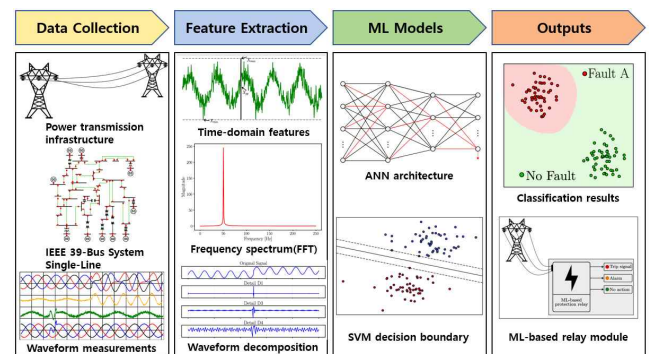
배전계통에서 태양광 및 풍력과 같은 인버터 기반 분산형 전원의 연계가 증가하면서 기존 보호 시스템의 한계점 및 문제점이 발생하고 있다. 기존 보호 방식은 주로 고정 임계값 및 시간-전류 특성 기반의 Rule-based 구조로 구성되어 있으며, 정상상태와 고장 상태를 명확히 구분할 수 있는 일정한 고장전류 특성을 가정한다. 그러나 분산형 전원이 연계된 배전계통에서는 비선형성 및 운전 불확실성이 증가하며, 기존 방식만으로는 다양한 운전 조건에 대한 안정적인 보호협조 유지가 어려워지고 있다. ML은 다양한 운전 조건에서 생성되는 데이터를 학습하여 고장 패턴 및 계통 상태를 인식할 수 있으며, 이를 통해 기존 Rule-based 보호 방식의 한계를 보완할 수 있는 기술로 주목받고 있다[1, 2]. 본 논문에서는 최근 제안된 ML 기반 배전계통 보호협조 관련 선행연구들을 분석하고, ML의 적용 위치 및 역할에 따라 분류하였다. 또한 각 기법의 보호의사결정 구조와 특징을 비교·분석하고, 실제 배전계통 적용을 위한 한계를 분석하였다.

2. 본 론

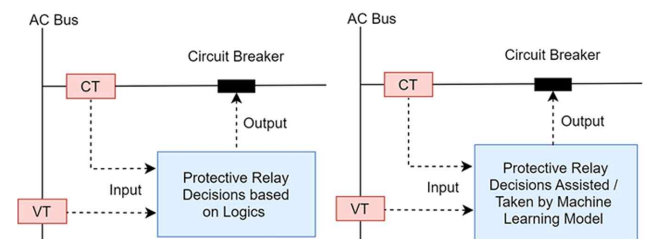
2.1 ML 기반 배전계통 보호협조 연구 동향

최근 전력계통 보호 분야에서는 머신러닝 기반 연구가 급격히 증가하고 있으며, 특히 Fault Detection(FD), Fault Classification(FC), Fault Localization(FL)분야가 중심으로 수행되고 있다[2]. 기존 보호 방식은 고정 임계값 및 수학적 모델 기반 구조로 구성되어 있어 다양한 운전 조건 및 계통 변화에 대한 유연한 대응에 한계가 있다. 특히 인버터 기반 분산형 전원의 증가로 인해 고장전류의 크기 및 방향 변화가 발생하면서 기존 과전류 보호 방식의 보호협조 성능 저하 문제가 발생하고 있다. 이에 따라 최근 연구에서는 전류, 전압 waveform과 같은 계측 데이터를 기반으로 고장 패턴 및 계통 상태를 학습하는 ML 기반 보호 기법이 활발히 연구되고 있다. ML 기반 보호 시스템은 그림 1과 같이 "Data → Feature → ML Model → Decision" 구조로 구성되며, 다양한 운전 조건에서 생성되는 데이터를 기반으로 보호 의사결정을 수행한다[1]. 기존 보호계전기 가 고정 임계값 및 논리 기반의 Rule-based 구조를 사용하는 반면, ML 기반 보호 시스템은 데이터 기반 학습을 통해 복잡한 계통 상황에서 유연한 보호 동작이 가능하다는 특징을 가진다.

그림 2는 기존 Rule-based 보호와 ML 기반 보호의 구조 차이를 나타낸다.



〈그림 1〉 ML 기반 전력계통 보호 시스템 구성 예시



〈그림 2〉 기존 Rule-based 보호와 ML 기반 보호 구조 비교

2.2 ML 기반 보호협조 기법 분석

최근 제안된 ML 기반 보호협조 기법들을 ML의 보호 의사결정 구조 및 적용 위치에 따라 표 1과 같이 분류하였다. 보호동작 직접 결정형은 ML이 고장 여부, Trip 동작을 직접 판단하는 구조이며, Relay Setting 적용형은 ML이 계통 상태, 고장 위치를 인식하여 최적의 Relay Setting을 선택, 산정하는 구조이다.

〈표 1〉 ML 기반 배전계통 보호협조 기법 분류

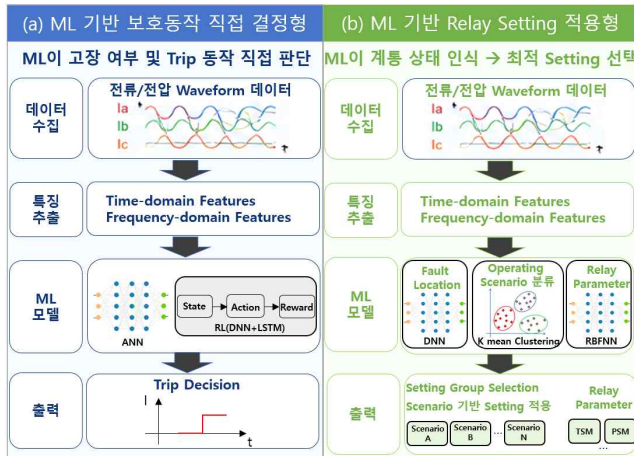
분류	세부 분류	선행 논문	ML 적용 위치	적용된 기법	ML 출력
ML 기반 보호 동작 직접 결정형		[3]	Relay 내부 의사결정	RL (DNN+ LSTM)	Trip 동작
		[4]	보호 알고리즘	ANN	고장 위치 Trip 동작
ML 기반 Relay Setting 적용형	간접 결정형	[5]	Fault Location 식별	GA-SQP + DNN	Fault location index
		[6]	Operating Scenario 분류	K-mean clustering + SVM	Operating Scenario class
	직접 산출형	[7]	Relay Parameter 계산	RBFNN	TSM, PSM

2.2.1 ML 기반 보호동작 직접 결정형

보호동작 직접 결정형은 ML이 고장 여부 및 보호 동작을 직접 판단하는 구조로 구성된다. 기존 보호계전기의 고정 임계값 기반 구조 대신, 전류 및 전압 waveform과 같은 계측 데이터의 시간적·공간적 패턴을 학습하여 보호 동작을 수행한다는 특징을 가진다. RL 기반 보호 방식에서는 보호계전기를 RL Agent로 모델링하고, 전압·전류 시계열 데이터를 기반으로 Countdown timer 및 Trip 정책을 학습한다[3]. ANN 기반 보호 방식에서는 전압 및 전류 waveform 데이터를 입력으로 사용하여 고장 위치 및 Trip 동작을 직접 판단한다. 특히 Centralized Controller(CE)와 Zone Controller(ZO)를 병렬 구조로 구성하여 중앙 보호 및 구간 보호를 동시에 수행하며, 다양한 계통 상태 및 운전 조건에서도 안정적인 보호 동작을 수행할 수 있도록 구성되었다[4]. 복잡한 계통 상황에 대해 유연한 보호 동작이 가능하다는 장점이 있으나, 대규모 학습데이터가 필요하며 실제 계통 적용 시 신뢰성 및 일반화 성능 검증이 필요하다.

2.2.2 ML 기반 Relay Setting 적용형

Relay Setting 적용형은 기존 보호계전기의 보호 구조를 유지하면서 ML을 이용하여 계통 상태 인식 및 Relay Setting 자동 산정 기능을 수행하는 방식이다. DNN 기반 Adaptive Protection 방식에서는 Hybrid GA-SQP를 이용하여 다양한 고장 위치에 대한 Relay Setting Group을 사전에 계산하고, Online 단계에서 DNN이 실시간 계전기 전류 데이터를 기반으로 고장 위치를 식별하고, 해당 위치에 대응하는 Setting Group을 선택하여 적용한다[5]. 또한 Operating Scenario 기반 Adaptive Protection 방식에서는 다양한 계통 운영상태를 사전에 생성하고, K-means Clustering을 통해 유사한 운영상태를 그룹화한다. 이후 SVM을 이용하여 현재 계통 상태를 분류하고, 해당 Cluster에 대응하는 최적 Relay Setting을 적용한다[6]. RBFNN 기반 보호 방식에서는 ML이 TSM, PSM 등의 Relay Parameter를 직접 산정하여 DG가 연계된 계통에서도 보호협조를 유지하도록 구성하였다[7]. 기존 보호계전기 구조를 유지할 수 있어 실제 적용 가능성이 높다는 장점이 있으나, 대부분 제한된 시뮬레이션 기반 데이터에 의존한다는 한계가 존재한다.



〈그림 3〉 ML 기반 보호협조 기법의 보호 의사결정 구조 비교

2.3 ML의 역할 및 한계 분석

ML 기반 보호협조 연구에서는 ML이 단순 고장 검출 기능뿐 아니라 보호 의사결정 과정 전반에 활용되고 있다. 특히 최근 연구들은 ML의 역할에 따라 크게 "보호동작 직접 결정형"과 "Relay Setting 적용형" 구조로 구분할 수 있다. 보호동작 직접 결정형은 ML이 고장 여부 및 Trip 동작을 직접 판단하는 구조로, 기존 보호계전기의 Rule-based 구조를 데이터 기반 방식으로 수행한다. waveform 기반 데이터 학습을 통해 복잡한 계통 상황에서도 유연한 보호 동작이 가능하다는 장점이 있으나, 대규모 학습데이터 요구, 일반화 성능 문제 및 실제 계통 적용 시 신뢰성 확보가 중요한 과제로 남아 있다. 반면 Relay Setting 적

용형은 기존 보호계전기의 구조를 유지하면서 ML을 보조적으로 활용하는 방식으로, 실제 산업 적용 가능성이 상대적으로 높다. 특히 ML을 이용하여 고장 위치 및 계통 상태를 인식하고 최적 Setting Group을 선택하거나 Relay Parameter를 자동 산정함으로써 다양한 운전 조건에서도 보호협조를 유지할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 대부분 시뮬레이션 기반 데이터에 의존하고 있으며, 실제 배전계통에서 발생 가능한 다양한 운전 조건 및 통신 지연, 데이터 품질 문제 등에 대한 추가 검증이 필요하다. 또한 IEEE PSRC 보고서에서는 AI/ML 기반 보호 기술을 기존 보호계전기를 완전히 대체하는 기술이 아니라, 보호 설정 최적화 및 보호 의사결정 보조를 위한 확장 기술로 평가하고 있다. 따라서 향후 ML 기반 보호협조 연구에서는 Explainability, 신뢰성, 실시간 적용 가능성 및 실제 계통 검증을 고려한 연구가 필요할 것으로 판단된다[8].

3. 결 론

본 논문에서는 최근 제안된 ML 기반 배전계통 보호협조 기법들을 분석하고, ML의 적용 위치 및 보호 의사 결정 구조에 따라 분류하였다. 기존 Rule-based 보호 방식의 한계를 개선하기 위해 다양한 ML 기법을 활용하고 있으며, 보호동작 직접 결정형과 Relay Setting 적용형으로 구분할 수 있었다. 대부분의 선행연구는 시뮬레이션 기반 데이터 및 특정 계통 조건에서 검증되었으며, 실제 배전계통 적용을 위한 일반화 성능 및 신뢰성 검증이 부족하다. 또한 통신 지연, 데이터 품질 문제 등 실제 운영 환경을 고려한 추가 연구가 필요하다. 향후 실제 배전계통 적용을 위해서는 신뢰성 확보 및 실시간 운용 가능성에 대한 추가 연구가 필요할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 2024년도 한국연구재단(과학기술정보통신부)의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00454464, 분산에너지자원의 효율적인 이용을 위한 분산지역전력망의 지능형 상황인식 및 다중수준 전력관리 기술 개발).본 연구는 기후에너지환경부(MCEE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구과제입니다. (No. RS-2025-07852969)

[참 고 문 헌]

- [1] G. Porawagamage et al., "A review of machine learning applications in power system protection and emergency control," *Frontiers in Smart Grids*, 2024.
- [2] J. Oelhaf et al., "A scoping review of machine learning applications in power system protection and disturbance management," *IJEPES*, 2025.
- [3] D. Wu et al., "Deep Reinforcement Learning-Based Robust Protection in DER-Rich Distribution Grids," *IEEE TPWRD*, 2021.
- [4] M. Bakkar et al., "Overcurrent protection based on ANNs for smart distribution networks with grid-connected VSIs," *IET GTD*, 2021.
- [5] F. Al-Bhadely et al., "DNN-based adaptive relay coordination using hybrid GA-SQP," *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2024.
- [6] J. Narváez-Franco et al., "Data-driven DOCR coordination in active distribution networks," *Results in Engineering*, 2026.
- [7] U. U. Uma et al., "Adaptive overcurrent protection coordination using RBFNN," *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2023.
- [8] IEEE PSRC WG C43, *Practical Applications of AI/ML in Power System Protection and Control*, 2023.