

기계학습 기반 낙뢰강도(kA) 예측을 통한 원자력발전소 낙뢰 보호 도체(Lightning Down Conductors)의 최적 굵기 선정 방안

임윤섭¹, 박민정²

¹금오공과대학교 디지털융합공학과 석사과정

²금오공과대학교 경영학과 교수

hanyung19@kumoh.ac.kr, mjpark@kumoh.ac.kr

Machine Learning-Based Prediction of Lightning Current Intensity (kA) for Optimal Sizing of Lightning Down Conductors in Nuclear Power Plants

Yunseob Lim¹, Minjung Park²

¹Dept. of Digital Convergence Engineering, Kumoh National Institute of Technology

²Dept. of Business Administration, Kumoh National Institute of Technology

요약

기후변화로 인한 극한 기상현상의 증가로 낙뢰의 발생 빈도와 강도가 높아지면서 원자력발전소의 안전성 확보가 중요한 과제로 대두되고 있다. 현재 낙뢰 보호설계는 경험적 수식과 전기기하학적 이론에 기반하고 있으나, 실제 기상 조건과 지형적 요소를 충분히 반영하지 못하는 한계가 있다. 본 연구는 기상청의 LINET 낙뢰관측시스템과 종관기상관측(ASOS) 데이터를 바탕으로, 기계학습(Random Forest, XGBoost, SVM) 기법을 활용하여 낙뢰강도(kA)를 예측하고, 이를 통해 낙뢰 보호 도체의 최적 굵기를 산정하는 새로운 방법을 제시한다. 제안된 접근은 기존의 과도하거나 부족할 수 있는 설계 방식에서 벗어나, 실제 기상 데이터를 반영한 정량적이고 비용 효율적인 설계 기준 마련에 기여할 수 있다.

1. 서론

최근 기후변화의 영향으로 인한 극단적 기상현상이 빈번히 발생하고 있으며, 그중 낙뢰는 인프라 시설에 심각한 피해를 줄 수 있는 주요 자연재해 중 하나로 주목받고 있다. 특히 원자력발전소는 국가 에너지 공급 체계의 핵심 기반시설로서, 그 안전성 확보는 무엇보다 중요하다. 원전 격납건물(Containment Building, RCB)과 같은 핵심 구조물은 낙뢰로부터 완벽하게 보호되어야 하며, 이를 위해 낙뢰 보호설비의 설계는 정밀한 접근이 요구된다.

현재까지 국내 원자력발전소의 낙뢰 보호설계는 기상청 낙뢰연보의 통계자료에 기반하여 단위면적(km^2)당 낙뢰 발생 빈도와 전기기하학적(electro-geometric) 이론에 따라 낙뢰강도(kA)를 산정하는 방식에 의존해왔다. 그러나 이러한 경험적 접근은 지형, 지역 기후, 실측 낙뢰 강도 등 다차원적인 환경요인을 충분히 반영하지 못하는 한계를 지닌다. 이로 인해 과도한 설계(overdesign)로 인한 비용 증가 또는 부족한 설계(underdesign)로 인한 안전성 저하 문제가 발생할 수 있다.

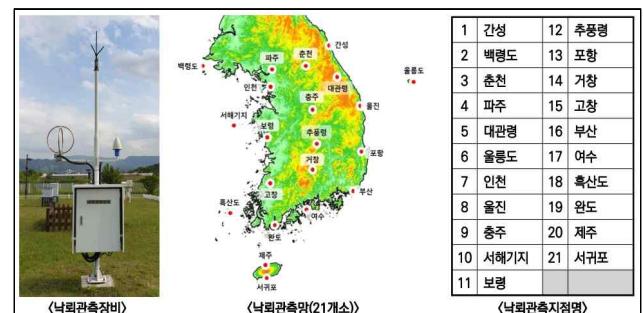


그림 1 2023년도 낙뢰연보, KMA 발행본 발췌

본 연구는 이러한 한계를 극복하고자, 기상청의 최신 낙뢰관측시스템인 LINET(Lightning Detection Network)으로부터 수집된 실측 데이터를 활용하여 낙뢰강도를 보다 정확하게 예측하고, 이를 통해 원자력 발전소 낙뢰 보호 도체(lightning down conductor)의 굵기를 최적화하는 새로운 설계방안을 제시하고자 한다. 이를 위해 기계학습(machine learning) 기반의 예측 모델(Random Forest, XGBoost, SVM 등)을 구축하고, 이를 기존 전통적 방식과 비교함으로써 실효성과 효율성을 검증한다.

2. 선행 연구

2.1 낙뢰 보호 설계 방식

국제적으로 낙뢰보호와 관련하여 가장 광범위하게 사용되고 인용되는 문서는 NFPA 780으로 해당 문서에서 낙뢰 보호 설계를 위한 공식 및 기준을 제공한다 [2]. 특히, EPRI Transmission Line Reference Book [1]에서 제시한 수식을 통해 strike distance $S[m]$ 를 기반으로 아래와 같이 낙뢰전류 $I[kA]$ 를 추정한다:

$$I[kA] = 0.029 \times S^{1.54} \quad (1)$$

(수식 12.7.1, 출처 EPRI Transmission Line Reference Book(345kV and Above/Second Edition)

본 방식은 일정 strike distance 내에 낙뢰가 발생할 확률을 바탕으로 설계를 진행하므로, 보호 확률 (예: 63.9%)에 기반한 도체 굽기 산정이 가능하다. 그러나 이는 통계적으로 과거 데이터에 기반한 예측이며, 지역별·시간별 낙뢰 특성의 차이를 반영하지 못한다. 예컨대, strike distance를 270ft로 가정할 경우 최대 25.46kA까지는 보호 가능하지만, 그 이상의 낙뢰에 대해서는 보호가 보장되지 않는다. 또한, 복잡한 기상 변화나 국지적 기압차 등을 고려하기 어려운 구조적 한계를 지닌다.

2.2 기계학습 기반 낙뢰 분석 연구

최근 기후 변화로 인한 극한 기상 현상의 증가에 대응하여, 인공지능과 기계학습 기술을 활용한 기상 예측 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 낙뢰와 같은 급변하는 기상 현상의 예측 정확도를 향상시키기 위한 다양한 시도가 이루어지고 있다.

이창재 외(2024) [3]은 기계학습과 딥러닝(CNN)을 활용하여 호우 및 낙뢰 발생 가능성을 기상 변수로부터 예측하는 모델을 제시하였다. 이 연구는 풍속, 기온, 습도, 기압 등을 독립 변수로 사용하여 낙뢰 발생 여부를 분류하였다. 그러나 이러한 연구들은 주로 낙뢰의 발생 유무에 초점을 맞추었으며, 낙뢰 강도(kA)와 같은 연속형 변수의 정량적 예측까지는 확장되지 못하였다.

또한, SimVP 기법과 레이더 강수 데이터를 이용한 인공지능 초단기 강수 예측 모델 개발 연구에서는 Convolution 연산만을 활용하여 영상 예측 면에서 Vision Transformer 모델보다 우수한 성능을 보였으며, Generative Adversarial Networks(GAN)과

결합하여 강수 구조의 움직임을 실제와 유사하게 예측하는 모델을 개발하였다. 이러한 연구는 강수량의 구간별 강수 확률을 예측하여 강수 강도와 구조를 예측하는 데 초점을 맞추었다 [4]. 그러나 낙뢰 보호 도체의 설계에 핵심적인 전류 강도 예측과 이를 기반으로 한 도체 굽기 산정까지 연결한 연구는 드물다. 따라서 본 연구는 기계학습을 통해 낙뢰강도를 직접 예측함으로써, 기존 연구의 한계를 보완하고 실제 설계에 적용 가능한 데이터를 제공하는 것을 목표로 한다.

위와 같이 기존 연구들은 주로 낙뢰 발생 여부나 강수량 예측에 초점을 맞추었으며, 낙뢰강도와 같은 연속형 변수의 정량적 예측과 이를 기반으로 한 낙뢰 보호 도체 설계까지 연결한 연구는 부족한 실정이다. 본 연구는 이러한 공백을 메우고자 기계학습 모델을 활용하여 낙뢰강도를 예측하고, 이를 통해 원자력발전소의 낙뢰 보호 도체의 최적 굽기를 산정하는 새로운 접근을 제시한다.

3. 연구 데이터 수집 및 연구 방법

3.1 연구 데이터 수집

본 연구는 낙뢰강도(kA)를 예측하기 위한 기계학습 모델을 구축하기 위해, 기상청 API 허브에서 제공하는 실측 기상자료와 낙뢰 관측 데이터를 기반으로 하였다. 활용된 데이터는 크게 두 가지로 구성된다. 첫째, LINET(Lightning Detection Network) 시스템으로부터 수집된 낙뢰 관측 데이터이며, 둘째는 종관기상관측(ASOS: Automated Synoptic Observing System) 데이터이다.

LINET 데이터는 낙뢰 발생 시작, 위도 및 경도 좌표, 전류 강도(kA), 관측 센서 식별자, 낙뢰 유형(대지방전, 구름방전 등)의 정보를 포함하며, 이는 본 연구에서 종속변수로 활용되었다. ASOS 데이터는 동일 시간대에 관측된 기온(°C), 상대습도(%), 현지기압(hPa), 강수량(mm), 풍속(m/s), 전운량(1/10) 등 6개의 주요 기상 요소를 포함하고 있으며, 이는 독립변수로 구성되어 예측 모델의 입력값으로 사용되었다.

데이터 수집 기간은 2020년 1월 1일부터 2024년 12월 31일까지의 5개년이며, 모든 데이터는 일 단위로 집계되었으며, 낙뢰 발생 시점을 기준으로 ASOS 기상정보와 시계열적으로 병합하여 최종 학습 데이터를 구성하였다.

3.2 분석 및 예측 모델 구성

본 연구는 기상 및 낙뢰 관측 데이터를 바탕으로 낙뢰강도(kA)를 예측하기 위한 회귀 기반 기계학습 모델을 구성하였다. 분석 절차는 데이터 전처리, 변수 선택, 모델 학습 및 성능 평가의 단계로 이루어진다.

먼저, 결측치 및 이상치를 제거하고, 변수 간 상관 분석을 통해 예측 성능에 유의한 독립변수를 선별하였다. 이후 정규화를 통해 스케일 차이를 보정한 데이터를 입력으로 사용하였다.

예측 모델은 Random Forest, XGBoost, Support Vector Machine(SVM)으로 구성하였다. 이들은 실제 기후·기상 데이터 분석에서 활용된 바 있으며, 비선형 관계나 변수 간 상호작용이 복잡한 환경 데이터 예측에 적합한 것으로 알려져 있다 [5].

Random Forest는 복잡한 기상 조건과 다양한 변수 간 상호작용을 안정적으로 학습할 수 있어, 강우량, 낙뢰 발생 위치 및 낙뢰 전류 강도 예측 등 다수의 환경 예측 연구에서 활용되어 왔다. 특히, Random Forest는 여름철 낙뢰 발생 예측에 활용된 기계학습 모델 비교 연구에서 가장 높은 예측 정확도와 AUC 값을 보여주며, 복잡한 기상 변수 간 상호작용을 효과적으로 반영할 수 있는 모델로 평가되었다 [7].

XGBoost는 높은 예측 성능과 빠른 학습 속도로 인해 기상청 단기예보 모델 보정, 강수량 예측, 태풍 경로 예측 등 다양한 환경 예측 분야에서 널리 사용되고 있다. XGBoost는 강수량 및 낙뢰 강도와 같은 환경 변수 예측에서 높은 정확도와 계산 효율성을 바탕으로 널리 활용되고 있으며, 전통 통계 모델 대비 예측 오차를 유의하게 감소시킨 사례가 보고된 바 있다 [6].

Support Vector Machine은 커널 기반의 회귀 구현이 가능하고, 소규모 데이터 환경에서도 안정적인 일반화 성능을 보여 환경 예측 분야에서 활용 가능성이 높다 [8].

모델 성능 평가는 평균제곱오차(Mean Squared Error, MSE), 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE), 그리고 결정계수(R^2 Score) 등을 통해 수행되었다. 이를 통해 각 기계학습 모델의 예측 정확도와 안정성을 비교하였으며, 낙뢰강도 예측에 가장 적합한 모델을 최종 도출하였다.

4. 연구결과 활용 방안 및 연구 공현도

본 연구에서 제안한 기계학습 기반의 낙뢰강도 예측 모델은 원자력발전소 낙뢰 보호 도체 설계에 실질적으로 기여할 수 있는 다음과 같은 활용 가능성과 학술적·산업적 파급효과를 지닌다.

첫째, 설계 기준의 정량화 및 최적화를 실현할 수 있다. 기존의 전기기하학적 경험식에 의한 strike distance 기반 도체 굽기 산정은 일정한 보호 확률에 의존하는 반면, 본 연구에서는 실측된 기상·낙뢰 데이터를 기반으로 특정 지역과 시간에 맞춤화된 낙뢰강도 예측값을 도출할 수 있다. 이는 도체의 과설계로 인한 자재 낭비, 또는 부족설계로 인한 사고 위험을 동시에 최소화하는 데 기여할 수 있다.

둘째, 지역 맞춤형 설계 기준 수립이 가능하다. 기계학습 모델은 지역별 기후 패턴, 낙뢰 빈도 및 세기 등의 변수 차이를 반영할 수 있으므로, 발전소 위치에 따라 설계 기준을 유연하게 조정할 수 있다. 이를 통해 전국 단일 기준에서 벗어나, 지역 특화된 낙뢰 보호 체계를 구축할 수 있다.

셋째, 규제 대응 및 인허가 과정의 정량적 근거자료로 활용될 수 있다. 원자력시설의 안전성 검토 과정에서 낙뢰 보호 설계는 주요 항목 중 하나이며, 본 연구에서 제시한 데이터 기반 예측결과는 규제기관과의 질의응답 및 기술검토 과정에서 설계 타당성을 입증하는 근거로 작용할 수 있다.

마지막으로, 본 연구는 기존의 낙뢰 강도 예측 분야에 기계학습 기법을 확대했다는 점에서도 의의가 있다. 인공지능 기술이 에너지 산업, 특히 전력설비의 안전설계 분야에 실질적으로 기여할 수 있음을 보여주었으며, 향후 발전소 설계 자동화 시스템, 실시간 기상 기반의 위험예측 시스템 등으로의 확장이 가능하다. 이와 같은 기여를 통해 본 연구는 낙뢰 보호설계의 기술적 고도화와 원자력발전소 안전성 강화에 기여할 수 있으며, 향후 관련 분야의 연구 및 산업 응용을 촉진할 수 있는 기초자료로 활용될 수 있다.

참고문현

- [1] EPRI Transmission Line Reference Book(345kV and Above/Second Edition)
- [2] NFPA 780 - “Standard for the Installation of Lightning Protection Systems”
- [3] 이창재, 임윤진, 이상진, 김병권, & 인희진. (2024). 기계학습/딥러닝 기반의 호우, 낙뢰 가능성 예측. 한국기상학회 학술대회 논문집, 149-149.
- [4] 표성훈, 차지은, 백유현, 이혜숙, 고지훈, 강신환, “SimVP 기법과 레이더 강수 데이터를 이용한 AI 초단기 강수 예측 모델 개발”, 2024 한국기상학회 정기총회 및 가을학술대회 논문집, 146.

- [5] Lakshmanan, V. et al. (2007). "The Warning Decision Support System - Integrated Information". *Weather and Forecasting*, 22(3), 596 - 612.
- [6] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System". *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*, 785 - 794.
- [7] Shan, S., Allen, D., Li, Z., Pickering, K., & Lapierre, J. (2023). Machine-learning-based investigation of the variables affecting summertime lightning occurrence over the Southern Great Plains. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 23(22), 14547-14560.
- [8] Awad, M., & Khan, L. (2008). Support vector machines. In *Intelligent Information Technologies: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications* (pp. 1138-1146). IGI Global.