

Real-Time AC Arc Detection Technique Based on Artificial Intelligence with Frequency Feature Extraction

주파수 특징 추출 기반 인공지능 기법을 이용한 실시간 교류 아크 검출 기법

Yong-Heon Kim . Ji-Woo Choi . Min-Su Seok . Sang-Shin Kwak

김용현* . 최지우* . 석민수* . 곽상신†

Abstract

This paper proposes a real-time ac arc detection method that utilizes frequency-domain feature analysis and Random Forest algorithms to extract key frequency components sensitive to arc faults. These selected components are then used as inputs to a lightweight deep learning model. The proposed approach significantly reduces input dimensionality and computational complexity, while achieving approximately a 50% reduction in detection time without compromising detection accuracy. The deep learning model is designed based on 1D Convolutional layers, Inverted Residual (IR) Blocks, and Squeeze-and-Excitation (SE) structures, and employs non-linear activation functions such as LeakyReLU and h-swish to enhance representation capability. Experimental validation was conducted under various load conditions and circuit configurations in compliance with IEC 62606 standards, and the proposed model maintained high detection accuracy even in complex electrical environments. This study demonstrates the feasibility of implementing a real-time arc detection system on an embedded platform using Raspberry Pi 5.

Key Words

AC Arc Detection, Artificial Intelligence, Feature Extraction

1. 서론

교류 전력 시스템 선로의 노화 및 접촉 불량에 의한 교류 아크가 전기 화재의 주요 원인 중 하나이므로, 신속한 진단 기법이 요구된다. 기존 연구에서는 전류 신호의 고주파 성분을 분석하기 위해 고속 푸리에 변환(FFT) 및 웨이블릿 변환과 같은 주파수 분석 기법이 주로 활용되어 왔다[1-2]. 이러한 방법은 특정 주파수 대역의 분석을 통해 아크 고장을 효과적으로 검출할 수 있는 장점을 지니고 있다. 시간 및 주파수 도메인 분석 외에도, 인공지능(AI)을 활용한 접근 방식이 아크 고장 감지의 정확도를 높이기 위한 주요 연구로 주목받고 있다[3]. 최근에는 인공지능 기반 경량 모델을 활용하여 아크 고장 감지 시스템을 실시간으로 구현하려는 연구가 활발히 이루어지고 있다[4]. CNN(Convolutional Neural Network)을 활용한 경량 모델은 소형 임베디드 장치에서도 높은 성능을 유지하며 실시간 아크 고장 감지를 가능하게 한다는 점을 입증하였다.

이에 본 논문은 실시간 아크 고장 감지 성능을 유지하면서도 연산량을 줄인 최적화된 인공지능 기반 아키텍처를 제안한다. 특히, CNN(Convolutional Neural Network)을 기반으로 전

력 시스템의 전류 신호를 주파수 영역에서 분석하여 Feature Importance를 도출하고, 인공지능 판단에 중요한 주파수 성분만을 추출하여 입력 데이터를 간소화한다. 이를 통해 연산 효율성을 극대화하며, 실시간 아크 고장 감지 성능을 유지하는 경량화된 모델을 구현하는 것을 목표로 한다. 본 논문의 중요한 특징 중 하나는 실험 조건의 범용성을 확보한 점이다. 기존 연구들에서는 대체로 단일 마스킹 부하만을 포함한 회로를 대상으로 아크 감지 분석을 수행하였다. 이러한 접근 방식은 특정한 조건에서 아크 감지 성능을 확인하는데 유리하지만, 실제 전력 시스템에서는 다양한 부하가 존재할 수 있으며, 복잡한 환경에서의 성능을 보장하지 못할 수 있다[5]. 즉, 전통적인 방법으로는 다양한 부하 조건 하에서 아크 감지 시스템의 성능을 일반화하기 어려운 한계가 존재한다. 이에 반해, 본 연구에서 사용된 회로 구성은 마스킹 부하 이외에도 추가적인 부하를 병렬로 삽입함으로써, 보다 복잡한 전력 시스템 상황에서도 검출 알고리즘의 성능을 검증할 수 있으며, 이는 아크 감지 기술의 범용성을 크게 향상시키는 중요한 요소로 작용한다. 따라서 본 논문에서 제시하는 방법은 기존 연구들의 한계를 극복하고, 다양한 환경에서 효과적으로 적용될 수

† Corresponding Author : School of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University, Republic of Korea.

E-mail : sskwak@cau.ac.kr <https://orcid.org/0000-0002-2890-906X>

* School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang University, Republic of Korea.

<https://orcid.org/0009-0000-1232-4692>

Received : Apr. 22, 2025 Revised : May. 07, 2025 Accepted : May. 14, 2025

Copyright © The Korean Institute of Electrical Engineers

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

있는 실시간 아크 감지 시스템의 가능성을 보여준다.

2. 아크 발생 시험 및 특성 분석

본 논문에서는 전력 시스템에서 발생하는 아크 고장을 분석하기 위해, 아크 고장 상황을 모의한 실험을 진행하였다. IEC 62606 표준에 따르면 아크 결함 실험을 위한 기준 회로가 제시되며, 본 연구에서는 이 표준을 준수하여 실험용 전력회로를 설계하고 아크 발생 장치를 사용하여 아크를 유도하였다.

IEC 62606 표준에 따라 다양한 마스킹 부하를 선정하여 실험을 진행하였다[6]. 실험에 사용된 마스킹 부하는 저항, 드릴, 청소기, 컴프레서, 디머, 할로겐램프, 형광등 등으로 구성되었다. 아크 감지 알고리즘의 범용성을 높이기 위해, 단순한 마스킹 부하 회로 외에도 병렬로 저항 부하를 추가한 회로에서 실험을 진행하였다. 이러한 추가 부하는 현실적인 전력 시스템 환경을 모사하여 다양한 부하 조건에서 아크를 감지할 수 있도록 설계되었다.

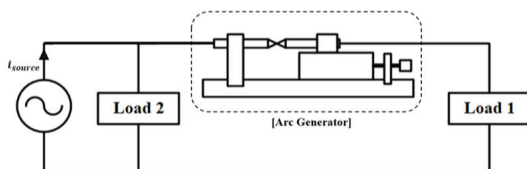


그림 1 직렬 아크 발생 시험 회로 개요도

Fig. 1 Series arc fault experiment circuit diagram.

실험에 사용된 마스킹 부하는 IEC 62606 표준에 따라 저항성 부하, 모터 부하, 전력변환기, 스위칭 부하로 분류되었다. AC 계통의 주기적인 신호에 맞춰, 인공지능은 한 주기마다 전류 신호를 한 번씩 분석하도록 설계되었다. 이를 위해 인공지능의 입력으로 한 주기의 전류 신호가 사용된다. 입력 데이터는 전류 신호의 한 주기에서 추출한 주파수 성분이다. 샘플링 주파수는 100kHz이며, 60Hz 신호의 한 주기는 1,667개의 샘플로 구성된다. Radix 기반의 FFT를 사용하기 위해 제로 패딩을 적용하여 샘플 개수를 2의 제곱수인 2,048개로 확장한 후 FFT를 수행하였다. FFT 결과 중 양의 주파수 성분 1,024개가 인공지능의 입력 데이터 한 세트를 구성하게 된다. 총 데이터와 라벨은 다음과 같다.

표 1 실험 결과 datasets

Table 1 Datasets of experiment result

분류	Types of Load	Normal Without Load 2	Arc Without Load 2	Normal with Load 2	Arc With Load 2
저항성 부하	Resistor	10786	10786	-	-
	할로겐등	60355	24192	86493	10985
	형광등	73128	16578	52527	13860
동력 부하	드릴	16179	10786	62300	51690
	컴프레서	86792	12293	93483	15422
	청소기	10786	10786	124816	2546

스위칭 부하	Dimmer	10786	10786	121278	5992
전력 변환기 부하	SMPS	125372	6010	181686	5908
Total Data Number		Normal : 1,116,767		Arc : 208,620	

데이터 불균형을 방지하기 위해, 각 부하 종류별로 동일한 개수의 정상과 아크 데이터를 학습과 validation, 그리고 test에 사용하였다. 사용된 데이터셋의 개수는 표와 같다.

표 2 인공지능 학습, 검증, 테스트에 사용된 데이터셋

Table 2 Datasets for train, validation, and test

Data Type	Lable	Training Samples	Validation Samples	Test Samples	Total Samples
Normal	0	48,678	13,908	6,954	69,540
Arc	1	48,678	13,908	6,954	69,540

교류 전력 시스템에서 아크가 발생하면, 갭 양단의 전원에 의한 전압의 크기가 주기적으로 커졌다 작아지므로 아크 역시 주기적으로 점화되고 소멸되기를 반복한다. 이러한 특성을 자세히 살펴보면 다음과 같다.

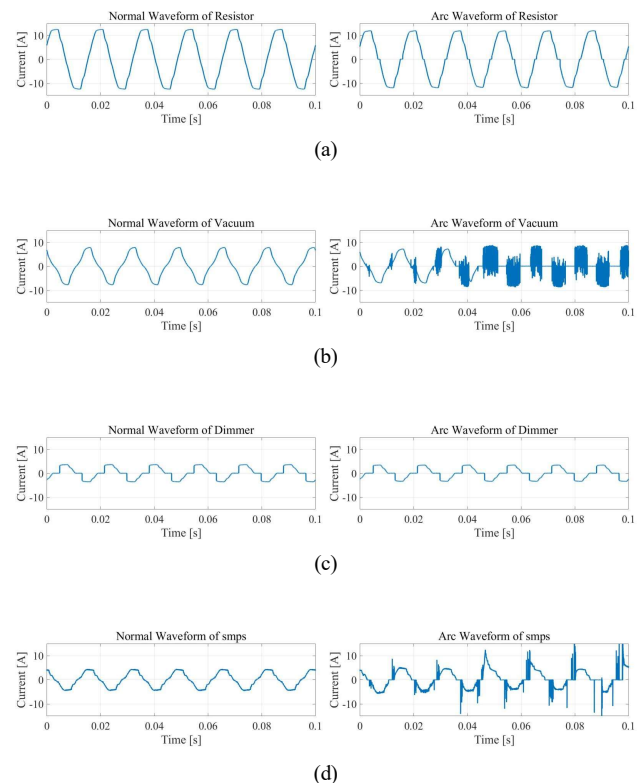


그림 2 시간 영역 정상(좌), 아크(우) 전류. (a) 저항성 부하 (b) 동력 부하 (c) 스위칭 부하 (d) 전력 변환기 부하

Fig. 2 Time-domain currents: normal (left) and arc (right). (a) Resistive load (b) Motor load (c) Switching load (d) Power converter load

주파수 영역에서 아크에 의한 전류 변화를 분석하면 그림 3과 같다.

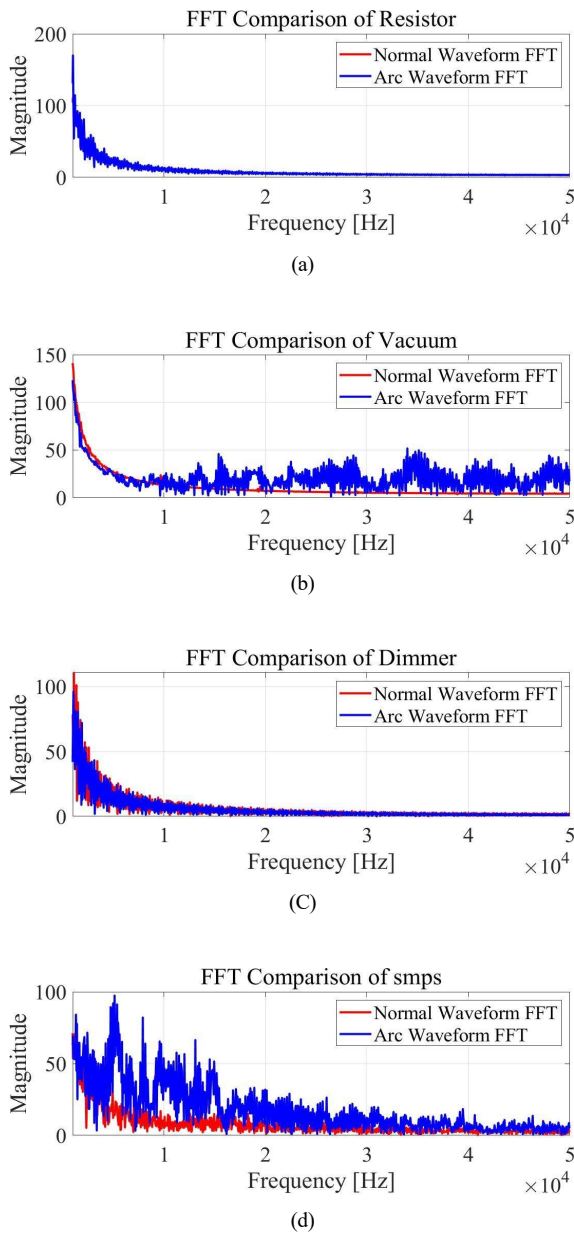


그림 3 주파수 영역 정상(적), 아크(청) 전류 비교. (a) 저항성 부하 (b) 동력 부하 (c) 스위치 부하 (d) 전력 변환기 부하

Fig. 3 Frequency-domain comparison of normal (red) and arc (blue) currents: (a) Resistive load (b) Motor load (c) Switching load (d) Power converter load

3. 전류의 주파수 영역 분석을 위한 합성곱 신경망 설계

본 논문에서는 주파수 성분과 같은 1차원 데이터 분석을 위해 합성곱 신경망(CNN)을 사용하였다. CNN은 전류 신호의 주파수 영역에서 중요한 특징을 자동으로 추출하고 학습할 수 있어, 복잡한 데이터를 효율적으로 분석할 수 있는 능력을 제공한다. CNN은 주로 이미지나 시계열 데이터의 공간적 패턴

처리에 강점이 있으며, 이를 활용한 연구들에서 우수한 성능이 다수 입증된 바 있다[7]. 특히, 1D CNN은 필터 기반의 연산 속도가 상대적으로 빠르고, 주파수 성분의 지역적 패턴을 잘 포착할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이러한 특성 덕분에 CNN은 주파수 데이터 분석에서 효율적이고 신뢰성 있는 결과를 도출할 수 있으며, 본 연구의 아크 감지 알고리즘에 적합한 모델로 사용되었다.

본 연구에서는 4개의 Conv1D 레이어를 가지며, 첫 번째 레이어에 8개 필터가 있는 CNN 모델을 사용하였고 “L4C8”로 명명하였다. L4C8 모델의 효율성을 유지하면서 성능을 개선하기 위해, 각 합성곱 층에 Inverted Residual Block을 추가하여 L4C8-IR-SE Net 모델을 설계하였다. 이 모델은 Squeeze-and-Excitation(SE) 블록과 Inverted Residual(IR) 블록을 활용하여 더욱 효과적인 1D 신경망 아키텍처를 구성한다. 또한 일반적인 ReLU 활성화 함수 대신 Hard-Swish 활성화 함수를 사용하여 모델의 성능을 향상시켰다. L4C8 모델에 각 합성곱 층에 Inverted Residual Block을 추가하여 설계한 L4C8-IR-SE Net 모델의 구조는 표와 같다.

표 3 L4C8-IR-SE Net 구조도

Table 3 L4C8-IR-SE Net architecture diagram

Layer Group	Number of Parameters	Hyperparameters
Input Layer	0	Input shape: (1024, 1)
Conv1D + BatchNorm + Activation	368	Kernel size: 5, Stride: 1, Activation: LeakyReLU
Inverted Residual Block 1	704	Expansion Factor: 6, Stride: 1, Use SE Block, Activation: h-swish
Inverted Residual Block 2	3840	
Inverted Residual Block 3	3360	
Inverted Residual Block 4	4160	
Inverted Residual Block 5	10320	
Conv1D and Depthwise	39840	Kernel size: 5, Stride: 1, Depthwise Convolution
Fully Connected Layer (FC)	57980	Dropout Rate: 0.2, Dense: 128 units, Activation: LeakyReLU
Output Layer	1922	Dense: 2 units, Activation: Softmax

L4C8-IR-SE Net 모델의 종합 정확도 결과는 다음과 같다

표 4 L4C8-IR-SE Net 테스트 결과

Table 4 L4C8-IR-SE Net test results

		Predicted		Total
		Normal	Arc	
	TRUE			
	Normal	99.43% (6,914)	0.57% (40)	100% (6,954)
	Arc	0.69% (47)	99.31% (6,907)	100% (6,954)

	Normal	Arc
Recall	99.43 %	99.32 %
Precision	99.33 %	99.43 %
Accuracy	99.37%	

L4C8-IR-SE Net 모델의 성능을 평가한 결과, 정확도는 99.37%, 모델의 복잡도인 MACCS는 5,269,588로 확인되었다. L4C8-IR-SE Net 모델은 8개의 부하 및 병렬 부하가 있는 조건에서 정확도, 정밀도, 재현율에서 높은 성능을 유지하였다. 이는 L4C8-IR-SE Net 모델이 다양한 조건에서도 높은 범용성을 가지고 있음을 의미한다.

4. 입력 데이터 최적화를 위한 주파수 영역 특성 추출

주파수 성분은 전류 신호의 특성을 나타내는 중요한 정보지만, 모든 주파수 대역이 인공지능 판단에 동일하게 기여하지 않는다. 따라서, Feature Importance 분석을 통해 각 주파수 성분이 인공지능 판단에 미치는 영향을 평가하고, 판단에 기여하는 정도가 높은 주파수 성분만을 추출하여 인공지능 모델의 입력으로 사용하여 연산량과 정확도를 비교 분석 하였다.

본 연구에서는 주파수 성분의 중요도를 평가하기 위해 강력한 앙상블 학습 기법인 Random Forest 분류기를 사용하였다. 각 주파수 성분(feature)의 중요도 점수는 Random Forest를 구성하는 모든 트리에서 해당 특성이 불순도(impurity)를 얼마나 감소시켰는지의 합으로 정의된다[8]. 특성 f_j 의 중요도는 다음과 같이 계산한다.

$$Importance(f_j) = \sum_{t \in T} \sum_{s \in S_t} \frac{w_s}{w_t} (G_t - G_{t_s}) \quad (1)$$

T : Random Forest의 모든 결정 트리 집합

S_t : 트리 t 의 분할 노드 집합

w_s : 노드 s 를 통과한 샘플 수(노드 가중치)

w_t : 노드 t 를 통과한 샘플 수

G_t : 노드 t 의 Gini 불순도

$$G_t = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (2)$$

여기서 p_k 는 노드 t 에서 클래스 k 의 비율이고, K 는 전체 클래스 수이다.

G_{t_s} : 노드 s 에서 분할 후의 Gini 불순도

이 공식에서 불순도 감소량 ($G_t - G_{t_s}$)에 노드별 가중치 비율 $\frac{w_s}{w_t}$ 를 곱하여 합산함으로써, 해당 특성이 모델 성능 향상에 기여한 정도를 정량화한다. 중요도 점수가 높을수록 해당

주파수 성분이 예측 과정에서 갖는 영향력이 크다는 것을 의미한다.

전류 신호의 주파수 성분 중에서 인공지능 판단에 중요한 역할을 하는 성분을 분석하기 위해, 실험으로 취득한 전류 신호의 주파수 성분별 Feature Importance를 분석하였다. 실험에서 얻은 전류 신호는 최대 50kHz의 주파수 성분을 포함하며, 해당 성분들은 (1,1024)의 형태로 나타난다. 이 주파수 범위 내에서, 특정 주파수 대역이 인공지능의 판단에 기여하는 정도를 평가하고, 그 결과를 바탕으로 중요한 주파수 성분만을 추출하여 모델의 입력으로 사용하였다.

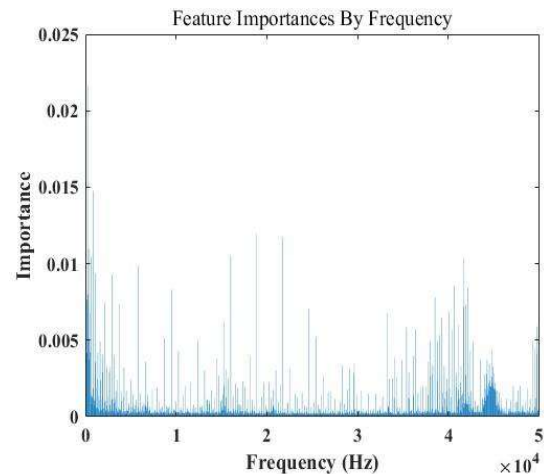


그림 4 주파수 영역에서 전류 신호 특성 중요도

Fig. 4 Feature importance of current signals in the frequency-domain

0~50kHz 신호를 분석한 결과, 0~5kHz 성분이 전체 판단의 24.17%를 차지하는 반면, 35~45kHz 성분이 29%로 더 높은 기여도를 나타냈다. 즉, 35~45kHz 대역의 고주파 성분이 인공지능 판단에 중요한 역할을 한다는 것을 확인할 수 있다. 이는 아크 감지에서 고주파 성분이 신호 분석의 중요한 요소임을 시사하며, 이를 모델의 입력 최적화에 반영할 수 있다. 전류 신호의 주파수 성분 중 인공지능 판단에 중요한 역할을 하는, 즉 Feature Importance가 높은 상위 N개의 성분을 추출하여 인공지능의 입력으로 사용하였다. N은 128의 배수로, 128부터 1024까지 총 범위에 대해 성능을 비교하였다.

그림 5은 전체 1024개의 주파수 성분중, 중요도가 높은 주파수 성분을 128개 단위로 입력했을 때의 정확도와 연산량을 비교한 그래프이다. 제안된 L4C8-IR-SE-1/2 모델은 전체 주파수 성분의 절반에 해당하는 상위 512개의 주파수 성분만을 추출하여 Neural Network에 입력하였다. 이때 정확도는 99.18%로, 모든 주파수 성분을 사용했을 때의 99.37%와 거의 차이가 없음을 확인하였다. 반면, 입력 주파수 성분을 절반으로 줄임으로써, 인공지능 모델의 복잡도 또한 5,269,588에서 2,648,148으로 절반 가까이 감소하는 효과를 얻었다. 이는 불필요한 데이터를 줄이면서도 모델 성능을 유지할 수 있는 방법으로, 실시간 감지 시스템에서 연산 효율성을 극대화하는 데 중요한 기여를 할 수 있음을 보여준다. 그림 6은 본 연구에서 제안한

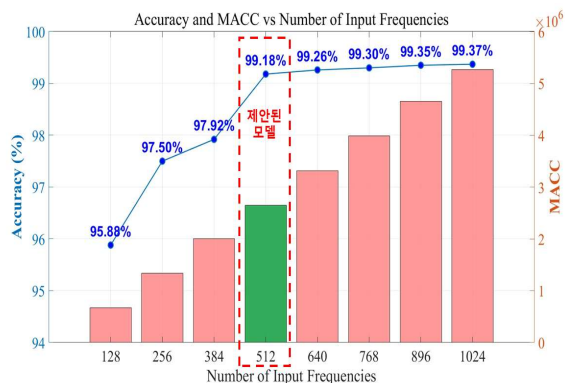


그림 5 추출한 특성 수에 따른 정확도

Fig. 5 Accuracy by number of extracted features

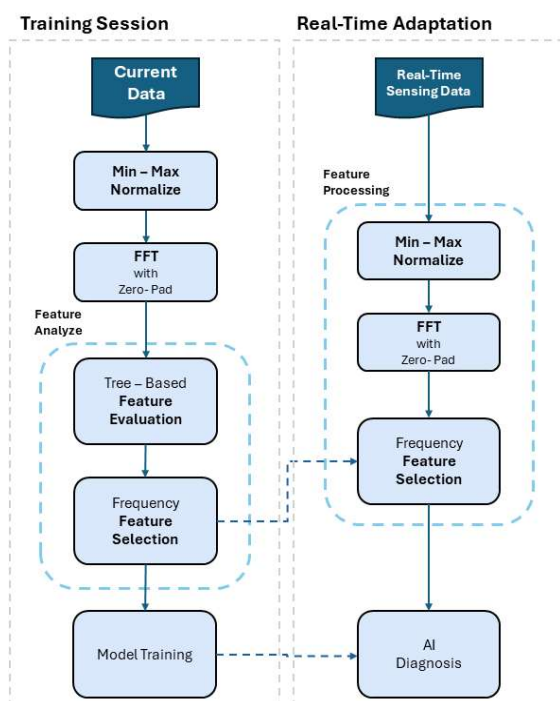


그림 6 제안된 방법에 대한 플로우차트

Fig. 6 Flowchart of proposed feature extraction

기법의 플로우 차트를 보여준다. 학습된 인공지능 모델을 Raspberry Pi 5에 탑재하여 실시간 임베디드 환경에서의 적용 가능성을 평가하였다. 인공지능 모델을 임베디드 시스템에 이식한 후 1,000회 반복 실행을 통해 런타임 성능을 측정한 결과, 경량화된 L4C8-IR-SE-1/2 모델의 평균 실행 시간은 약 0.435 ms로 나타났으며, 이는 입력 레이어 축소 이전의 원본 L4C8-IR-SE 모델(약 0.94 ms) 대비 절반 수준으로 단축된 값이다. 이로써 저비용·제한된 자원 환경에서도 높은 검출 정확도를 유지하면서 효율적인 실시간 처리가 가능함을 확인하였다.

5. 결론

본 논문에서는 실시간 아크 감지를 위한 효율적인 CNN 기반 인공지능 모델을 제안하였다. 주파수 영역을 입력으로 하

는 CNN 기반 알고리즘 네트워크들을 비교하여 아크 고장을 감지하기 위한 최적의 네트워크를 제시하였다. 기존 연구들이 단일 마스킹 부하만을 사용하는 것과 달리, 본 연구는 마스킹 부하와 병렬 부하를 포함한 회로를 구성하여 모델의 범용성을 확보하였다. 실험 결과, L4C8-IR-SE Net 모델이 높은 정확도를 기록하였으며, 특히 고주파 대역(35~45kHz) 성분이 아크 감지에서 중요한 역할을 한다는 점을 확인하였다. 또한, 주파수 성분의 판단에 기여하는 정도를 분석하여 인공지능 판단에 중요한 성분만 입력으로 사용함으로써 입력층을 경량화하면서도 높은 성능을 유지할 수 있었다. 이를 통해 인공지능 모델의 연산 효율성을 극대화하고, 실시간 시스템에서 연산량 감소와 속도 향상의 목표를 달성하였다. 마지막으로, 입력 데이터 경량화와 모델 구조 최적화를 비교하여, 복잡한 부하 조건에서도 실용적인 아크 감지 시스템을 구현할 수 있음을 입증하기 위해 라즈베리파이에 인공지능 모델을 탑재한 후 런타임을 측정하였다. 측정된 런타임은 0.435ms로, 임베디드 시스템 상용화가 가능한 아크 감지 시스템을 구축할 수 있는 가능성을 입증하였다.

Acknowledgements

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 (No. 2020R1A2C1013413) 및 2024년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원 (P0012453, 2024년 산업혁신인재성장지원사업) 및 2025년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원(RS-2021-KP002504, 지능형 에너지산업 융합대학원)의 지원을 받아 수행된 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

References

- [1] Y. Wang, F. Zhang, X. Zhang and S. Zhang, "Series AC Arc Fault Detection Method Based on Hybrid Time and Frequency Analysis and Fully Connected Neural Network," IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 15, no. 12, pp. 6210-6219, Dec. 2019.
- [2] S. A. Saleh, M. E. Valdes, C. S. Mardegan and B. Alsayid, "The State-of-the-Art Methods for Digital Detection and Identification of Arcing Current Faults," IEEE Trans. Industry Appl., vol. 55, no. 5, pp. 4536-4550, Sept.-Oct. 2019.
- [3] Y. Wang, D. Sheng, H. Hu, K. Han, J. Zhou and L. Hou, "A Novel Series Arc Fault Detection Method Based on Mel-Frequency Cepstral Coefficients and Fully Connected Neural Network," IEEE Access, vol. 10, pp. 97983-97994, Sep. 2022.
- [4] Y. Wang, L. Hou, K. C. Paul, Y. Ban, C. Chen and T. Zhao, "ArcNet: Series AC Arc Fault Detection Based on Raw Current and Convolutional Neural Network," IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 18, no. 1, pp. 77-86, Jan. 2022.

- [5] P. Qi, S. Jovanovic, J. Lezama and P. Schweitzer, "Discrete wavelet transform optimal parameters estimation for arc fault detection in low-voltage residential power networks," *Elect. Power Syst. Res.*, vol. 143, pp. 130-139, Feb. 2017.
- [6] General Requirements for Arc Fault Detection Devices, no. IEC 62606, 2013.
- [7] Z. Wang, S. Tian, H. Gao, C. Han and F. Guo, "An On-Line Detection Method and Device of Series Arc Fault Based on Lightweight CNN," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 19, no. 10, pp. 9991-10003, Oct. 2023.
- [8] F. A. S. Borges, R. A. S. Fernandes, I. N. Silva and C. B. S. Silva, "Feature Extraction and Power Quality Disturbances Classification Using Smart Meters Signals," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 12, no. 2, pp. 824-833, April 2016.

저자소개



김용현(Yong-Heon Kim)

Yong-Heon Kim received the B.S. degree in electrical and electronics engineering from Myongji University, Gyeonggi, Korea, in 2023. He is currently pursuing the M.S degree in electrical and electronics engineering in Chung-Ang University, Seoul, South Korea. His research interests include real-time condition monitoring and fault diagnosis of inverters.



최지우(Ji-Woo Choi)

Ji-Woo Choi received the B.S. degree in electrical and electronics engineering from Chung-Ang University, Seoul, Korea, in 2025. He is currently pursuing the M.S degrees in electrical and electronics engineering in Chung-Ang University, Seoul, South Korea,. His research interests in AI-based aging prediction technique for power converter components.



석민수(Min-Su Seok)

Min-Su Seok received the B.S. degree in electrical and electronics engineering from Chung-Ang University, Seoul, Korea, in 2025. He is currently pursuing the M.S degrees in electrical and electronics engineering in Chung-Ang University, Seoul, South Korea,. His research interests in AI-based aging prediction technique for power converter components.



곽상신(Sang-Shin Kwak)

Sang-Shin Kwak received his Ph.D. degree in Electrical Engineering from Texas A&M University, College Station, TX, USA, in 2005. From 2005 to 2007, he was a senior engineer in Samsung SDI, Yongin, Korea. Since 2010, he has been working at Chung-Ang University, Seoul, Korea, where he is presently a Professor. His current research interests include the design, modeling, control, and analysis of power converters for electric vehicles and renewable energy systems as well as Artificial Intelligence (AI) based prognosis and fault tolerant control of power electronics systems.