

열화상 이미지 분석을 통한 배전 설비 공정능력지수 감지 시스템 개발

이형근 · 홍용민 · 강성우[†]
인하대학교 산업경영공학과

Identifying Process Capability Index for Electricity Distribution System through Thermal Image Analysis

Hyung-Geun Lee · Yong-Min Hong · Sung-Woo Kang[†]

Department of Industrial Engineering, INHA University

ABSTRACT

Purpose: The purpose of this study is to propose a system predicting whether an electricity distribution system is abnormal by analyzing the temperature of the deteriorated system. Traditional electricity distribution system abnormality diagnosis was mainly limited to post-inspection. This research presents a remote monitoring system for detecting thermal images of the deteriorated electricity distribution system efficiently hereby providing safe and efficient abnormal diagnosis to electricians.

Methods: In this study, an object detection algorithm (YOLOv5) is performed using 16,866 thermal images of electricity distribution systems provided by KEPCO(Korea Electric Power Corporation). Abnormality/Normality of the extracted system images from the algorithm are classified via the limit temperature. Each classification model, Random Forest, Support Vector Machine, XGBOOST is performed to explore 463,053 temperature datasets. The process capability index is employed to indicate the quality of the electricity distribution system.

Results: This research performs case study with transformers representing the electricity distribution systems. The case study shows the following states: accuracy 100%, precision 100%, recall 100%, F1-score 100%. Also the case study shows the process capability index of the transformers with the following states: steady state 99.47%, caution state 0.16%, and risk state 0.37%.

Conclusion: The sum of caution and risk state is 0.53%, which is higher than the actual failure rate. Also most transformer abnormalities can be detected through this monitoring system.

Key Words: Object Detection, Process Capability Index, Thermal Imaging Technology

● Received 5 August 2021, 1st revised 1 September 2021, accepted 8 September 2021

† Corresponding Author(kangsungwoo@inha.ac.kr)

© 2021, Korean Society for Quality Management

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-Commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

※ 이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단-현장맞춤형 이공계 인재양성 지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 64420-27)

※ 이 논문은 2021년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단4단계 두뇌한국(BK)21 사업 대학원 혁신지원을 받아 수행된 연구임.

1. 서론

전력량이 지속적으로 늘어남에 따라 배전 설비의 열화현상이 증가되고 있으며 이로 인해 공정능력지수가 악화되어 불필요한 에너지 손실을 초래하고 있다. 또한 열화현상은 화재를 발생시켜 인명 및 재산의 피해를 끼치고 설비의 유희시간을 증가시킨다. 따라서 신뢰성 및 유지보수를 위해 예방점검으로 피해를 방지하는 것이 필수적이다.

현재 널리 알려진 유지보수 방법으로는 열화현상을 검출하지 못하는 소음 및 진동 분야의 방법론 또는 사후점검 등이 있다. 따라서 열화현상이 주된 고장 원인인 전력 시스템의 품질관리를 위하여 본 연구에서는 열화상 기술로 물체가 발산하는 에너지의 차이를 감지해 외부요인과 상관성이 적은 이미지 데이터를 수집한다. 수집한 이미지 데이터는 객체 검출 및 전처리 과정을 통해 관심 객체에 해당하는 온도 값의 데이터 프레임으로 변환된다. 한계온도를 기준으로 데이터프레임에 라벨링 작업을 진행하여 이상 모니터링을 수행한다. 추가적으로 시스템의 안정성을 정량적으로 비교할 수 있도록 나타내는 공정능력지수를 도입해 모니터링 시스템을 보완한다. 본 논문에서는 수집한 열화상 이미지의 관심 객체를 정상 단계, 주의 단계, 위험단계로 세분화하고, 결함을 사전에 감지하는 시스템을 제안하고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 전기사고 피해 현황

통계청 자료(Figure 1)에 따르면 전기적 요인으로 인한 화재피해가 증가하는 추세이다. 2017년부터 3년간 피해액은 206% 증가하였고(Korean Statistical Information Service, 2020), 사망자 수는 142% 증가하였다(Korean Statistical Information Service, 2021). 화재를 제외한 배전설비 주변 시설의 피해와 장비의 유희시간을 고려하면 피해는 더욱 커질 것으로 보인다. 배전설비의 신뢰성 및 유지보수의 중요성이 증가하고 있음에도 자산경영 측면의 효율적인 예방점검이 이루어지고 있지 않은 실정이다.

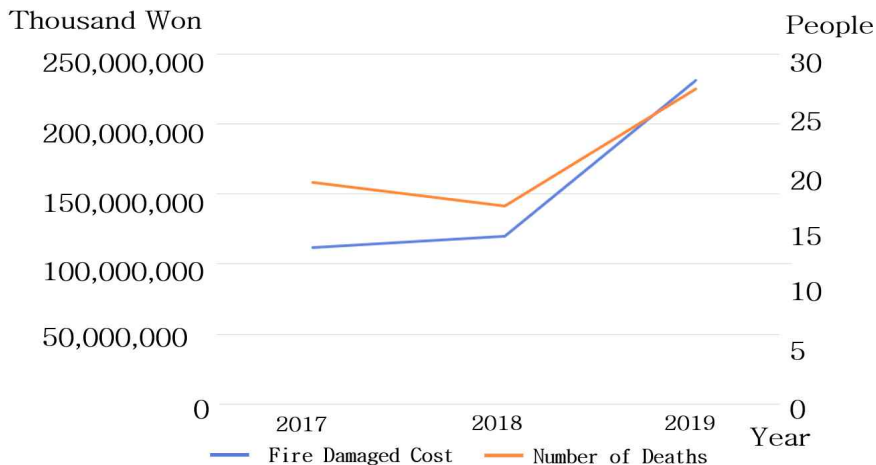


Figure 1. Status of Fire Damaged Cost and Deaths

2.2 열화상 기술

열화상 기술은 전력손실과 같이 에너지의 변화에서 오는 물리 및 화학적 현상을 감지하는 방법으로 활용될 수 있다. 열화상 카메라는 빛의 유무와 관계없이 물체가 발산하는 열에너지의 차이를 통해 이미지를 생성한다. 열화상 카메라로 정확한 온도 값을 얻기 위해 관심 객체에 따른 방사율이 적용 되어야 한다. 방사율이란 물질이 가지고 있는 에너지를 외부로 방사하는 비율로 열화상 기술의 주요 변수다. 관심 객체에 해당하는 방사율을 수집한 이미지 데이터에 적용시켜 객체의 열에너지를 정확하게 측정할 수 있다(Lee et al., 2020). 따라서 육안으로 점검할 수 없는 결함 및 작업자가 식별할 수 없는 이상 현상 진단에 사용된다. 열화상 기술은 센서부착 없이도 데이터 수집이 가능해 직접 사람이 접근하기 어려운 곳에도 적용할 수 있다. 또한 이동의 용이성으로 인해 활용도가 높아 배전설비의 열화 현상에 대한 진단에 적용되고 있다.

적외선 열화상 카메라로 얻은 이미지를 통해 관심 객체의 온도분포를 3상 비교법 및 온도 패턴법으로 고압 케이블의 열화현상을 해석하는 연구를 진행하였다(Lee, 2020). 해당 연구는 고압 케이블의 열화상 이미지를 반복적으로 수집하고 온도분포를 기준법으로 진단하여 방전을 확인하는 방식이다. 이를 통해 절연 열화의 원인을 조기에 찾아냄으로써 효과적인 대처가 가능하다. 해당 연구는 실험실 내부에서 제한된 조건 하에 고압 케이블의 열화에 대한 실험을 시행하였기에 실제 현장의 다양한 변수를 고려하지 못하였다.

본 연구에서는 배전설비의 유지보수에 열화상 기술을 접목해 수집한 이미지를 바탕으로 열화현상을 모니터링한다. 장비 관리자는 배전 시스템 전체뿐만 아니라 노후와 같은 특이사항이 발생하는 부품으로 한정 지어 열화가 일어나는 객체를 집중적으로 관리, 감독할 수 있다. 이를 통해 장비 관리자는 이상 유무에 대한 변화를 온도로 진단하고 사고를 조기에 방지할 수 있는 품질관리 모니터링을 실시할 수 있다.

2.3 이미지 분석 알고리즘: YOLOv5

YOLOv5는 실시간 객체 검출에 사용되는 이미지 처리 알고리즘이다. 객체 검출은 입력된 이미지에서 관심 객체 좌표를 바운딩 박스로 출력하고 박스안의 객체를 분류한다. YOLOv5는 시스템 훈련 시 이미지와 객체명이 포함된 박스 좌표정보를 입력값으로 받는다. 입력된 이미지는 Backbone, Neck, Head의 세 단계를 거친다. Backbone 단계는 CSP-Darknet을 사용해 관심 객체를 탐지하는 Feature Map을 생성한다. Neck 단계는 그리드 셀의 정보를 수집하며 전후 단계(Backbone-Head)를 연결한다. Head 단계는 추출한 Feature Map에서 Bounding Box Regression과 Predict Classes작업을 수행한다(Shi et al., 2021). YOLOv5는 관심 객체일 확률을 예측해주는 Predict Class 작업과 관심 객체에 박스 영역 표시를 하는 Bounding Box Regression 작업을 동시에 진행해 속도가 빠르다는 장점이 있어 다양한 응용산업 분야에서 활용되고 있다.

배전설비의 이상 진단을 위해 Faster R-CNN과 YOLOv3의 정확성 및 속도를 비교하는 연구를 진행하였다(Kim et al., 2021). 배전설비의 열화상 이미지 데이터를 통해 두 모델의 학습 및 예측을 수행하였고 성능평가지표로 mAP와 FPS를 사용하였다. 정확도 측면에서는 Faster R-CNN이 우위를 보였고 속도 측면에서는 YOLOv3가 높은 성능을 보였다. 본 연구에서는 변압기의 실시간 이상 모니터링을 위해 YOLOv3 대비 수행 속도가 빠르고 정확한 YOLOv5를 사용해 객체 검출을 진행한다.

2.4 공정능력지수

공정능력은 공정이 관리 상태일 때, 생산되는 제품의 품질변동 정도를 알려준다. 제품 생산 현장에서 개별적 품질 특성치는 규격에 맞게 생산 되어야 한다. 공정능력지수는 제품을 생산하는 공정의 능력을 정량적으로 측정하는 지수이며 대표적으로 C_p 가 있다(Lee et al., 2021). C_p 는 $(USL - LSL) / 6\sigma$ 로 정의되고 USL은 규격 상한, LSL은 규격 하한, σ 는 표준편차를 의미한다. 이때 공정능력지수는 규격의 상하한의 유무에 따라 규격 상한, 규격 하한이 동시에 주어진 경우 식(1)로, 규격 상한만 주어진 경우 식(2)로, 규격 하한만 주어진 경우 식(3)으로 계산한다(Ku et al., 2019).

$$\frac{USL - LSL}{6\sigma} \quad (1)$$

$$\frac{USL - Mean}{3\sigma} \quad (2)$$

$$\frac{Mean - LSL}{3\sigma} \quad (3)$$

구해진 값으로 공정의 능력을 판단하는 기준은 다음 Table 1과 같다.

Table 1. Process Capability Index

C_p	Stage	Evaluation	Counterplan
$C_p \geq 1.67$	Level 0	Very Sufficient	Simple Management Cost Reduction
$1.67 > C_p \geq 1.33$	Level 1	Sufficient	Keep Status
$1.33 > C_p \geq 1.0$	Level 2	Suitable	Monitoring Process
$1.0 > C_p \geq 0.67$	Level 3	Poor	Improve Management
$0.67 > C_p$	Level 4	Very Poor	Review Fault Investigation

본 연구에서는 배전설비 모니터링을 위하여 핵심부품인 변압기 이상 진단 시스템을 구축하였으며 이를 보완하기 위해 공정능력지수를 도입하고자 한다. 배전설비의 공정능력지수는 규격 상한만 주어진 경우로서, 열화상 이미지의 관심 객체 평균 온도 값, 표준편차, USL을 고려해 산출된다.

3. 방법론

이번 장에서는 본 논문에서 제안하는 공정능력지수 감지 시스템을 설명한다. 감지 시스템은 Figure 2에서 기술되었듯이 총 5단계로 구성 된다.

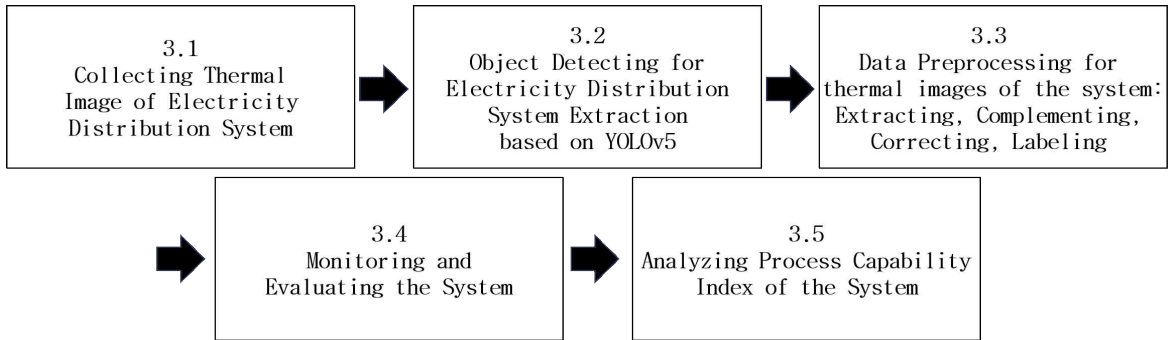


Figure 2. Methodology Process

3.1 배전설비 열화상 이미지 수집

본 논문에서는 열화로 인한 배전설비의 이상 모니터링 시스템 제시를 위해 훈련 데이터로서 한국전력공사에서 제공받은 640*480해상도의 16,866장의 열화상 이미지를 사용하였다. 검증 데이터는 인하대학교 후문가에서 FLIR 사의 FLIR E5-WiFi 열화상 카메라로 촬영된 배전설비 시스템의 이미지 데이터이다. 방사율로 인한 오차를 최소화하기 위해 시간대를 나누어 반복적으로 촬영해 832장의 120*90 해상도 열화상 이미지를 얻었다.

3.2 배전설비 객체 검출 : YOLOv5

본 논문에서는 YOLOv5를 활용하여 열화상 이미지에서 변압기를 검출하는 시스템을 제안한다. 딥러닝 기반 객체 검출 모델 중 이미지 처리 속도가 빠르다고 평가받는 YOLOv5를 사용함으로써, 배전시스템의 핵심 부품인 변압기를 관심 객체로써 검출하고자 한다. Figure 3은 열화상 이미지에서 변압기를 검출하는 모델을 도식화한 자료이다. 객체 검출 모델인 YOLOv5는 변압기를 포함하는 배전시스템 열화상 이미지를 입력받는다. 입력된 이미지는 Backbone과 Neck 단계를 통해 Feature Map 생성 및 정제과정을 거친다. Head 단계에서는 관심 객체인 변압기의 좌표와 예측 확률을 출력하고 훈련을 반복적으로 진행한다. 훈련이 완성된 모델에 배전시스템 열화상 이미지가 입력값으로 들어 오면 변압기 위치로 예상되는 확률이 가장 높은 영역을 박스 처리하고 예측된 객체명을 나타낸다.

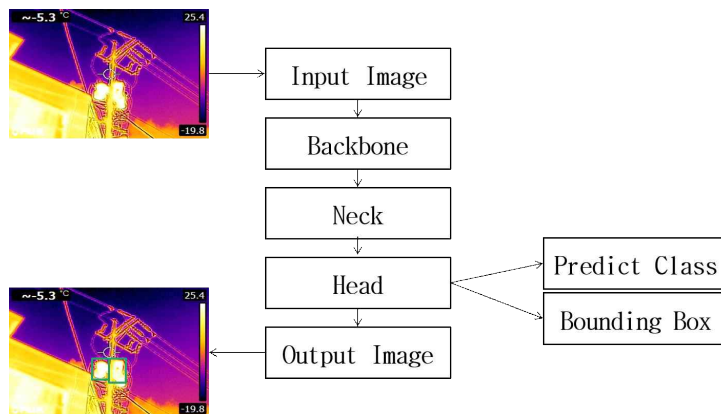


Figure 3. Object Detection Algorithm using YOLOv5

3.3 열화상 이미지 전처리

전처리 단계에서는 변압기의 이상 모니터링을 수행하기 위해 열화상 이미지 데이터를 변환한다. 열화상 이미지 데이터를 픽셀 단위의 온도 값을 나타내는 CSV Format으로 변환하고, 방사율을 고려해 온도 데이터를 수정한다. 전처리 단계는 총 3단계로 구성되며 Figure 4는 3단계의 전처리 과정을 도식화한 자료이다.

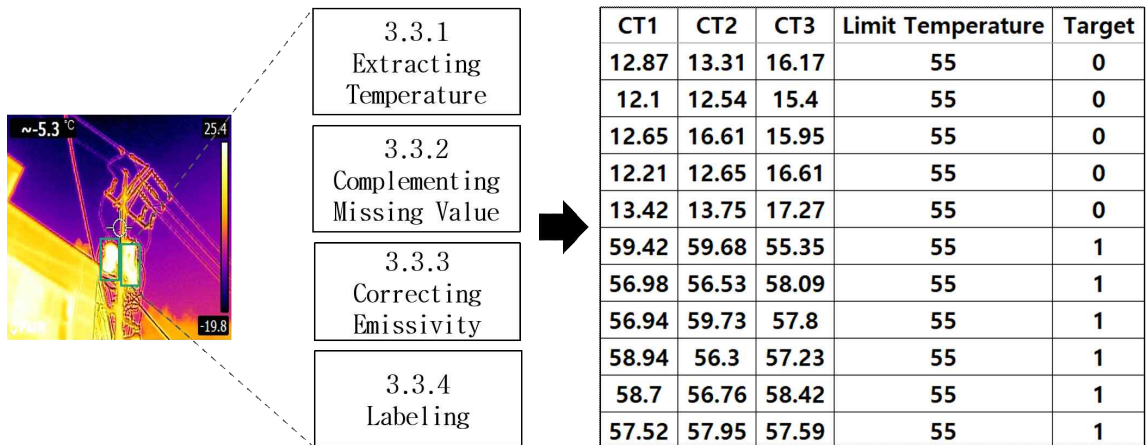


Figure 4. Preprocessing

3.3.1 온도 값 추출

본 실험에서는 변압기 공정능력지수 도입을 위해 FLIR사에서 제공하는 FLIR Tools로 수집한 이미지를 전처리한다. 이 프로그램은 YOLOv5를 통해 객체 검출된 열화상 이미지의 좌표에 해당하는 온도를 데이터프레임화한다.

3.3.2 결측치 보완

YOLOv5가 검출하지 못한 객체에 대해서는 추가로 결측치 보완 작업을 진행한다. 검출하지 못한 객체의 온도는 Null값으로 결측 처리되므로 이를 보정하기 위하여 원본 화상 이미지를 참조로 미검출 객체의 좌표에 해당하는 온도 값으로 대체한다. 결측치 보완 절차는 아래 알고리즘(Algorithm 1)과 같다.

Algorithm 1: Supplement Procedure for Object Detection Missing Value in YOLOv5

Input: TID : Thermal Image's Temperature Data
 ETDmv : Extraction Temperature Data of Coordinates Obtained by YOLOv5
 (Contain Missing Value)

Output: ETD : Extraction Temperature Data without Missing Value

Procedure: for i in range(len(ETDmv)) :

if ETDmv[i] = 'null' :

Replace ETDmv[i] according to TID[i]

ETDmv = ETD

else :

ETDmv = ETD

return ETD

3.3.3 방사율 및 외부요인 보정

3.3.2의 정제되지 않은 데이터프레임은 변압기의 정확한 온도 측정을 위해 방사율 보정 작업이 필수적이다. 열화상 이미지에서 추출한 온도 값은 방사율 보정이 이루어지지 않은 원시 데이터이므로, 검출하고자 하는 객체인 변압기를 고려한 방사율 보정을 진행한다. 방사율은 객체의 표면이 해당 객체의 온도를 정확히 나타내는지를 말하는 척도로 0~1까지의 값을 가진다(Lee et al., 2020). 방사율이 낮은 객체일수록 반사되는 온도의 영향을 많이 받아 정확한 측정이 어렵다. 방사율은 식(4)로 계산되며(Cho, 2017), 정확한 온도 값 측정을 위해 객체의 주요 재질을 고려해 방사율 보정을 해야 한다. 객체의 재질을 고려한 방사율은 다음 Table 2와 같다(Kim et al., 2021).

$$E(\text{Emissivity}) = 1 - R(\text{Reflectivity}) - T(\text{Transmissivity}) \quad (4)$$

Table 2. Process Capability Index

Material	Emissivity
Aluminum Weathered	0.83
Copper Polished	0.05
Copper Oxidized	0.78
Nickel	0.05
Polymeric Rubber	0.96
Stainless Steel Polished	0.16
Stainless Steel Oxidized	0.85
Steel Polished	0.07
Steel Oxidized	0.79

열화현상에 의한 변압기 이상 모니터링 시 대기 온도와 습도는 변수로서 영향을 미칠 수 있다(Oh, 2021). 기상청을 통해 열화상 이미지 촬영 당시의 대기 온도와 습도 데이터를 수집하였다. 핵심 부품인 변압기 온도와 대기 온도 및 습도의 상관성을 보기 위해 해당 변수를 포함한 훈련 데이터 세트와 포함하지 않은 훈련데이터 세트를 사용한다. 본 연구에서는 각 데이터 세트를 별개로 훈련해 변수가 변압기 모니터링 시스템에 미치는 영향력을 검증하고자 한다.

3.3.4 한계온도 및 라벨링

열화상 이미지 분석을 통한 배전설비 핵심 부품인 변압기의 이상을 판별하기 위한 기준은 한계온도이다. 한계온도는 이상을 판단하는 임계 값으로, 본 연구에서 변압기의 한계온도는 IEC-76에 따라 55℃로 설정한다(Korea Infrastructure Safety Corporation).

3.4 시스템 모니터링 및 평가

본 논문에서는 열화현상에 의해 상승한 변압기 온도를 분석하여 이상 여부를 모니터링한다. 결과에 대해 즉각적인 대응이 필수적이므로 학습 속도가 빠른 알고리즘으로 모델을 구축한다.

학습시킨 데이터뿐만 아니라 향후 수집할 모든 데이터에서 한계온도를 초과한 값들의 정확한 모니터링이 필요하다. 과적합 방지에 유리한 Random Forest(Woo et al., 2018), 다양한 커널의 활용이 가능한 Support Vector

Machine. 병렬처리를 통해 빠른 연산속도를 보이는 XGBoost를 선정한다(Lee et al., 2020). 모델에 학습시키기에 앞서 하이퍼 파라미터 튜닝을 수행해야 한다(Yiqi, 2021). GridSearchCV를 통해서 최적 하이퍼 파라미터 튜닝을 진행한다.

본 연구에서는 변압기의 신뢰성 및 유지보수를 위해 결함을 모니터링한다. 한국전력에서 제시한 변압기 열화 고장률은 0.18%로써, 본 연구의 실험에서도 동일한 고장률을 적용한다(Choi, 2016). 예측하고자 하는 타겟 값은 True/False(True: 이상 False: 정상)의 이진 분류 값을 가진다. 분류 문제는 Table 3과 같은 혼동행렬(Confusion Matrix)로 성능평가가 이루어진다. 혼동행렬의 각 영역은 모델이 예측한 값과 실제 값의 교차표로 구성된다.

Table 3. Confusion Matrix

	Predicted	True	False
Actual			
True		TP	FP
False		FN	TN

혼동행렬을 통해 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-Score 등의 평가 지표를 계산할 수 있다(Min et al., 2021). 정확도는 실제데이터와 예측 데이터가 일치하는 비율을 나타낸다. 정밀도는 참값으로 예측한 데이터 중 실제로 참값에 해당하는 데이터의 비율을 말하며 재현율은 실제로 참값인 데이터 중 모델이 참값이라고 예측한 데이터의 비율이다. F1-Score는 정밀도와 재현율의 조화평균으로 두 지표 모두를 고려한 평가 지표다. 각 평가 지표의 수식은 다음과 같다.

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FP + FN + TP} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{FP + TP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP} \quad (7)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

3.5 시스템 공정능력지수

본 연구에서는 배전설비 시스템의 핵심 부품인 변압기 품질관리를 위해 공정능력지수를 도입한다. 공정능력지수를 토대로 단계를 세분화해 고장 위험이 있는 대상군을 식별하고 유지 보수를 통해 결함을 사전에 방지한다. 공정능력지수는 2.4절과 같이 총 5개의 단계로 분류된다. 추가로 본 논문에서는 0단계와 1단계를 안정상태, 2단계와 3단계를 주의 상태, 4단계를 위험 상태로 구분한다.

4. 실험

Figure 5는 본 실험의 전체적인 과정을 보여주는 순서도이다.

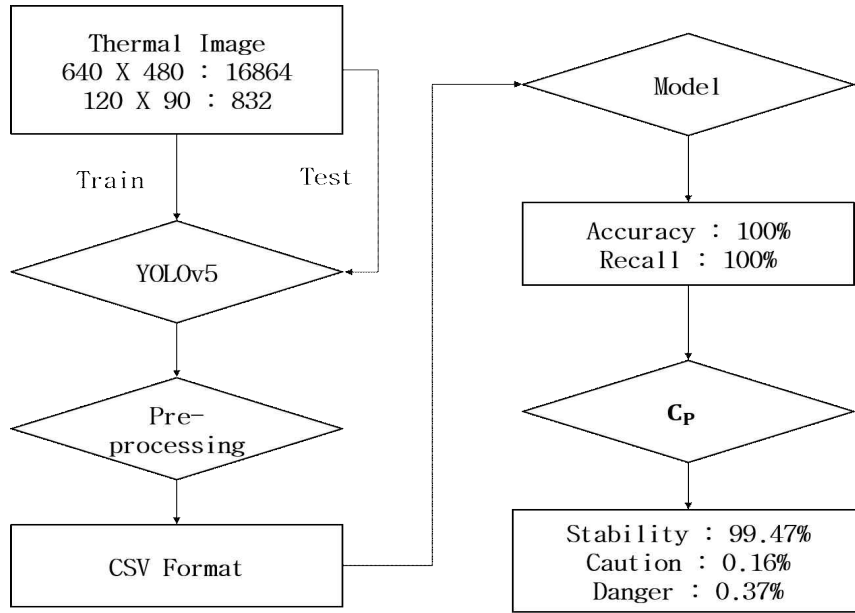


Figure 5. Summary of Experimental Process

4.1 배전설비 열화상 이미지 수집

본 실험에서는 방사율로 인한 오차를 최소화하기 위해 FLIR E5-Wifi를 사용하여 인하대학교 후문가에서 2021년 2월부터 7월까지 3시간 간격(09시~21시)으로 여러 각도의 배전설비 시스템 열화상 이미지 832개를 수집했다. 다양한 환경조건에서 수집한 원본 이미지와 열화상 이미지는 다음 Figure 6과 같다.



Figure 6. Example of Original Image and Thermal Image

4.2 배전설비 객체 검출 : YOLOv5

본 논문에서는 열화상 이미지를 이용한 변압기 검출 모델을 구현하기 위해 YOLOv5를 사용하였다. YOLOv5는 추출한 그리드 셀을 통해 Predict Class와 Bounding Box Regression 작업을 수행한다. 100 epochs로 학습한 객체 검출 모델의 Precision, Recall, Accuracy는 각각 69.5%, 89.5%, 63.2%이다. 이때 Epochs는 전체 데이터 세트를 학습시킨 횟수이다(Kong et al., 2020). 검출된 배전설비의 종류(CT: 변압기)와 해당 객체로 모델이 확신하는 확률의 예시는 Figure 7과 같고, YOLOv5의 성능 지표는 Figure 8에 도식화하였다.



Figure 7. Example of Detected Electricity Distribution System

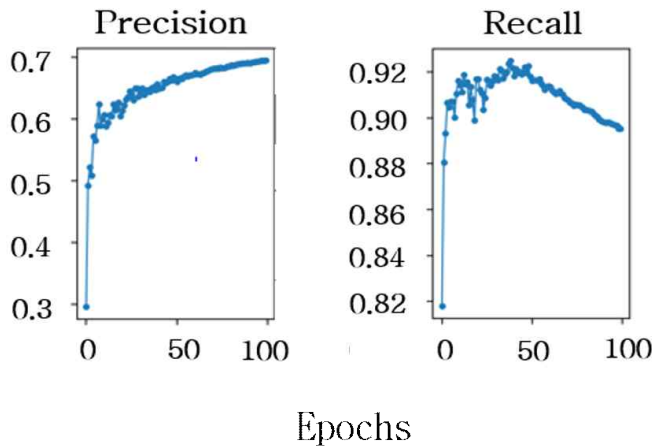


Figure 8. Evaluation of YOLOv5 with 100 epochs

4.3 열화상 이미지 전처리

본 실험에서는 FLIR Tools를 통해 832장의 이미지 데이터에서 핵심 부품인 변압기 온도를 추출한다. 객체 검출이 되지 않은 이미지에 대해서는 결측치 보완 작업을 시행하고, 전체적인 방사율 보정을 수행한다. 열화에 의한 변압기 고장 횟수로 계산된 고장률은 0.18%이므로, 실제 이상 데이터 수집에는 한계가 따른다. 실험 수행을 위해 한계 온도 기준 +5°C 이내의 무작위 난수로 이상 데이터를 생성하고 실 고장률(0.18%)을 반영한 오버샘플링을 진행한다. 완성된 데이터 프레임은 462,221개의 정상 데이터와 832개의 이상 데이터를 포함한다. 변압기의 공정능력지수 산출과 모니터링을 위해 이상 데이터를 1, 정상 데이터를 0으로 라벨링 한다.

4.4 시스템 모니터링 및 평가

본 실험에서는 462,221개의 정상 데이터와 832개의 이상 데이터를 3가지 알고리즘에 적용시켜 이상여부 모니터링을 진행하였다. 대기 온도와 습도를 포함하지 않은 온도 데이터를 8:2의 비율로 훈련 데이터 세트(369,552)와 검증 데이터 세트(93,501)로 분리하였다. 알고리즘의 최적 파라미터를 찾는 GridSearchCV로 각 모델 별 하이퍼 파라미터 튜닝을 진행하였다(Choi et al., 2020). 본 실험에서 튜닝한 모델 별 하이퍼 파라미터 및 튜닝 결과 최적 하이퍼 파라미터는 Table 4와 같다. 유의하지 않은 하이퍼 파라미터의 경우, 모델 별 라이브러리에서 제공하는 기본 값으로 실험에 사용하였다.

Table 4. Optimal Hyperparameters for Each Algorithm

Random Forest		Support Vector Machine		XGBOOST	
n_estimators	10	C	0.1	max_depth	3
max_depth	6	gamma	1	num_boost_models	10
min_samples_leaf	8	kernal	rbf	eta	0.1

시스템의 성능을 평가하기 위한 지표로서 혼동 행렬, 정확도, 정밀도, 재현율, 그리고 F1-Score를 출력하였으며 그 결과는 Table 5에 기술하였다. 대기 온도, 습도를 포함한 훈련 데이터 세트로 같은 모델에 학습을 진행한 결과 본 실험에서는 동일한 평가지표 값을 보여 해당 변수를 고려하지 않기로 한다.

Table 5. Used Algorithm and Evaluation Value

Confusion Matrix	Random Forest		Support Vector Machine		XGBOOST	
	True	False	True	False	True	False
True	168	0	168	0	168	567
False	0	93,333	0	93,333	0	92,766
Accuracy	1.0000		1.0000		0.9939	
Precision	1.0000		1.0000		0.2286	
Recall	1.0000		1.0000		1.0000	
F1-Score	1.0000		1.0000		0.3721	

Random Forest와 Support Vector Machine은 모든 평가지표에서 100%의 결과값을 보여준다. 특히, 이상 변압기를 올바르게 분류하는 수치인 Recall은 3가지 모델 모두 100%의 수치를 보였다. 전체적인 예측의 정확도를 나타내는 Accuracy 역시 모델 전부에서 99% 이상이다. 모델이 훈련 데이터에서만 높은 성능을 보이는 과적합은 주로 데이터 수의 부족으로 발생한다. 본 실험에서는 오버샘플링을 통해 463,053개의 데이터를 사용하므로 본 실험의 결과는 과적합이 아닌 온도와 UCL 간의 높은 상관성으로 인한 것이다. 또한 3.4에 따라 실고장률 0.18%를 반영한 실험 데이터는 99.82%의 정상과 0.18%의 이상으로 구성되어 있어, 모든 데이터를 정상이라고 예측해도 99.82%의 Accuracy를 보인다. 배전설비는 고장의 빈번도는 낮지만 그에 따른 피해는 큰 산업분야이다. 따라서 이상을 정상으

로 오분류하는 것은 중대한 결함사항이다. 본 연구의 결과에서 이상을 이상으로 옳게 예측하는 Recall값은 세 모델 모두 100%이므로 이상을 정상으로 예측한 사례는 없었다. 따라서 정상데이터로 인한 과적합이 발생하지 않은 알고리즘의 성능은 유효하다고 볼 수 있다.

4.5 시스템 공정능력지수

본 논문에서 제안하는 공정능력지수로 변압기 데이터를 분류한 결과는 Table 5와 같다. 오버샘플링을 통해 생성된 검증 데이터 세트 93,501개에 대해서 변압기는 각 3개씩 존재한다. 총 변압기 개수 280,503개 중 안정상태로 구분되는 0단계와 1단계는 99.47%이고, 주의 상태인 2단계와 3단계는 0.16%이며 위험 상태인 4단계는 실 고장률에 비해 0.19%P 높은 0.37%이다. 열화상 이미지 분석을 통한 변압기 공정능력지수는 주로 안정상태이지만 주의 상태와 위험 상태인 변압기에 대해서는 지속적인 관리와 점검이 필수적이다. 해당 실험은 배전설비 관리가 잘 이루어지는 도심의 데이터만을 사용하였으며 낙후지역의 데이터를 모두 포함한다면 위험단계의 비율은 더욱 높아질 것으로 보인다.

Table 5. Process Capability Index and Evaluation Value

C_p	Count	Stage		Ratio
$C_p \geq 1.67$	261,391	Level 0	Stability	99.47%
$1.67 > C_p \geq 1.33$	17,632	Level 1		
$1.33 > C_p \geq 1.0$	424	Level 2	Caution	0.16%
$1.0 > C_p \geq 0.67$	24	Level 3		
$0.67 > C_p$	1,032	Level 4	Danger	0.37%

5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 열화상 이미지 분석을 통한 배전설비의 공정능력지수를 산출함으로써, 실효성 있는 모니터링 시스템을 제안한다. FLIR E5-WiFi 열화상 카메라로 다양한 각도, 시간대를 고려해 열화상 이미지를 수집하고, 수집한 이미지를 통해 YOLOv5 기반 객체 검출을 진행한다. 100회 훈련한 모델의 mAP@0.5값은 85.3%이다. 객체 검출로 얻은 Bounding Box 좌표로 배전설비 핵심부품인 변압기의 온도 값을 추출하고 방사를 보정을 진행한 온도 값과 한계온도를 비교해 이상/정상을 라벨링 하였다. 본 연구에서는 오버샘플링을 통해 463,053개의 데이터를 사용하여 과적합을 사전에 방지하였고, Random Forest, Support Vector Machine, XGBoost 알고리즘으로 이상 여부를 학습 및 예측한 결과 모두 99% 이상의 Accuracy와 100%의 Recall 결괏값을 얻었다. 배전설비는 고장의 빈번도는 낮지만 그에 따른 피해가 큰 장비이다. 따라서 알고리즘이 정상을 이상으로 오분류한것보다 이상을 정상으로 오분류한것이 중대한 결함이다. 알고리즘의 Recall값은 적은 수의 이상 데이터를 100% 검출하였으므로 열화현상에 의한 변압기 이상여부 판단 알고리즘의 성능은 유효하다고 볼 수 있다. 추가적으로 변압기에 공정능력지수를 도입해 변압기의 상태를 세분화하였다. 0단계와 1단계에 해당하는 안정상태는 변압기의 품질 관리가 잘 이루어지고 있는 상태이다. 2단계와 3단계에 해당하는 주의 상태는 변압기 품질 관리 개선이 요구되는 단계이다. 4단계인 위험 상태는 즉각적인

유지보수가 요구되는 단계이다. 실험 결과 안정상태는 99.47%, 주의 상태는 0.16%, 위험 상태는 0.37%이다.

본 연구에서의 실험은 한국전력공사에서 제시한 변압기의 열화 고장률 0.18%를 도입하여 진행된 시뮬레이션으로써 고장을 포함한 위험 상태의 공정능력지수를 0.37%로 산출하였다. TABLE 5의 공정능력지수에서 보듯이 주의 상태인 0.16%에 해당하는 변압기의 경우, 유지 보수를 실행할 시 고장을 예방할 수 있다. 또한, 위험 상태는 실제 고장과 고장에 임박한 상태를 포함하는 값으로써 본 연구에서 제시한 감지 시스템의 유효성을 입증한다고 볼 수 있다. 주의 상태와 위험 상태의 합은 0.53%로, 실 고장률 0.18%보다 높기 때문에, 본 변압기 공정능력지수 시스템을 통하여, 대부분의 변압기 이상을 검출할 수 있을 것으로 보인다. 해당 객체의 품질 특성치를 고려해 공정능력지수를 변형하면, 위험단계 0.37%를 더욱 세분화 할 수 있을 것으로 보인다. 향후 연구로 이와 같은 방식을 도입하면 실 고장률인 0.18%에 가까운 수치를 얻을 수 있을 것이다. 객체 검출 알고리즘의 특성상 고해상도의 이미지가 많으면 더 높은 정확도의 모델을 생성할 수 있다. 또한 본 연구에서는 실제 고장 데이터 수집의 어려움으로 특정 범위내의 무작위 변수로써 고장 데이터를 대체하였다. 추가적인 데이터의 확보를 통해 객체검출 알고리즘의 성능을 향상시킬 수 있고, 실제 고장데이터를 획득할 확률을 높일 수 있을 것으로 보인다. 그러나 고장의 빈번도가 낮은 객체에 추가적인 점검 비용을 투입하는 문제는 고려되어야 한다. 따라서 데이터 수집과 향상된 시스템 성능 간의 비용 Trade-Off를 고려한 방법론 제시가 향후 연구로써 필요하다.

REFERENCES

- Cho. 2017. An Experimental Study on the Detection Characteristic of Draft Ice by Thermography System. Korea Academy Industrial Cooperation Society. 302-307.
- Choi K, Chai H, and Moon J. 2016. A Study on Failure Rate Extraction of Distribution System Equipment considering Regional Characteristics. The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers 65P(3):199-203.
- Choi S and Hur J. 2020. Optimized-XG Boost Learner Based Bagging Model for Photovoltaic Power Forecasting. Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers 69(7):978-84
- Kim J, Choi K, and Kang S. 2021. Infrared thermal image-based sustainable fault detection for electrical facilities. Sustain 13(2):1-16. doi:10.3390/su13020557.
- Kong J, Ha T, and Lee Y. 2020. Study of an Oil Whip and Oil Whip Initial State Detect in Rotating Machine Using by Convolution Neural Network. KSFM J Fluid Mach 23(3):5-12. doi:10.5293/kfma.2020.23.3.005.
- Korea Infrastructure Safety Corporation. General inspection criteria for electrical facilities are organized. <http://sunhome.pe.kr/apt/pdf/11jgig.pdf>.
- Korean Statistical Information Service. 2020. Monthly property damage due to ignition factors. https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=156&tblId=DT_15601N_008&conn_path=I2.
- Korean Statistical Information Service. 2021. Status of casualties by location for ignition factors. https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=156&tblId=DT_15601N_008&conn_path=I2.
- Ku K, Kwon J, and Jin H. 2019. A Study on Searching Stabled EMI Shielding Effectiveness Measurement Point for Military Communication Shelter Using Support Vector Machine and Process Capability Analysis. Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society 20(2):321-328.
- Lee H and Kim W. 2020. Quantitative Analysis on Phase Contrast of Defect Detection Mechanism by Wavelet Infrared Thermography. J Korean Soc Nondestruct Test 40(2):85-90. doi:10.7779/jksnt.2020.40.2.85.
- Lee H. 2020. Analysis of partial discharge in medium-voltage cables using IR(Infra Red) camera. The Korean Institute of Electrical Engineers. 2170-2171.

- Lee K and Kim S. 2020. Thermo-physical Properties of the Asphalt Pavement by Solar Energy. *J Korea Acad Coop Soc.* 21(1):717–724. doi:10.5762/KAIS.2020.21.1.717.
- Lee S, Yoon Y, and Jung J. 2020. A Machine Learning Model for Predicting Silica Concentrations through Time Series Analysis of Mining Data. *J Korean Soc Qual Manag.* 48(3):499–508.
- Lee Y, Lee H, Jang H. 2021. Development of a New Similarity Index to Compare Time-series Profile Data for Animal and Human Experiments. *J Korean Soc Qual Manag.* 49(2):145–159.
- Min B, Yoo J and Kim S. 2021. Network Intrusion Detection with One Class Anomaly Detection Model based on Auto Encoder. *Journal of Internet Computing and Services* 22(1):13–22.
- Oh D. 2021. A Failure Prediction Algorithm of the Distribution Facility based on the Weather Correlation Analysis. *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers* 31(11):75–81.
- Shi X, Hu J, and Lei X. 2021. Detection of Flying Birds in Airport Monitoring Based on Improved YOLOv5. 2021 IEEE 6th Int Conf Intell Comput Signal Process ICSP 2021(Icsp):1446–1451. doi:10.1109/ICSP51882.2021.9408797.
- Woo S, Jung C, and Kim J. 2018. Assessment of climate change impact on aquatic ecology health indices in Han river basin using SWAT and random forest. *J Korea Water Resour Assoc.* 51(10):863–874. doi:10.3741/JKWRA.2018.51.10.863. %3CGo%0Ato.
- Yiqi L. 2021. Density Adaptive Grid-based k-Nearest Neighbor Regression Model for Large Dataset. *J Korean Soc Qual Manag.* 49(2):201–211.

저자소개

- 이형근** 인하대학교 산업경영공학과 학사를 취득하였다. 현재 인하대학교 석사과정 재학 중이며 주요 관심 분야는 빅데이터를 이용한 고장진단, 신뢰성 관리이다.
- 홍용민** 인하대학교 산업경영공학과에서 학사과정 재학 중이며, 관심분야는 데이터 사이언스, 머신러닝이다.
- 강성우** 인하대학교 산업경영공학과에서 학사를, 펜실베니아 주립대학교 산업제조공학과에서 석사와 박사를 취득하였다. 현재 인하대학교 산업경영공학과 조교수로 재직 중이다. 관심 연구 분야는 빅데이터(3D 이미지, 텍스트데이터) 프로세싱을 기반한 제품 설계, 공학 설계, 생산 장비 예측 진단 및 관리이다.