

자기애자의 자기부 균열 식별을 위한 이미지 처리기법 개발

최인혁¹, 신구용¹, 안호성¹, 구자빈¹, 손주암¹, 임대연², 오탈근^{2,3} , 윤영근² 

¹ 한국전력공사 전력연구원

² 인천대학교 안전공학과

³ 인천대학교 공학기술연구소

Development of Image Process for Crack Identification on Porcelain Insulators

In-Hyuk Choi¹, Koo-Yong Shin¹, Ho-Song An¹, Ja-Bin Koo¹, Ju-Am Son¹, Dae-Yeon Lim²,
 Tae-Keun Oh^{2,3}, and Young-Geun Yoon²

¹ KEPCO Research Institute, Daejeon 34056, Korea

² Department of Safety Engineering, Incheon National University, Incheon 22012, Korea

³ Research Institute for Engineering and Technology, Incheon National University, Incheon 22012, Korea

(Received February 14, 2020; Revised March 19, 2020; Accepted March 23, 2020)

Abstract: This study proposes a crack identification algorithm to analyze the surface condition of porcelain insulators and to efficiently visualize cracks. The proposed image processing algorithm for crack identification consists of two primary steps. In the first step, the brightness is eliminated by converting the image to the lab color space. Then, the background is removed by the K-means clustering method. After that, the optimum image treatment is applied using morphological image processing and median filtering to remove unnecessary noise, such as blobs. In the second step, the preprocessed image is converted to grayscale, and any cracks present in the image are identified. Next, the region properties, such as the number of pixels and the ratio of the major to the minor axis, are used to separate the cracks from the noise. Using this image processing algorithm, the precision of crack identification for all the sample images was approximately 80%, and the F1 score was approximately 70. Thus, this method can be helpful for efficient crack monitoring.

Keywords: Porcelain insulator, Crack detection, K-means clustering, Median filter, Image processing

1. 서론

다양한 분야의 시설물, 설비 등이 노후화됨에 따라 유지관리의 중요성이 대두되는 상황에서 단순한 반복 작업을 줄이고 인간의 오류를 방지하기 위한 유지관리 자동화 기술개발이 활발하게 이루어지고 있다.

✉ Tae-Keun Oh; tkoh@inu.ac.kr
 Young-Geun Yoon; y_young_geun@naver.com

Copyright ©2020 KIEEME. All rights reserved.
 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.

전기시설물 중의 하나인 송전탑의 자기애자는 송전선을 송전탑에 물리적으로 고정시키고, 절연을 통해 전력공급의 안전성을 유지하는 핵심적인 요소이다 [1]. 최근 자기애자 재료에 대한 물성/특성 연구를 통해 양질의 제품을 제작할 수 있지만, 현재 사용 중인 자기애자의 수명 및 손상 유무의 파악에 어려움이 있어 이를 교체하지 못하고 있는 실정이다 [2]. 자기애자는 국내에서 수백만 개가 설치되어 있으며, 수명이 도래한 자기애자는 전체의 50%를 상회하므로 전력공급의 연속성 및 안전성을 보장하기 위해 자기애자의 정기적인 점검이 필요하다 [3]. 자기애자의 손상을 식별하는 기술은 크게 전기적인 관점에서 절연저항 측정, 전계 측

정, 부분 방전 측정 등의 방법 등을 활용한 전기 절연 성능을 평가하는 방법과 기계적인 손상을 파악하는 방법이 있다. 기존의 방법은 전기적 손상에 초점이 맞추어져 있어 기계적 손상의 파악이 어려우며 [4], 기계적인 손상을 파악하는 방법은 일반적으로 육안점검을 수행하고 있다. 그러나 육안에 의한 점검은 점검자의 주관에 의존하며, 이로 인해 점검의 누락이나 오류로 인한 대형사고가 발생할 수 있으므로 객관적이고 정밀한 점검이 필요한 실정이다.

최근에는 객관적인 분석을 위해 영상 이미지 분석 방법을 적용하고 있다. 이미지의 수집을 위해 UAV (무인이동체), CCTV, 레이저 스캐너, 열화상 카메라 등을 사용하여, 구조물 및 대상체에서 이미지 데이터를 획득하며 [5], 수집된 이미지의 다양한 결함을 검출하기 위해 edge 검출 기술을 이용한 이미지 처리 [6], 히스토그램 매칭, 이미지 필터링 및 변화 검출 [7] 및 임계값 강조 방법 등 많은 처리 방법이 제안되었다.

기존 연구에서 제안된 내용과 같이 데이터의 수집 및 분류에 따라 이미지 처리 방법이 다양하며, 이는 다양한 알고리즘이 적용될 수 있음을 의미한다. 따라서 이미지 분석을 위해서는 배경의 다양성, 명암 등이 분석 결과에 영향을 미치는 것을 고려해야 한다 [8-10]. 검사 알고리즘이 외부 조건의 영향을 받는 경우, 매개변수 튜닝을 위해 전문지식이 필요하다. 따라서 이 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 lab 색 변환을 통해 이미지 수집 시 명암에 의한 오차를 감소시키고, 배경에 의한 오차를 줄이기 위해 K-means clustering 방법을 적용하였다. 또한, 다양한 필터를 사용하여, 자기애자 표면에 발생한 균열 식별을 위한 적합한 프로세스를 적용하고 평가지표를 통해 식별 성능을 평가하였다.

2. 실험 방법

2.1 이미지 처리 기법

2.1.1 K-means clustering

K-means clustering (K평균 군집화)은 그림 1과 같이 각각의 데이터 사이의 거리를 이용하여 레이블이 없는 데이터를 K개의 군집으로 분할하는 방법이다 [11]. 일반적인 K-means clustering의 알고리즘은 초기에 중심 시작 위치인 K 포인트를 선택하고, K 군집들은

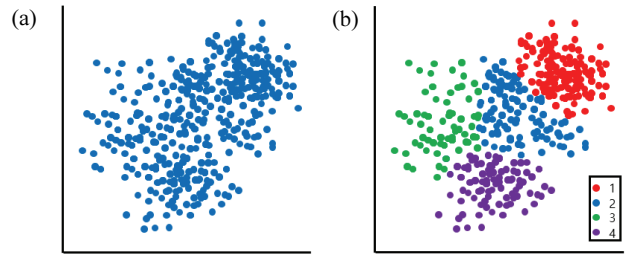


Fig. 1. procedure of K-means clustering.

초기에 가장 근접한 중심위치의 모든 포인트를 배열하여 생성되며, 각각 군집의 중심위치를 계산한다. 이러한 과정은 중심 시작 위치가 일정해질 때까지 K 군집화와 중심위치 선정을 반복한다.

이미지 데이터는 픽셀의 색상 벡터와 상응하며, K 평균 군집화를 적용함으로써 이미지는 대상체의 표면 환경에 상응하는 색의 일치 정도에 따라 픽셀을 K개의 군집으로 나누어 분류할 수 있다.

2.1.2 색 채널 변환

이미지 분석에서는 일반적으로 RGB 색을 기반으로 하여 분석이 진행되며, 균열의 식별 분야에서는 RGB에서 휘도를 유지하면서 색조 및 채도 정보를 제거한 gray 색이 많이 사용된다. 그 이유로는 28비트의 RGB 색을 8비트의 gray 색으로 변환 시 데이터의 양이 현저히 줄어들기 때문에 연산속도 측면에서 효율성을 높일 수 있다. 또한, 사람의 눈으로 식별 가능한 공간과 매칭시키는 lab 색 채널을 이용할 수 있다. Lab 색에서 L은 명도, a는 빨강과 초록의 정도, b는 파랑과 노랑의 정도를 의미하며, lab 색 채널 변환의 장점은 명도를 의미하는 L 채널을 제거함으로써 이미지의 밝기에 대한 영향을 줄일 수 있다. 본 연구에서는 lab 색을 활용하여 이미지의 명도 조건을 제한하고, gray 색을 이용하여 연산의 효율성을 높이는 방법이 적용되었다.

2.1.3 노이즈 제거 및 음영 강조를 위한 필터링

자기애자의 균열 식별을 위해서 고려되는 사항은 자기부 균열 외에 배경색, 금구, 자기부의 빛 반사 등이 있으며, 본 연구에서는 이러한 노이즈를 제거하기 위해서 다음과 같은 필터를 사용하여 분석을 진행하였다. 먼저, 형태학적 이미지 처리(morphological image processing)는 크랙의 형태와 같은 이미지 구성 요소를 추출하는 데 사

용될 수 있다 [9]. 형태학적 조작에는 오픈링(opening), 클로징(closing), 라벨링(labeling) 등이 있으며, 본 연구에서는 클로징 및 라벨링 방법이 사용되었다. 클로징은 일반적으로 장축과 단축을 연결하고 사이의 작은 구멍을 제거하여 균열의 틈을 메우는 데 사용되며, 라벨링은 인접하여 연결된 구성 요소를 단일 객체로 인식하고 단일 객체의 모든 점은 1로 표시하는 방법이다. 즉, 각 객체에는 고유한 레이블 번호가 있는 연결된 픽셀로 구성되며, 여기서 객체는 균열 또는 노이즈일 수 있다. 다음으로, median filtering 방법은 2차원 이미지에서 중앙값에 의해 필터링하는 것을 의미하며, 각 출력 픽셀은 입력 이미지에서 대응하는 픽셀에 대해 임의 크기의 이웃에 있는 중앙값을 포함하게 하는 방법을 의미한다. 또한, subtraction processing은 일반적으로 불규칙적인 조명환경, 빛의 바램 등과 같은 미세한 변화인 노이즈를 제거하기 위해 사용한다. 예를 들어, 콘크리트에서 표면에 존재하는 얼룩을 제거하고 균열만을 표시하기 위해 사용되며, median filtering 이미지에서 원본 이미지를 빼주는 것을 의미한다.

이미지 분석에서 다양한 필터가 적용될 때 음영의 세기가 약해질 수 있으며, 이런 경우 Otsu's 이진화를 통해 음영을 강조하는 방법을 적용할 수 있다. Otsu's의 방법은 임계값 T를 기준으로 이미지 픽셀들을 두 개의 레이블로 분류했을 때 두 레이블 사이의 분산을 최소 또는 최대화하는 T를 찾는 방법이다. 본 연구에서는 Otsu's의 이진화를 이용하여 임계값 T를 0에서 255까지 순차적으로 변화시키면서 레이블 간의 분산이 최대가 되는 임계값 T 값을 산출하고 이를 통해 영상 이미지를 이진화하는 방법이 적용되었다.

2.2 이미지 데이터 세트

본 연구에서는 자기애자의 균열을 식별하기 위해서 먼저 그림 2와 같은 균열이 포함된 자기애자를 확보하고 갤럭시 S10을 사용하여 자기애자의 영상 이미지를 수집하였다. 그림 2(a)는 실제 송전탑에서 사용 중에 낙뢰를 맞은 시험편으로서 방사형 균열을 구현하였으며, 그림 2(b), (c)는 각각 외부에서의 충격에 의해 발생한 균열, 피로 응력에 의한 균열을 구현하였다. 모든 이미지는 940×940 pixel로 저장되었으며, 이미지 내 자기부 균열의 개수는 5개, 8개, 1개를 포함하며, 균열의 폭은 1~2 mm 내외이다. 또한, 이미지들은 서로 다른 배경, 명암을 지니고 있어 환경적 요인에 의한 다양한 변수가 고려된 3개의 영상 이미지를 기본 데이터로 활용하였다.

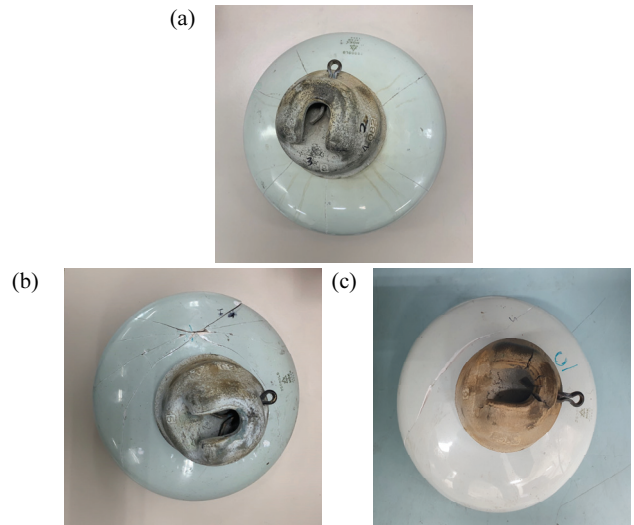


Fig. 2. Images of porcelain insulators with various cracks. (a) Crack caused by lightning, (b) crack caused by impulse load, and (c) crack caused by fatigue stress.

2.3 균열 식별 절차

다양한 분야에서 여러 기법을 사용하여 이미지 내 균열 식별을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러

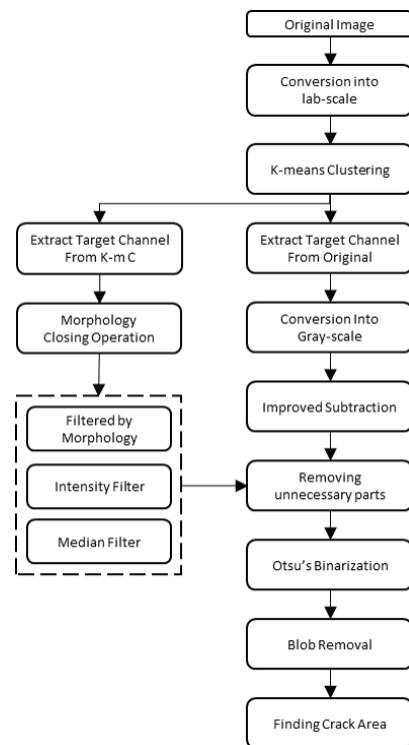


Fig. 3. Image processing step including parameter optimization architecture.

나 대상체별로 조건 및 색상의 특성이 다르므로 이에 적합한 균열의 식별 절차가 필요하다. 본 연구에서는 그림 3과 같이 K-means clustering의 비지도 학습 분류를 기반으로 필터의 최적화 및 배치를 통해 자기애자 표면에 발생한 균열의 식별 절차를 구성하였다. 원본 이미지를 불러오는 것에서 큰 범위는 9단계로 구성되고, 필터 및 알고리즘은 7개가 사용되었다. 그림 3의 좌측 절차는 필터를 만드는 과정이며, 주된 균열 탐지 과정을 단계별로 요약하면 다음과 같다. (1) 획득된 원본 컬러 이미지를 lab 레벨 이미지로 변환, (2) K-means clustering, (3) 원본 컬러 이미지를 그레이 레벨 이미지로 변환, (4) 중앙값 필터를 사용한 자기 부분 외 불필요 부분 제거, (5) 모폴로지 필터를 사용한 2차 제거, (6) Otsu's 방법을 통한 이진화, (7) 균열 필색 범주화 및 추출, (8) 원본 이미지의 균열과 대조의 단계에 따라 자기애자 균열 식별 절차가 수행되었다.

3. 결과 및 고찰

3.1 균열의 식별 및 노이즈 제거

그림 1(a)의 이미지에 대해서 제안된 그림 2의 절차를 수행하여 균열이 식별되는 과정을 그림 4에 도식하였다.

Step 0은 이미지를 읽어 들이는 단계로 MATLAB을 사용하여, 원본 이미지를 RGB 색상, 940×940 pixel 3 채널로 변환하였다.

Step 1은 원본 이미지의 RGB 값을 lab 색상으로 변환시키는 단계이다. Lab에서 L은 밝기인 명도를 의미하며, 본 연구에서는 L 채널은 제외하고 a 및 b 채널을 사용함으로써 자기애자의 이미지 촬영 시 빛의 밝기 및 그림자에 의한 오차를 줄이고자 적용되었다.

Step 2는 K-means clustering 단계로 이미지에서 배경, 자기 부분, 캡 부분을 구분하기 위해 적용되었으며, clustering을 위한 초기 중앙값은 155×136, 225×99, 343×252로 설정하고 euclidean distance를 사용하여 분류를 수행하였다. 이에 따라 step 2의 그림과 같이 자기애자의 배경은 검정색, 자기 부분은 흰색, 캡 부분은 회색으로 분류하고 각 위치에 따른 레이블을 설정하였다. 그러나 캡 부분은 부식 정도 등에 의해 다양한 색이 분포하기 때문에 일부는 배경색 및 자기 부분의 레이블에 속하는 것으로 분석되었다.

Step 3에서는 step 2에서 설정된 자기 부분의 레이



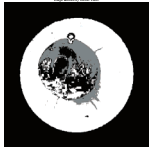
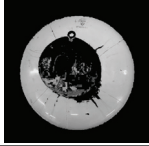


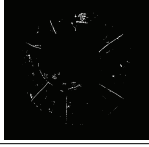
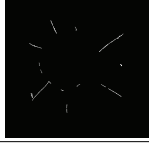

Step	Operation	Image
0	Original image	
1	Conversion into l*ab	
2	K-means clustering	
3	Conversion into gray-scale image	
4	Median filtering and improved subtraction	
5	Removal of unnecessary parts	
6	Binarization	
7	Extract region property	
8	Blob removal	

Fig. 4. Result of the proposed image processing.

블을 사용하여, 원본 이미지와의 매칭을 통해 원본이미지에서 자기 부분을 추출하고, 이를 그레이 레벨로 변환하였다. RGB 색상에서 분석하는 것보다 연산속도의 효율성이 높기 때문에 이후 과정에서는 그레이 레벨로

변환된 데이터가 사용되었다.

Step 4는 step 3에서 추출된 자기 부분에 대한 그레이 레벨 데이터에 대해서 symmetric 함수를 사용하여 중앙값 필터링을 적용하였으며, 필터의 크기는 20×20 pixel로 설정하였다. 다음으로 중앙값 필터가 적용된 이미지에서 step 3의 이미지를 빼주는 improved subtraction을 사용하여, 각 픽셀에서 값을 추출하였으며, 빼준 값이 음수일 경우, 0으로 반환하는 방법을 적용하였다. 그 결과 step 4와 같은 자기애자 표면의 균열, 테두리, 얼룩과 같은 노이즈, 일부 캡 부분이 포함된 이미지가 추출되었다.

Step 5는 step 4에서 추출된 이미지에서 표면 균열은 남기고, 테두리, 노이즈, 캡 부분은 제거하는 과정이다. 이 단계에서는 모폴로지 클로징에 의해 만들어진 필터의 pixel과 step 4의 이미지의 pixel을 매칭시키고 배경 부분과 캡 부분에 대한 픽셀을 0으로 변환시키는 과정을 통해 테두리, 노이즈 및 캡 부분을 효과적으로 제거할 수 있었다. 그러나 연산 과정을 통해 pixel의 수치가 작아져서 균열에 대한 이미지가 희미해지기 때문에 이를 보완하기 위한 방법의 적용이 필요하다. 따라서 이진화 방법에 주로 쓰이는 Otsu's의 방법을 적용하였다.

Step 6은 Otsu's의 방법이 적용된 결과를 나타낸다. 여기서 임계값은 0.2으로 설정하였고, 0.2보다 낮은 임계값을 가지는 데이터는 제거되었다. 이 방법의 적용은 그레이 레벨에서 0~255로 강약이 표시되는 값을 0과 1로 바꿔 주는 방법으로 균열 데이터를 부각할 수 있다는 장점이 있다. Otsu's 방법의 적용 결과 step 5에서 희미하게 보이던 부분들이 부각된 것을 확인할 수 있으며, 자기 부분의 표면균열 외에도 노이즈 데이터가 많이 남아 있는 것이 확인되었다. 따라서 마지막으로 균열의 픽셀을 유지하면서, 노이즈를 제거하기 위한 region property 방법을 적용하였다.

Step 7의 결과를 도출하기 위해 적용된 region property를 그림 5에 도식하였다. 연결된 픽셀의 수(area)와 장축의 길이(major axis length) 단축의 길이(minor axis length)에 대해 식 (1)을 사용하여 이심률(eccentricity)을 산출하여 표 1에 제시하였다.

$$Eccentricity = \frac{\sqrt{MajorAxisLength^2 - MinorAxisLength^2}}{MajorAxisLength} \quad (1)$$

그림 5(a) 균열의 경우 area는 456개, 이심률은 0.99 이상으로 분석되었고, 그림 5(b), (c), (d)의 노이즈에서

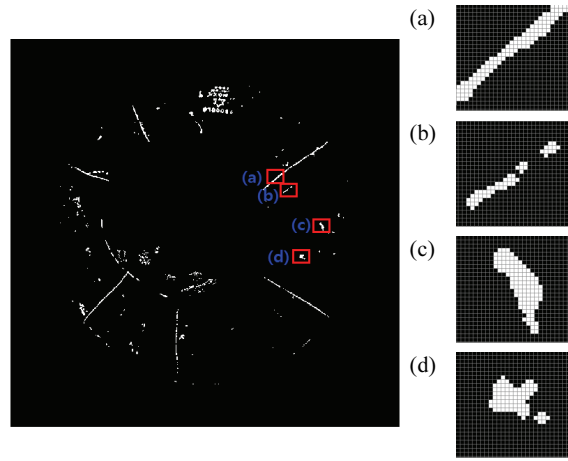


Fig. 5. Comparison of pixel images for cracks and noises.

Table 1. Comparison of feature values extracted from cracks and noises.

	Area	MajorAxis length	MinorAxis length	Eccentricity
(a)	456	160.31	6.55	0.99
(b)	34	16.81	3.20	0.98
(c)	111	22.37	7.61	0.94
(d)	77	12.00	9.63	0.58

area는 34~111개, 이심률은 0.58~0.98의 값을 가지는 것으로 분석되었다. 그러나 표 1에 제시되지 않은 일부 균열에서 이심률은 높았으나, area가 노이즈보다 낮은 값을 가지는 경우도 확인되었다. 따라서 균열을 최대한 보존하면서, 노이즈 데이터를 제거하기 위한 최적값으로 area는 50개 이상, 이심률은 0.9로 설정하였다.

Step 8은 region property를 통해 얻어진 이미지를 빨간색으로 변환하고 원본 이미지에 교차시키는 방법을 적용하여 최종적으로 균열을 시각화하였다.

Step 0~8단계를 통해 자기애자의 표면 균열을 식별하는 과정을 수행하였으며, 다른 표면 균열을 가지는 2개의 이미지에 대해 동일한 설정으로 분석이 진행되었다.

3.2 균열 식별률 평가

제안된 자기부 균열 식별을 위한 이미지 처리기법에 따라 도출된 최종적인 결과는 그림 6과 같다. 분석 결과, 다양한 표면 균열에 대해서 대부분이 예측 가능한 것으로 확인되었다. 그러나 균열을 pixel 관점에서 분석하면, 전체 균열에서 일부 균열이 식별되지 않는 경우 및 균열이 없는 부분에서 노이즈 데이터가 잔존하

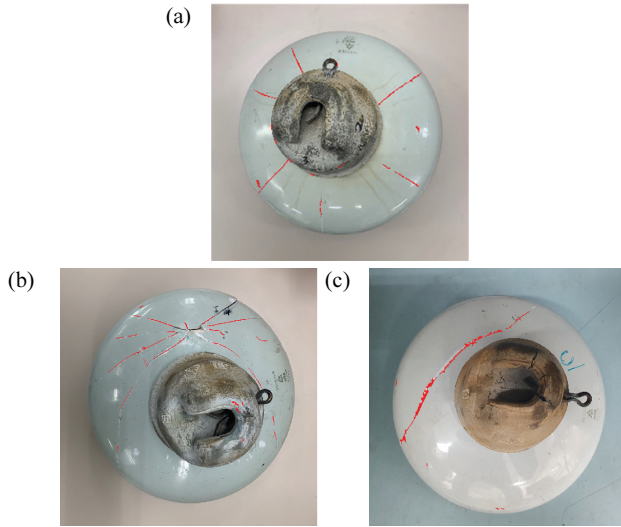


Fig. 6. Results of crack identification from proposed image processing.

는 것이 확인되었다. 따라서 정성적으로 균열의 식별 유무를 판단하는 것이 아닌 정량적인 값으로 균열의 식별률 산출을 위한 방법의 적용이 필요하다. 따라서 예측모델의 평가에 활용되는 precision(정밀도)와 recall(재현율)을 사용하여 식별률에 대한 정량적인 평가가 가능하며, 이는 식 (2), (3)을 통해 산출할 수 있다. 또한, 이미지에서 산출된 precision과 recall을 식 (4)에 적용하여 조화 평균 F1 score를 산출할 수 있다.

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

$$\text{F1 Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

True positive (TP)는 올바른 것에 대한 올바른 예측을 의미하며, false positive (FP)는 올바른 것에 대한 잘못된 예측을 의미하고, false negative (FN)은 잘못된 것에 대한 올바른 예측을 의미한다.

원본 이미지에서 균열의 픽셀 수 및 그림 6에서 식별된 균열의 픽셀 수를 추출하여 식 (2)~(4)의 평가지표를 사용하여 식별률을 산출하고 표 2에 제시하였다. 표 2에서 precision은 균열로 식별한 것이 실제 균열인 비율이 높다는 것을 의미하며, 3개의 이미지에 대한 약 80% 이상의 비율로 분석되었다. 그러나 recall의 경우 그림 6(c)에서는 94%로 대부분의 균열을 식별할 수 있었지만, 그림 6(a)는 75%, 그림 6(b)는 55%의

Table 2. Results for precision, recall, and F1 score using evaluation criterion.

	Precision	Recall	F1 score
Image 1	79%	75%	77%
Image 2	92%	55%	69%
Image 3	91%	94%	92%

비율을 나타냈다. 이에 따라, 이미지에서 균열이 단순하고 균열의 수가 적은 경우 높은 예측률을 나타내며, 다양하고 많은 균열을 포함하는 경우에는 식별률이 낮아지는 것으로 분석되었다.

F1 score의 경우 3개의 이미지에서 약 70% 이상으로 산출되었기 때문에 식별률 측면에서 자기애자의 표면 균열 식별에 사용 가능한 이미지 처리기법이 개발되었다고 판단된다. 또한, 제안된 이미지 처리기법의 세부설정 값의 변화를 통해 각각의 이미지에 대한 균열의 식별 정확도를 좀 더 높일 수 있지만, 그 경우 일반적인 방법의 문제점으로 야기됐던 다양한 환경조건에 의해 식별 정확도가 현저히 감소할 수 있다. 따라서 본 연구에서 제안된 이미지 처리기법은 한 가지 조건에 높은 정확도를 가지는 식별 알고리즘이 아닌 다양한 조건에서 일반적으로 높은 정확도를 가진다는 점에 장점이 있으며, 별도의 파라미터 수정 없이 활용 가능할 것으로 사료된다.

4. 결론

본 연구에서는 다양한 균열의 형상과 길이, 배경 조건, 명암 조건이 다른 이미지에 대해서 lab 색변환, K-means clustering, morphological image processing 및 다양한 필터를 사용하여 자기애자 표면의 다양한 형태의 균열을 식별하기 위한 다양한 알고리즘을 적용하였다. 이에 따른 결과를 정리하면 다음과 같다.

- 1) Lab 색상 변환 및 명암을 제거하는 방법을 적용하여 이미지 촬영 시 명암 조건에 대한 제약을 줄일 수 있었고, K-means clustering의 초기 중앙값을 적합하게 설정하여, 자기애자와 배경을 정확하게 분리함에 따라 배경 조건에 의한 식별 오차를 줄일 수 있었다. 또한, 다양한 노이즈 제거 필터를 적용하고 region property에서 파악된 균열의 특징을 고려하여, area 50 이상, 이심률 0.9의 설정값을 적용하였고, 이를 통해 균열 식별

의 정확도를 높일 수 있었다.

- 2) 3개의 이미지에 대해 precision은 79~92%로 높은 균열 식별률을 나타내어, 제안된 알고리즘이 잘 활용될 수 있음을 보여주었다.
- 3) 940×940 pixel 해상도에서 균열 폭이 최소 1 mm 까지 식별 가능하였으며, 좀 더 높은 해상도를 사용할 경우 1 mm 미만의 작은 균열도 식별 가능할 것으로 판단된다.
- 4) 본 연구에서 사용된 이미지는 실험실 환경에서 촬영된 이미지이며, 예상치 못한 현장 환경을 반영하지 못하여 추후 다양한 현장사진에 적용할 필요가 있다. 이는 사용 환경이 매우 다양하고 제안된 알고리즘이 다양한 응용 분야에서 평가되어야 함을 의미한다. 다양한 변수를 포함할 때 균열 식별의 정확도를 높이려면 알고리즘의 개선이 필요하며, 이미지 처리에 필요한 최적의 파라미터를 결정하기 위해 다양한 최적화 방법의 적용이 필요하다.

본 연구는 자기부 표면의 균열을 발생한 자기애자의 이미지에 대해 단일 또는 다양한 균열에 대한 만족할 만한 식별 결과를 도출하였으며, 이러한 가능성을 바탕으로 향후 송전탑에서 사용되는 자기애자에 대해 균열 식별 및 파손부위 검출을 위해 다양한 적용이 가능할 것으로 판단된다.

ORCID

Tae-Keun Oh

<https://orcid.org/0000-0003-3848-6248>

Young-Geun Yoon

<https://orcid.org/0000-0002-2846-9332>

REFERENCES

- [1] J.S.T. Looms, *Insulators for High Voltages* (IET, United Kingdom, 1988) p. 1.
- [2] S. Jeon, I. H. Choi, T. Kim, Y. J. Lee, J. B. Koo, J. A. Son, and J. Yi, *J. Korean Inst. Electr. Electron. Mater. Eng.*, **33**, 56 (2020). [DOI: <https://doi.org/10.4313/JKEM.2020.33.1.56>]
- [3] A. Rawat and R. S. Gorur, *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, **16**, 107 (2009). [DOI: <https://doi.org/10.1109/TDEL.2009.4784557>]
- [4] I. H. Choi, J. A. Son, T. K. Oh, and Y. G. Yoon, *J. Korean Inst. Electr. Electron. Mater. Eng.*, **32**, 122 (2019). [DOI: <https://doi.org/10.4313/JKEM.2019.32.2.122>]
- [5] M. J. Chae and D. M. Abraham, *J. Comput. Civ. Eng.*, **15**, 4 (2001). [DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0887-3801\(2001\)15:1\(4\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0887-3801(2001)15:1(4))]
- [6] I. Abdel-Qader, O. Abudayyeh, and M. E. Kelly, *J. Comput. Civ. Eng.*, **17**, 255 (2003). [DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0887-3801\(2003\)17:4\(255\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0887-3801(2003)17:4(255))]
- [7] W. Guo, L. Soibelman, and J. H. Garrett Jr, *Autom. Constr.*, **18**, 587 (2009). [DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2008.12.003>]
- [8] W. Zhang, Z. Zhang, D. Qi, and Y. Liu, *Sensors*, **14**, 19307 (2014). [DOI: <https://doi.org/10.3390/s141019307>]
- [9] P. Prasanna, K. J. Dana, N. Gucunski, B. B. Basily, H. M. La, R. S. Lim, and H. Parvardeh, *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, **13**, 591 (2016). [DOI: <https://doi.org/10.1109/TASE.2014.2354314>]
- [10] T. Nishikawa, J. Yoshida, T. Sugiyama, and Y. Fujino, *Comput.-Aided Civ. Infrastruct. Eng.*, **27**, 29 (2012). [DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-8667.2011.00716.x>]
- [11] H. H. Bock, *Clustering Methods: A History of k-Means Algorithms* (Aachen, Germany, 1983) p. 161.