

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제26권 제4호, 2021년 7월 (JBE Vol. 26, No. 4, July 2021)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2021.26.4.409>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

합성곱 신경망을 이용한 컨포멀 코팅 PCB에 발생한 문제성 기포 검출 알고리즘

이 동 희^{a)}, 조 성 령^{b)}, 정 경 훈^{a)}, 강 동 욱^{a)†}

A Problematic Bubble Detection Algorithm for Conformal Coated PCB Using Convolutional Neural Networks

Dong Hee Lee^{a)}, SungRyung Cho^{b)}, Kyeong-Hoon Jung^{a)}, and Dong Wook Kang^{a)†}

요 약

컨포멀 코팅은 PCB(Printed Circuit Board)를 보호하는 기술로 PCB의 고장을 최소화한다. 코팅의 결함은 PCB의 고장과 연결되기 때문에 성공적인 컨포멀 코팅 조건을 만족하기 위해서 코팅면에 기포가 발생했는지 검사한다. 본 논문에서는 영상 신호 처리를 적용하여 고위험군의 문제성 기포를 검출하는 알고리즘을 제안한다. 알고리즘은 문제성 기포의 후보를 구하는 단계와 후보를 검증하는 단계로 구성된다. 기포는 가시광 영상에서 나타나지 않지만, UV(Ultra Violet) 광원에서는 육안으로 구별이 가능하다. 특히, 문제성 기포의 중심은 밝기가 어둡고 테두리는 높은 밝기를 가진다. 이러한 밝기 특성을 논문에서는 협곡과 산맥 특징이라 부르며 두 가지 특징이 동시에 나타나는 영역을 문제성 기포의 후보라 하였다. 그러나 후보 중에는 기포가 아닌 후보가 존재할 수 있기 때문에 후보를 검증하는 단계가 필요하다. 후보 검증 단계에서는 합성곱 신경망 모델을 이용하였고, ResNet이 다른 모델과 비교하였을 때 성능이 가장 우수하였다. 본 논문에서 제시한 알고리즘은 정확률(Precision) 0.805, 재현율(Recall) 0.763, F1-점수(F1-score) 0.767의 성능을 보였고, 이러한 결과는 기포 검사 자동화에 대한 충분한 가능성을 보여준다.

Abstract

Conformal coating is a technology that protects PCB(Printed Circuit Board) and minimizes PCB failures. Since the defects in the coating are linked to failure of the PCB, the coating surface is examined for air bubbles to satisfy the successful conditions of the conformal coating. In this paper, we propose an algorithm for detecting problematic bubbles in high-risk groups by applying image signal processing. The algorithm consists of finding candidates for problematic bubbles and verifying candidates. Bubbles do not appear in visible light images, but can be visually distinguished from UV(Ultra Violet) light sources. In particular the center of the problematic bubble is dark in brightness and the border is high in brightness. In the paper, these brightness characteristics are called valley and mountain features, and the areas where both characteristics appear at the same time are candidates for problematic bubbles. However, it is necessary to verify candidates because there may be candidates who are not bubbles. In the candidate verification phase, we used convolutional neural network models, and ResNet performed best compared to other models. The algorithms presented in this paper showed the performance of precision 0.805, recall 0.763, and f1-score 0.767, and these results show sufficient potential for bubble test automation.

Keyword : Problematic Bubble, Bubble Detection, Conformal Coating, CNN, ResNet

Copyright © 2021 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

I. 서론

자동차, 항공, 조선 등과 같이 외부환경을 통제하지 못하는 산업에서 사용되는 PCB는 컨포멀 코팅을 필수적으로 적용해야 한다. 컨포멀 코팅은 습기, 먼지, 온도변화 등의 외부 요인으로부터 PCB를 보호하는 기술로 전자부품이 실장된 인쇄 회로 기판, 즉, PCB에 아크릴, 실리콘, 우레탄, 파틸렌 등의 용액을 사용하여 25-250 μ m 두께의 얇은 막을 도포하는 작업을 말한다^[1]. 컨포멀 코팅 공정은 코팅액 도포와 코팅액 건조 단계 그리고 코팅 검사 단계로 수행된다. 코팅 검사 단계는 코팅의 두께와 코팅의 유무를 검사하고 있다. 최근 전기 자동차의 등장으로 사용자의 안전을 위해 검사 기준이 강화되었고, 코팅면에 발생한 기포가 화두 되었다. 기포는 코팅면이 유실될 수 있기 때문에 제거해야 한다. 그러나 코팅면에 발생한 기포를 검출하는 연구는 시작 단계에 있다^[2-5].

초기 코팅 검사는 육안을 통해 검사했기 때문에 검사 정확도가 낮고, 검사 시간이 일정하지 않은 문제점이 있었다. 이를 해결하기 위해서 영상 신호 처리(Digital Image Processing)를 적용한 자동 광학 검사기(AOI, Automated Optical Inspection)가 등장하였다. 일반적으로 검사 대상의 표면에 발생한 결함을 검출하는 대표적인 방법으로 기계학습 기법의 SVM(Support Vector Machine)을 이용하였다^[6]. 그러나 임의의 위치에서 발생한 크기 및 형태가 다양한 기포를 검출하는 데 한계가 있었다.

본 논문에서는 컨포멀 코팅 과정에서 발생하는 고위험군의 문제성 기포를 검출하는 알고리즘을 제안한다. 알고리즘은 두 단계로 수행되고, 첫 번째 단계에서 문제성 기포의 밝기 특징을 이용하여 후보를 구한다. 문제성 기포는 일반 기포와 다르게 중심의 밝기가 어둡고, 테두리가 밝게 나타

난다. 두 가지 밝기 특징이 동시에 나타나면 문제성 기포의 후보라 할 수 있다. 그러나 후보 중에 기포가 아닌 가짜 기포가 존재할 가능성이 있기 때문에 후보를 검증하는 과정이 필요하다. 두 번째 단계는 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)을 이용하여 후보를 검증하였다.

II. 본론

1. 문제성 기포의 밝기 특징을 이용한 검출 방법

컨포멀 코팅 과정에서 발생하는 기포는 크기가 다양하고 비정형으로 발생한다. 특히 MCU(Micro Controller Unit) 주변에 발생한 기포는 크기가 10배 이상 차이 나는 경우도 있으며 모양은 그림 1의 (a)와 같이 반원 또는 그림 1의 (b)와 같이 비정형으로 발생한다. 이러한 기포 중에서 지름 250 μ m 이상, 또는 넓이 0.01963 cm^2 이상의 기포를 문제성 기포라 한다. 그림 1에 문제성 기포를 녹색으로 표시하였다. 기포의 크기를 자동으로 측정하는 것은 불가능하기 때문에 문제성 기포의 밝기 특징을 이용하여 기포를 검출한다.

문제성 기포는 컨포멀 코팅 영상에서 두 가지의 밝기 특징이 나타난다. 컨포멀 코팅 영상은 컨포멀 코팅 용액을 PCB에 도포하여 코팅한 뒤 UV(Ultra Violet) 조명을 비추 후 획득한 영상으로 코팅 용액에 포함된 형광 물질이 UV 광원에 반응하여 코팅면이 두꺼울수록 밝게 나타난다. 문제성 기포는 그림 2의 (a)와 같이 중심은 두께가 얇기 때문에 어둡게 나타나고, 테두리는 두껍기 때문에 밝게 나타난다. 특히 그림 2의 (b)와 같이 3차원 영상에서 문제성 기포는 중심은 협곡처럼 나타나고, 테두리는 산맥처럼 나타난다. 본 논문에서는 3차원 영상에서 문제성 기포가 협곡과 산맥 형태로 나타나기 때문에 이러한 밝기 특징을 협곡과 산맥 특징이라 하였다.

문제성 기포의 협곡과 산맥 특징을 구하기 위해서 컨포멀 코팅 영상의 히스토그램을 분석하였다. 그림 3의 히스토그램에서 검은색은 컨포멀 코팅의 평탄면, 녹색은 협곡, 그리고 빨간색은 산맥에 의해 나타난다. 협곡과 산맥의 밝기

a) 국민대학교 전자공학부(Kookmin University, School of Electronics)

b) ㈜임팩 엔터프라이즈(IMPEC)

* Corresponding Author : 강동욱(Dong Wook Kang)

E-mail: dwkang@kookmin.ac.kr

Tel: +82-2-910-5394

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7388-1927>

* This work was supported by IMPEC Enterprise Co., Ltd.

* This work was supported by Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation(IITP) grant funded by the Korea Government(MSIT) 2020-0-01058.

Manuscript received March 30, 2021; Revised May 26, 2021; Accepted July 6, 2021.

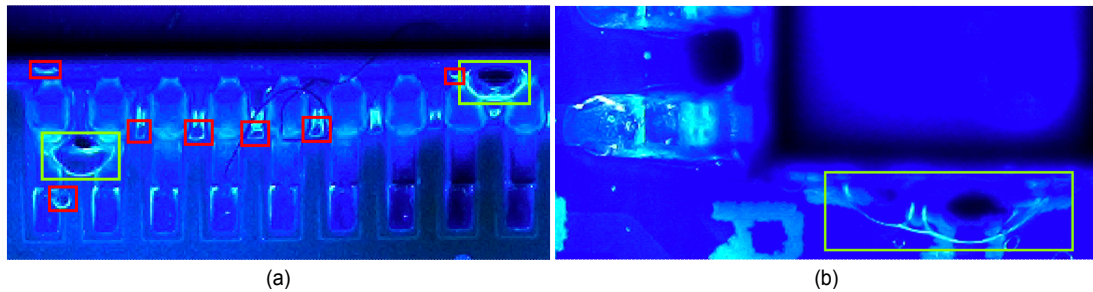


그림 1. (a) 반원 모양 기포 (b) 비정형 모양 기포
Fig. 1. (a) Semi-circular bubble (b) Atypical bubble

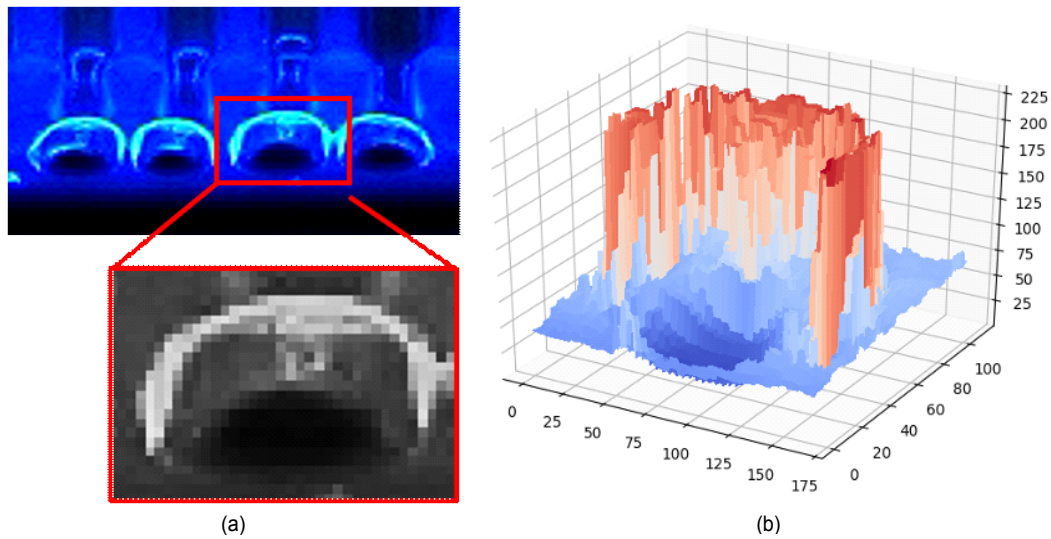


그림 2. (a) 문제성 기포 (b) 3차원 영상
Fig. 2. (a) Problematic bubble (b) 3-dimensional image

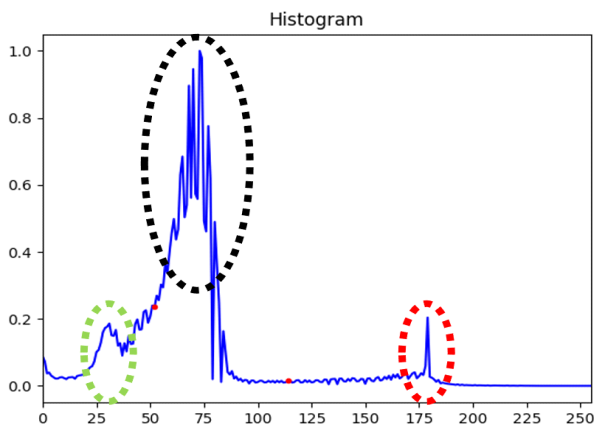


그림 3. 컨포멀 코팅 영상의 히스토그램
Fig. 3. Histogram of the conformal coating image

에서 이진화하면 그림 4와 같은 결과를 얻을 수 있다. 협곡은 노란색, 산맥은 자홍색으로 컬러영상에 이진화 결과를 표시하였다. 그리고 확대 영상에는 기포는 녹색, 기포가 아닌 가짜 기포는 빨간색으로 표시하였다. 기포가 아닌 가짜 기포에서는 협곡과 산맥 특징이 하나만 나타나는데 문제성 기포에서는 협곡과 산맥 특징이 동시에 나타난다. 그림 5는 협곡과 산맥 특징이 동시에 나타나는 영역을 표시하였다.

그림 5의 문제성 기포는 협곡과 산맥 특징을 이용하여 전부 검출되었지만, 협곡과 산맥 특징이 동시에 나타나는 가짜 기포가 존재할 수 있다. 그림 6은 예외 상황을 보여준다. MCU의 왼쪽 아래 빨간색 사각형에서 기포가 아님에도

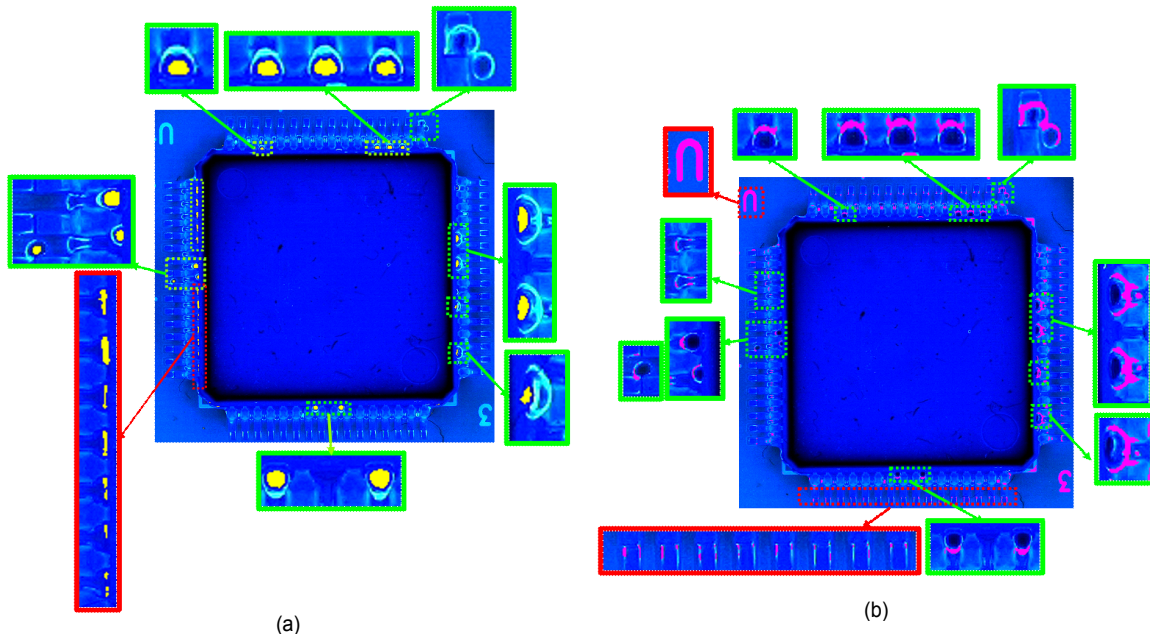


그림 4. (a) 협곡 특징 (b) 산맥 특징
Fig. 4. (a) Valley feature (b) Mountain feature

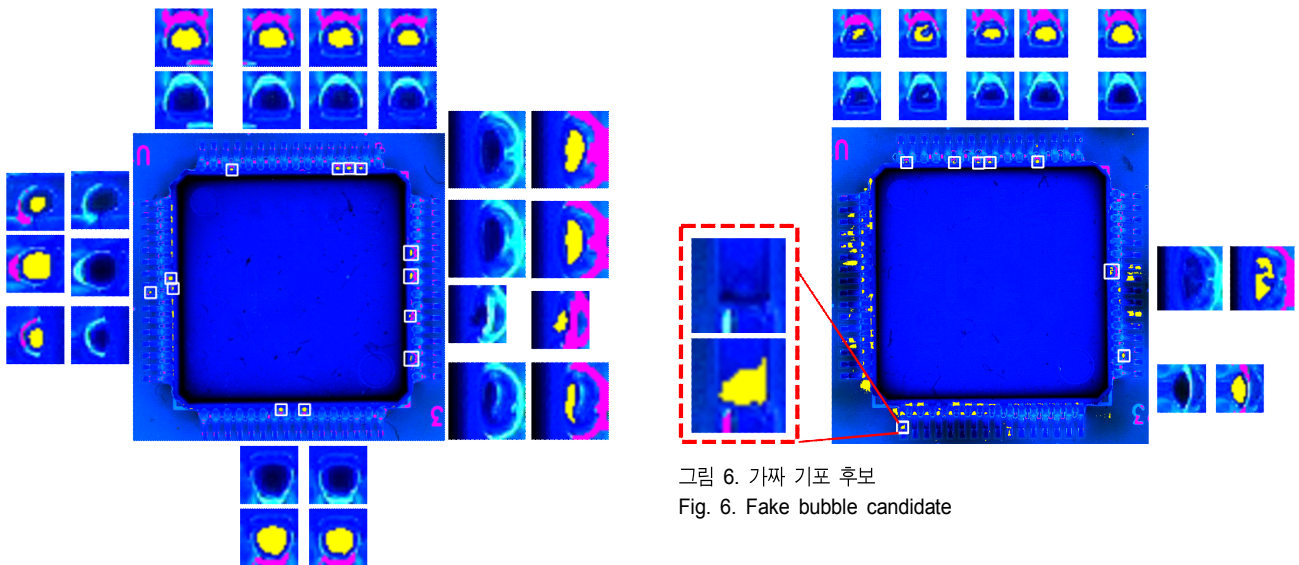


그림 5. 문제성 기포 후보
Fig. 5. Problematic bubble candidate

그림 6. 가짜 기포 후보
Fig. 6. Fake bubble candidate

불구하고 협곡과 산맥 특징이 동시에 나타났다. 이러한 예외 상황을 해결하기 위해서 검증 단계가 필요하다. 검증 단계에서는 합성곱 신경망 분류기 모델을 적용하여 최종적으

로 후보를 검증한다. 그러나 컨포멀 코팅된 PCB 시료를 확보하기가 어렵기 때문에 데이터의 수가 제한적이다. 그래서 여러 분류기의 성능을 비교하여 가장 성능이 우수한 모델을 적용하였다. 다음절에서는 협곡과 산맥 특징을 구하는 방법과 문제성 기포 후보를 구하는 방법 그리고 합성곱 신경망 모델을 적용하는 방법을 설명한다.

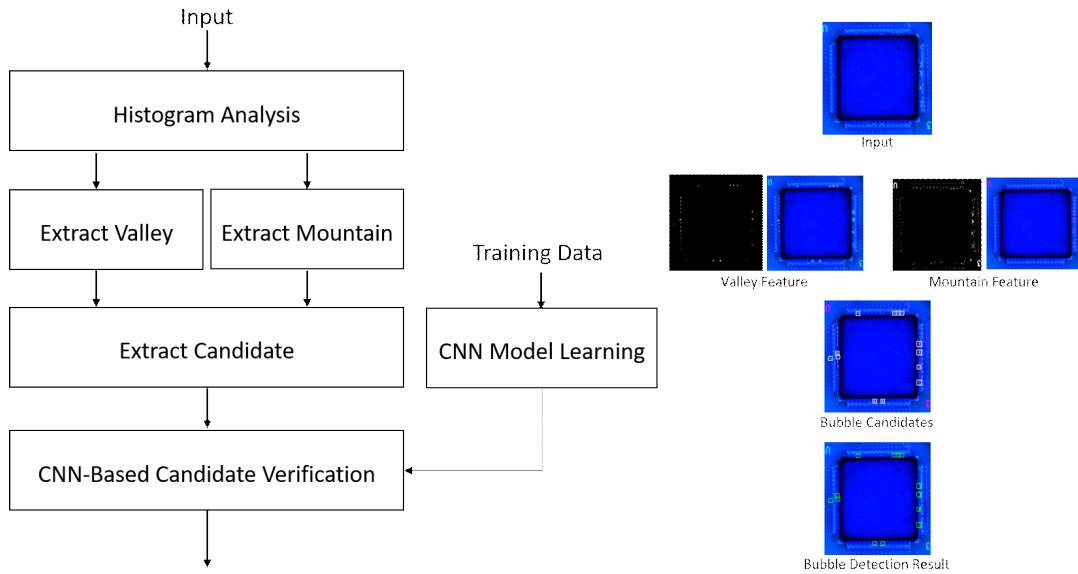


그림 7. 알고리즘 흐름도
Fig. 7. Algorithm flow chart

2. 문제성 기포 검출 알고리즘

알고리즘의 전체적인 흐름도는 그림 7과 같다. 협곡과 산맥 특징이 잘 나타나는 컨포멀 코팅 영상이 입력되고, 잡음 제거를 위해 블러링(Blurring)을 적용한다. 그리고 히스토그램을 분석하여 컨포멀 코팅의 평탄면, 즉, 배경을 분리한다. 평탄면이 차지하는 화소가 많기 때문에 멀티 오츠

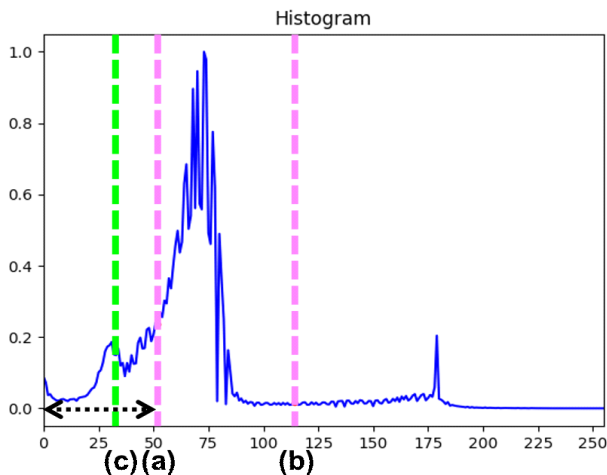


그림 8. 히스토그램 분석
Fig. 8. Histogram analysis

(Multi Otsu)^[7]를 적용하면 그림 8의 자홍색 점선 (a)와 (b)가 구해지고, 중앙의 평탄면과 그 외 영역으로 분류할 수 있다. (a)보다 낮은 밝기에서 협곡을 추출하고, (b)보다 높은 밝기에서 산맥을 추출한다. 협곡은 그림 8의 검은색 화살표와 같이 0부터 (a)의 범위에 오츠(Otsu)^[8]를 적용하면 녹색 점선, 즉, 협곡의 이진화 임계값 (c)를 구할 수 있다. 그리고 산맥은 높은 밝기에 집중해서 분포하기 때문에 (b)를 적용하여 이진화한다. 그림 9는 (c)와 (b)를 통해 이진화한 결과이다. 추출된 두 가지 특징을 이용하여 문제성 기포의 후보를 구한다.

문제성 기포의 후보를 구하기 위해서 협곡을 중심으로 산맥이 나타나는 영역을 찾는다. 산맥 특징은 협곡 특징보다 가짜 산맥이 많이 나타나고, 그림 10의 (a)처럼 하나의 산맥이 분리되어 추출되는 문제가 있다. 반면에 협곡은 그림 10의 (b)와 같이 문제성 기포마다 하나만 추출되기 때문에 협곡을 기준으로 후보를 구하면 가짜 산맥을 제외할 수 있다. 모든 협곡 중심에서 24 x 24, 32 x 32, 48 x 48, 64 x 64 화소 범위에 산맥이 존재하는지 확인한다. 검사 범위 안에 산맥이 존재하면 문제성 기포 후보가 된다. 그러나 후보 중에는 기포가 아닌 후보가 존재할 수 있기 때문에 후보를 검증하는 단계가 필요하다.

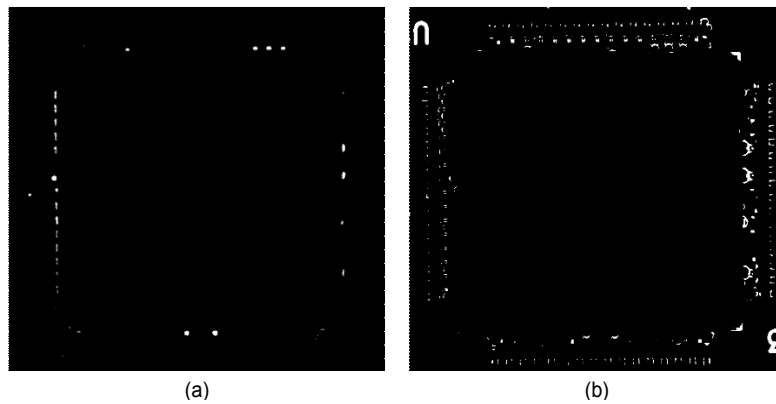


그림 9. (a) 협곡 이진화 영상 (b) 산맥 이진화 영상
Fig. 9. (a) Valley binary image (b) Mountain binary image

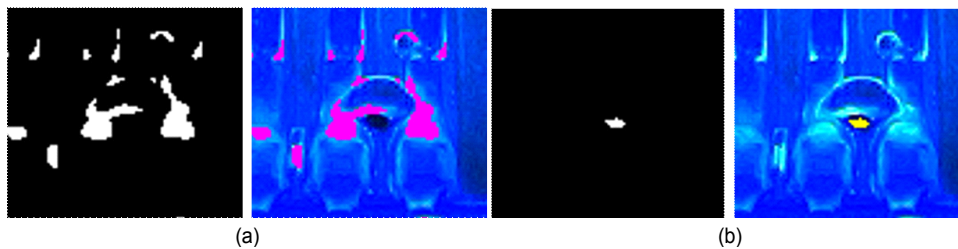


그림 10. (a) 분리된 산맥 특징 (b) 하나의 협곡 특징
Fig. 10. (a) Separated mountain feature (b) Single valley feature

후보 검증 과정을 그림 11에 나타내었다. 문제성 기포 후보를 발생 빈도가 높은 크기로 변환하여 ResNet^[9,10]을 적용한다. ResNet 모델은 사전에 훈련된 모델로 다른 모델 보다

검증 성능이 우수하였다. ResNet에 대한 자세한 비교는 실험 및 결과에 정리하였다.

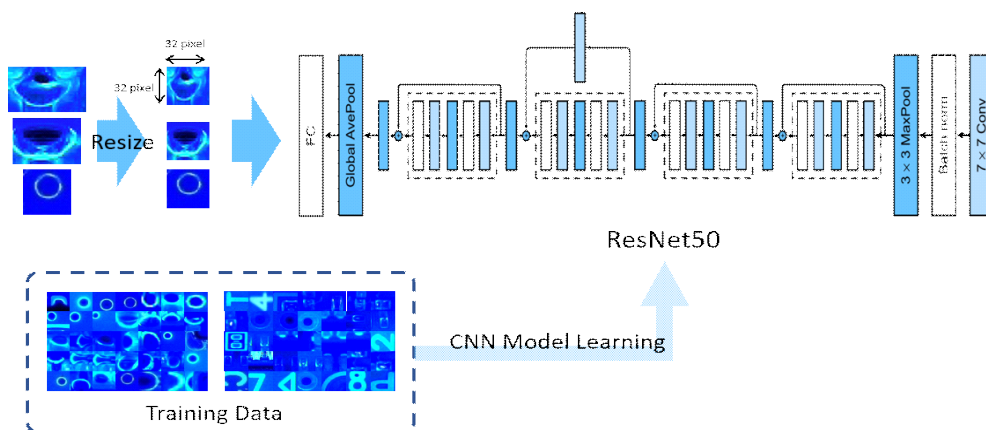


그림 11. 합성곱 신경망을 이용한 검증
Fig. 11. Verification using convolutional neural networks

III. 실험 및 결과

1. 학습 데이터의 생성

학습에 필요한 영상 데이터를 획득하기 위해서 UV 광원에서 탑뷰(TopView) 촬영이 가능한 검사 장비에서 그림 12의 (a)와 같이 모양이 같은 68개의 PCB에서 그림 12의 (b)와 같은 2448 x 2048 해상도의 영상을 획득하였다. 그리고 획득한 영상에서 발생 빈도가 높은 기포의 크기를 기준으로 두 가지 방법을 적용하여 기포 데이터 생성하였다. 크기가 작은 기포는 크기 변환 과정에서 발생하는 종횡비 (Aspect Ratio)의 영향을 최소화하기 위해 32 x 32 화소 크기로 생성하고, 크기가 큰 기포는 32 x 32 화소 크기로 변환

하여 생성하였다. 기포가 아닌 데이터는 임의의 위치에서 32 x 32 화소 크기로 생성하였다. 그림 13은 기포와 기포가 아닌 데이터의 이미지이고, 기포 데이터 17,500개, 기포가 아닌 데이터 17,500개를 학습에 사용하였다.

2. 후보 검증을 위한 모델 비교

후보 검증을 위한 최적의 모델을 선정하기 위해 비교 실험을 하였다. 합성곱 신경망 기반의 분류기 모델과 자동 광학 검사기에서 표면에 발생한 갈라짐, 찌름, 균열 등의 결함을 검출하기 위해 보편적으로 사용되는 HOG(Histogram of Oriented Gradients) 특징과 SVM(Support Vector Machine)을 결합한 방법의 성능을 비교하였다. 합성곱 신경망 모델

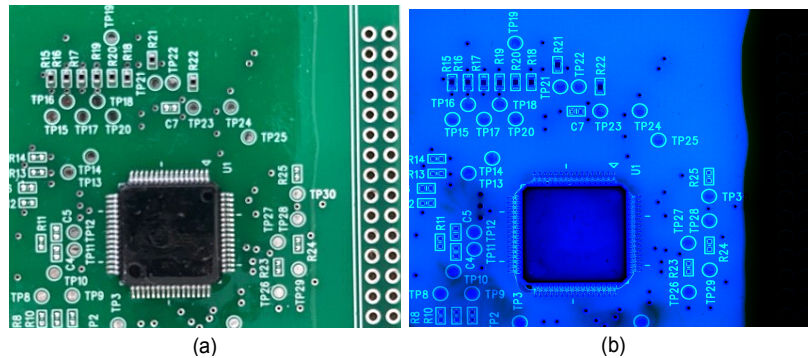


그림 12. (a) 실험 시료 PCB (b) 실험 시료 영상
Fig. 12. (a) Sample PCB (b) Sample Image

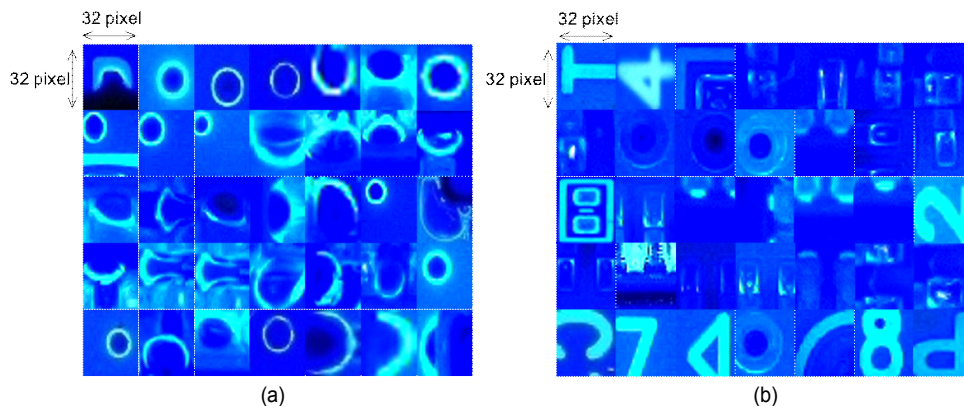


그림 13. 학습 데이터 이미지 (a) 기포 (b) 가짜 기포
Fig. 13. Training data image (a) Bubble (b) Fake bubble

표 1. K겹 교차 검증 정확성 결과

Table 1. Result of k fold cross valodation

| | HOG SVM | VGGNet19 | ResNet50 | NasNet(Large) |
|---------|---------|----------|----------|---------------|
| K=1 | 0.975 | 0.963 | 0.989 | 0.995 |
| K=2 | 0.974 | 0.970 | 0.990 | 0.993 |
| K=3 | 0.974 | 0.977 | 0.984 | 0.995 |
| K=4 | 0.974 | 0.974 | 0.988 | 0.995 |
| K=5 | 0.969 | 0.959 | 0.983 | 0.996 |
| Average | 0.973 | 0.968 | 0.986 | 0.995 |

은 네트워크의 복잡도를 기준으로 VggNet^[11], ResNet, NasNet^[12]을 선정하였고, 옵티마이저(Optimizer)는 알엠에 스프롭(RMSprop)을 사용하였고, 학습률(Learning rate)은 모델마다 다르게 적용하였다. 학습 데이터의 80%는 훈련 세트(Training set)로 사용하고, 나머지 20%는 검증 세트(Validation set)로 사용하였다. HOG 특징은 1 블록 x 16 셀 x 8 빈(bin)으로 128 길이의 벡터를 사용하고, SVM의 커널함수는 RBF(Radial Basis Function)을 사용하였다. 그리고 기포 데이터 17,500개, 기포가 아닌 데이터 17,500개를 k=5인 k겹 교차 검증을 적용 성능을 비교하였다. 표 1는 k겹 교차 검증의 결과이다. VGGNet의 정확성이 제일 낮았고, HOG SVM, ResNet, NasNet의 정확성은 비슷하였다.

3. 기포 검출 결과

본 논문에서는 기포 검출 성능을 그림 14의 노란색으로

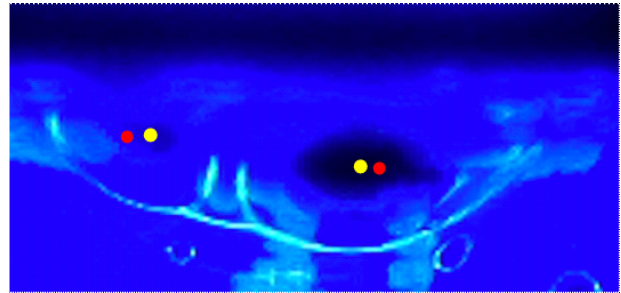


그림 14. True positive 영상

Fig. 14. True positive image

표시한 GT(Ground Truth) 기포의 중심점과 붉은색으로 표시한 검출된 기포의 중심점 사이의 거리를 기준으로 평가하였다. 중심점 사이의 거리가 문제성 기포의 최소 반지름의 1/4 크기인 65 μ m 이하일 때, 즉, 영상에서 4 화소 이하일 때 참 긍정(True Positive)이라 하였다. 학습에 사용하지 않은 PCB 시료 12개에서 MCU를 중심으로 840 x 840 영역에 대해서 제안하는 방법으로 문제성 기포의 후보를 구하고, HOG SVM, VGGNet, ResNet, NasNet 중에 가장 성능이 우수한 ResNet을 적용하여 최종적으로 문제성 기포를 검증하였다. 제안하는 알고리즘은 평균 정확률(Precision) 0.805, 재현율(Recall) 0.763, F1-점수(F1-score) 0.767의 결과를 보였다. 자세한 결과는 표 2에서 볼 수 있다. 그림 15에 F1-점수가 높은 실험 영상 4와 6, 그리고 F1-점수가 낮은 실험 영상 8의 기포 검출 결과를 보였다. 녹색과 빨간색

표 2. 기포 검출 결과

Table 2. Bubble detection result

| ResNet Bubble Detection Result | | | | | | | | | | | | |
|---------------------------------|-----------|-----------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|----------|----------|-------|-------|
| no. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
| GT | 5 | 9 | 4 | 5 | 5 | 15 | 20 | 16 | 17 | 24 | 7 | 10 |
| TP | 5 | 6 | 2 | 5 | 5 | 13 | 14 | 8 | 8 | 20 | 5 | 9 |
| FN | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 2 | 6 | 8 | 9 | 4 | 2 | 1 |
| FP | 0 | 0 | 2 | 1 | 2 | 0 | 2 | 7 | 0 | 12 | 1 | 3 |
| Precision | 1.000 | 1.000 | 0.500 | 0.833 | 0.714 | 1.000 | 0.875 | 0.533 | 1.000 | 0.625 | 0.833 | 0.750 |
| Recall | 1.000 | 0.667 | 0.500 | 1.000 | 1.000 | 0.867 | 0.700 | 0.500 | 0.471 | 0.833 | 0.714 | 0.900 |
| F1-Score | 1.000 | 0.800 | 0.500 | 0.909 | 0.833 | 0.929 | 0.778 | 0.516 | 0.640 | 0.714 | 0.769 | 0.818 |
| Average | Precision | | 0.805 | | Recall | | 0.763 | | F1-Score | | 0.767 | |
| Average Bubble Detection Result | | | | | | | | | | | | |
| | | Precision | | | | Recall | | | | F1-Score | | |
| HOG SVM | | 0.707 | | | | 0.669 | | | | 0.662 | | |
| VGGNet19 | | 0.715 | | | | 0.857 | | | | 0.766 | | |
| ResNet50 | | 0.805 | | | | 0.763 | | | | 0.767 | | |
| NasNet(large) | | 0.754 | | | | 0.806 | | | | 0.761 | | |

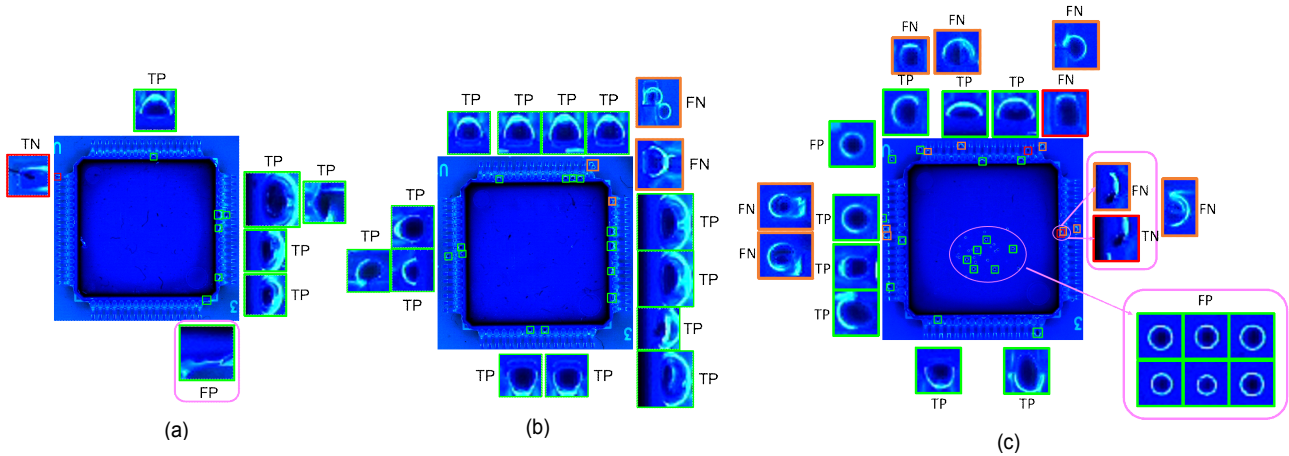


그림 15. 검출 결과 (a) 4 (b) 6 (c) 8
Fig. 15. Detection result (a) 4 (b) 6 (c) 8

사각형은 기포와 기포가 아닌 검출 결과이고, 주황색 사각형은 미검출, 진홍색 사각형은 오검출을 의미한다. 그리고 검출 결과에 TP(True Positive), TN(True Negative), FP(False Positive), FN(False Negative)를 표시하였다. 미검출은 협곡이 추출되지 않아 발생하였고, 오검출은 영상마다 다른 원인으로 발생하였다. 실험 영상 4에서 MCU 모서리 패턴을 오분류 하였고, 실험 영상 8에서는 크기가 작은 기포가 MCU 평탄면의 배경으로 인해 협곡 특징이 발생하여 검출되었다. 그리고 MCU 다리 영역에서는 판정 기준에 부합하여 발생했다.

IV. 결 론

컨포멀 코팅은 습기, 먼지, 염분, 화학물질, 온도 변화 및 기계적 마모 등의 외부 요인으로부터 전자부품을 보호하는 기술로서, 자동차나 항공기 내외부 등 열악한 환경에 노출될 가능성이 있는 전자부품의 경우 컨포멀 코팅을 하는 것이 일반적이다. 그런데 코팅 표면에 일정 크기 이상의 기포가 존재하면 PCB를 사용하는 과정에서 코팅이 유실될 위험이 발생한다. 따라서 코팅 후에는 기포 발생 여부를 엄격하게 검사하여야 하는데, 본 논문에서는 영상 신호 처리를 적용해서 지름 수백 μm 수준의 기포까지 찾아낼 수 있는 기포 검사 알고리즘을 제안하였다. 문제성 기포에 일반적으

로 나타나는 협곡과 산맥 특징을 기반으로 후보 영역을 구하고, ResNet을 적용하여 후보를 최종 검증하는 방식으로 기포를 검출하였다. 제안하는 알고리즘은 정확률(Precision) 0.805, 재현율(Recall) 0.763, F1 측정(F1-score) 0.767의 성능을 보였고, 이 결과는 컨포멀 코팅 시스템에 기포 검출 알고리즘을 결합함으로써 PCB 코팅 단계에서 코팅 품질을 전수 자동 검사할 수 있는 자동화의 충분한 가능성을 제시하고 있다.

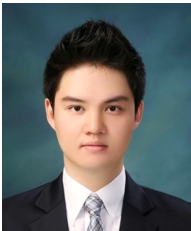
참 고 문 헌 (References)

- [1] What is Conformal Coating?, <http://www.electrolube.com>, Retrieved 11 June 2015.
- [2] D. Lee, "A Bubble Detection Algorithm for Flat Area in Conformal Coated PCB (in korean)", The Institute of Electronics and Information Engineers Conference, pp. 971-973, 2020.
- [3] I. Son, "Effective Brightness-Based Image Selection Algorithm for Detecting Bubbles in Conformal Coated PCB (in korean)", The Institute of Electronics and Information Engineers Conference, pp. 977-970, 2020.
- [4] J. Youn, "PCB Bubble Detection program Using OpenCV (in korean)", The Institute of Electronics and Information Engineers Conference, pp. 322-323, 2019.
- [5] J. Kim, "Classification of Bubbles in the PCB Coating Using the ResNet (in korean)", The Institute of Electronics and Information Engineers Conference, pp. 328-330, 2019.
- [6] H. Kim, "Automatic Defect Classification Using Frequency and Spatial Features in a Boosting Scheme", IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS,

VOL. 16, NO. 5, MAY 2009

- [7] Liao, P-S., Chen, T-S. and Chung, P-C., "A fast algorithm for multi-level thresholding", Journal of Information Science and Engineering 17 (5): 713-727, 2001.
- [8] Nobuyuki Otsu. "A threshold selection method from gray-level histograms". IEEE Trans. Sys. Man. Cyber. 9 (1): 62 - 66. 1979
- [9] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 770-778, Dec, 2015.
- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Identity Mappings in Deep Residual Networks" Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 3, pp. 1-15, Jul. 2016.
- [11] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", arXiv Preprint arXiv 1409.1556, 2015.
- [12] Barret Zoph, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, Quoc V. Le, "Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition". CVPR, arXiv:1707.07012v4, 2018

저 자 소 개



이 동 회

- 2012년 2월 : 국민대학교 전자공학과 학사
- 2014년 2월 : 국민대학교 대학원 전자공학과 석사
- 2014년 1월 ~ 2017년 12월 : ㈜에스엘 선임연구원
- 2021년 9월 : 국민대학교 대학원 전자공학과 박사 수료
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0003-1089-9796>
- 주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 인공지능



조 성 령

- 2012년 2월 : 국민대학교 전자공학과 학사
- 2019년 2월 : 한양대학교 석·박사 졸업
- 2011년 12월 ~ 현재 : ㈜임팩 엔터프라이즈
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-2884-6054>
- 주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 컴포털 코팅 장비



정 경 훈

- 1987년 2월 : 서울대학교 전자공학 졸업
- 1989년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 석사
- 1996년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 박사
- 1991년 12월 ~ 1997년 2월 : 한국영상산업진흥원 선임연구원
- 1997년 3월 ~ 2005년 2월 : 한동대학교 전산전자공학부 교수
- 2005년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 전자공학부 교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-7757-5871>
- 주관심분야 : 멀티미디어 신호처리, 디지털 방송



강 동 욱

- 1986년 2월 : 서울대학교 전자공학 졸업
- 1988년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 석사
- 1995년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 박사
- 1995년 ~ 현재 : 국민대학교 전자공학부 교수
- 2000년 9월 ~ 2001년 8월 : Lucent Technology MTS
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-7388-1927>
- 주관심분야 : 비디오 코딩, 영상통신