

딥러닝을 이용한 PCB 필름 미박리 양품 판정

이정구* · 배영철**

Determination of PCB film of Un-peeling Defect Using Deep Learning

Jeong-Gu Lee* · Young-Chul Bae**

요 약

최근 인공지능 알고리즘으로 대표되는 머신러닝 및 딥러닝 알고리즘이 다양한 분야에서 예측, 분류, 군집화 등과 같은 분야에 적용하고자 하는 노력이 지속되고 있다. 이에 본 논문에서는 PCB의 보호용 필름의 미박리 상태를 디렉트론2를 이용하여 검출하는 알고리즘을 제시한다. 반사 임계각 42.8°의 조건으로 촬영된 이미지로 61장의 데이터를 기반으로, 42장의 데이터를 학습에 19장의 데이터를 검증에 사용하였다. 딥러닝을 이용한 PCB 미박리 필름 검출 결과 19장의 검증 데이터 중 16장 검출, 3장 오검출 결과를 얻었다.

ABSTRACT

Recently, the effort is continuously applied in machine learning and deep learning algorithm which is represented as artificial intelligence algorithm in the various field such as prediction, classification and clustering. In this paper, we propose detection algorithm for un-peeling status of PCB protection film by using Dectron2. We use 42 images of data as training and 19 images of data as testing based on 61 images which was taken under the condition of a critical reflection angel of 42.8°. As a result, we get 16 images that was detected and 3 images that was not detected among 19 images of testing data.

키워드

PCB, Protection Film, Deep Learning, Fault Detection, Non-Peeling Detection
인쇄 회로 기판, 보호용 필름, 딥러닝, 결함 검출, 미박리 검출

1. 서 론

최근 인공지능 알고리즘으로 대표되는 머신러닝 및 딥러닝 알고리즘이 다양한 분야에서 예측, 분류, 군집화 등과 같은 분야에 적용하고자 하는 노력이 지속되고 있다[1-10]. 특별히 영상을 이용하여 정상 상태와 비정상 상태를 분류하고자 하는 노력도 지속되고 있다.

PCB 기판의 경우, 운송이나 작업 과정에서 손상

등을 방지하기 위하여 필름을 부착한 후 이송하는 것이 일반적이며, 이송이 끝난 후 가공이나 다른 작업을 위해서 부착된 보호용 필름을 탈착하는 작업을 수행한다. 필름을 탈착하는 과정에서 온전하게 탈착되지 않거나, 보호용 필름이 찢어지는 등 손상된 상태가 발생하게 된다. 이 경우 지금까지는 사람의 눈에 의한 손상 상태를 검출해 왔으나 검출 수율이 낮아 이를 딥러닝으로 검출하는 기법이 요구되고 있다.

*한국과학기술정보연구원(jglee@kisti.re.kr)

**교신저자 : 전남대학교 전기·전자통신·컴퓨터공학부

• 접수 일 : 2022. 09. 30

• 수정완료일 : 2022. 11. 05

• 게재확정일 : 2022. 12. 17

• Received : Sep. 30, 2022, Revised : Nov. 05, 2022, Accepted : Dec. 17, 2022

• Corresponding Author : Young-Chul Bae

Division of Electrical ·Electronic communication and Computer Eng. Chonnam National University,

Email : ycbae@chonnam.ac.kr

PCB와 관련한 PCB 자체의 결함 검출 등에는 머신러닝 및 딥러닝을 이용한 연구[11-12]가 있었으나, 보호용 필름의 미박리 상태를 검출하는 연구는 없는 실정이다. 이에 본 논문은 PCB의 보호용 필름의 미박리 상태를 딥러닝을 이용하여 검출하는 알고리즘을 제시하고 그 결과를 보고한다.

II. PCB 보호필름 미박리 검출

2.1 PCB 미박리 상태

PCB 원판을 제조한 후 이를 이동하는 단계에서 PCB 원판의 손상 등을 방지하기 위해 PCB 보호용으로 필름(투명 필름)을 접착한다. PCB 원판에 부품 등을 마운팅 할 때 손상 등을 방지하기 위해 사용한 PCB 보호용 필름을 자동으로 제거해야만 한다. 그러나, 자동 제거 작업 공정에서 완전히 제거되지 않고 일부 남아 있는 PCB 보호용 필름을 검출하는 기술이 요구된다.

2.2 PCB 미박리 필름 검출의 기술적 한계

지금까지 검토된 PCB 미박리 필름에 대한 기술적 한계는 특정 시간 내 투명 필름의 유무 판단이 불가능하고, 경계, 색감 등의 차이 검출을 시도하였으나 분명한 차이가 없어 미박리 필름 검출이 불가능하며, 필름의 두께가 너무 얇아 3D 비전 활용이 불가능하고, 시료가 다양하여 case by case 대응 불가능(인쇄된 PCB 기판의 색상, 패턴)하고, 이동 중 검사가 어렵고 검사 장치의 설치 공간이 한정된다는 점, 일반 광원에서 시료 변색 문제로 광원은 노란색(yellow)만 가능하다는 점, 시료가 다양(인쇄된 PCB 기판의 색상, 패턴)하고 시간이 지남에 따라 변색 및 이동함에 일정 시간 내 정확히 투명한 필름의 특징점을 찾을 수 없다는 문제점이 있다.

2.3 딥러닝 기법 알고리즘

2.3.1 CNN

CNN은 이미지의 특징을 추출하기 위한 컨볼루션(Convolution)기반 필터링을 신경망과 결합시킨 구조로써, LeCun 등에 의해 처음 제안되었다[1]. Computer Vision 분야에서 가장 많이 사용되는 딥러닝 모델로 인간의 시신경 구조를 모방한 기술이다. 그림 1은 CNN의 구조를 나타낸 그림이다.

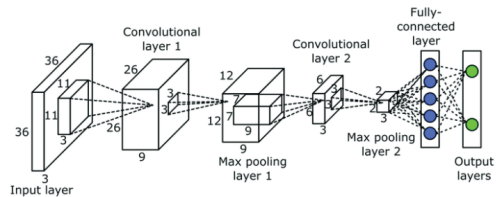


그림 1. CNN의 구조
Fig. 1 CNN framework

2.3.2 Mask R-CNN

CNN은 결과물의 형태에 따라 물체 분류(Image Classification), 물체 탐지(Object Detection), 형태 세분화(Semantic Segmentation), 인스턴스 세분화(Instance Segmentation) 모델로 구분할 수 있다. Mask R-CNN[2]은 기존 물체 탐지를 위한 Faster R-CNN에서 인스턴스 세분화를 수행하기 위해 고안된 모델이다. Mask R-CNN은 Faster R-CNN의 각 RoI(Region of Interest)에 대해 pixel 단위 segmentation mask를 예측하는 branch를 추가한 모델로 2 단계의 구조를 가진다. 1단계는 RPN(Region Proposal Network) 단계로 찾고자 하는 물체의 영역을 제안(Region Proposal)한다. 2단계는 각각의 RoI에 대한 binary mask를 하는 단계로 RoIAlign을 사용한다. RoIAlign은 bilinear

표 1. 인스턴스 세분화 모델 성능 비교
Table 1. Instance segmentation model performance comparison

| | backbone | AP | AP ₅₀ | AP ₇₅ | AP _S | AP _M | AP _L |
|-----------------|-----------------------|-------------|------------------|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| MNC[3] | ResNet-101-C4 | 24.6 | 44.3 | 24.8 | 4.7 | 25.9 | 43.6 |
| FCIS[4]+OHEM | ResNet-101-C5-dilated | 29.2 | 49.5 | - | 7.1 | 31.3 | 50.0 |
| FCIS+++[4]+OHEM | ResNet-101-C5-dilated | 33.6 | 54.5 | - | - | - | - |
| Mask R-CNN | ResNet-101-C4 | 33.1 | 54.9 | 34.8 | 12.1 | 35.6 | 51.1 |
| Mask R-CNN | ResNet-101-FPN | 35.7 | 58.0 | 37.8 | 15.5 | 38.1 | 52.4 |
| Mask R-CNN | ResNeXt-101-FPN | 37.1 | 60.0 | 39.4 | 16.9 | 39.9 | 53.5 |

interpolation 연산을 사용하여 각각의 예상 영역으로부터 물체의 feature map을 높은 정확도로 생성한다. 이후 feature map은 분류층(Classification) 및 경계 상자 회귀층(Bounding-Box Regressor Layer)으로 전달되어 물체의 경계상자를 정확하게 탐지하고, 동시에 Mask Branch로 입력되어 경계 상자 내에서 물체의 형태를 결정한다. 그림 2는 이와 같은 Mask R-CNN 모델의 구조를 나타낸 것이다.

본 논문에서는 표 1에서와 같이 COCO(Common Objects in Context) test 이미지를 대상으로 COCO 2015 및 2016 Instance challenges에서 우승한 MNC[3], FCIS[4]모델과 Mask R-CNN 모델의 세분화 AP 성능을 비교한 결과에서 가장 우수한 성능을 보이는 Mask R-CNN 모델을 PCB 기판 필름 비정상 탐착 결함을 검출하는데 이용하였다.

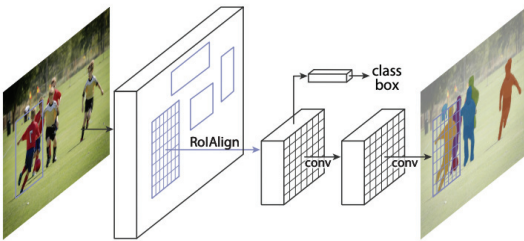


그림 2. Mask R-CNN의 구조
Fig. 2 Mask R-CNN framework

2.3.3 Detectron2

Detectron2[5]1)는 FAIR(Facebook Artificial Intelligence Research)에서 개발한 객체 탐지 알고리즘을 구현하는 오픈 소스 플랫폼이다. 앞서 설명한 Mask R-CNN을 benchmark한 플랫폼으로 Pytorch를 기반으로 설계되었다. 모듈 형식으로 설계되어 향후 지속적인 개선된 모델 구축이 가능한 장점을 가지고 있다[6]. Mask R-CNN, RetinaNet, Faster R-CNN, TensorMask, DensePose 및 기타 객체 감지 방법을 구현하고 있다. 세분화 측면에서의 유형으로는 Semantic Segmentation, Instance Segmentation, Panoptic Segmentation을 지원하고 있다. 그림 3은 Detectron2를 이용한 객체 탐지의 예로 Panoptic Segmentation으로 세분화하여 객체를 탐지한 것을 볼 수 있다.



그림 3. Detectron2를 이용한 객체 탐지 예시
Fig. 3 For example of Object Detection using Detectron2

2.2 평가지표

딥러닝 모델의 성능을 평가하기 위한 지표로 혼동 행렬(Confusion Matrix)를 기반으로 재현율(Recall), 정밀도(Precision)를 주로 사용한다. 재현율은 실제로 정답인 데이터를 모델이 정답으로 예측한 데이터 수의 비율을 말한다. 정밀도는 모델이 정답으로 예측한 데이터 중 실제로 정답인 데이터 수의 비율을 말한다. 재현율과 정밀도는 식 (1), (2)과 같은 식으로 나타낸다.

| | | Right answer | |
|---------------------|----------|-------------------------------|-------------------------------|
| | | Positive | Negative |
| Experimental result | Positive | True Positive | False Positive (Type 1 Error) |
| | Negative | False Negative (Type 2 Error) | True Negative |

그림 4. 혼동행렬
Fig. 4 Confusion matrix

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{1}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

여기에서 TP(True Positive)는 실제 PCB 시료 표면에 필름이 비정상적으로 탈착된 불량률로 불량으로 탐지한 경우, FN(False Negative)는 실제 불량률로 불량으로 탐지하지 않는 경우, FP(False Positive)는 실제 불량률이 아닌 부분을 불량으로 탐지한 경우를 말한다.

1) <https://github.com/facebookresearch/detectron2>, 2019.

2.4 딥러닝 모델 학습

2.4.1 학습 데이터

학습 및 검증에 사용한 데이터는 리스광시스템(주)에서 제공 받았으며, 데이터는 PCB 시료 표면에 필름이 정상적으로 탈착이 되어있는지 유/무 확인, 카메라 vision으로 PCB 시료의 필름 유/무의 공통되는 차이점으로 양/불 판단 가능한지 확인을 목적으로 접착 보호 필름(굴절률 1.47), 전반사 임계각 42.8°의 조건으로 촬영된 이미지로 61장의 데이터를 수집하였다.

수집된 데이터는 Labelme 도구를 이용하여 이미지 내 불량 영역 외각을 점으로 연결하는 polygon 형식으로 레이블링(Labeling) 작업을 진행하였다. 그림 5는 레이블링 전, 후의 예시이다.

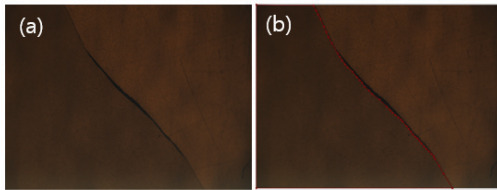


그림 5. 데이터 레이블링 전, 후 예시

Fig. 5 For example of (a) before labeling (b) after labeling

Detectron2를 이용한 모델 학습에서 데이터는 COCO(Common Objects in Context) json 형식으로 구성되어야 한다. 그에 따라 각 이미지에 대해 이미지 경로, 높이, 너비, ID, 카테고리, 클래스 및 주석에 대한 모든 정보가 json 형식에 포함되어야 한다. 학습 및 검증 데이터 구성에는 학습에 42장 검증에 19장으로 구성하였다.

2.4.2 학습

본 연구는 COCO에 대해 사전 학습된 Mask R-CNN을 사용하여 수행하였다. COCO에 학습된 Resnet50을 이용하였다. 학습에는 4개의 GPU가 장착된 워크스테이션(CPU: Intex(R) Xon(R) Gold 5218R 2.10 GHz RAM: 376GB, GPU: NVIDIA RTX A5000)에서 단일 GPU로 학습을 수행하였다.

먼저 학습을 위해 준비된 데이터 로드가 필요하다. 데이터가 COCO 데이터 json 형식으로 작성되어 있는지 확인하고 Detectron2 데이터셋 카탈로그에 데이터

를 등록한다. 데이터 등록 후 학습을 진행하였다. 본 연구에서 수행한 학습 파라미터는 표 2에 정리하였다.

표 2. 학습 파라미터
Table. 2 Training Parameter

| | |
|---------------|--------|
| Batch | 8 |
| Learnig rate | 0.0001 |
| Max Iteration | 10,000 |

2.4.3 검출 결과

딥러닝을 이용한 PCB 기판 필름 탈착 불량 검출 확인 결과를 그림 6에 나타내었다. 인스턴스 세분화로 불량 위치를 특정해주는 것을 볼 수 있다. 전체 검증 이미지 확인 결과 19장의 검증 이미지 중 16장의 정상 검출, 3장의 오검출 결과를 나타내었다. 이 결과는 100%의 재현율, 84.2 %의 정밀도를 나타내었다. 그림 7은 오탐지 결과로 데이터양의 부족에 따른 결과로 보인다.

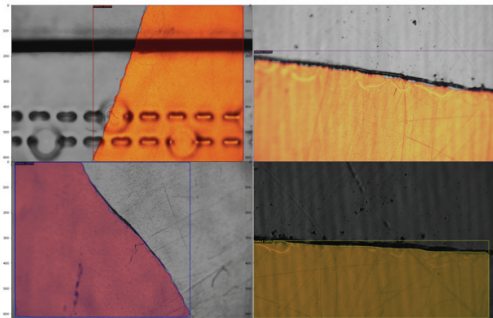


그림 6. 딥러닝을 이용한 PCB 기판 미박리 필름 검출 결과

Fig. 6 The results of detection PCB substrate unpeeled film using deep learning

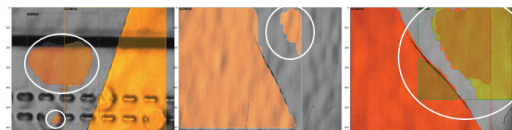


그림 7. 딥러닝을 이용한 PCB 기판 미박리 필름 검출 오탐지 결과

Fig. 7 The results of false detection PCB substrate unpeeled film using deep learning

III. 결론

육안으로 구별하기 어려운 PCB 필름 박리 양품, 불량 판정을 딥러닝을 이용하여 판정 가능 여부를 확인하였다. PCB 시료 표면에 필름이 정상적으로 탈착이 되어있는지 유/무 확인, 카메라 vision으로 PCB 시료의 필름 유/무의 공통되는 차이점으로 양/불 판단 가능한지 확인을 목적으로 하고 점착 보호 필름(굴절률 1.47), 전반사 임계각 42.8°의 조건으로 촬영된 이미지로 61장의 데이터를 리스광시스템(주) 제공받았고, 42장의 데이터를 학습에 19장의 데이터를 검증에 사용하였다. 딥러닝을 이용한 PCB 미박리 필름 검출 결과 19장의 검증 데이터 중 16장 검출, 3장 오검출 결과를 얻었고, 이 결과는 100 %의 재현율, 84.2 % 정밀도로 표현할 수 있다. 데이터 양을 증가시킬 수 있는 방안이 필요하며, 데이터 양이 증가한다면 더 높은 검출 성능을 기대할 수 있을 것으로 보인다.

References

[1] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition," *Proceeding of the IEEE*, vol. 86, no. 11, 1998, pp. 2278-2323.

[2] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, "Mask R-CNN" *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017, pp. 2961-2969.

[3] J. Dai, K. He, and J. Sun., "Instance-aware semantic segmentation via multi-task network cascades," In *2016 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June, 2016, pp.315-3158.

[4] Y. Li, H. Qi, J. Dai, X. Ji, and Y. Wei., "Fully convolutional instance-aware semantic segmentation," In *016 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, US A, July, 2017, pp.4438-4446.

[5] Y. Wu, A. Kirillov, F. Massa, W. Lo, R. Girshick., "Detectron2", 2019

[6] S. Noor, M. Waqos I. Saleem, and H. Minhas, "Automatic Object Tracking and Segmentation Using Unsupervised SiamMask," *IEEE Access*, vol. 9, 2021, pp. 106550-106559.

[7] B. Shokhrukh and K. Kim, 'Helmet and Mask Classification for Personnel Safety Using a Deep Learning,' *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 3, 2022, pp. 473-481.

[8] G. Bak, S. Oh, G. Park, and Y. Bae, 'Helmet and Mask Classification for Personnel Safety Using a Deep Learning,' *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 16, no. 6, 2021, pp. 1239-1247.

[9] G. Bak and Y. Bae, "Performance comparison of machine learning in the various kind of prediction," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 1, 2019, pp. 169-178.

[10] D. Hwang and Y. Bae, "The prediction of bidding price using deep learning in the electronic bidding," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 15, no. 1, 2020, pp. 147-152.

[11] W. Choi, "Design and Implementation of PCB Defect Detection System using Deep Learning," Master Thesis, *Hanyang University Graduate School of Engineering*, 2022.

[12] C. Moon, "Implementation of an FPGA-based Frame Grabber System for PCB Pattern Detection," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 13, no. 2, 2018, pp. 435-441.

저자 소개



이정구(Jeong-Gu Lee)

1989년 충북대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1991년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)

2008년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)

1991년~2000년 산업기술정보원 책임연구원

2001년~현재 한국과학기술정보연구원 책임연구원

※ 관심분야 : Data Analysis, Display, New Renewable Energy etc.



배영철(Young-Chul Bae)

1984년 광운대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1986년 광운대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)

1997년 광운대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)

1986년~1991년 한국전력공사

1991년~1997년 산업기술정보원 책임연구원

1997년~현재 전남대학교 전기·전자통신·컴퓨터공학부 교수

2002년~2002년 Brigham Young University 방문교수

2011년~2011년 University of Utah 방문교수

※ 관심분야 : Chaos Control and Chaos Robot, Robot control etc.