

# Pix2Pix를 활용한 PCB 부품 위치 검출 방법

강수명\*, 이준재\*\*

\*계명대학교 컴퓨터공학과

\*\*계명대학교 컴퓨터공학부 게임모바일공학전공

e-mail : smgang.kmu@gmail.com

## PCB Component Position Detection Method Using Pix2Pix

Su-Myung Gang\*, Joon Jae Lee\*\*

\*Dept. of Computer Engineering, Keimyung Univ.

\*\*Dept. of Game Mobile, Faculty of Computer Engineering, Keimyung Univ.

### 요 약

본 연구에서는 PCB에 조립된 부품의 위치에 관한 불량에 적용하기 위해 Pix2Pix 모델을 활용하고자 한다. 딥러닝의 속도 측면 한계를 최소화 하고자 개선된 모델 2 가지를 제시하고 기존 모델과 비교하여 산업 현장에서 활용 가능한 모델을 제안한다. 기존 모델에서 1개의 부품 연산 시 약 0.109초, 오차 평균 약 2.689pixel의 결과를 보이며, 개선된 모델(DB-pix2pix)에서 약 0.0705초, 오차평균 2.697pixel의 결과를 보인다.

### 1. 서론

PCB(Printed Circuit Board, 전자회로기판)는 온도, 습도 등의 단순 환경 문제 뿐 아니라 여러 사유로 불량이 발생하고 있다. 특히 조립라인 상에서 발생하는 적층의 주름이나, 들뜸 현상, 솔더레지스트 작업 시 발생하는 간섭 현상 및 미달 등 다양한 이유로 불량이 발생한다. 또한 부품 조립 시 제대로 된 위치에 결합되지 않는 등의 문제도 있다. 이러한 불량으로 인해 제품의 폭발에 따른 신뢰성 저하 등 경제·산업적으로 큰 손실이 발생하기 때문에 생산 전반에서 발생하는 오류를 반드시 저감해야 할 필요성이 있다[1-3]. 일반적으로 이러한 불량을 검출하기 위하여 산업 현장에서는 조립 라인 상에 조립 검사기를 두고 부품 조립의 불량 유무를 자동으로 판정한다. 특히 최근 PCB의 경우 고밀도인 경우가 많아 높은 해상도의 영상을 사용하게 되는데, 해당 검사의 경우 차 영상 방법이나 형태기반 세그먼트 분할 방법을 활용하며 영상 해상도가 높을 경우 연산 속도가 함께 느려진다는 단점이 있다[4, 5].

또한 PCB에 올라간 여러 부품이 바른 위치에 결합되어 있는지 확인하기 위한 과정을 위해 수동 티칭을 하는 것은 시간적 손실이 심하므로 최근에는 자동 티칭을 통해 부품 영역을 판단하게 된다. 영역을 확인하고 나면, 해당 영역에 조립된 부품이 정 위치에 있는지 확인하기 위해서는 다시 영상처리 방법을 통해 위치를 찾는 등 여러 가지 방법을 활용하고 있으나 아직까지 방법의 한계가 있다[4]. 특히, 기존 알고리즘의 경우 한번 공장에 납품된 이후에는 기술 보안을 보장 받기 어려운 것이 사실이다. 중국기업의 특성상 설비를 역공학으로 재설계하여 다른 목적으로 활용할 가능성을 배제할 수 없어 딥러닝 등의 보안이

가능한 알고리즘 연구가 필요하다.

따라서 본 연구에서는 획득된 부품 조립 영역에서 특정 부품의 위치를 찾기 위해 Deep learning 방법에서도 GAN(Generative Adversarial Network)[6]의 구조로 이루어진 Pix2Pix(Pixel to Pixel, Image to Image)[7] 알고리즘을 기반으로 부품의 위치를 마스크 형태로 미리 만들어 학습한 모델로 위치를 찾을 수 있는 마스크를 생성하는 형식의 방법을 제안한다[6-9].

본 연구에서 제안하는 방법은 기존의 조립된 부품 위치를 찾는 과정에서 결과가 좋지 않았던 데이터베이스를 확보하여, 여러 조명환경에서도 강건한 방법을 제시하고자 한다. 딥러닝 상에서도 정답이 존재하는 지도학습(supervised learning) 방법을 통해 단순히 원 부품 영상과 위치(x, y) 값을 레이블링(labeling) 하는 것이 아니라, 원 부품영상과 해당 부품이 위치한 마스크를 함께 레이블링하여 Pix2Pix알고리즘과 같이 영상 전체를 생성해내면서도 이를 통해 영상간의 손실 값을 구하는 방법으로 정확도 높은 결과를 도출하고자 한다. 해당 결과는 실제 산업 현장에 쓰여야 하므로 여러 가지 개선된 모델을 제시하여 속도 면에서 가장 효과적인 모델을 제시한다.

### 2. 관련연구

#### 2.1 PCB 불량 검출관련 연구

과거 연구는 자동화된 검사 장치를 개발하는 연구가 주류를 이루었다. 또한, 영상을 획득하기 위한 장비의 설비나 3차원 영상 복원 등의 연구가 있었으며, 부품 영역 티칭을 위한 자동화 설비에 관한 연구도 이루어졌다. 즉, 획득된 영상을 기반으로 하는 컴퓨터 비전 알고리즘 활용에

관한 연구가 대부분을 차지하였다[1-5, 10-15].

본 연구와 관련된 연구 중 백영태 등[12]의 연구에서 딥러닝을 활용하여 PCB 불량에 관한 분류 방식을 제안하였다. 해당 연구는 딥러닝 중 CNN(Convolution Neural Network)을 통해 제안된 분류(classification) 모델을 활용하여 여러 가지 불량을 분류하였다. 해당 연구에 활용된 모델은 YOLO v3로서 해당 모델은 객체 검출(object detection) 연구 관련 모델 중 빠른 결과를 보장하는 모델 중 하나이다. 하지만 해당 연구에서는 tiny 모델을 활용하여 성능이 그리 좋지 않다는 한계가 있다. 또한 김영규와 박태형[13]의 연구에서는 Inception Resnet v2 모델을 활용하여 SMT 결함 10종에 대해 학습 및 테스트를 수행한 결과 약 86%의 분류 정확도를 제시한다고 하였다. Cheong 등[15]의 연구에서는 VGG16, DenseNet169, R-CNN 등의 방법을 통해 PCB의 결함이나, 부품을 인식하는 연구를 수행하였다. 해당 연구에서는 부품인식 및 결함을 모두 검지 가능하다는 가능성을 보여준다. 특히 결함의 경우 99%의 결과를, 부품 위치 및 인식의 결과는 약 96%(mAP)를 보여주고 있다.

상기 기술한 딥러닝 기반의 세 가지 연구는 딥러닝 모델을 특징 추출 및 분류기로서 활용하고 이를 통해 솔더링 등의 불량 혹은 부품 위치를 검출하고자 하였다. 본 연구에서는 기존 연구와는 달리 PCB에 조립된 부품의 위치에 관한 불량에 적용하기 위해 딥러닝을 활용하고자 한다.

## 2.2. Pix2Pix

GAN[6]은 랜덤한 노이즈가 입력으로서 무작위의 데이터를 생성한다. 즉, 최종적으로 모델이 수렴하였을 때, 원하는 데이터를 얻지 못할 가능성도 있으며 어떤 데이터가 나올지 예측하는 일이 어렵다[6-9].

Pix2Pix는 영상을 입력으로 받아서 다른 형식의 영상을 출력하는 알고리즘이기 때문에 지도학습 방법이다. 즉, 이를 학습시키기 위해서는 입력으로 들어갈 데이터셋과 그 영상이 Pix2Pix를 거쳐서 나올 정답 영상이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 불확실성이 높은 GAN보다는 불확실성이 낮은 Pix2Pix 방법으로 연구를 수행하였다[6-9].

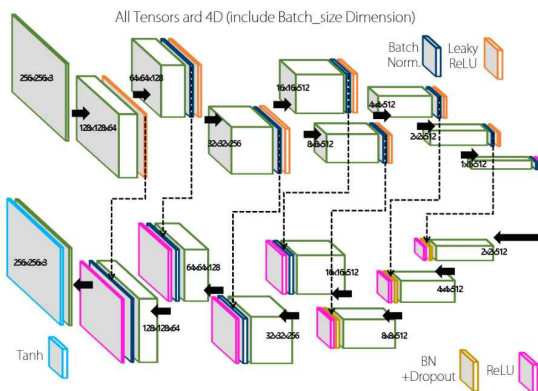


그림 1. Pix2Pix의 생성자 구조

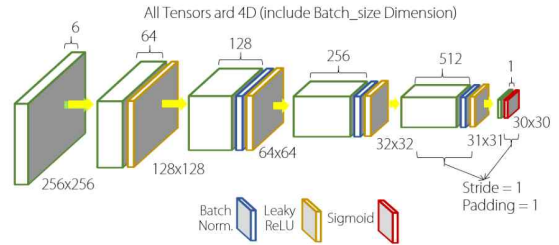


그림 2. Pix2Pix의 구별자 구조

Pix2Pix의 생성자는 U-Net 구조로 구성되어 있다. 그림 1[8]은 Pix2Pix에서 사용하는 생성자 구조이다. 해당 생성자는 U-Net 구조로 구성되어 있으며, 스킵연결(skip connection)이라고 부르는 구조를 따른다. 즉, 각 인코더에서 업샘플링 되는 과정에서 생기는 손실을 디코더에서 활용할 수 있도록 대응되어 있다[6-9].

구별자 구조에서는 그림 2[8]와 같고, 최종적으로 30×30의 벡터를 출력하여 영상 전체를 900개의 구역으로 비교할 수 있다[6-9].

## 3. 제안한 방법

본 연구에서는 1)기존 Pix2Pix를 활용한 모델과, 2)Down sizing을 depthwise convolution으로 변경한 모델, 3)down sizing 부는 앞선 방법과 동일하게 변경하고 up sizing부를 bilinear 방법으로 변경한 방법 각 3가지를 비교하여 산업 현장에서 가장 최적화된 방법을 제시한다.

그림 3의 가장 왼쪽에 있는 모델은 기존의 pix2pix 모델이다. 해당 모델에서는 1에서 8 레이어까지의 down sizing 시 stride가 2 적용된 convolution을 쓰고, 9에서 16 레이어까지의 up sizing 시 transposed convolution을 쓴다. 따라서 convolution의 채널 수에 따른 기하급수적인 파라미터 증가에 따라 속도가 점차 느려질 수 밖에 없는 구조이다.

그림 3의 중간에 있는 모델은 down sizing을 depthwise convolution으로 변경한 모델이다(이하 D-pix2pix). 앞서 기술한 파라미터 증가를 방지하고자 depthwise convolution에서는 채널을 따로 분리하여 각 채널별로 convolution을 수행한 뒤 나중에 채널을 합치는 방법으로 연산 속도를 줄인다.

그림 3의 가장 오른쪽에 있는 모델(이하 DB-pix2pix)은 down sizing부는 D-pix2pix와 같으나 up sizing시 간단하게 영상 크기를 resizing할 수 있는 bilinear 방법을 일부 활용하여 모델을 구성하였다.

이때 9에서 12 레이어까지 단순 bilinear 방법으로 up sizing한 후, 12 레이어에서 1×1 컨볼루션으로 채널 수를 줄임으로서 파라미터를 줄인다. 다시 13부터 15레이어까지 같은 방법으로 up sizing한 후 1×1 컨볼루션으로 채널 수를 줄임으로서 파라미터를 줄인다. 마지막 16레이어는 transposed convolution을 쓴다.

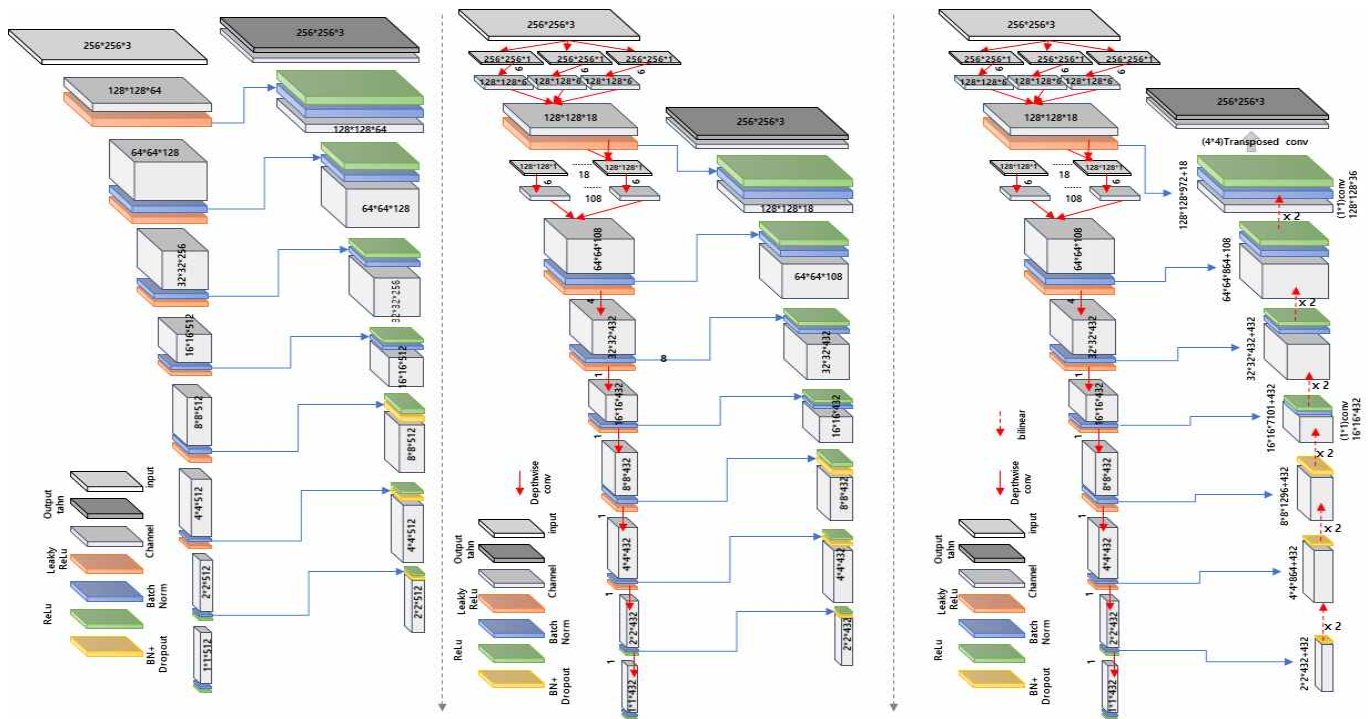


그림 3. (왼쪽부터) 원래의 Pix2Pix 모델, Down sizing부 개선 모델, Down-Up sizing부 개선 모델

#### 4. 실험 결과 및 고찰

본 절에서는 앞서 제시한 3가지 방법을 비교한다. 본 연구에서 활용한 데이터는 기존 PCB 검사 장비 내에서도 조명의 환경 등으로 위치를 제대로 알 수 없는 데이터베이스 1001장을 구성하여 학습 800장, 테스트 201장으로 분리하였다. 본 연구에서는 그림 4처럼 두 개의 영상을 레이블링하여 총 300 epoch 학습을 수행하였다. 표 1은 개발 및 실험 환경이다.

표 1. 개발 및 실험 환경

Categ ory	Contents	Details
H/W	Processor	Inter(R) Core(TM) i7-6700K @4.00GHz 4.01GHz
	RAM	64GB
	Graphic Card	GeForce GTX TITAN X 2개
S/W	Operating System	Windows 10 Education
	Platform of deep learning	Anaconda 3, Tensorflow 1.9, Visual Studio community 2017

그림 4는 해당 데이터의 예시이다. 왼쪽은 PCB 부품 중 LED 부품이며, 우측은 해당 부품의 정위치 마스크이다.



그림 4. PCB 부품 중 LED 데이터와 마스크

PCB 부품 조립 후 검사 장치에서는 여러 가지 불량을 검사 하기위해 다양한 조명에 노출하고, 영상 전처리 등을 수행하기 때문에 그림 4처럼 부품 영상에 노이즈가 발생한 경우가 있다.

각 모델의 성능을 객관적으로 평가하기 위하여, 각 모델로 생성한 마스크의 중심 위치를, 정답지로 볼 수 있는 원래의 마스크의 중심과 비교하여 오차와 표준편차를 구한 뒤 평균을 구하였다. 또한 각각의 마스크를 생성할 때의 시간을 측정하여 이 역시 평균하였다. 표 2는 해당 결과를 각 비교한 결과이다.

표 2. 각 모델의 오차 평균, 표준편차, 속도 비교

model	Variable number	Error average	Error standard deviation	Average speed
Pix2Pix	201	2.689	1.703	0.1099
D-Pix2Pix		2.955	1.748	0.0957
DB-Pix2Pix		2.697	1.849	0.0705

해당 결과를 볼 때, 오차 범위에서는 D-Pix2Pix 모델이 약간 나쁜 결과를 보여주는 것으로 볼 수 있으나 표준편차 범위에서 DB-Pix2Pix모델이 더 넓은 범위에서 오차를 내는 것을 알 수 있어 각 모델마다 마스크의 중심점 위치에 대한 오차는 큰 변동이 없음을 알 수 있다. 하지만 down sizing부만 개선한 D-Pix2Pix 모델보다 down, up sizing부 모두 개선한 DB-Pix2Pix가 속도 면에서 기존 모델보다 약 0.029초 정도 빨라짐을 보인다. 즉, 오차 범위에 대한 면이 동일할 때는 속도 면에서 개선된 모델을 사용하는 것이 효율적이다.

그림 5, 6, 7은 앞서 제안된 모델별 결과이다. 그림 별로 왼쪽부터 원 영상, 예측마스크, 실제마스크이다. 각 그림에서는 육안으로 비교할 때 차이가 없는 결과를 보인다. 하지만 그림 7에서 예측된 마스크의 왼쪽 상단이 일부 튀어나오는 등 bilinear up sampling의 한계를 보여준다.

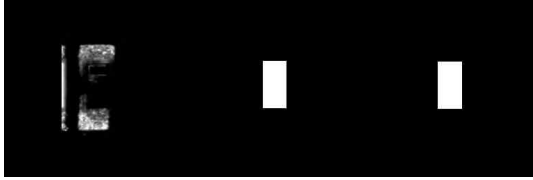


그림 5. 기존 Pix2Pix 모델 결과



그림 6. D-Pix2Pix 모델 결과

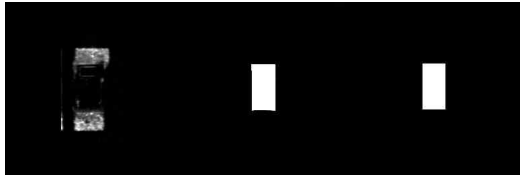


그림 7. DB-Pix2Pix 모델 결과

이러한 한계는 그림 8에서 더욱 크게 드러난다. up sizing 단계를 단순 bilinear로 늘였기 때문에 연산이 잘못된 경우 결과가 좋지 않을 뿐 아니라 해당 그림과 같은 결과가 많아, 분산이 크게 차이나는 것을 알 수 있다.

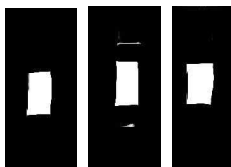


그림 8. DB-Pix2Pix 모델 결과 중 문제가 되는 결과들

## 5. 결론

본 연구에서는 PCB에 부착된 부품으로부터 획득한 원 영상과 부품의 위치를 마스킹한 마스크 영상을 레이블링 하여 개선된 Pix2Pix을 학습시킨 모델을 통해 LED 부품의 위치에 해당하는 마스크 영상을 생성하였다. 또한 본 연구에서 제시한 개선된 Pix2Pix 모델은 딥러닝의 속도 한계를 최소화 할 수 있다. 하지만 아직까지 위치의 부정확함과 마스크 생성시 필요한 연산 시간으로 인한 속도 문제가 완전히 해결되지 않았다. 추후 연구에서는 초기 학습 시 위치와 회전 각도를 미리 레이블링 단계에서 넣어, 위치와 회전을 학습할 수 있도록 하고, up sizing 시 atrous convolution 등 연산 속도가 낮은 다른 방법을 통해 모델을 개선하여 정확도를 높일 수 있을 것이다.

## 참고문헌

- [1] 윤형조, 강수명, 이준재, “레이저 광삼각 방법 기반의 PCB 코팅 두께 측정,” *제어로봇시스템학회 논문지*, Vol. 25, No. 3, pp. 212-221, 2019
- [2] 이수일, 신성욱, 고대식, “PCB 공정상의 불량유형 분석,” *융복합지식학회논문지*, Vol. 2, No. 1, pp. 1-6, 2014.
- [3] 조홍주, 박현우, 이준재, “PCB의 3차원 검사,” *대한전자공학회 학술대회 프로시딩*, pp. 2375-2378, 2003.
- [4] 김준오, 박태형, “영상 클러스터링에 의한 인쇄회로기판의 부품검사영역 자동추출,” *전기학회논문지*, Vol. 61, No. 3, pp. 472-478, 2012.
- [5] 연승근, 김영규, 박태형, “PCB 검사기를 위한 웨이블릿 변환 기반의 결함 검출 방법,” *전기학회논문지*, Vol. 66, No.10, pp. 1508-1515, 2017.
- [6] Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., et al. “Generative adversarial nets,” *In Advances in neural information processing systems*, pp. 2672-2680, 2014.
- [7] Isola P., Zhu J. Y., Zhou T., and Efros A. A. “Image-to-image translation with conditional adversarial networks,” *arXiv preprint*, 2017.
- [8] Easy Pix2Pix Implementation in Pytorch, [https://github.com/taeoh-kim/Pytorch\\_Pix2Pix](https://github.com/taeoh-kim/Pytorch_Pix2Pix), (Accessed Oct. 20. 2018)
- [9] 강수명, 이준재, “GAN을 활용한 단일 영상의 깊이맵 추출,” *2018 한국멀티미디어 추계학술대회 프로시딩*, pp. 102-105.
- [10] 이상준, 이준재, “PCB 솔더 페이스트의 3차원 인라인 검사,” *한국멀티미디어학회 프로시딩*, pp. 492-495, 2004.
- [11] 박병준, 한광수, “CAD 정보를 이용한 PCB 자동 시각 검사 시스템,” *멀티미디어학회논문지*, vol. 12 No. 3, pp. 397-408, 2009.
- [12] 백영태, 심재규, 박찬영, 이세훈, “딥러닝을 이용한 PCB 불량 검출,” *한국컴퓨터정보학회 프로시딩*, Vol. 26, No.2, pp. 325-326, 2018.
- [13] 김영규, 박태형, “딥 러닝을 이용한 표면 실장 부품의 PCB 조립 결함 분류,” *제어로봇시스템학회 프로시딩*, pp.409-410, 2017.
- [14] Yuk, E., Park, S., Park, C. S., & Baek, J. G., “Feature-learning-based printed circuit board inspection via speeded-up robust features and random fores,” *Applied Sciences*, Vol. 8, No. 6, 932, 2018.
- [15] Cheong, L. K., Suandi, S. A., & Rahman, S., “Defects and Components Recognition in Printed Circuit Boards Using Convolutional Neural Network,” *In 10th International Conference on Robotics, Vision, Signal Processing and Power Applications*, pp. 75-81, 2019.