

가시광 통신을 위한 딥러닝 LED 검출 모델에 관한 연구

이길현, 이규진*

세명대학교, *세명대학교

schg202108@semyung.ac.kr, *kyujin@semyung.ac.kr

A Study on the Deep Learning LED Detection Model for Visible Light Communication

Gilhyun Lee, Kyujin Lee*

Semyung Univ., *Semyung Univ.

요약

고속 가시광 통신은 최근 들어 LED 기술이 발전함에 따라 주목받고 있는 무선 통신 기술이지만 포토다이오드를 사용하여 구현이 어렵고 간섭에 취약하다는 단점이 있다. 본 논문에서는 고속 가시광 통신의 단점을 보완하기 위해 딥러닝 모델을 사용하여 Dot matrix LED의 ON, OFF 객체를 검출하는 연구를 진행하였다. 딥러닝 모델은 객체 검출에 많이 이용되는 YOLO와 R-CNN 모델 계열 중 가장 최근에 구현된 Mask R-CNN 모델을 사용하였다. YOLO의 경우 작은 객체의 검출을 정확히 하지 못하였다. 반면에 Mask R-CNN은 작은 객체를 정확히 검출하였지만, 주변 조도의 영향을 받아 빛 번짐이 생긴 부분에 대해서는 정확한 검출을 하지 못하였다. 추후 연구를 통해 주변 조도의 영향을 받더라도 정확한 검출을 할 수 있도록 신호처리를 이용하여 연구를 진행할 예정이다.

I. 서론

발광 다이오드(LED)기술이 많은 발전을 이루게 되면서 형광등과 백열등을 대체하고 있다. 현대 사회에 LED가 많이 사용됨에 따라 LED 빛을 활용한 무선 통신 기술인 가시광 통신이 많은 관심을 받고 있다. 가시광 통신은 LED 빛의 깜빡임을 2진수(0, 1) 디지털 신호로 인식하여 데이터를 송수신하는 통신기술이다. 한 번에 많은 양의 데이터를 보내기 때문에, 속도가 매우 빠르고 빛이 끓지 않으면 통신이 끊기기 때문에 보완성이 매우 우수하다^[1]. 하지만 빛의 간섭에 굉장히 취약하고 많은 양의 데이터를 송신할 때 전용 포토다이오드를 통해 LED 빛의 깜빡임을 정확히 인식하기가 굉장히 어렵다는 단점이 있다^[2].

본 논문에서는 가시광 통신의 이러한 단점을 보완하기 위해 딥러닝을 이용하여 LED를 검출하는 모델을 구현했다. 빠르고 정확한 통신을 위해서 두 가지의 딥러닝 모델을 사용하여 높은 정확도를 보이는 모델을 선택하고 연구를 진행하였다.

II. 본론

2-1. Dataset

딥러닝 모델을 통해 정확한 검출을 하기 위해서는 다양한 Dot Matrix의 LED 이미지를 확보하고 학습을 시켜야 한다. 학습을 시키기 위해 다양한 모양과 색깔의 LED를 그림 1. 과 같이 바운딩 박스로(Bounding box) 표시하고 각각의 바운딩 박스 좌표를 저장한 후 객체에 맞는 클래스로 분류를

해주었다. Dataset의 전체 객체의 수는 7,297개이고 Training Dataset은 5,761개 Validation Dataset은 1,536개로 구성되어 있다.

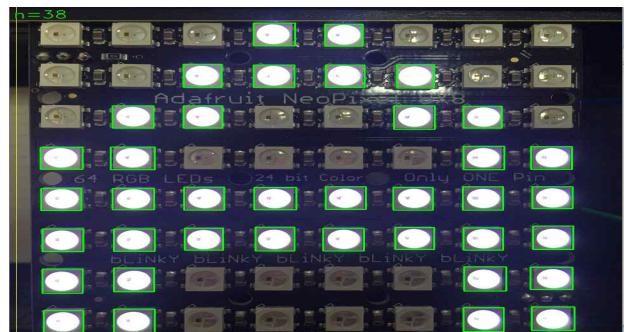


그림 1. Dot Matrix Bounding box

2-2. YOLO (You Only Look Once)

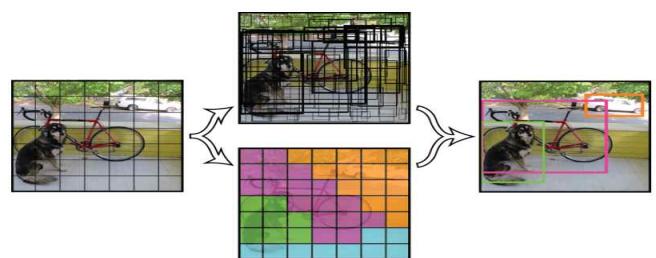


그림 2. YOLO Network

YOLO는 그림 2처럼 네트워크의 최종 출력단에서 경계박

스의 위치 찾기와 클래스 분류가 동시에 이루어진다. 하나의 네트워크는 특징 추출과 경계박스 생성, 클래스 분류가 한 번에 이루어지기 때문에 간단하고 빠르다. 하지만 YOLO는 Input Image를 $S \times S$ 의 그리드로 나누고 그 중앙에 객체가 무엇인지를 판단하고 검출하기 때문에 작은 객체나 겹쳐있는 객체를 잘 검출하지 못한다는 단점이 있다.

2-3. Mask R-CNN

Mask R-CNN은 Faster R-CNN에서 검출한 객체에 Mask를 씌워주는 부분이 추가된 모델이다. 기존의 Faster R-CNN은 객체 검출을 위한 모델이었기 때문에 ROI Pooling 과정에서 좌푯값이 소수점을 가지고 있으면 반올림을 한 다음에 Pooling을 하므로 Input Image의 위치 정보가 왜곡된다. Mask R-CNN은 정확한 위치 정보를 가지고 있어 Masking을 할 수 있으므로 ROI Pooling 대신 ROI Align을 통과시켜서 Input Image의 위치 정보를 정확히 가지게 되며, 이는 Faster R-CNN보다 더 높은 정확도를 가진다. 가시광 통신은 빠르고 정확하게 데이터를 송수신해야 하므로 Mask R-CNN 모델을 선택하였다.

2-4. 실험 결과

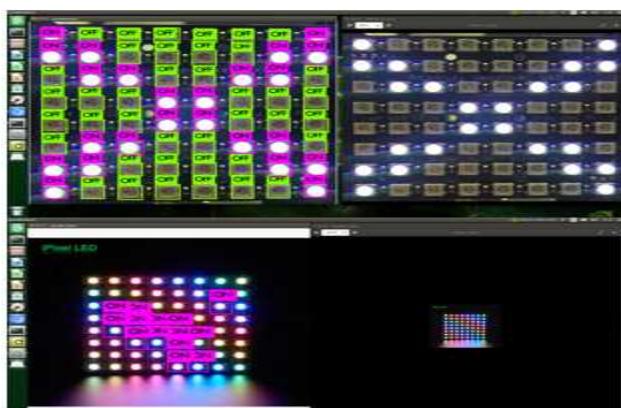


그림 3. YOLO Test

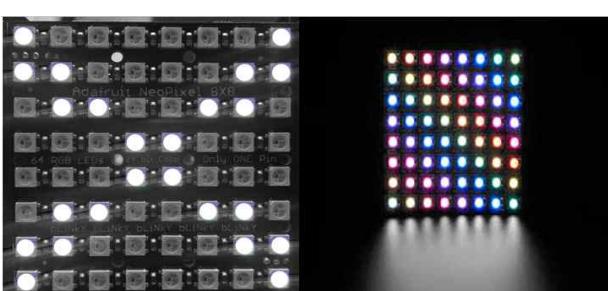


그림 4. Mask R-CNN Test

YOLO와 Mask R-CNN 모델을 사용하여 실험한 결과 YOLO의 경우 작은 이미지의 객체를 정확히 검출하지 못하였다. Mask R-CNN의 경우 LED가 ON 부분은

원본 이미지의 색으로 나타나고 OFF 부분은 GrayScail로 변환되어 나타난다. 또한, Mask R-CNN은 작은 부분의 객체까지 정확히 검출하였다. 하지만 그림 5.처럼 빛 번짐으로 인하여 OFF 상태이지만 ON으로 검출하는 것을 알 수 있었다. 추후에 빛 번짐을 필터를 통해서 제거하고 정확한 검출을 할 수 있도록 연구를 진행할 예정이다.

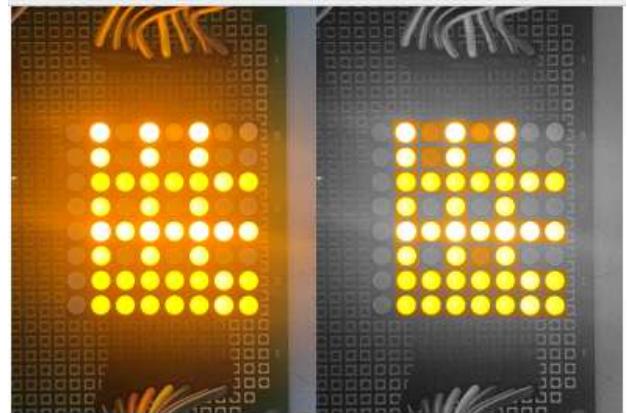


그림 5. 빛 번짐을 ON으로 검출

III. 결 론

본 연구에서는 가시광 통신의 포토다이오드 사용이 어렵다는 단점을 보완하기 위해 딥러닝 YOLO와 Mask R-CNN 모델을 이용하여 Dot Matrix Led의 ON, OFF를 검출하는 연구를 진행하였다. 이번 연구를 통해 LED의 주변 조도에 의해 잘못된 검출이 된다는 것을 확인하였다.

추후 연구에서는 빛 번짐이 있는 이미지를 필터를 통과시키는 등 신호처리를 이용하여 빛 번짐이 있더라도 정확한 검출을 할 수 있도록 연구를 진행할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] S. Y. Kim, E. S. Kim, S. H. Park, T. S. Ahn, S. B. Yoo, S. C. Ko, "Development of visible light communication for data transmission", Journal of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers for Academic Presentation, pp. 2046-2048, December, 2017
- [2] J. H. Kim, B. S. Kim, H. M. Jeon, S. Y. Kang, "An LED Positioning Method Using Image Sensor of a Smart Device", The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences 40(2), pp. 390-396, February, 2015.