

mask R-CNN 기반의 철도선로 객체검출 및 분류에 관한 연구

이승신⁰, 최종원*, 오염덕(교신저자)**

⁰한국교통대학교 교통에너지융합학과,

*한국교통대학교 컴퓨터소프트웨어학과,

**한국교통대학교 컴퓨터소프트웨어학과 & 교통에너지융합학과

e-mail: sjhappy@ut.ac.kr⁰, bmsyg987@ut.ac.kr*, rdoh@ut.ac.kr**

Research on railroad track object detection and classification based on mask R-CNN

Seung-Shin Lee⁰, Jong-Won Choi*, Ryum-Duck Oh(Corresponding Author)**

⁰Dept. of IT-Energy Convergence, Korea National University of Transportation,

*Dept. of Software, Korea National University of Transportation,

**Dept. of Software & IT-Energy Convergence, Korea National University of Transportation

● 요약 ●

본 논문에서는 mask R-CNN의 이미지 세그멘테이션(Image Segmentation) 기법을 이용하여 철도의 선로를 식별하고 분류하는 방법을 제안한다. mask R-CNN의 이미지 세그멘테이션은 바운딩 박스(Bounding Box)를 통해 이미지에서 객체를 식별하는 R-CNN 알고리즘과는 달리 픽셀 단위로 관심 있는 객체를 검출하고 분류하는 기법으로서 오브젝트 디텍션(Object Detection)보다 더욱 정교한 객체 식별이 가능하다. 본 연구에서는 Pascal VOC 형태의 고속철도 데이터 24,205셋의 데이터를 전처리하고 MS COCO 데이터셋으로 변환하여, MMDetection의 mask R-CNN을 통해 픽셀 단위로 철도선로를 식별하고 정상/불량 상태를 분류하는 연구를 수행하였다. 선행연구에서는 YOLO를 활용하여 Polygon 형태의 좌표를 바운딩 박스로 분류하였는데, 본 연구에서는 mask R-CNN을 활용함으로써 철도 선로를 더욱 정교하게 식별하였으며 정상/불량의 상태 분류는 YOLO와 유사한 성능을 보였다.

키워드: 마스크(mask) R-CNN, 이미지 세그멘테이션(Image Segmentation), 철도선로(Railroad Track), 객체 검출(Object Detection)

I. Introduction

빅데이터 및 인공지능 기술이 발전하면서 산업, 의료, 안전, 교통 등의 분야에서 수집된 영상과 이미지 데이터를 학습시켜 객체를 자동으로 식별하고 분류함으로써, 안전과 편의를 개선하려는 많은 연구가 수행되고 있다. 특히 철도산업 및 운행현장에서도 안전을 위해 다양한 데이터를 기계학습과 딥러닝 기술로 분석하여 철도안전을 개선하기 위한 연구가 수행되고 있으나, 철도안전법에 따라 철도시설 접근이 제한되어 있어 데이터 수집의 어려움 등 연구에 제약이 있는 실정이다. 따라서 본 연구에서는 데이터 포털인 AI-Hub에서 제공하는 철도선로 상태 이미지 데이터 151,814셋중 고속철도 선로상태의 이미지 데이터 24,205셋을 활용하여 객체를 식별하고 분류하는 연구를 수행하였다. 특히 수집된 데이터는 Pascal VOC 형태의 실험을 위해 데이터로서 결측치를 제거하고 MS COCO 형태의 데이터로 전처리를 수행하였다. 선행연구에서는 YOLOv5 알고리즘을 활용하

여 Rectangle 형태의 바운딩 박스를 통해 철도 선로의 부품을 4종을 식별하고 부품의 정상과 파손상태를 분류하는 연구를 수행하였다. 그러나 본 연구에서는 고속철도 선로데이터의 이미지중 유일하게 Polygon 형태로 되어있는 철도의 트랙 부분만을 mask R-CNN 알고리즘을 이용하여 픽셀 단위로 객체를 식별하고 정상과 파손상태를 분류하는 이미지 세그멘테이션 기법을 적용하였다. mask R-CNN으로 12에폭(epoch)의 딥러닝 학습을 시킨 결과, YOLOv5로 35에폭의 딥러닝 학습을 시킨 결과에 비해 더욱 정교한 철도 트랙의 식별이 되었으나, 트랙의 정상/불량 상태 분류에서는 YOLOv5와 유사한 성능을 보였다.

II. Preliminaries

1. Related works

국내 고속철도의 안전한 운행을 위해 차량 하부의 제동장치, 측면부의 차축베어링 등 중요 부품의 탈락 여부를 검지하기 위해 라인스캔 카메라에서 취득한 영상을 딥러닝 알고리즘 YOLOv2를 적용하여 분석하는 연구가 수행되었다.^[1] 또한 딥러닝 기반 침목의 균열 감지를 위한 연구에서는 침목 이미지 4,500장과 YOLOv2, Fast R-CNN, SSD 알고리즘을 통해 침목의 균열을 식별하였다. 이 연구에서는, 정확도는 다소 낮지만 운행 중인 열차나 대차에서는 속도가 빠른 tiny-YOLOv2 모델 활용이 더 우수하다고 하였다.^[2] 그리고 철도 선로 결함을 딥러닝을 이용하여 식별하기 위한 연구에서는 베이징 교통대학의 RSDD 데이터 세트와 기존 mask R-CNN에 ‘A dual fusion path’를 도입하여, mAP가 0.55% 향상되고 더욱 작은 결함정보에 민감하게 반응하는 딥러닝을 설계하였다.^[3]

2. MMDetection & mask R-CNN

MMDetection은 칭화대학 중심의 Open MMLab로 명명된 Open Source Project에서 만들어졌으며, 다양한 오브젝트 디텍션 및 이미지 세그멘테이션 알고리즘을 패키지로 제공한다. 또한 알고리즘 패키지는 Config를 통해 영상 및 이미지에 대한 학습과 추론이 가능하다.^[4] 그리고 mask R-CNN은 기존의 Faster R-CNN에 각 ROI(Region of Interest)에 대한 segmentation mask의 예측을 수행하는 mask Branch를 추가한 딥러닝 기법이다. mask R-CNN은 Faster R-CNN의 메커니즘을 수행한 후, 각 ROI에 대해 mask Branch에서 Binary Mask를 예측하여 출력하고 해당 픽셀이 어느 클래스에 해당하는지 여부를 표시한다.^[5]

III. The Proposed Scheme

1. Preprocessing of learning data

AI-Hub를 통해 수집한 철도선로상태 인식데이터는 고속/일반철도 등 4개 철도유형의 15개 부품으로 구성된 151,814셋의 철도선로의 이미지 데이터이다. 본 연구에서는 철도선로 이미지 데이터 전체를 사용하지 않고, Table 1의 고속철도 선로상태 데이터 24,205셋의 트랙을 대상으로 식별과 분류에 관한 연구를 수행하였다.

Table 1. Classification of learning data

Item	Training Data		Validation Data	
	normal Track	abnormal Track	normal Track	abnormal Track
Track data	19,371(80%)		4,834(20%)	
polygon	17,851	1,520	4,463	371

MMDetection의 mask R-CNN 알고리즘은 MS COCO 형태의 데이터셋만 학습이 가능하다. 따라서 Pascal VOC 형태로 구성되어 있는 철도선로 데이터에서 폴리곤 값이 없는 결측데이터를 제거하고 딥러닝 학습이 가능하도록 MS COCO 형태로 전처리를 수행하였다. 24,205셋의 데이터는 학습데이터 80%, 검증데이터 20%의 비율로 분할하였다. Pascal VOC 형태의 철도선로 이미지 데이터를 MS COCO 형태로 전처리하는 과정은 Fig. 1과 같다.

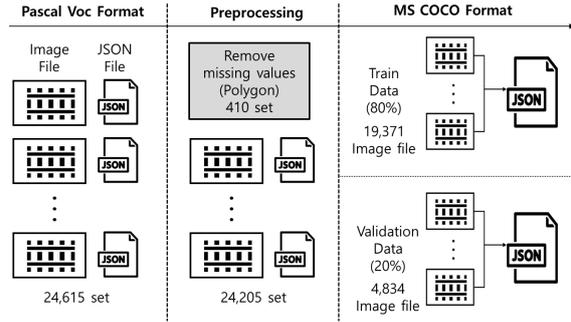


Fig. 1. Converting Pascal VOC format to MS COCO format

2. Deep learning training and inference

전처리된 학습데이터는 MMDetection의 mask R-CNN 알고리즘을 이용하여 학습을 수행하였다. 고속철도선로 이미지 데이터는 레일 데이터인 JSON 파일에서 레일과 system300-1, 나사스파이크, 침목 등 4개의 부품으로 구성되어 있으며, 각 부품은 다시 normal(정상)과 abnormal(불량)의 상태로 분류되어 있다. 4개의 부품 중 레일만 폴리곤(Polygon) 어노테이션(Annotation) 정보를 가지고 있으며, 나머지 3개의 부품은 바운딩 박스 정보를 가지고 있다. 선행연구에서는 YOLOv5 알고리즘을 적용하여 4개의 부품 모두를 바운딩 박스 정보를 통해 객체를 식별하고 분류하였으나, 본 연구에서는 4개의 철도선로 부품 중 레일 부품에 대해서만 폴리곤 정보를 통해 픽셀단위로 레일을 식별하는 이미지 세그멘테이션 기법을 적용하였다. mask R-CNN 알고리즘으로 Train data에 대한 학습을 수행한 후, Validation data를 예측하여 세그멘테이션한 결과는 Fig. 2와 같다.



predicted and segmented damaged railroad track



Fig. 2. Railroad track image and image predicted and segmented by mask R-CNN

mask R-CNN 딥러닝 알고리즘은 RTX-3060 12G B 그래픽 카드가 장착된 리눅스 운영체제에서 전체 데이터셋에 대한 학습 횟수를 12 epoch으로 설정하고, 약 15시간동안 학습을 수행하였다. 학습수행 결과, 바운딩 박스에 대한 AP@[.50:.05:.95]은 0.921이고, 세그멘테이션에 대한 AP@[.50:.05:.95]은 0.925의 성능을 보였다. 학습을 수행한 성능결과는 Table 2와 같다.

Table 2. Average Precision and Average Recall of mask R-CNN

Item	(AP)@IoU		(AR)@IoU
	0.50:0.95	0.5	0.50:0.95
Bounding box	0.921	0.952	0.958
Segmentation	0.925	0.952	0.961

IV. Conclusions

이미지 데이터에 대한 오브젝트 디텍션은 딥러닝 분야에서도 우수한 성능을 보여주고 있어, 활용범위가 산업계 전반으로 확산되고 있다. 본 연구에서도 딥러닝 알고리즘인 mask R-CNN과 AIHub에서 제공하는 고속철도 선로상태 24,205셋의 이미지 및 라벨 데이터를 이용하여 철도선로를 이미지 세그멘테이션하기 위한 딥러닝 학습을 수행하였다. 학습 결과, 성능평가 지표인 Average Precision이 IoU=0.50에서 바운딩 박스와 Segmentation의 분류 성능이 모두 0.952 수준이었다. 선행연구인 YOLOv5의 오브젝트 디텍션 성능 IoU 0.50 0.979보다 낮았지만, 상대적으로 학습 횟수가 적었으므로 충분한 학습 횟수가 확보된다면 성능이 더욱 개선될 것으로 기대된다. 또한 바운딩 박스에 의한 오브젝트 디텍션보다 이미지 세그멘테이션에서 더욱 정교하게 철도선로를 식별할 수 있었다. 여러 조건에서 다양한 유형의 철도선로 이미지 데이터를 확보하고 라벨링을 수행하여, 적절한 딥러닝 알고리즘을 활용한다면 철도선로 이미지를 더욱 정교하고 정확하게 식별하고 분류할 수 있을 것이다. 또한 철도 현장으로부터 수집되는 이미지와 영상을 딥러닝 학습을 통해 철도선로 부품에 대한 실시간 오브젝트 디텍션 및 이미지 세그멘테이션을 통해 철도기술 발전과 안전한 철도운행을 위한 철도선로 유지보수 등에서 활용될 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2020R1A2C1101867)

REFERENCES

- [1] Sbhuh, "Image Processing Technology for Detection of Fallout of Railway Vehicle Parts based on Deep Learning", Doctoral dissertation, Seoul National University of Science and Technology, 2021
- [2] Djkim, bckim, dwlee, and ysyu, "Comparison on Performance of 3 Types of Deep-Learning Model for Detecting Cracks of Railroad Ties", The Conference of Korea Institute of information and Communication Engineering, pp. 376-378, 2020.10
- [3] H.Wang, M.Li, and Z.Wan, "Rail surface defect detection based on improved Mask R-CNN", Computers and Electrical Engineering, Volume 102, 2022
- [4] K.Chen, J.Wang, J.Pang, Y.Cao, and Y.Xiong et al., "MMDetection: Open MMLab Detection Toolbox and Benchmark", arXiv preprint arXiv:1906.07155, 2019
- [5] K.He, G.Gkioxari, P. Dollar, and R Girshick, "Mask R-CNN", Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV), 2017, pp. 2961-2969