

Yolo 를 이용한 교통량 측정 및 차종 인식 정확도 향상

김청화, 박구만
서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과
cheonghwagim@gmail.com, gmpark@seoultech.ac.kr

A Study of Traffic Detection and Classification using Yolo

Kim Cheong Hwa, Park Goo Man
Dept. of Electronic & IT Media Engineering
Seoul National University of Science and Technology

요 약

드론은 좁은 장소나, 도로 위에서도 자유롭게 운용할 수 있다는 등의 장점으로 인해 점차 교통 모니터링 분야에 서도 널리 쓰이고 있다. 교통 모니터링을 통해 교통관제가 가능하며, 교통혼잡 해소에 활용할 수 있다. 교통량 확인을 위하여 기존에는 hand-crafted 기반의 방법들이 사용되었는데, 이러한 방법들은 조명이나 촬영위치에 취약하다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 딥러닝 기반의 교통량 확인 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서는 드론의 촬영 환경과 비슷한 환경의 도로 데이터를 수집하였다. 정확도를 좀 더 높이기 위해, 데이터 augmentation 을 하였다. 생성된 데이터를 이용하여 학습을 진행하였고, 학습 결과 97%의 정확도가 나옴을 확인하였다. 테스트 데이터에 대한 정확도 측정은 [250 pixel 이상] X [250 pixel 이상] 크기의 객체에 대해서 IOU 0.3 기준으로 측정되었다.

1. 서론

드론은 좁은 공간에서도 운용할 수 있고, 상하좌우 이동 혹은 공중 정지가 가능하며, 현장으로의 신속한 접근이 가능하다는 특성이 있다. 이러한 특성으로 인해, 드론은 점차 민간, 범죄 수사, 물류배송, 구조활동 등의 다양한 분야에서 활용되고 있다.

그중 교통 모니터링 분야에서도 점차 접목되고 있다. 도로의 점유 없이 모니터링이 가능하고, 공중에서의 영상 촬영 및 자율 순항이 가능하다는 점에서 교통 현황 자료 수집에 용이하기 때문이다. 이렇게 수집한 데이터를 분석하여, 현재 교통량에 따라 교통관제를 하면 교통 혼잡을 해소할 수 있다.

본 논문에서는 교통 자료 수집에 필요한 교통량 및 차종 인식을 위하여 YOLOv3 네트워크를 사용하였다. 또한, 정확도를 높이기 위하여 드론의 촬영 환경과 비슷한 환경의 영상을 수집하여 학습하였다. 또한, 크기 변환, 회전 등의 augmentation을 통해 데이터의 수를 늘려 정확도를 높일 수 있음을 보였다.

2 장에서는 데이터의 수집과 YOLOv3 네트워크 구조와 학습 과정, 정확도 측정 방법에 대해서 살펴보고, 정확도 측정 방법에 관해서 설명한다. 3 장에서는 실험 결과, 4 장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 본론

(1). 데이터 수집

수집된 각각의 이미지들은 드론의 촬영 환경을 고려하여 수집한 도로 CCTV 및 실제 드론 촬영 영상이다. 도로 CCTV 동영상을 4 개, 드론 촬영 영상 1 개를 수집하여, 각각 40 프레임마다 한 프레임을 추출하였다. 그리고 car, truck, bus 세 가지 종류의 차종을 인식하기 위하여 세 가지 종류의 차 이미지를 200 장씩 크롤링하였다. car 의 데이터 수보다 bus 와 truck 의 데이터 수가 적어, 도로 CCTV 영상 두 개를 수집하였고, 새로 확보한 동영상에서 truck 과 bus 가 있는 프레임 1,096 장을 추출하였다.

이렇게 수집한 3,436 장의 이미지에 대하여 데이터의 수를 늘리기 위하여 augmentation 을 사용하였다. augmentation 은 각각의 데이터에 대해 랜덤으로 회전, 크기 변환, 수평 반전을 적용했다. 회전은 $-10^{\circ} \sim 10^{\circ}$, 크기 변환은 $-10\% \sim 10\%$ 범위에서 적용되었다. augmentation 을 통해 기존의 데이터 수의 약 3 배 정도의 이미지를 얻었다. 밑의 그림 1 과 그림 2 는 각각의 데이터에 대해서 augmentation 이 어떻게 적용되는지 보여준다.



그림 1. augmentation 하기 전 이미지



그림 2. augmentation 한 후 이미지

augmentation 을 사용하여 만든 총 학습 데이터의 구성은 밑의 도표 1 과 같다.

Class	Sample image	number of images (장)
Car		800
Bus		800
Truck		318
Road video		3,036
Road video augmentation		9,108
total		14,062

도표 1. 학습 데이터 구성

(2) 정확도 측정 방법

드론에서 촬영된 영상과 비슷한 구도로 촬영된 도로 영상을 3개 확보하여 이어 붙였다. 이어 붙인 영상에서 랜덤으로 100 frame을 추출하였다. 측정의 편의성을 위하여 [250 pixel 이상] X [250 pixel 이상] 크기의 객체만 검사하였다. 각각의 객체는 IOU 0.3 기준으로 정답을 판별하였다. 또한, 한 frame마다 (맞힌 정답의 개수/ 실제 객체의 개수)를 각각

구하였다. 각각의 정확도의 평균을 구하여 총 정확도를 구하였다.

3. 실험 결과

YOLOv3 네트워크를 이용하여 학습시킨 weights 파일을 획득하여 실험 결과를 확인하였다. 8000번 학습시킨 weights 파일이 가장 결과가 좋았다. 밑의 도표 2는 검출한 결과를 보여준다. 도표 2의 첫 번째 열의 Frame no. 는 테스트 동영상에서 몇 번째 frame인지 알려준다. 두 번째 열의 이미지 내의 빨간색 box는 정답이고, 초록색 box는 검출된 객체이다.

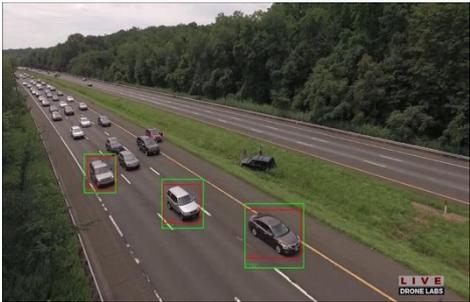
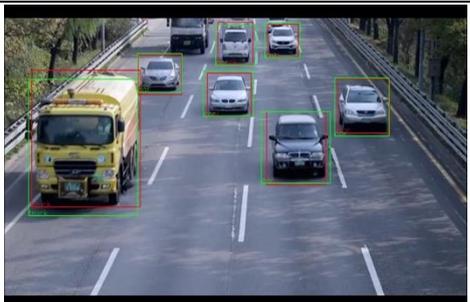
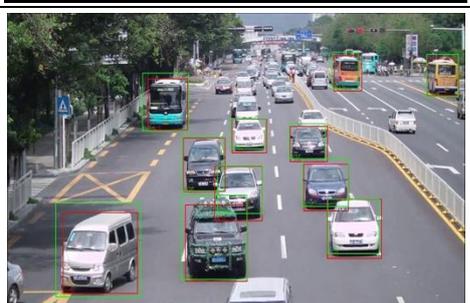
Frame no.	검출 결과
57	
440	
1617	
1805	

도표 2. 실험 결과

도표 2와 같이 검출이 잘 되는 것을 살펴보았다. 실험 결과 총 정확도는 97%를 달성하였다.

4. 결론 및 향후 계획

본 논문에서는 드론과 비슷한 환경의 데이터를 수집하고 YOLOv3 네트워크를 이용하여 교통량 측정 및 차종인식을 진행하였다. 트레이닝 데이터셋과 비슷한 환경의 테스트 데이터셋에 대하여 테스트를 진행하였다. 테스트 결과 97%를 달성하였지만, 특정한 종류의 truck을 잘 인식하지 못하는 문제가 있었다. 이를 해결하기 위하여 다양한 종류의 truck 이미지를 수집하여 회전, 반전, 크기 변환 augmentation을 통해 데이터 수를 늘려 학습시킬 예정이다. 추가로, 왜곡, 밝기 등의 새로운 augmentation을 추가하여 좀 더 다양한 환경에서 검출될 확률을 높일 것이다.

밤이나 안개가 짙을 상황 등 학습량이 부족한 환경에 대해서는 테스트를 진행하지 못하였다. 따라서 향후 다양한 환경의 트레이닝 데이터를 수집하여 학습하여 정확도를 높일 예정이다.

감사의 글

본 연구는 다부처사업으로 수행중인 재난치안용 멀티콥터 무인기 특화임무장비 기술 개발(과제번호 10080094) 연구결과 중 일부임.

참 고 문 헌

- [1] Joseph Redmon, and Ali Farhadi "YOLOv3: An Incremental Improvement", *arXiv:1804.02767*, 2018.
- [2] 서창진, "YOLOv2 와 무인항공기를 이용한 자동차 탐지에 관한 연구" , 전기학회논문지, pp42-46, 2018.