

드론비행영상을 활용한 도로 혼잡도 분석

Road Congestion Analysis using Drone Flight Images

○최 제 환, 조 강 현*

울산대학교 전기전자컴퓨터공학과

(TEL: 052-259-1664, E-mail: choijh1897@gmail.com; acejo@ulsan.ac.kr)

Abstract Analysis of traffic congestion is an important role in traffic management and distribution. Drone flight image is searching on the wide view of road information at once. This paper aims to analyze how congested the roads are detecting vehicles on the road using drone flight images taken in the city. Based on the YOLO architecture, the congestion analysis process is conducted with 83.3% accuracy for vehicle detection and 87.5% accuracy for lane detection. The information obtains through this is expected to analyze the traffic volume and navigation performance of roads. Furthermore, as it is a study that analyzes actual road condition, it is a helpful for traffic management and traffic signal systems.

Keywords Deep Learning, Traffic Analysis, Drone, CNN, Image Processing

1. 서론

최근 컴퓨터 비전에서 널리 사용되고 있는 심층 학습(Deep Learning)은 머신러닝(Machine Learning)의 한 종류로써 인간의 뇌에서 영감을 받은 인공신경망을 여러 층으로 구축하여 머신러닝 학습을 수행하는 것이다. 이를 바탕으로 한 인공지능이 4차 산업혁명의 중심으로 떠오르고 있다. 자동차, 드론, 스마트폰, 로봇 등에 적용되어 자율주행, 카메라에서의 얼굴 자동 인식, 서빙 로봇과 같이 사용되고 있다.

드론은 실용성과 경제성 등으로 인해 많은 관심을 받으며 빠르게 발전하고 있고, 현재 농업, 소방용 등 다양한 분야에서 사용 및 연구개발 중이다. 드론이 활용될 수 있는 분야는 실생활에 더욱 늘어날 것이다. 이 논문에서는 드론비행영상에 심층학습을 활용하여 자동으로 도로 혼잡도를 분석하고 정확한 교통량 분석 방법을 제시한다. 넓은 시야와 고화질의 드론비행영상을 활용하여 넓은 관찰영역과 정확한 교통량 분석을 통해 향상된 내비게이션 성능을 기대할 수 있다.

2. 본론

2.1 YOLO

이 논문의 취지와 활용도를 생각하였을 때, 최대한 빠른시간 내에 결과를 도출해야 하고 비교적 높은 정확도를 요구하기 때문에 정확도는 다른 네트워크에 비슷한 수준이지만 속도는 압도적으로 빠른

You Only Look Once version5(YOLOv5)[1]를 사용한다. YOLO 네트워크는 이미지를 단 한 번만 보고 물체를 검출해내는 모델로써 이전 버전들은 정확도가 다소 낮았지만 YOLO[1]는 속도와 정확도 모두 뛰어난 성능을 보이기 때문에 이번 연구 결과 도출에 적합하다.

2.2 Proposed Method

이 논문에서 사용하는 드론비행영상은 도심지의 도로를 관찰하여 교통량을 확인하기 위해 도심 간선 도로를 촬영한 드론 영상을 사용하였다. YOLO[1]를 사용해 자동차, 트럭, 오토바이 등의 도로 위의 차량들을 검출한다. 도로가 복잡하여 교량이나 입체차로와 같은 공간을 이동하는 차량의 경우와 같이 차량을 검출하여 BBox를 검출한다. 구분적인 도로의 방향은 차량의 방향으로 알 수 있으며, 이를 도로의 방향으로 규정하고, 그 방향성이 다르거나, 입체차로 분석을 따로 하지 않더라도 검출차량의 BBox의 수평 수직 대비(AR: Aspect Ratio)가 다른 BBox를 걸러낸다. 이때 AR이 관찰 도로(Road of Interest)의 방향성을 먼저 확인하여, 수평(0도), 대각선(45도), 수직(90도)에 ± 15 도 이상의 변화가 있는 경우는 동일 방향에서 배제한다. 도로의 방향에 따라 차량의 방향이 상이한 경우, 배제하고 나머지 차량의 밀도(대수)로 도로의 혼잡도 분석을 위해 개별 차량 BBox의 위치, 개수, 개별 차로 수, 차로 폭을 알 수 있으므로 상·하행 도로별로, 몇 차로 도로인지 분석

가능하고, 최대 점유 가능 차량 밀도에 대한 상행, 하행 각 도로의 혼잡도는 식(1)과 같이 계산한다.

$$\text{혼잡도} = \frac{\text{검출된 차량}}{\text{차선} \times \text{차선당가점유 차량대수}} \quad (1)$$

3. 실험

3.1 Vehicle Detection

차량 검출을 위해 비행드론에서 촬영한 영상을 활용하여 YOLO[1]를 사용하여 개별 차량 구분을 위해 학습모델을 개발하여 실시간으로 차량 검출이 가능한 모델을 만들어 사용한다. 검출한 클래스는 버스, 일반차량, 오토바이, 자전거, 트럭 등 5종으로 그림 1에서 보이는 대로 검출이 되어있다.



그림 1. 차량 검출 예시 이미지

3.2 Congestion Analysis

검출된 차량의 정보를 사용해 도출한 차선의 예측값과 실제값, 예측 정확도를 표 1에서 확인할 수 있다. 도로교통법 상 차량의 폭은 최소 2.75m 이상이 되어야 하며 국내 차량의 평균 전폭 1.9m임을 감안하여 차폭을 계산하였다. 원근법을 무시한 차폭 사용으로 차선예측결과에 오차는 10% 정도에 해당한다.

표 1. 차량, 차선 예측 정확도

	실제	예측	정확도
차량	18	15	83.3%
차선	8	7	87.5%

표 1의 결과와 식 (1)을 사용해서 구한 혼잡도가 포함된 이미지를 그림 2에서 확인할 수 있다. 한 차선의 가 점유 차량 대수는 21.3대로 계산되어 차간의 거리를 감안하여 내림을 한 21대로 판단하였다.



그림 2. 혼잡도 포함 예시 이미지

3.3 결과

그림 1을 사용하여 얻은 차량과 차선의 결과는 표 1과 같다. BBox의 높이의 평균과 도로의 길이를 사용하면 차선 당 최대 21대의 차량이 달릴 수 있다고 예측된다. 따라서 총 147대의 차량이 도로 위에 존재할 수 있고 15대의 차량이 검출되어 혼잡도는 10.2%이므로 한산하다고 판단한다. 따라서 한산함과 혼잡함의 사이를 계량화할 수 있고 이를 통해 어느 지역의 시간적 교통량 분석이 가능하게 된다.

4. 결론

이 논문에서는 YOLO[1] 네트워크를 기반으로 차량을 검출하고 차량의 좌표와 검출 개수를 사용해서 도로 위 혼잡도를 계산하는 방법을 제안하였다. 차량과 차선의 예측에 오차가 있지만 혼잡도의 결과는 현재 85% 정확하다고 보인다. 현재는 다양한 복잡한 도로의 경우를 모두 보인 것이 아니지만, 향후 복잡한 도로, 방향이 굽은 도로의 여러 경우에 대한 검토를 통해, 가용성 및 실효성에 대한 검토가 필요할 것으로 판단한다.

참고문헌

- [1] Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao, "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection", arXiv:2004.10934
- [2] Adam Van Etten, "You Only Look Twice: Rapid Multi-Scale Object Detection In Satellite Imagery", arXiv:1805.09512
- [3] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg, "SSD: Single Shot MultiBox Detector, arXiv:1512.02325
- [4] 국경완, "무인항공기(드론) 기술동향 및 시장동향," 한국과학기술정보연구원, 2019