

논문 2023-18-16

드론 영상을 이용한 딥러닝 기반 회전 교차로 교통 분석 시스템

(Deep Learning-Based Roundabout Traffic Analysis System Using Unmanned Aerial Vehicle Videos)

이장훈, 황윤호, 권희정, 최지원, 이종택*

(Janghoon Lee, Yoonho Hwang, Heejeong Kwon, Ji-Won Choi, Jong Taek Lee)

Abstract : Roundabouts have strengths in traffic flow and safety but can present difficulties for inexperienced drivers. Demand to acquire and analyze drone images has increased to enhance a traffic environment allowing drivers to deal with roundabouts easily. In this paper, we propose a roundabout traffic analysis system that detects, tracks, and analyzes vehicles using a deep learning-based object detection model (YOLOv7) in drone images. About 3600 images for object detection model learning and testing were extracted and labeled from 1 hour of drone video. Through training diverse conditions and evaluating the performance of object detection models, we achieved an average precision (AP) of up to 97.2%. In addition, we utilized SORT (Simple Online and Realtime Tracking) and OC-SORT (Observation-Centric SORT), a real-time object tracking algorithm, which resulted in an average MOTA (Multiple Object Tracking Accuracy) of up to 89.2%. By implementing a method for measuring roundabout entry speed, we achieved an accuracy of 94.5%.

Keywords : Object detection, Multiple object tracking, Traffic analysis, UAV video analysis

1. 서론

1. 연구 배경 및 목적

드론은 이미 많은 분야에서 활용되고 있고 그 활용성은 갈수록 증가하고 있다. 산불 예방과 진화, 재난 사고 및 군사적 목적으로도 이용되고 있으며 [1], 농업과 통신 분야에서도 활용되고 있다 [2, 3]. 또한 교통관리에서도 활용하고 있는데 기존의 교통 데이터를 수집하는 방식에는 루프검지기 등의 지점 검지기 방식이 있었는데 장비 파손의 우려가 크고 도로 파손에 따른 유지보수가 어려운 문제가 있었다 [4]. 다른 방법으로 차세대 지능형 교통체계 (Cooperative-Intelligent Transport Systems)와 같은 방식은 차량과 도로 인프라 간 (Vehicle-to-Infrastructure, V2I) 통신을 기반으로 실시간 교통 상황을 알려주는 장점이 있지만 [5], 차량에 해당 장비를 설치하는 점이 문제가 되었다. 이를 해결하기 위해 CCTV 영상을 활용하는 연구도 진행되었는데, CCTV의 설치비용과 장소, 그리고 높이에 따라 고정된 지점의 정보만 획득할 수 있었다 [6, 7]. 이를 위한 대체 방안으로 드론을 이용한 촬영 영상을 통해 실시간 교통량, 차량 속도를 분석하는 연구도 진행되었다 [8]. 딥러닝 기반 객체 검출 모델의 발전으로 이를 활

용하는 연구가 좋은 성과를 보여 [9, 10], CCTV 영상의 경우 일반적인 환경에서 학습된 검출 모델이 좋은 성능을 보이지만 [11, 12], 드론 영상의 경우 카메라 뷰가 CCTV와 현저히 달라 기존 딥러닝 검출 모델의 추가 학습이 필요하다 [13, 14]. 회전 교차로는 보통 고정 카메라가 없어 교통 정보를 획득하기 어렵고 또한 운전자 입장에서 차선과 진입 순서 등의 이유로 익숙하지 않아 회전 교차로 진입부에서는 회전 차량-진입 차량, 차량-횡단 보행자 간의 상충으로 사고가 발생하기 때문에 회전 교차로의 안정성을 평가하는 데 있어서 진입 속도는 가장 중요한 지표로 이용되고 있다 [15]. 따라서 본 연구에서는 단순히 차량의 수를 파악해 교통량을 분석하는 것뿐 아니라, 기존 연구 대비 차량 검출 성능을 향상하고 추적 기술을 적용하여 회전 교차로에서의 교통사고 위험 요인 중 교차로 진입 속도 측정 방법을 제안한다.

2. 관련 연구

2.1 객체 검출 모델

영상 기반 객체 검출 모델은 크게 단계의 수에 따라 1단계 모델과 2단계 모델로 나뉜다 [16, 17]. 2단계 모델은 첫 번째 단계에서 관심 영역 (regions of interest)을 추출하고 두 번째 단계에서 객체의 경계 상자 (bounding box)를 검출하고 분류한다. R-CNN 계열이 대표적인 2단계 검출 모델이다. 2단계 검출 모델은 검출 정확도에 있어서 1단계 모델보다 성능이 뛰어나지만 속도가 느려 실시간 영상 처리에 적용하기에는 부족하였다. 그에 반해, 1단계 검출 모델은 객체의 분류와 회귀 (regression) 문제를 한 번에 처리하기 때문

*Corresponding Author (jongtaeklee@knu.ac.kr)

Received: Feb. 27, 2023, Revised: Mar. 30, 2023, Accepted: May 18, 2023.

J. Lee: Kyungpook National University (Undergraduate Student)

Y. Hwang: Kyungpook National University (Undergraduate Student)

H. Kwon: Kyungpook National University (Undergraduate Student)

J. Choi: Kyungpook National University (Undergraduate Student)

J. T. Lee: Kyungpook National University (Asst. Prof.)

※ 본 논문은 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2022-00166703).

에 속도가 빨라 실시간 영상 처리에 적합하였고 YOLO계열이 대표적이다. 본 논문에서는 드론 영상을 활용한 실시간 검출이 목표이기 때문에 YOLO 계열 중 최신 버전인 YOLOv7을 사용하였고, 이는 최신 2단계 검출 모델 중 하나인 SWINL Cascade-Mask R-CNN 보다 속도는 509%, 정확도는 2% 높은 좋은 성능을 보인다 [18].

2.2 다중 객체 추적 알고리즘

다중 객체 추적은 연속된 프레임에서 객체의 경계상자(bounding box)를 검출하고 서로 연결하는 문제이다. SORT(Simple Online and Realtime Tracking) 알고리즘은 실시간 다중 객체 추적이 가능한 알고리즘으로, 칼만 필터(Kalman filter)와 헝가리안 알고리즘(Hungarian algorithm)을 이용하여 현재 프레임을 통해 다음 프레임의 객체 위치를 예측하고 연결한다 [19]. 이 과정에서 객체 검출 정보를 이용하기 때문에 검출 모델의 성능의 영향을 크게 받는다.

II. 데이터 수집 및 가공

1. 데이터 수집

드론 영상에서 차량 객체 검출을 위한 모델 학습을 위해서 공개 데이터 셋과 직접 수집한 데이터 셋을 이용한다. 그림 1은 해당 공개 데이터 셋인 Unmanned Aerial Vehicle Detection and Tracking Benchmark(UAVDT)의 예시 영상으로, UAVDT는 객체 검출과 다중 객체 추적을 위한 용도로 사용할 수 있으며, 다양한 각도와 고도에서 촬영하였고 낮과 밤, 안개가 낀 날씨에 대한 데이터도 포함한 약 6만여장의 학습 데이터로 구성되어 있다 [14]. 그림 2는 드론을 이용하여 경상북도 의성군 북원사거리 회전 교차로에서 서로 다른 고도로 촬영한 영상 (a), (b) 칠곡군 가좌교차로에서 촬영한 영상 (c)의 예시 영상이다. (a), (b) 환경에서 세 개씩, (c) 환경에서 네 개의 영상을 촬영하여 총 열 개의 영상을 수집하였다.

2. 데이터 가공

앞서 촬영한 영상을 학습에 이용하기 위하여 데이터를 가공하였다. 라벨링 도구로 labelImg [20] 와 Darklabel [21] 을 사용했으며, labelImg는 작은 객체 라벨링과 이미지 크기 조절에 유용하고, Darklabel은 프레임 예측과 보정 기능으로 움직임이 적은 객체 라벨링에 효과적이다. 위 도구들을 이용하여 촬영 영상 24fps (frame per second) 기준 1초에 1장씩 이미지를 추출하여 약 3600여 장을 라벨링 하였다. 차량의 종류는 자동차와 트럭, 버스로 구분하였다. 그림 3은 라벨링 시 제외된 부분에 대한 예시이며, 특히 오토바이는 픽셀 기준 약 9x12 크기로 영상에서 사람의 눈으로도 정확히 탐지가 힘들어 제외하였다. 그리고 다리 밑으로 지나가거나 영상의 도로 끝을 나가며 가려지는 부분이 생기는 경우에도 제외하였다.

III. 회전 교차로 교통 분석 시스템

1. 시스템 구성도

본 논문에서 제안하는 회전 교차로 교통 분석 시스템은



그림 1. 공개 UAV 데이터 셋
Fig. 1. Public UAV dataset



(a)



(b)



(c)

그림 2. 교차로 이미지 예시 : (a), (b) 경상북도 의성군 북원사거리, (c) 경상북도 칠곡군 가좌교차로

Fig. 2. Examples of intersection images : (a), (b) Bukwon Intersection, Uiseong-gun, Gyeongsangbuk-do, (c) Gajwa intersection, Chilgok-gun, Gyeongsangbuk-do



(a) (b)

그림 3. 제외된 부분 예시 : (a) 오토바이, (b) 가려지는 부분
Fig. 3. Examples of excluded parts : (a) motorcycle, (b) covered part

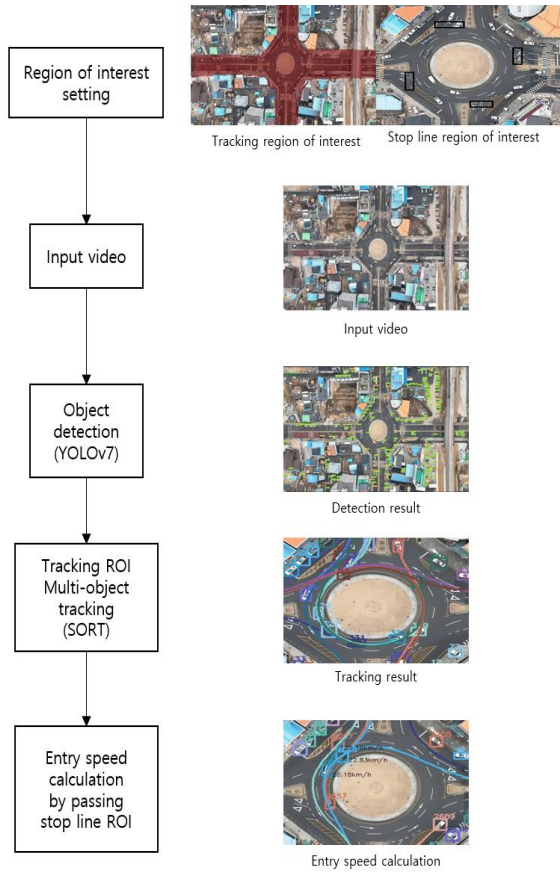


그림 4. 회전 교차로 교통 분석 시스템 구성도
Fig. 4. Structure of the roundabout traffic analysis system

그림 4와 같이 구성되어 있다. 먼저 영상에서 추적 관심 영역과 정지선 관심 영역을 설정한다. 그리고 영상을 입력 받으면 객체 검출 모델을 이용하여 차량을 검출하고 SORT 알고리즘을 이용하여 추적 관심 영역 안에서 객체를 추적한다. 그 후 정지선 관심 영역을 통과한 차량에 대하여 진입 속도를 계산한다.

2. 객체 검출 모델

YOLOv7은 YOLOv4을 기반으로 하였고, 모델 재매개변수화 (model re-parameterization)와 라벨 할당 (label assignment)이라는 추론 비용 (inference cost)을 증가시키지 않고 학습을 최적화 하는 bag-of-freebies 방법을 사용하였다 [18]. 모델 재매개변수화는 학습 시에는 여러 개의 레이어들을 학습하고 추론 시에는 레이어들을 하나의 레이어로 합쳐서 학습하는 방법이다. 라벨 할당은 ground truth를 바로 사용하는 것이 아니라 모델의 예측 결과를 고려하여 새로운 소프트 라벨을 만들어 이용한다. 위와 같은 방법들을 적용하여 YOLOv4 대비 파라미터의 수를 75% 줄였다.

3. 추적 알고리즘

SORT 알고리즘은 기존의 다른 방법이 속도와 정확성 사이 trade-off 관계를 가지기에, 칼만 필터와 헝가리안 알고리즘을 사용하여 높은 정확성을 달성하면서 추적 속도도 크게 향상시킨 방법이다 [19]. 먼저 검출 모델로 객체를 검출한

뒤 칼만 필터를 적용하면 현재 프레임의 객체 위치를 바탕으로 다음 프레임의 객체 위치를 예측한다. 그 후, 예측한 모든 객체의 위치와 실제 객체의 위치를 IOU (Intersection - Over-Union)를 통해 계산하고 헝가리안 알고리즘으로 최적화하여 객체를 연결한다. IOU는 겹치는 경계 상자의 교집합 영역 넓이를 합집합 영역의 넓이로 나누어 구한다. 그러나 SORT 알고리즘은 객체의 가려짐에 의한 IDSW (total number of IDentity SWitches) 이 빈번히 발생하는 단점이 있다 [22]. IDSW이란 하나의 객체에 대해 두 개 이상의 추적 경로가 생겨 새로운 객체로 인식하여 객체의 아이디가 바뀌는 현상으로, 최근에는 이를 해결하기 위해 객체의 가상 궤적을 관찰하고 모멘텀을 이용하는 추적 알고리즘인 OC-SORT (Observation-Centric SORT)가 개발되었다 [23]. OC-SORT는 이를 통해 더 긴 시간의 객체의 가려짐에도 객체를 잘 추적할 수 있어 SORT의 단점인 객체의 가려짐에 의한 IDSW을 해결할 수 있다. 또한 기존의 2차원 (RGB) 영상에 3차원 영상을 융합한 다중 도메인 데이터를 활용한 추적 방식도 연구되고 있다 [24].

IV. 구현 방법

1. 차량 검출을 위한 학습 방법

검출 모델의 성능 향상을 위하여 다양한 조건의 데이터 셋으로 학습시켰다. 그림 2의 교차로 이미지 (a), (b), (c)를 각 교차로 A, 교차로 B, 교차로 C 라고 칭하고, 학습 시에 두 개의 교차로 데이터에 대해 학습하고 테스트 시에 남은 하나의 교차로 데이터로 테스트하여 학습 시 보지 못한 데이터에 대한 성능을 확인하고자 하였다. 데이터 셋의 개수에 따른 성능을 확인하기 위해 학습 데이터의 수를 절반으로 줄여서도 테스트했고, 또한 UAVDT를 사전 학습한 것과 하지 않은 경우를 나누어 테스트하여 사전 학습이 성능에 미치는 영향을 확인하고자 하였다. 학습 시 설정한 하이퍼파라미터는 표 1과 같다.

표 1. 검출 모델 하이퍼파라미터 설정

Table 1. Detection model hyperparameters setting

Initial learning rate	0.01
learning rate scheduler	LambdaLR
Optimizer	Adam
Momentum	0.937
Epoch	20
Image size	1920 x 1920
Batch size	8

표 2. 차량 추적 알고리즘 하이퍼파라미터 설정

Table 2. Vehicle tracking algorithm hyperparameters setting

max_age	5
min_hits	3
iou_threshold	0.5

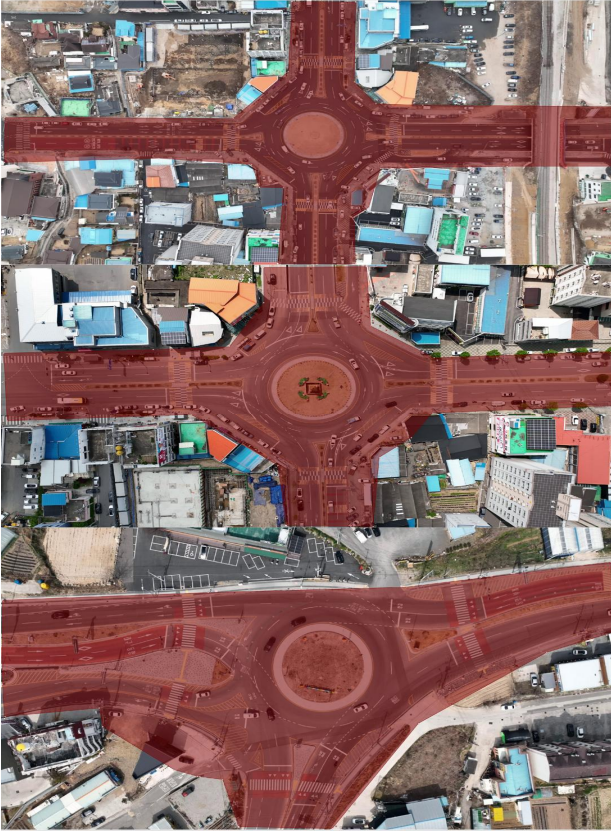


그림 5. 관심 영역 설정 이미지 예시 (관심 영역 : 빨간색 영역)
Fig. 5. Examples of regions of interest setting images (highlighted in red)

2. 차량 추적을 위한 하이퍼파라미터 설정

드론 촬영 영상에서는 도로 밖의 차량도 상당수 있는 것을 확인할 수 있는데 차량 추적의 관심이 있는 영역은 도로와 회전 교차로 영역이다. 그래서 추적 관심 영역을 설정하여 차량의 중심 좌표가 관심 영역 안에 있는 경우에만 추적할 수 있도록 하였다. 관심 영역 설정은 라벨링 도구인 labelme [25]를 사용하여 수동으로 설정하였다. labelme는 폴리곤 형태로 라벨링을 할 수 있어 원하는 영역을 설정하는데 유용하다. 그리고 SORT 알고리즘에서 사용한 파라미터는 표 2와 같다. max_age 는 연결되지 않은 추적기가 존재할 수 있는 최대 프레임의 수다. 그리고 min_hits 는 추적 결과를 감지할 수 있는 최소 허용 숫자이다. $iou_threshold$ 는 두 박스 간 iou 를 계산할 때 허용하는 최소 수치이다. 그림 5는 도로별 추적 관심 영역을 설정한 이미지 예시이다.

3. 진입 속도 측정 방법

회전 교차로 진입 속도를 측정하기 위해 먼저 진입 전 정지선 부근의 영역을 수동으로 영역을 구하여 검은색으로 처리한다. 그리고 최초로 차량의 중심이 박스 친 영역에 들어왔을 때 차량의 중심 좌표 ($center1$)와 프레임 ($frame1$)을 확인하고 해당 차량이 처음으로 박스 영역을 벗어났을 때의 중심 좌표 ($center2$)와 프레임 ($frame2$)을 확인하여 식 1과 같이 차량의 중심 좌표의 차이를 프레임 간의 차이로 나누어 차량이 움직인 픽셀을 계산한다. h 는 도로의 실측 정



그림 6. 정지선 근처 영역 설정 예시
Fig. 6. Examples of setting the areas near the stop line

보를 통하여 획득한 픽셀 크기 값 (meter/pixel)이고 fps 는 원 동영상의 초당 프레임이다. 그림 6은 도로별 정지선 근처 영역 설정 예시 이미지이다.

$$Speed = \frac{\|center2 - center1\|}{frame2 - frame1} * h * fps * 3.6 \quad (1)$$

V. 실험 결과

1. 검출 성능

1.1 평가 지표

검출 모델의 성능을 평가할 때 대표적으로 쓰이는 것이 바로 mAP (mean Average Precision)이다. mAP는 클래스별 AP (Average Precision)를 구해 이에 대해 평균을 낸 것이며 AP는 Precision-Recall 그래프에서 선 아래의 면적을 계산한 것이다. Precision과 Recall은 식 2와 식 3과 같이 구한다 [26]. TP (True Positive)는 객체가 있다고 예측했는데 실제로 있는 것이고 FP (False Positive)는 객체가 있다고 예측했는데 실제로 없는 것이다. FN (False Negative)은 객체가 없다고 예측했는데 실제로는 있는 것이다.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (3)$$

표 3. 학습 데이터 셋의 크기와 사전 학습 여부에 따른 차량 검출 성능 비교

Table 3. Comparison of detection performance relative to training Dataset size and with and without pre-training

	mAP @0.5	Car	Truck	Bus
Half data	0.682	0.952	0.718	0.374
Half data (pre)	0.803	0.946	0.687	0.777
Full data	0.820	0.950	0.746	0.764
Full data (pre)	0.847	0.957	0.775	0.811



그림 7. 검출 결과 예시
Fig. 7. Examples of detection results

1.2 검출 결과

표 3은 학습 방법별 mAP과 클래스별 AP를 나타낸 것이다. (pre)는 UAVDT를 사전 학습한 경우이고, Half는 학습 데이터를 절반만 사용했을 때 결과이다. 학습 데이터를 절반만 사용한 경우와 전체를 사용했을 때, 사전 학습을 한 경우에서 mAP가 더 높게 나왔으므로 학습 데이터의 수가 부족한 경우 사전 학습을 하는 것이 성능 향상에 도움이 되는 것을 확인했다. 그림 7은 교차로별 검출 결과 예시이다. 차량에 비해 트럭과 버스의 AP가 낮는데 트럭과 버스의 데이터가 차량에 비해 적기도 하며 트럭을 차량으로 잘못 분류

표 4. 단일 클래스의 검출 성능

Table 4. Detection performance of single class

	InterA	InterB	InterC
AP	0.955	0.964	0.972

표 5. 다중 클래스와 단일 클래스의 추적 성능 비교.

Table 5. Comparison of tracking performance of multi-class versus single-class.

	FP	FN	IDSW	MOTA
Multi-class SORT	46852	26592	1911	82.4%
Single-class SORT	28990	16599	99	86.7%
Multi-class OC-SORT	8949	48118	638	87.7%
Single-class OC-SORT	11964	35207	75	89.2%

하거나 차량을 차량과 트럭 둘 다 검출하는 경우가 생기는 것을 확인할 수 있다. 표 4는 클래스를 차량 하나로만 하였을 때의 교차로별 검출 성능 결과이다. 학습 데이터 전체를 사용하고 사전 학습을 한 경우이며 모든 교차로에서 AP가 95% 이상인 것을 확인할 수 있다. 그래서 검출 자체의 성능은 높으나 앞서 말했듯이 데이터 부족 등의 이유로 클래스 오분류 문제가 발생하여 클래스를 나누었을 때 mAP값이 낮아졌다고 판단된다.

2. 추적 성능

2.1 평가 지표

추적기의 성능을 평가하기 위해 가장 많이 사용되는 방법 중 하나는 MOTA (Multiple Object Tracking Accuracy)이다. MOTA를 많이 사용하는 이유는 식 4와 같이 세 가지 요소의 결합 때문인데 여기서 t는 프레임 번호이고 GT는 ground truth의 객체의 수이다. IDSW은 IDSW이 발생한 횟수이다 [27].

$$MOTA = 1 - \frac{\sum_t (FN_t + FP_t + IDSW_t)}{\sum_t GT_t} \tag{4}$$

2.2 추적 결과

표 5는 차량, 트럭, 버스의 세 개의 클래스로 나뉘었을 때와 차량 하나의 클래스로 했을 때 추적 성능을 SORT와 OC-SORT로 비교한 것이다. 단일 클래스 검출 결과로 추적한 경우 세 개의 클래스 검출 결과로 추적한 경우보다 IDSW이 SORT의 경우 1911에서 99로, OC-SORT는 638에서 75로 크게 줄었으며, MOTA는 각각 4.3%, 1.5% 성능 향상을 보인다. 또한 OC-SORT가 SORT보다 세 개의 클래스에서는 FP가 37903, IDSW이 1273만큼, 단일 클래스에서는

FP가 17026, IDSW이 24만큼 줄어 SORT보다 MOTA가 각 5.3%, 2.5% 더 높게 나오지만 FN은 각 21526, 18608만큼 증가하는 모습을 보인다. 드론 영상의 특성상 차량의 가려짐이 거의 발생하지 않는데도 세 개의 클래스의 추적 경우에서 IDSW이 많이 발생하는 이유는 검출 결과에서 하나의 객체가 두 가지의 클래스의 검출하는 경우가 있어 그로 인해 발생하는 것으로 판단되며, OC-SORT가 이런 경우에도 IDSW 문제를 해결하는 모습을 볼 수 있다.

3. 진입 속도 성능

3.1 평가 방법

진입 속도의 성능을 평가하는 방법은 ground truth를 이용하여 진입 속도를 구한 것과 추적 알고리즘을 사용하여 나온 결과를 이용해 진입 속도를 구한 후, 두 속도의 차이가 10% 이하인 경우를 몇 개 검출하였는지를 이용하여 평가하였다.

3.2 측정 결과

표 6은 진입 속도 검출율을 나타낸 것이다. GT count는 ground truth를 이용했을 때 진입 속도를 검출한 차량의 수이고 Tracking count는 추적 알고리즘을 이용하여 구한 진입 속도가 ground truth와 비교했을 때 오차가 10% 이하인 차량의 수를 나타낸 것이다. 이때 사용한 검출 모델은 성능이 가장 높았던 UAVDT를 사전 학습하고 전체 데이터 셋을 학습한 경우를 사용하였고, 단일 클래스와 세 가지 클래스로 나누어 SORT와 OC-SORT를 비교하였다. 추적 성능은 OC-SORT가 높았지만 진입 속도 검출율에서는 오히려 SORT가 성능이 높은 것을 확인할 수 있는데 이는 OC-SORT가 SORT 보다 FN이 많아 정지선 근처에서 추적이 끊겨 미검출된 것으로 판단된다. 또한 세 가지 클래스의 경우 검출 모델의 클래스 오분류 문제로 인한 IDSW이 다수 발생하는데 정지선 관심 영역 근처에서 IDSW 발생 시 통과 여부를 확인하지 못하여 검출율이 낮게 나오는 것으로 판단된다. 그림 8은 추적 알고리즘을 사용하여 차량을 추적하고 차량이 회전 교차로를 진입할 때 진입 속도를 나타낸 예시이다.

VI. 결론

본 연구에서는 딥러닝 기반 객체 검출 모델인 YOLOv7을 이용하여 실시간 차량 검출 및 추적, 분석하는 시스템을 제안하였다. 데이터 셋의 수와 사전 학습의 유무가 검출 모델의 성능에 어떤 영향을 미치는지 확인하였다. 검출의 경우 단일 클래스로 학습 시 평균 95% 이상의 AP를 달성하였고, 추적의 경우 평균 89.2%의 MOTA를 달성하였다. 또한 진입 속도 측정 결과 94.5%의 검출율을 보여 학습하지 않은 도로에 대해서도 우수한 성능을 보일 수 있음을 확인하였다. 본 연구에서는 차량의 진입 속도 구하는 방법을 제안하였지만 높은 성능의 검출과 추적 결과를 이용하여 진입 속도뿐만이 아닌 다른 회전 교차로 안전성 평가 지표를 구할 때도 활용할 수 있을 것으로 예상된다. 하지만 클래스를 나누었을 때는 성능이 떨어지는 것을 보였으며 이는 데이터의 부족으로 인한 것으로 판단된다. 앞으로는 적은 데이터에 대해서도 학

표 6. 진입 속도 검출율
Table 6. Entry speed detection rate

	GT count	Tracking count	Detection rate
Multi-class SORT	443	419	94.5%
Single-class SORT	443	414	93.4%
Multi-class OC-SORT	443	393	88.7%
Single-class OC-SORT	443	403	91.0%



그림 8. 추적 결과 및 진입 속도 계산 표시 예시
Fig. 8. Examples of tracking results and entry speed visualization

습을 잘 할 수 있는 방법에 관한 연구나, 차량이 회전의 움직임이 있고 도로의 정지선 영역이 대각선 배치를 보이는 경우도 있으므로 Rotated B-box detection 종류의 검출 모델을 활용하는 연구를 진행할 예정이다. 또한 교차로에 폴대와 CCTV가 설치되어 있지 않은 경우, 선제적으로 드론을 이용하여 적은 비용으로 교통 정보를 취득하여 이용할 수 있으며, 24시간 촬영 등 지속적인 정보가 필요한 경우엔 CCTV 시스템과 같은 환경을 구축하여 카메라 시야각에 따른 거리 정보 보정을 통한 속도 추론 방법 연구를 진행할 예정이다.

References

- [1] S. W. Lee, "Use of Drone," *AUTO JOURNAL : Journal of the Korean Society of Automotive Engineers*, Vol. 44, No. 5, pp. 57-60, 2022 (in Korean).
- [2] H. Shakhathreh, A. H. Sawalmeh, A. Al-Fuqaha, Z. Dou, E. Almaita, I. Khalil, N.S. Othman, A. Khreishah, M. Guizani, "Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): A Survey on Civil Applications and Key Research Challenges," in *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 48572-48634, 2019.
- [3] M. Mozaffari, W. Saad, M. Bennis, Y. H. Nam and M. Debbah, "A Tutorial on UAVs for Wireless Networks: Applications, Challenges, and Open Problems," in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 21, No. 3, pp. 2334-2360, 2019.
- [4] J. T. Oh, S. U. Kim, M. S. Kim, "A Comparison and Analysis of Traffic Information Collection Devices focus on Loop Detection Device and Developed Image Detection Device," *Proceedings of the Korean Society of Transportation (KOR-KST) Conference*, Vol. 58, pp. 727-736, 2008 (in Korean).
- [5] E. Han, I. Yun, S. S. Lee, K. Jang, B. Park, "Development of Real-time Traffic Signal Control Strategy for Coordinated Signalized Intersections under V2I Communication Environment," *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems* Vol. 17, No. 3, pp. 59-71, 2018 (in Korean).
- [6] B. G. Kim, I. S. Jang, G. Lee, "Real-time Road-Visibility Measurement Using CCTV Camera," *Journal of Korean Society of Transportation*, Vol. 29, No. 4, pp. 125-138, 2011 (in Korean).
- [7] D. S. Park, "Deep Neural Network Based Traffic CCTV Data Analysis," *Graduate School of Soongsil University*, 2018 (in Korean).
- [8] R. Ke, Z. Li, S. Kim, J. Ash, Z. Cui, Y. Wang, "Real-time Bidirectional Traffic Flow Parameter Estimation from Aerial Videos," *IEEE Transaction of Intelligent Transportation System*, Vol. 18, No. 4, pp. 890-901, 2016.
- [9] D. Han, D. Kim, S. Kim, "Guidelines for Data Construction when Estimating Traffic Volume based on Artificial Intelligence Using Drone Images," *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 40, No. 3, pp. 147-157, 2022 (in Korean).
- [10] S. W. Byeon, "Drone Image Analysis Based On Deep Learning For Traffic Measurement," *Graduate School of Dankook University*, 2021 (in Korean).
- [11] J. Kim, S. Kim, "Deep Learning Based Object Detection Method and its Application for Intelligent Transport Systems," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, Vol. 27, No. 12, pp. 1016-1022, 2021 (in Korean).
- [12] H. D. Seo, E. M. Kim, "Estimation of Traffic Volume Using Deep Learning in Stereo CCTV Image," *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 38, No. 3, pp. 269-279, 2020 (in Korean).
- [13] H. Park, S. Byun, H. Lee, "Application of Deep Learning Method for Real-Time Traffic Analysis using UAV," *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 38, No. 4, pp. 353-361, 2020 (in Korean).
- [14] D. Du, Y. Qi, H. Yu, Y. Yang, K. Duan, G. Li, W. Zhang, Q. Huang, Q. Tian, "The Unmanned Aerial Vehicle Benchmark: Object Detection and Tracking," *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 370-386, 2018.
- [15] H. Koo, B. Yoo, "A Comprehensive Evaluation Methods of Roundabout by Managing Entering Speed and Conflicts," *Traffic Safety Research*, Vol. 31, No. 0, pp. 207-224, 2012 (in Korean).
- [16] F. Sultana, A. Sufian, P. Dutta, "A Review of Object Detection Models Based on Convolutional Neural Network," *Intelligent Computing: Image Processing Based Applications*, Vol. 1157, pp. 1-16, 2020. ISBN : 978-981-15-4287-9.
- [17] L. Du, R. Zhang, X. Wang, "Overview of Two-stage Object Detection Algorithms," *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1544, 2020. 5th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), 2020.
- [18] C. Y. Wang, A. Bochkovskiy, H. Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable Bag-of-freebies Sets New State-of-the-art for Real-time Object Detectors," *arXiv preprint arxiv:2207.02696*, 2022.
- [19] A. Bewley, G. Zongyuan, F. Ramos, B. Upcroft, "Simple Online and Realtime Tracking," in *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3464 - 3468, 2016.
- [20] Heartexlabs, <https://github.com/heartexlabs/labelImg>.
- [21] Darkpgmr, <https://github.com/darkpgmr/DarkLabel>.
- [22] N. Wojke, A. Bewley, D. Paulus, "Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric," *arXiv:1703.07402*, 2017.
- [23] J. Cao, J. Pang, X. Weng, R.I Khirodkar, K. Kitani, "Observation-Centric SORT: Rethinking SORT for Robust Multi-Object Tracking", <https://arxiv.org/abs/2203.14360>
- [24] J. H. Lee, H. Won, B. H. Kim, "Reinforced Feature of Dynamic Search Area for the Discriminative Model Prediction Tracker based on Multi-domain Dataset," *IEMEK J. Embed. Sys. Appl.*, Vol. 16, No. 6, pp. 323 - 330, Dec. 2021.
- [25] Wkentar, <https://github.com/wkentar/labelme.git>.
- [26] R. Padilla, S.L. Netto, E.A.B. Da Silva, "A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms," *International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, pp. 237-242, 2020.
- [27] A. Milan, L. Leal-Taixe, I. Reid, S. Roth, K. Schindler, "MOT16: A Benchmark for Multi-Object Tracking", *arXiv:1603.00831*, 2016.

Janghoon Lee (이 장 훈)

2018~Computer Science and Engineering
from Kyungpook National University
(B.S.).

Field of Interests: Computer Vision, traffic surveillance
Email: tig06172@knu.ac.kr

Ji-Won Choi (최 지원)

2018~Computer Science and Engineering
from Kyungpook National University
(B.S.).

Field of Interests: Computer Vision, traffic surveillance
Email: jiwon9187@knu.ac.kr

Yoonho Hwang (황 윤 호)

2018~Computer Science and Engineering
from Kyungpook National University
(B.S.).

Field of Interests: Computer Vision, human pose estimation
Email: ghkddbshg99@knu.ac.kr

Jong Taek Lee (이 종 택)

2005 Electrical Engineering from Korea
Advanced Institute of Science and
Technology (B.S.)
2007 Electrical and Computer Engineering
from the University of Texas at
Austin (M.S.)

2012 Electrical and Computer Engineering from the University
of Texas at Austin (Ph.D.)
2012~2022 Electronics and Telecommunications Research
Institute (Senior Researcher)
2022~School of Computer Science and Engineering from
Kyungpook National University (Assistant Professor)
Field of Interests: Computer Vision, traffic surveillance,
rehabilitation AI
Email: jongtaeklee@knu.ac.kr

Heejeong Kwon (권 희 정)

2020~Computer Science and Engineering
from Kyungpook National University
(B.S.).

Field of Interests: Computer Vision, traffic surveillance
Email: heejeong2993@knu.ac.kr