

# 드론 경사 영상 훈련 자료를 이용한 차량 탐지 활용 가능성 분석\*

이태현<sup>1</sup>·강건욱<sup>2</sup>·염준호<sup>3\*\*</sup>

## Analysis of the Potential for Vehicle Detection Using Drone Oblique View Images as Training Data\*

Taehyun Lee<sup>1</sup>·Geonuk Kang<sup>2</sup>·Junho Yeom<sup>3\*\*</sup>

### 요 약

최근 드론 기술의 발전으로 교통 모니터링, 사고 대응, 주차 관리 등 다양한 분야에서 드론이 데이터 수집 도구로 활용되고 있다. 특히 딥러닝 기반의 객체 탐지 연구가 활발히 진행되고 있어, 드론 영상이 차량 탐지 연구에 폭넓게 활용되고 있다. 그러나 다양한 목적에 따라 촬영 각을 다르게 하여 드론이 활용되고 있지만 객체 탐지 분야에 있어 촬영 각이 다른 영상을 이용하여 그 호환성을 분석한 연구는 그 수가 매우 부족하다. 따라서 본 연구에서는 드론 경사 영상의 차량 객체를 훈련자료로 이용하여 YOLO 알고리즘을 통해 드론 연직 영상의 차량 객체를 탐지하였다. 이때 촬영 각도가 서로 다른 연직 영상에서 차량 객체를 탐지하고 탐지 결과를 분석하였다. 100m 높이에서 60도 각도로 촬영한 경사 영상에서 차량 훈련자료를 생성하여, 같은 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량을 탐지한 결과 평균 정밀도(AP) 값은 0.85가 나왔으며, 같은 경사 영상을 이용하여 70m 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량 객체를 탐지한 결과 0.65의 AP값을 나타냈다. 드론 영상의 공간해상도에 따라 정확도에는 차이가 있으나 경사 영상이 연직 영상의 차량 탐지에 충분히 활용 가능함을 검증하였다.

주요어 : 차량 탐지, 객체 탐지, 경사 영상, YOLO, 드론

### ABSTRACT

Recent advances in drone technology have led to its use as a data collection tool in

2024년 12월 8일 접수 Received on December 8, 2024 / 2024년 12월 18일 수정 Revised on December 18, 2024 / 2024년 12월 18일 심사완료 Accepted on December 18, 2024

\* 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2020R1C1C1010905).

1 경상국립대학교 토목공학과, 석사 과정 / M.S. Student, Dept. of Civil Engineering, Gyeongsang National University

2 경상국립대학교 토목공학과, 학사 과정 / Undergraduate Student, Dept. of Civil Engineering, Gyeongsang National University

3 경상국립대학교 토목공학과, 부교수 / Associate Professor, Dept. of Civil Engineering, Gyeongsang National University

\*\* Corresponding Author E-mail: junho.yeom@gnu.ac.kr

various fields such as traffic monitoring, incident response, and parking management. In particular, deep learning-based object detection research is being actively conducted, and drone images are widely used in vehicle detection research. However, although drones are used for various purposes with different camera angles, there are very few studies that analyse the compatibility of different camera angles in the object detection field. Therefore, in this study, we used vehicle objects in drone oblique view images as training data for the YOLOv3 algorithm, to detect vehicle objects in drone nadir view images. The nadir view images were taken at different altitudes for the detailed analysis. The average precision (AP) value of 0.85 was obtained by training a vehicle in a oblique view image taken at a 60-degree angle from a height of 100 m in case of the same altitude nadir view images, and the AP value of 0.65 was obtained by detecting a vehicle in a 70 m nadir view image using the same oblique view training data. This study confirms the feasibility of using drone oblique view image to detect vehicle objects in nadir view images.

**KEYWORDS** : *Vehicle Detection, Object Detection, Oblique View Image, YOLO, Drone*

## 서 론

### 1. 연구 배경 및 목적

드론 기술의 발전은 차량 탐지 분야에서 새로운 가능성을 열어주고 있다. 드론은 고공에서 넓은 지역을 빠르게 촬영할 수 있어, 교통 모니터링, 사고 대응, 주차 관리 등 다양한 분야에서 효율적인 데이터 수집 도구로 활용되고 있다. 특히, 드론 영상은 고해상도의 시각적 정보를 제공하여, 차량의 위치, 종류, 움직임 등을 실시간으로 파악할 수 있는 장점이 있다. 이러한 특성 덕분에 드론을 활용한 차량 탐지 연구가 활발히 진행되었으며 특히, 딥러닝(Deep Learning) 기반의 객체 탐지 알고리즘이 주로 사용되고 있다. YOLO(Redmon et al., 2016), Faster R-CNN(Ren et al., 2015)을 등과 같은 딥러닝 알고리즘은 실시간 객체 탐지 모델로서 차량 탐지에 효과적으로 적용되고 있다. 차량 탐지 분야뿐만 아니라 드론 기체 및 촬영 카메라의 발전으로 드론 영상이 다양한 분야에서 폭넓게 활용되고 있다. 기본적으로 드론 영상을 활용하는 방식은 크게 일반 모니터링과 정밀 측량으로 구분된다. 일반 모니터링은 작물 모니터링, 교통 흐름 분석, 산림 모니터링, 건설 인프라 점검, 문

화재 모니터링을 들 수 있다(Cho et al., 2020). 이 경우 대상물의 위치에 대한 측량보다는 대상물의 상태를 파악하는 것이 주목적이며 촬영 각은 경사 방향으로 넓은 영역의 현황을 파악하는 것이 권장된다. 정밀 측량은 지도 제작이나 객체(차량, 건물, 농작물, 수목 등)의 형태 및 위치 탐지를 위하여 드론을 일정한 고도에서 중복도를 유지한 채 연직 아래 방향으로 영상을 취득하게 된다(Kang et al., 2022; Park et al., 2023). 이처럼 목적에 따라 촬영 각을 다르게 하여 드론이 활용되고 있지만 객체 탐지 분야에 있어 촬영 각이 다른 영상을 이용하여 그 호환성을 분석한 연구는 그 수가 매우 부족하다. 특히, 드론이 고공에서 촬영이 가능하고 넓은 지역을 빠르게 스캔할 수 있는 특성을 고려할 때 경사 영상의 넓은 화각을 이용하여 다양한 객체에 대한 훈련 자료를 보다 효율적으로 다수 수집하고 이를 정밀 측량에 활용되는 연직 영상에 적용하는 연구는 중요한 의미를 갖는다. 경사 영상은 일반적으로 연직 촬영에 비해 지형이나 구조물의 세부적인 변화를 더 잘 포착할 수 있는 특성을 갖고 있어, 다양한 환경에서 객체 탐지에 유리한 요소를 제공한다. 그러나 경사 촬영에서는 촬영 각도에 따른 왜곡과 객체의 시각적 변형이 발생하여 부정적인 요소로 작용할 수 있다.

따라서 경사 영상을 이용한 차량 훈련 자료가 연직 영상의 차량 탐지에 활용될 때 우수한 탐지 성능을 보일지에 대한 분석이 필요하다. 본 연구에서는 드론의 경사 영상을 훈련 자료로 이용하여 연직 영상의 차량을 탐지하는 연구를 수행하고 정확도를 분석하고자 한다.

## 2. 선행연구 및 이론적 고찰

차량 탐지와 관련된 많은 선행 연구들은 CCTV 경사 동영상상을 주로 이용하여 연구를 수행하였다. CCTV 동영상상에 Faster R-CNN을 적용하여 차종, 차량 수, 속도를 추정하는 연구(Kim and Choi, 2019), 마찬가지로 CCTV 동영상과 Faster R-CNN을 이용하여 차종을 탐지하고 하중 이력을 산정하는 연구(Bae et al., 2024), 교통사고 물피도주를 막기 위해 CCTV 동영상에 YOLO 알고리즘을 적용하여 가해 차량을 탐지하는 연구(Yu et al., 2024), 불법 주정차 차량의 탐지를 위해 블랙박스나 CCTV 동영상의 YOLO 차량 탐지를 수행하는 연구(Cho et al., 2024), 스테레오 CCTV 동영상에 YOLO 알고리즘을 적용하여 단일 CCTV에서 탐지하지 못하는 차량을 추가 탐지하는 연구(Seo and Kim, 2020)가 진행되었다. CCTV 영상 외에 지상 적외선 사진을 통해 차량 탑승 인원을 탐지하기 위해 YOLO 알고리즘을 적용하는 연구(Jang and Jang, 2021), 게임 시뮬레이션 엔진을 이용하여 CCTV 각도와 유사하게 재현된 동영상상을 생성하고 Faster R-CNN을 적용하여 갓길 차로 위반 차량을 검출하는 연구(Go et al., 2022)가 진행되었으며 CCTV 영상과 마찬가지로 경사 촬영된 자료를 이용한다. 이처럼 많은 연구들이 CCTV 영상을 기준으로 차량 탐지 및 교통 관련 연구를 진행하고 있으며 경사 영상의 활용성에 대한 분석과 검증을 수행하고 있다. 그러나 드론 경사 영상을 활용한 연구는 매우 부족한 실정이다. 또한 CCTV는 촬영 위치, 화각 등 활용도 측면에서 많은 제약을 받는 반면 드론을 활용할 경우 CCTV와 같이 별도의 설치비나 지속적인 유지관리 비용 없이 측정 위

치와 촬영 조건을 상황에 맞게 유동적으로 변경할 수 있다는 장점이 있다.

이러한 배경에서 드론을 활용하여 차량을 탐지하거나 교통 분석을 수행하는 연구들 또한 진행되었다. 드론 촬영 동영상에 YOLO 알고리즘을 적용하여 차종을 탐지하고 정확도를 분석하는 연구가 진행되었으며(Park et al., 2023), 드론 촬영된 동영상을 이용하여 차량의 위치를 탐지하고 속도를 추정하는 연구가 진행되었다(Lee and Yeom, 2019). 차량을 탐지하기 위하여 프레임 간 영상을 차분하였는데 이를 위해 드론의 고정 위치 호버링과 연직 촬영을 드론 교통 감시 시스템의 조건으로 제안하였다. 차량의 차로 변경 예측을 위해서도 차량 탐지 연구가 진행되었다(Hong et al., 2024). 드론 연직 동영상에 YOLO 알고리즘을 적용하여 차량을 탐지하고 주변 차량과의 상대 거리와 속도를 이용하여 차로 변경을 예측하였다. 그리고 경계 박스 형태의 차량 탐지 결과에서 차량의 정밀 형태를 추출하기 위해 무감독 분류를 수행하는 연구가 수행되었다(Yeom, 2023). 이처럼 많은 연구들이 드론을 이용하여 차량을 탐지하고 그 결과를 기본으로 속도 추정, 경로 예측, 정밀 형태 추정을 수행하는 등의 활용 연구를 수행하였으나 적용 데이터는 모두 드론 연직 영상이다. 즉, 정밀 측량 관련 차량 탐지 연구에서는 연직 영상의 제한적인 훈련 자료가 이용되고 있다. 드론 경사 영상을 훈련 자료로 이용할 경우 그 정확도가 담보되는지에 대한 분석은 고려되고 있지 못하다.

차량 탐지 연구에서 자주 활용되는 YOLO (You Only Look Once)는 객체 탐지 분야에서 많이 활용되는 딥러닝 기반의 알고리즘으로, 영상에 있는 모든 객체를 실시간으로 탐지하는 장점이 있어 차량과 같이 이동하는 객체의 탐지에 적합하다. 또한 객체의 위치와 클래스를 동시에 예측하며 한 번의 네트워크 추론으로 모든 예측을 처리하여 비교적 간단한 구조로 구현된다. 영상을 단위 그리드로 분할하고 각 그리드 셀은 객체의 존재 여부, 객체의 위치를 나타내는 4개의 값인 경계 박스의 중심 좌표( $x, y$ )와 경계

박스의 너비와 높이(w, h), 객체 클래스 확률값을 출력하게 된다.

## 연구방법

### 1. 연구 데이터

본 연구는 진주 경상국립대학교 가좌캠퍼스에서 데이터를 수집하였다. 사용한 드론의 경우 DJI Phantom 4 RTK를 사용하였으며, 높이에 따른 연직 영상의 차량 탐지 결과를 확인하기 위하여 100m 및 70m 고도에서 각각 0.027m 및 0.019m 공간해상도의 영상을 수집하였다.

총 4곳의 실험지역에서 촬영을 진행하였으며, 실험지역 A는 공과대학 주변, 실험지역 B는 남문 주차장, 실험지역 C는 학교 후문 주변, 실험지역 D는 학교 컨벤션 센터 주변 도로에서 데이터를 수집하였다. 실험지역 A의 경우 100m 높이에 수평을 기준으로 아래쪽 60도 각도로 촬영한 경사 영상을 취득하였으며, 실험지역 B, C, D에서는 수평을 기준으로 90도 각도로 촬영한 연직 영상을 취득하였다. 전체 실험지역에서 촬영된 782장의 원본 사진에서 총 354장의 차량이 있는 영상을 512×512로 정규화하여 잘라낸 후 실험을 진행하였다. 각 실험지역과 연



FIGURE 1. Study sites

TABLE 1. Data description

Site	Number of images	UAV	Altitude(m)	GSD(m)	Angle(°)
A	118	DJI Phantom 4 RTK	100	0.027	60
B	89		70	0.019	90
C	29		70	0.019	90
D	236		100	0.027	90

직 영상 및 경사 영상의 예시는 그림 1과 2와 같으며, 공간해상도, 사용된 영상 수, 카메라 촬영 각도는 표 1과 같다.

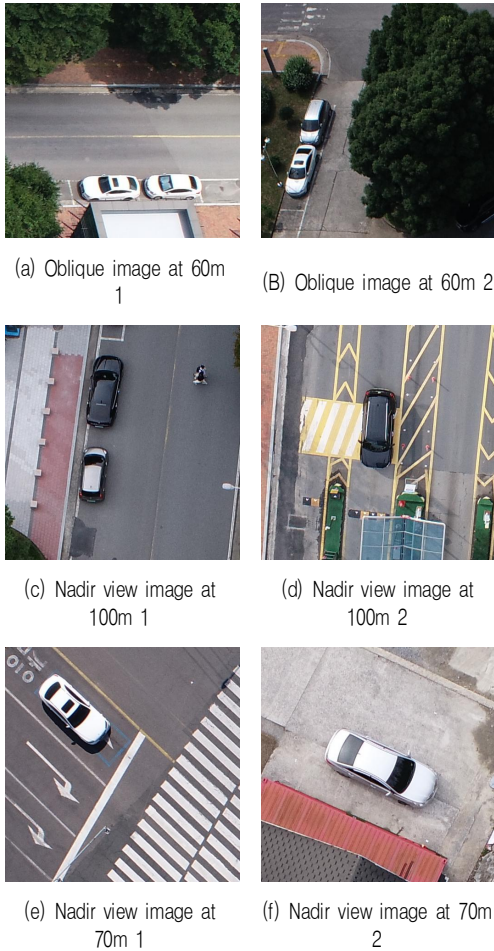


FIGURE 2. Oblique images and nadir view images

## 2. 연구 방법

본 연구의 흐름은 그림 3과 같다. 고도와 촬영 각에 따라 드론 데이터를 수집한 후, 수집한 데이터에서 차량이 있는 영상을  $512 \times 512$  픽셀로 준화하고 그 후 영상 속 차량의 레이블링을 수행하였다. 그 후 모델 훈련을 통해 탐지 결과에 대한 분석을 진행하였다.

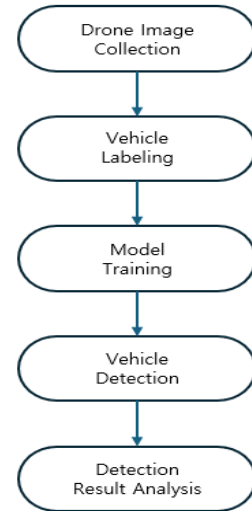


FIGURE 3. Study flow

본 연구에서는 경사 영상의 차량 객체를 훈련하여 연직 영상의 차량 탐지를 수행할 때 촬영 높이에 의하여 차량 객체 크기가 다양해지므로 70m와 100m 높이의 연직 영상 속 차량 객체를 탐지하여 모델의 성능을 분석하였다. 본 연구에서는 YOLOv3 알고리즘을 활용하여 차량 탐지를 수행하였다. YOLOv3는 단일 신경망을 통하여 이미지를 처리하고, 객체를 탐지하는 방식으로 실시간 탐지에 최적화 되어있다. 또한 다중 스케일 예측 가능성을 통해 다양한 크기의 객체를 효과적으로 탐지할 수 있으며, 이러한 특징으로 작은 객체 및 다양한 객체에 대한 높은 정확도를 유지할 수 있는 특징을 가지고 있다. 차량 탐지를 위해 사용한 YOLOv3 알고리즘은 Matlab에서 구현하였다. 훈련에는 경사 영상을 사용하였으며, 테스트에는 연직 영상을 사용하였다. 각 훈련 및 테스트에 사용된 영상 수는 각각 118장을 사용하였다. 또한 경사 영상을 훈련하여 연직 영상의 차량을 탐지한 결과의 성능이 연직 영상을 훈련 자료로 이용한 경우와 비교하여 어느 정도 성능을 나타내는지 분석하기 위해 실험지역 D의 연직 영상을 훈련 및 테

TABLE 2. Training and test scenarios

Training data			Test data		
Site (number of vehicle)	Altitude (m)	Angle (°)	Site (number of vehicle)	Altitude (m)	Angle (°)
Site A (156)	100	60	Site D (177)	100	90
Site D (177)		90	Site B, C (178)	70	90
			Site D (167)	100	90

스트에 각각 118장을 사용하였다. 각 훈련 및 테스트 방법 및 사용된 실험지역, 탐지에 사용된 차량의 수, 영상의 촬영 고도 및 각도는 표 2와 같다.

취득한 경사 영상의 156대 차량과 연직 영상 699대의 차량을 Matlab에서 제공하는 Computer Vision Toolbox의 ImageLabeler를 사용하여 차량을 그림 4와 같이 레이블링하였다.

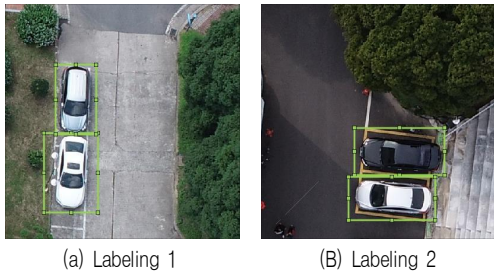
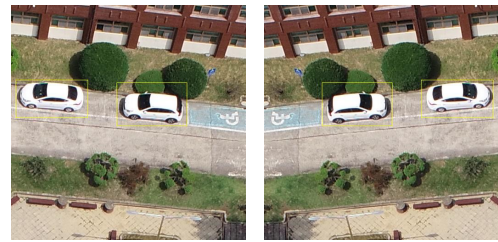
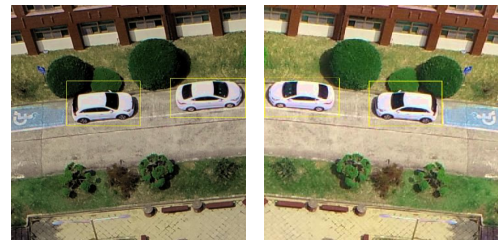


FIGURE 4. Vehicle object labeling

데이터를 증강하기 위해 그림 5와 같이 원본 데이터를 랜덤 수평 뒤집기, 랜덤 배율 10%, HSV(Hue, Saturation, Value) 공간에서 컬러 변환을 적용하여 학습 데이터를 증강하였다. Networkinputsize의 경우 학습 영상 크기에 가까우며, 필요한 입력 크기보다 큰  $[227 \times 227 \times 3]$ 으로 설정하였다. 훈련 설정으로는 전체 데이터 세트를 학습하기 위해 Epoch를 80으로 설정하였다. 또한 전체 데이터 세트를 10등분 하여 학습하는 시간을 절약하기 위해 Mini batchsize를 8로 설정했으며, 학습 속도를 조절하기 위해 LearningRate는 0.001로 설정하여 탐지를 수행하였다(Kim et al., 2023).



(a) Original training data (b) Random horizontal flip



(c) Random scaling by 10% (d) Color jitter augmentation in HSV space

FIGURE 5. Data augmentation (oblique image)

## 연구 결과 및 분석

### 1. 탐지 결과

100m 높이에서 60도 각도로 촬영한 경사 영상 속 차량 객체를 훈련하여, 같은 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량을 탐지한 결과 총 177대의 차량 중 156대의 차량 객체를 탐지하였다. 이 중 151대가 정확한 탐지, 26대가 미탐지, 5대가 오탐지로 나타났다. 오탐지의 경우 한 대의 탐지된 차량을 중복하여 탐지한 경우와 차량

을 제외한 다른 객체를 탐지했을 경우로 나뉘었으며, 5대의 오탐지 중 5대가 중복된 차량 탐지로 나타났다(그림 6). 또한 다른 높이의 연직 영상 속 차량 탐지 결과를 확인하기 위해, 위의 실험과 같은 100m 높이 경사 영상의 동일한 훈련 자료를 이용하여 70m 높이에서 촬영한 연직 영상을 탐지한 결과, 총 178대의 차량 중 159대의 차량 객체를 탐지하였다. 이 중 140대가 정확한 탐지, 38대가 미탐지, 19대가 오탐지로 나타났다. 오탐지의 경우 처음 실험과 같은 방식으로 탐지된 차량을 중복해서 탐지한 경우와 차량 이외의 다른 객체 탐지로 나뉘었으며, 오탐지 19대 중 19대가 중복된 차량 탐지로 나타났다(그림7).

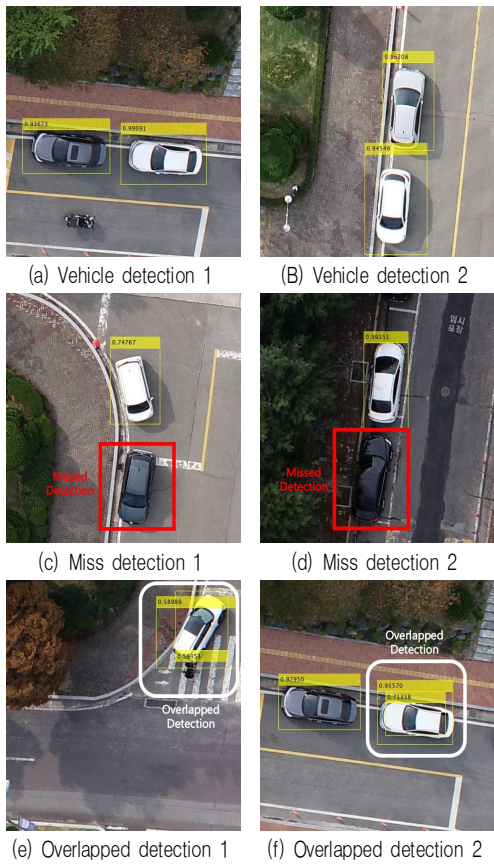


FIGURE 6. Detection results at 100m

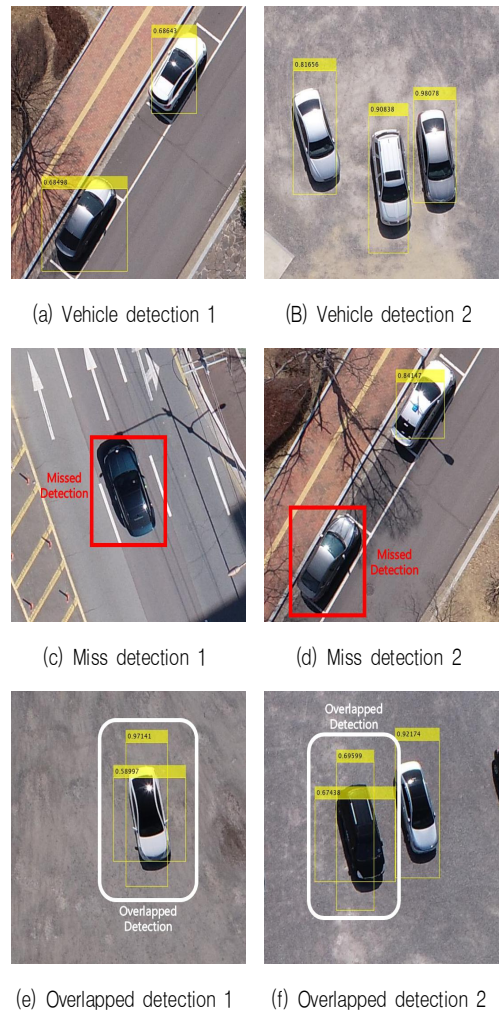


FIGURE 7. Detection results at 70m

경사 영상의 차량 객체를 훈련하여 연직 영상의 차량을 탐지한 결과가 어느 정도 성능을 보여주는지에 대한 비교 분석을 위해, 100m 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량 객체를 훈련한 후 차량을 탐지한 결과 총 167대의 차량 중 157대의 차량을 탐지하였다. 이 중 154대가 정확한 탐지, 13대는 미탐지, 3대는 오탐지로 나타났다. 오탐지는 3대 모두 차량을 중복 탐지한 것으로 나타났다(그림 8).

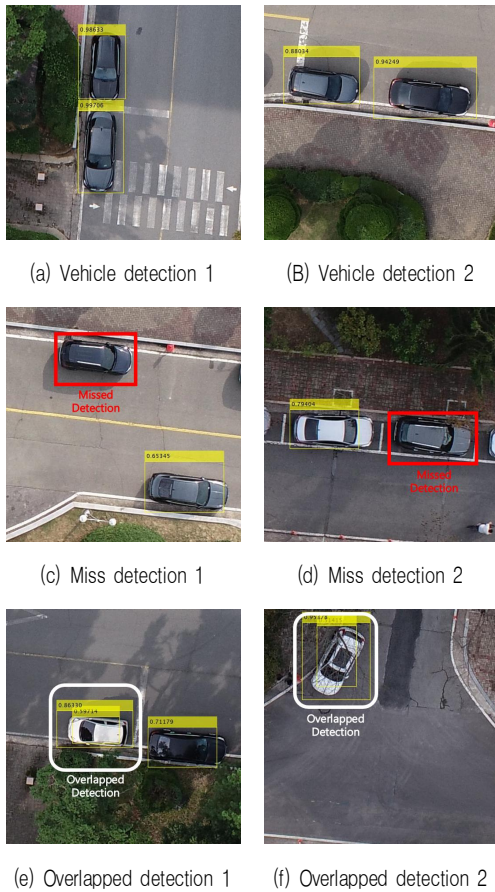


FIGURE 8. Detection results of nadir training and test images

## 2. 정확도 평가

정확도 평가는 머신러닝에서 대표적으로 사용하는 오차 행렬(Confusion matrix)을 사용하여 정확도 평가를 진행하였다. 오차 행렬은 이진 분류의 성능 평가를 위해 대표적으로 활용되는 지표로 표 3과 같이 예측 클래스 및 실제 클래스의 결정 값에 따라 TP(True Positive), TN(True Negative), FP(False Positive), FN(False Negative)으로 분류하여 나타낸다. 그 후 식 (1)과 식 (2)를 통해 정밀도(Precision)와 재현율(Recall)을 PR(Precision-Recall) 그래프로 나타내었다.

TABLE 3. Confusion matrix

Type	Predicted		
	Positive	Negative	
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

위 식을 통해 나타난 정밀도 및 재현율은 PR 그래프를 통해 나타났으며, 탐지 결과의 평균 정밀도(Average Precision) 값을 통해 모델의 성능을 분석하였다. 100m 고도에서 촬영한 연직영상을 훈련 및 테스트하여 차량을 탐지한 결과, 정밀도 0.98, 재현율 0.92를 얻었으며 AP 값의 경우 0.90으로 높은 정확도를 나타냈다(그림 9). 이는 훈련 및 테스트에 사용된 데이터가 동일한 높이와 촬영 각도 조건이므로 모델이 테스트 데이터와 유사한 조건으로 학습할 수 있었고, 그 결과 높은 탐지 성능을 나타냈다.

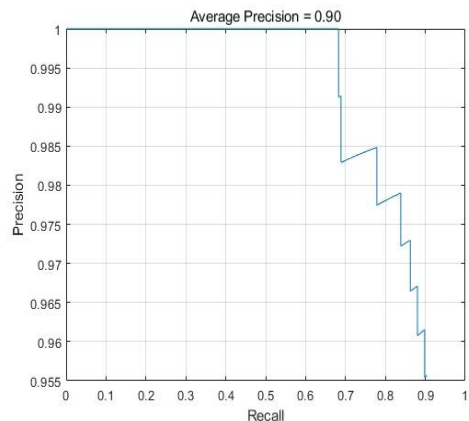


FIGURE 9. Precision-recall curve of nadir training and test images

동일한 촬영 고도인 100m 높이에서 촬영한 경사 영상(훈련)과 연직 영상(테스트)을 이용한



차량 탐지 결과는, 정밀도 0.97, 재현율 0.85를 나타냈으며, AP값의 경우 0.85로 높은 평균 정밀도를 나타냈다(그림 10). 연직 영상만을 훈련 및 테스트에 사용한 탐지 결과의 정밀도 및 재현율, 그리고 AP값에 비해 약간 낮은 수치를 보였으나 여전히 높은 성능을 보였다. 이는 경사 영상 속 차량 객체가 차량의 상부 부분만 아닌, 차량 측면에 대한 다양한 정보 또한 제공함으로써 더 다양한 학습이 가능하였음을 의미하며 이는 촬영 각이 다른 경사 영상이 충분히 연직 영상의 훈련자료로 활용 가능함을 뜻한다.

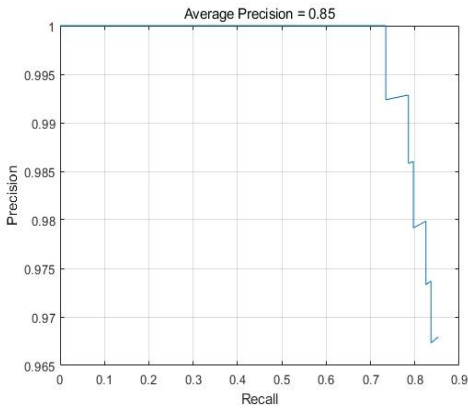


FIGURE 10. Precision–recall curve at 100m

같은 방법으로 100m 높이에서 촬영한 경사 영상의 차량을 훈련하여, 70m 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량을 탐지한 결과, 정밀도 0.88, 재현율 0.79를 나타내었다. 또한 AP값의 경우 0.65로 나타났다(그림 11). 촬영 고도가 다른 연직 영상 속 차량 객체를 탐지하는 것도 가능하였지만 정밀도, 재현율, AP값이 모두 더 낮게 나타났다. 70m 연직 영상이 100m 연직 영상보

다 공간해상도가 약 30% 좋음에도 불구하고 탐지 결과 정확도는 더 낮게 나타났다. 이는 낮은 고도의 높은 공간해상도로 100m 경사 영상과 차량의 크기 및 세부적인 디테일의 차이가 발생했기 때문이라 생각된다.

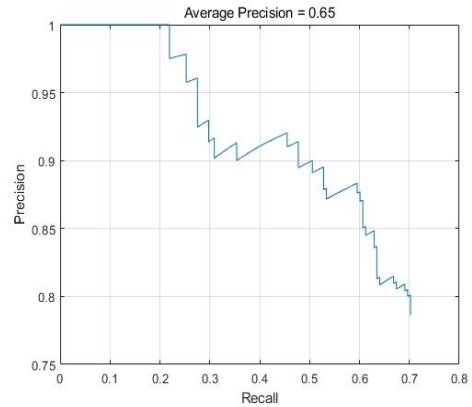


FIGURE 11. Precision–recall curve at 70m

### 3. 결과 분석

오차 행렬에서 TP는 정확한 탐지, FN은 미탐지, FP는 오탐지를 나타낸다. YOLOv3를 이용하여 100m 높이에서 60도 각도로 촬영한 경사 영상 속 차량 객체를 훈련하여, 같은 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량 객체를 탐지한 결과 82.97%의 정확도를 보였다. 전체 차량 중 14.3%가 미탐지 되었고 2.7%가 오탐지 되었다(표 4). 같은 방법으로 처음 실험과 같은 경사 영상의 차량 객체를 훈련해, 70m 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량 객체를 탐지한 결과 71.07%의 정확도를 보였다. 전체 차량 중 19.3%가 미탐지 되었고 9.6%가 오탐지 되었다(표 5).

TABLE 4. Confusion matrix at 100m

Type		Predicted	
		Positive (number of vehicle)	Negative (number of vehicle)
Actual	Positive	TP(151)	FN(26)
	Negative	FP(5)	TN(0)

TABLE 5. Confusion matrix at 70m

Type		Predicted	
		Positive (number of vehicle)	Negative (number of vehicle)
Actual	Positive	TP(140)	FN(38)
	Negative	FP(19)	TN(0)

표 4와 5에서, 100m 연직 영상의 탐지 결과보다 70m 연직 영상 탐지 결과의 미탐지와 오탐지가 상대적으로 증가한 것을 확인할 수 있다. 이로 인해 정확도가 낮게 나타났으며, 비올적으로는 오탐지가 크게 증가하였다. 오탐지의 증가는 같은 차량을 반복하여 탐지한 경우가 100m 실험보다 증가한 것을 의미한다. 이는 70m에서 촬영된 영상이 100m 높이의 영상보다 공간해상도가 향상되었으나 차량이 차지하는 화소 수가 증가하고 세부 디테일이 추가되어 차량을 중복으로 탐지하게 된 것으로 분석된다. 또한 향상된 해상도는 차량의 경계를 더 복잡하게 만들 수 있으며, 이는 모델의 경계를 잘못 인식하여 동일한 차량을 중복 탐지하는 경우가 증가하는 것으로 판단된다. 미탐지의 경우, 확대된 차량의 크기와 복잡한 배경으로 인하여 모델이 배경과 같은 색상의 차량을 배경으로 인식한 경우와 그림자로 인한 폐색 영역으로 인해 모델이 차량 식별하는데 어려움이 발생하였고, 이로 인해 100m 연직 영상의 차량 탐지 결과보다 미탐지가 증가한 것으로 분석된다. 이러한 분석을 통해, 공간해상도가 향상되었음에도 불구하고 훈련 자료의 공간해상도가 상이한 경우 촬영 각이 상이한 경우에 비해 차량 탐지 성능에 더 부정적으로 작용하는 것을 확인하였다. 70m 실험에서 AP값이 0.65로 100m 연직 영상 탐지 결과의 0.85보다 비교적 낮게 나타났지만, 정밀도 0.88과 재현율 0.79를 통해 경사 영상 훈련 자료를 이용한 다른 고도의 차량 탐지 또한 가능성을 확인할 수 있었다. 동일한 고도인 경우 정밀도 0.97, 재현율 0.85, AP값 0.85로 매우 높은 정확도를 얻었으며 경사 영상의 활용 가능

성이 매우 높다는 것을 확인하였다. 종합하면, 다른 높이에서 촬영된 연직 영상이어도 경사 영상에서 학습한 데이터가 차량 객체를 어느 정도 일반화하여 탐지하는데 활용 가능하다는 것을 본 연구를 통해 확인하였다.

## 결론

본 연구에서는 드론을 이용하여 경사 및 연직 영상을 취득한 후 경사 영상 속 차량 객체를 훈련하고, 100m 및 70m 높이에서 촬영한 연직 영상의 차량 객체를 YOLOv3 알고리즘을 통해 탐지하여 그 결과를 분석하였다. 100m 높이에서 60도 각도로 촬영한 경사 영상 속 차량 객체를 훈련하여, 같은 높이에서 촬영한 연직 영상 속 차량 객체를 탐지한 결과 정밀도 0.97, 재현율 0.85, AP값 0.85를 얻었다. 처음 실험과 같은 훈련자료를 이용하여 70m 높이의 연직 영상 속 차량 객체를 탐지한 결과에서는 정밀도 0.88, 재현율 0.79, AP값 0.65의 값을 얻었다. 이를 통하여 경사 영상의 차량 객체가 차량의 상부에 대한 정보뿐만 아니라 차량 측면의 정보 또한 제공함으로써, 더 다양한 학습이 가능하며 촬영 각이 다른 경사 영상이 충분히 연직 영상의 훈련자료로 활용 가능함을 확인하였다. 또한 70m 고도의 연직 영상 탐지 결과에서, 공간해상도가 향상됨에도 불구하고 같은 차량을 반복하여 탐지하는 오탐지가 증가하는 것을 확인하였다. 훈련 및 테스트 자료의 공간해상도가 상이한 경우 촬영각이 상이한 경우에 비해 차량 탐지 성능에 더 부정적으로 작용하는 것을 확인하였다. 이를 통해 CCTV나 드론 경사 영상을

훈련 자료로 이용하여 다른 높이에서 촬영된 연직 영상 속 차량 객체를 탐지하는 것이 가능하다고 판단된다. 다만 본 연구의 훈련, 테스트 시나리오와 반대의 경우인 연직 영상 속 차량 객체를 훈련하여 경사 영상의 차량을 탐지하는 추가 연구가 필요하다고 판단된다. 최근 딥러닝 기반의 연구가 활발해져, 실시간 영상으로 교통 흐름을 분석하고 차량 속도를 추정하는 등의 실시간 객체 탐지 모델을 적극적으로 활용하는 다양한 연구가 수행되고 있다. 본 연구를 통해 CCTV 및 드론 경사 영상의 다양한 훈련 자료가 정밀 측량을 위한 연직 영상의 차량 객체 탐지에 활용될 수 있을 것이라 기대된다.

## REFERENCES

- Bae, S.K., W.Y. Jeong, S.H. Choi, B.H. Kim, S.J. Cho. 2024. Estimation of Bridge Vehicle Loading using CCTV images and Deep Learning. *Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection* 28(3):10-18 (배숙경, 정우영, 최수현, 김병현, 조수진. 2024. CCTV 영상과 딥러닝을 이용한 교량통행 차량 하중 추정. *한국구조물진단유지관리공학회* 28(3):10-18).
- Cho, G.S., J.H. Hyun, G.S. Lee. 2020. Erosion and Sedimentation Monitoring of Coastal Region using Time Series UAV Image. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 23(2): 95-105 (조기성, 현재혁, 이근상. 2020. 시계열 UAV 영상을 활용한 연안지역 침식·퇴적 변화 모니터링. *한국지리정보학회지* 23(2):95-105).
- Cho, M.K., M.J. Kim, J.H. Kim, J.W. Kim, B.S. Hwang, S.W. Lee, J.H. Seon, J.Y. Kim. 2024. A Deep Learning-Based Image Recognition Model for Illegal Parking Enforcement. *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication* 24(1):59-64 (조민규, 김민준, 김재환, 김진욱, 황병선, 이승우, 선준호, 김진영. 2024. 불법 주정차 단속을 위한 딥러닝 기반 이미지 인식 모델. *한국인터넷방송통신학회* 24(1):59-64).
- Go, M.J., M.J. Park, J.H. Yeo. 2022. Detecting Vehicles That Are Illegally Driving on Road Shoulders Using Faster R-CNN. *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems* 21(1):105-122 (고명진, 박민주, 여지호. 2022. Faster R-CNN을 이용한 갓길 차로 위반 차량 검출. *한국ITS학회논문지* 21(1):105-122).
- Hong, S.J., J.G. Im, H.W. Lee, D.H. Ka, C.H. Lee, B.H. Noh. 2024. Drone Vision-based Lane Change Prediction in Urban Vehicle Driving with Transformer. *Journal of Korean Society of Transportation* 42(5):551-564 (홍석준, 임재균, 이호우, 가동호, 이창희, 노병준. 2024. 드론 영상 인식과 Transformer를 활용한 도심 주행 차량의 차로 변경 예측 모델 연구. *대한교통학회지* 42(5):551-564).
- Jang, S.J., J.W. Jang. 2021. Deep Learning Image Processing Technology for Vehicle Occupancy Detection. *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering* 25(8):1026-1031 (장성진, 장종욱. 2021. 차량탑승인원 탐지를 위한 딥러닝 영상처리 기술 연구. *한국정보통신학회논문지* 25(8):1026-1031).
- Kang, W.C., K.S. Lee, E.K. Jang. 2022. Estimation of channel morphology using RGB orthomosaic images from drone\* - focusing on the Naesung stream -. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 25(4): 136-150 (강우철, 이경수, 장은경. 2022.

- 드론 RGB 정사영상 기반 하도 지형 공간 추정 방법 - 내정천 중심으로 -. 한국지리정보학회 25(4):136-150).
- Kim, J.H., D.H. Choi. 2019. Implementation of a Vehicle Traffic and Speed Estimation System Using Faster R-CNN. The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences 44(9):1754-1758 (김정훈, 최두현. 2019. Faster R-CNN을 이용한 고속도로 통행량 및 속도 추정 구현. 한국통신학회논문지 44(9):1754-1758).
- Kim, J.S., T.H. Lee, J.H. Yeom. 2023. Personal Mobility Detection through Application of YOLO Deep Learning Algorithm to Drone Images. Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography 41(4): 239-246 (김준석, 이태현, 염준호. 2023. 드론 영상의 YOLO 딥러닝 기법 적용을 통한 개인형 이동장치 탐지. 한국측량학회지 41(4): 239-246).
- Lee, M.H., S.W. Yeom. 2019. Position and Velocity Estimation of Moving Vehicles with a Drone. Journal of Korean Institute of Intelligent Systems 29(2):83-89 (이민혁, 염석원. 2019. 드론을 이용한 이동 차량의 위치와 속도 추정. 한국지능시스템학회 29(2):83-89).
- Park, H.L., S.H. Byun, H.S. Lee. 2020. Application of Deep Learning Method for Real-Time Traffic Analysis using UAV. Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartograph 38(4):358-361 (박홍련, 변성훈, 이한성. 2020. UAV를 활용한 실시간 교통량 분석을 위한 딥러닝 기법의 적용. 한국측량학회지 38(4):358-361).
- Park, J.S., Y.J. Choi, J.D. Lee. 2023. Extraction and Utilization of DEM based on UAV Photogrammetry for Flood Trace Investigation and Flood Prediction. Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies 26(4): 237-250 (박정식, 최용진, 이진덕. 2023. 침수흔적조사를 위한 UAV 사진측량 기반 DEM의 추출 및 활용. 한국지리정보학회지 26(4):237-250).
- Redmon, J., S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi. 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): 779-788.
- Ren, S., K. He, R. Girshick, J. Sun. 2015. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, arXiv preprint arXiv:1506.01497.
- Seo, H.D., E.M. Kim. 2020. Estimation of Traffic Volume Using Deep Learning in Stereo CCTV Image. Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography 38(3) 269-279 (서홍덕, 김의명. 2020. 스테레오 CCTV 영상에서 딥러닝을 이용한 교통량 추정. 한국측량학회지 38(3)269-279).
- Yeom, J.H. 2023. A Study on Automatic Vehicle Extraction within Drone Image Bounding Box Using Unsupervised SVM Classification Technique. LHI Journal 14(4):95~142 (염준호. 2023. 무감독 SVM 분류 기법을 통한 드론 영상 경계 박스 내 차량 자동 추출 연구. 토지주택연구 14(4):95~142).
- Yu, Y.H., M.W. Kim, Y.H. Kim, B.T. Ahn, D.G. Choi. 2024. CCTV-based hit-and-run car detection automated system. The Journal of Korean Institute of Next Generation Computing 20(1):62-71 (유용

현, 김민우, 김유현, 안병태, 최동걸. 2024. CCTV 장면에서의 물피도주 차량 탐지 자동화 시스템. 한국차세대컴퓨팅학회논문지 20(1): 62-71).