

무감독 SVM 분류 기법을 통한 드론 영상 경계 박스 내 차량 자동 추출 연구*

A Study on Automatic Vehicle Extraction within Drone Image Bounding Box Using Unsupervised SVM Classification Technique

염준호**

Junho Yeom**

Abstract

Numerous investigations have explored the integration of machine learning algorithms with high-resolution drone image for object detection in urban settings. However, a prevalent limitation in vehicle extraction studies involves the reliance on bounding boxes rather than instance segmentation. This limitation hinders the precise determination of vehicle direction and exact boundaries. Instance segmentation, while providing detailed object boundaries, necessitates labour intensive labelling for individual objects, prompting the need for research on automating unsupervised instance segmentation in vehicle extraction. In this study, a novel approach was proposed for vehicle extraction utilizing unsupervised SVM classification applied to vehicle bounding boxes in drone images. The method aims to address the challenges associated with bounding box-based approaches and provide a more accurate representation of vehicle boundaries. The study showed promising results, demonstrating an 89% accuracy in vehicle extraction. Notably, the proposed technique proved effective even when dealing with significant variations in spectral characteristics within the vehicles. This research contributes to advancing the field by offering a viable solution for automatic and unsupervised instance segmentation in the context of vehicle extraction from image.

Keywords: Vehicle Extraction, Drone Image, Unsupervised Classification, Support Vector Machine

1. 서론

차량은 인간의 사회 활동에 대해 많은 정보를 제공하는 도시의 중요한 객체이다. 그러나 차량의 위치나 수와 관련된 정보는 CCTV나 현장 조사를 통해 매우 제한적으로 수집되고 있다. 이에 대한 대안으로 넓은 영역의 고해상도 영상을 수집할 수 있는 드론

과 기계 학습 방법이 차량 공간정보를 비용 효율적으로 생성하는 방법으로 주목 받고 있다. 그러나 대부분의 차량 탐지 연구는 개별 객체에 대한 픽셀 기반 추출을 수행하는 인스턴스 세그멘테이션(Instance Segmentation) 형태가 아닌 경계 박스(Bounding Box) 형태로 차량을 탐지한다. 영상 분할은 그 수준에 따라 여러 범주로 나뉘는데, 객체 탐지는 객체를

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

**경상국립대학교 토목공학과 교수(junho.yeom@gnu.ac.kr)

분류하고 경계 박스를 사용하여 위치를 지정하는 것을 목표로 하지만 객체의 정확한 경계를 설명할 수 없다는 문제점이 있다. YOLO(You Only Look Once) 시리즈 알고리즘은 객체 위치 지정 및 분류를 동시에 수행하는 빠른 알고리즘으로 실시간으로 움직이는 차량을 탐지하기에 적합하지만 경계 박스 형태로 차량을 탐지하여 정확한 차량 경계를 알 수 없다. 최신 버전인 YOLOv8 및 Mask R-CNN(Region Based Convolutional Neural Networks)은 인스턴스 세그멘테이션을 수행할 수 있지만, 개별 객체를 훈련시키기 위해 각 객체의 경계를 묘사하는 노동 집약적인 훈련자료 생성 작업이 필요하여 기계 학습 알고리즘의 응용을 어렵게 만든다(Mou and Zhu, 2018). 차량 경계를 벡터화하여 훈련 자료를 생성하는데 발생하는 비용은 참고 기준이 없어 정확하게 산정하기는 어렵다. 다만, 건설공사표준품셈 내 수치지도 작성의 벡터편집과 한국공간정보산업협회가 공시한 지도제작 중급 기능사 노임단가를 고려해보면 1일 작업량 0.0672km²에 대해 203,494원의 비용이 발생한다(한국건설기술연구원, 2023; 한국공간정보산업협회, 2023). 영상에서 훈련자료를 자동으로 생성할 경우 해당 비용에 대한 절감이 가능한데, 훈련 자료를 자동으로 생성하기 위한 방법은 크게 세 가지로 나뉜다. 1) 이전 시기의 영상에서 훈련 자료를 생성하여 이용하는 방법(곽근호·박노옥, 2022), 2) 수치표고모형(Digital Elevation Model), 주제도와 같은 보조자료를 이용하는 방법(조기환·정종철, 2019; 이승기 외, 2015), 3) 무감독 분류 결과를 가공하여 훈련 자료로 이용하는 방법(최재완 외, 2014)이다. 차량은 시간에 따라 이동하므로 이전 시기의 영상을 이용하거나 차량 위치에 대한 보조자료로 훈련 자료를 생성하는 것은 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 무감독 분류 결과를 가공하여 훈련 자료를 생성하고 이를 통해 차량을 자동으로 추출하고자 하였다. 특히 기계 학습을 통해 1차적으로 차량의 경계 박스

만을 탐지하여 추가적으로 차량 경계를 정확히 추출하거나 디지털이징을 통해 수동으로 차량 경계 박스를 지정하고 자동으로 정확한 차량 경계에 대한 훈련 자료를 수집하려는 상황에 필요한 연구를 수행하였다. 훈련 데이터의 양과 품질이 기계 학습 알고리즘의 성능에 큰 영향을 미친다는 것을 고려할 때(김예슬 외, 2018), 무감독 자동 인스턴스 세그멘테이션을 수행하는 방법에 대한 연구가 필요하다. 본 연구에서는 드론 영상에서 차량이 존재하는 경계 박스에 대해 훈련 자료를 자동으로 생성하는 방법론을 제안하고 SVM(Support Vector Machine) 분류를 통해 차량을 추출하였다.

2. 선행연구 검토

국토교통부의 교통량정보제공시스템에서 제공하는 교통량 정보는 조사장비 또는 CCTV를 통해 수집되거나 조사원의 현장 배치를 통해 수집된다(국토교통부, 2023). CCTV는 차량에 대한 정성적인 정보 취득 뿐만 아니라 보안, 범죄예방, 재해 모니터링 등에 효과가 있어 보급이 확산되고 있으나 그 수가 기하급수적으로 증가함에 따라 관제요원의 육안 모니터링을 통한 수작업 분석이 쉽지 않은 실정이다. 이에 많은 선행 연구들이 CCTV 영상이나 지상 사진에서 차량을 탐지하는 연구를 진행하였다. 서홍덕·김의명(2020)은 단일 CCTV 영상에서 전체 차량을 탐지하지 못하는 문제점을 개선하기 위하여 스테레오 영상을 이용하여 탐지율을 개선하였다. 김진호(2022)는 지상 사진 내 주차 차량 탐지를 위해 YOLO 알고리즘의 그리드 셀 위치를 이동시켜 누락된 차량을 추가로 탐지하였다. 두 연구는 모두 CCTV 영상이나 지상 사진의 화각 제한으로 인해 누락되거나 중첩된 차량을 추가로 탐지한 연구로 해당 문제는 영상 취득 플랫폼으로 드론을 활용함으로써 보다 근본적으로 개선할 수 있다. 또한 드론은 운용에 있어 시

공간적 제약이 적고 한 번에 여러 차선을 촬영할 수 있어 촬영시간의 감소 및 두여 인력감소로 인한 경제적인 효과를 기대할 수 있다(권영주·문성호, 2023). Zhang et al.(2021)은 이러한 드론의 장점을 활용하기 위하여 다양한 촬영 각도, 조도, 날씨에서 수집된 드론 영상에 적용가능한 차량 탐지 기법을 제안하였다. 박흥련 외(2020) 또한 드론 영상을 이용하여 YOLO 알고리즘 기반의 차종에 따른 차량 탐지를 수행하였다. 앞서 언급된 연구들을 비롯하여 대부분의 연구들은 차량을 경계 박스 형태로 추출하여 정확한 차량의 경계를 알 수 없고 차량 경계 박스의 축이 고정되어 있다는 한계점이 있다. 이러한 배경에서 Shi et al.(2021)은 항공사진에서 경계 박스의 향을 적응적으로 결정하는 차량 탐지 기법을 제안하였다. 본 연구에서는 드론 영상 내 차량 경계 박스에서 차량 훈련 자료를 자동으로 생성하고 SVM 분류를 적용하여 경계 박스의 축에 제한 받지 않고 정확한 차량 경계를 추출하고자 하였다. SVM은 최적의 선형 결정 경계를 찾기 위해 서포트 벡터와 마진 개념을 활용하는 알고리즘으로, 서포트 벡터는 결정 경계에 가장 가까운 자료를 나타내며, 마진은 이들과 결정 경계 사이의 거리를 의미한다(Cortes and Vapnik, 1995). SVM에서는 서포트 벡터 사이의 마진을 최대화하여 최적의 결정 경계를 찾는데, 이상치가 존재하더라도 강건한 분류를 할 수 있다는 장점이 있으며 데이터에 따라 선형, 다항식, RBF(Radial Basis Function)의 다양한 커널을 사용할 수 있다는 장점이 있다.

3. 연구 방법

3.1 데이터

드론 영상은 2020년 7월 3일 충청남도 금산군에서 DJI 팬텀 4 멀티스펙트럴(DJI Phantom 4 Multi-spectral)을 이용하여 수집하였다. 고도 70m에서 촬영한 결과 3.7cm 공간해상도의 영상을 얻었다. 93개



Fig. 1. Image Subset Number 2, 3, 6, 38, 39, and 47 (From Top to Bottom, Left to Right)

Table 1. Bounding Box Information for Image Subset Number 2, 3, 6, 38, 39, and 47

Number	x	y	Width	Height
2	187	211	133	119
3	186	220	62	69
6	225	206	85	63
38	175	301	81	55
39	346	249	61	56
47	224	444	75	39

의 원본영상에서 Fig. 1과 같이 차량이 존재하는 영역을 512×512 크기로 잘라내어 58개의 영상을 얻었다. 이후 수작업을 통해 차량 경계 박스 정보를 생성하여 실험에 사용하였다. Table 1과 같이 경계 박스 정보는 좌상단 경계 지점의 x, y 좌표와 폭, 높이로 구성된다. 추가로 정확도 평가를 위해 각 경계 박스에서 차량과 배경 각각 5개의 화소를 무작위로 추출

하여 참조 자료를 구성하였다.

3.2 연구 방법

본 연구의 전체 흐름은 Fig. 2와 같다. 무감독 SVM 분류를 통해 차량 인스턴스 세그멘테이션을 수행하기 위한 첫 번째 단계로 K-means 클러스터링을 수행하였다. K-means 클러스터링에서는 경계 박스 내 화소들을 분광 유사성에 따라 10개의 클래스로 그룹화한다. 이후 각각의 클래스에 대해 경계 박스 중심점으로부터 클래스 포함 화소들의 평균 거리를 계산하였다. 평균 거리가 작다는 것은 해당 클래스가 경계 박스 중심에 가깝게 위치한다는 것이며, 평균 거리가 크다는 것은 해당 클래스가 경계 박스 경계부에 위치하는 것을 의미한다. 계산된 평균 거리 값을 기반으로 경계 박스 중심부의 차량 클래스, 경계 박스 경계부의 배경 클래스에 대한 훈련 데이터를 자동으로 생성하였다. 차량을 구성하는 본체와 창문 등의 상이한 분광 특성에 강건한 분류를 수행하기 위하여 이진 분류에 우수한 성능을 보이는 SVM 알고리즘을 적용하고 마지막으로 차량의 인스턴스 세그멘테이션을 위해 가장 큰 세그먼트를 기준으로 구멍을 채우는 형태학적 처리를 수행하였다.

K-means 클러스터링을 위한 총 클래스 수 변수는 10으로 설정하였으며 차량과 배경을 과분류하기 위한 충분한 클래스 수를 설정하고자 하였다. K-means 클래스 수는 그 값을 2~15로 변화시켜가며 전체 연구 과정을 적용하여 테스트를 진행하였다. 이후 각각의 클래스에 속하는 모든 화소에 대해 경계 박스 중심점으로부터의 거리를 계산하고 그 평균값을 계산하였다. 경계 박스 중심부에 차량이 위치할 확률이 높기 때문에 평균 거리 값이 작은 순으로 차량 클래스로 할당하고 그 나머지는 배경 클래스로 할당하여 훈련 자료를 자동으로 생성하였다. 훈련 자료 생성 기준은 각 클래스 중 무작위로 추출된 70% 화소에 대하여 평균 거리가 가까운 클래스부터 순차적으로 차량 클래스로 할당하였다. 이때 경계 박스의 45% 이상의 화소가 차량으로 할당 되었을 때를 기준으로 그 외의 화소는 배경으로 할당하였다.

어두운색 차량의 경우 본체와 창문의 색상이 분광적으로 유사하나 밝은색 차량의 경우 본체와 창문의 분광 특성이 상이한 특징이 있다. 따라서 데이터가 복잡하고 양이 적은 경우 우수한 성능을 보이는 SVM 분류를 수행하였다. 입력 분광정보는 평균과 표준편차를 이용하여 표준화하였으며 커널은 선형 커널을 이용하였다. 차량과 배경의 분광정보 분포가 가장 기본적인 형태인 선형 커널로도 구분이 가능한 것을 확인하였으며 오히려 다항식, RBF 커널을 이용하였을 때 차량이 제대로 분류가 되지 않는 것을 확인하였다. 차량의 최종 인스턴스 세그멘테이션을 위해서는 화소 기반 분류 결과인 SVM 분류 결과에 추가적인 형태학적 처리가 필요하다. 따라서 가장 크기가 큰 주 세그먼트를 추출하고 구멍을 채워 차량을 최종 추출하였다. 끝으로 제안된 차량 추출 기법을 검증하기 위하여 58개 각각의 영상에서 무작위로 5개의 차량 화소, 5개의 배경 화소를 추출하여 580개의 참조 자료를 구성하고 제안 기법의 결과와 비교 평가하였다.

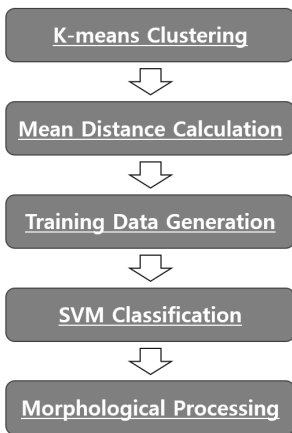


Fig. 2. Study Flow

4. 연구 결과 및 논의

4.1 연구 결과

K-means 클래스 수를 2~15로 변화시켜가며 테스트를 진행하였다. Fig. 3과 같이 테스트 영상에서 클래스 수가 2, 3, 4일 때는 차량이 과대 탐지되었으며 클래스 수가 8일 때는 차량과 배경 클래스 할당 과정 중에 있는 무작위 추출 과정에 영향을 받아 클래스 수 5, 6, 7일 때와 달리 과대 탐지가 발생하였다. 클래스 수가 10 이상인 경우 최종 차량 추출 결과에 큰 차이가 없었다. 따라서 본 테스트 결과를 바탕으로 클래스 수를 10으로 설정하여 연구를 진행하였다.

총 58개의 경계 박스 영상에 제안 기법을 적용한 결과 K-means 클러스터링 후 클래스별 평균 거리 값은 전체 영상 평균 값이 17.1~34.0 화소의 범위, 드론 영상의 해상도를 고려할 때 약 0.63 m~1.26 m의 범위를 가졌다. 평균 거리가 가장 가까운 클래스를 클래스 1로 명명하고 거리에 따라 차례대로 클래스 10까지 명명하였을 때, 클래스별 평균 거리는 Fig.

4와 같다. 경계 박스를 충분한 수인 10개의 클래스로 분류함에 따라 클래스별 평균 거리가 선형적으로 증가하는 것을 확인하였다.

Fig. 5에서 보이듯이, K-means 클러스터링을 통해 조도 영향에 따른 차체의 밝은 부분과 어두운 부분, 창문의 밝은 부분과 어두운 부분, 차량 위 전선, 아스팔트 도로, 시멘트 도로, 화단 등이 구분되며 분광적으로 상이한 차량 내 부분들이 하나의 차량 훈련 자료로 자동 취득됨으로써 차량 내 분광 다양성

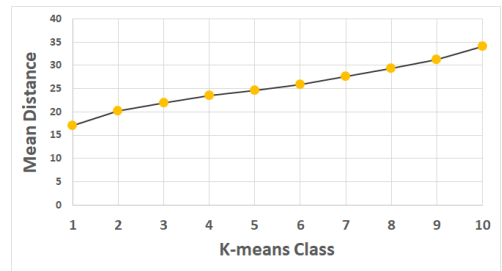


Fig. 4. K-means Classes and Their Mean Distance

K=2	K=3	K=4	K=5
K=6	K=7	K=8	K=9
K=10	K=11	K=12	K=13
K=14	K=15		

Fig. 3. K-means Class Parameter Test

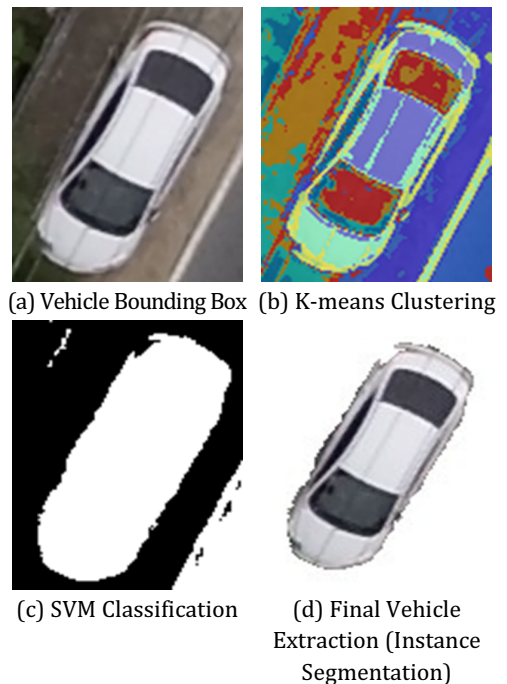


Fig. 5. Step-wise Vehicle Extraction Results

을 반영한 분류를 수행할 수 있게 된다. SVM 분류 결과에서 차량 훈련 자료와 분광적으로 유사한 배경 객체들이 함께 차량으로 분류되기도 하지만 객체 크기가 큰 주요 객체를 추출하고 형태학적 처리를 적용함으로써 차량을 단일 인스턴스로 추출하였다.

4.2 결과 논의

제안 기법은 Table 2와 같이 580개의 평가 화소 중 89.3%에 해당하는 518개의 화소를 정확하게 추출하였다. 특히 Fig. 6과 같이 분광 정보가 대조되는 차량, 즉 밝은 차체와 어두운 창문을 누락없이 하나의 차량으로 검출하였다. 또한 도로와 분광 정보가 유사한 어두운 차량도 경계를 추출하였다. 차량 탐지와 관련하여 재현율(Recall)은 87.5%, 정밀

도(Precision)는 91.7%, F1-score는 89.6%로 나타났다. 또한 배경에 대한 재현율은 91.3%, 정밀도는 86.9%, F1-score는 89.0%로 나타났다. 이진 분류에서는 탐지 대상인 차량에 대한 분류 과적합 문제가 발생할 수 있으므로 차량과 배경에 대한 정확도가 모두 높은 수준이어야 하는데 본 연구에서는 차량과 배경 모든 지표에서 87% 이상의 높은 값을 보였다. 그리고 재현율과 정밀도의 조화 평균인 F1-score가 90% 이상일 경우 모델 성능이 매우 좋다고 할 수 있는데 차량과 배경 모두 F1-score 값이 90%에 가까운 값을 나타냈다(Stephen Allwright, 2023).

제안방법의 주요 오차는 Fig. 7과 같이 단일 차량의 분광 다양성으로 인해 차량 영역이 과소추출되는 경우이다. 이 경우 차량의 창문이나 헤드램프 등이 누락되는 오류가 발생한다. 또한 아스팔트 도로 위의 검은색 차량과 같이 차량의 분광 정보가 배경 도로와 유사한 경우에는 차량 영역이 과대추출되는 오분류가 나타났다. 차량 영역의 과소 추출과 관련된 정확도 지표인 누락오차는 6.5%로 나타났으며 도로 배경에서도 차량 영역이 추출되는 포함오차는 4.1%로 나타났다.

Table 2. Error Matrix for Accuracy Assessment

Result \ Reference	Vehicle	Background
Vehicle	266	24
Background	38	252



Fig. 6. Accurate Vehicle Extraction Examples



Fig. 7. Incorrect Vehicle Extraction Examples

5. 결론

본 연구에서는 드론 영상 내 차량 경계 박스에서 차량 훈련 자료를 자동으로 생성하고 SVM 분류를 적용하여 차량 인스턴스 세그멘테이션을 수행하였다. 이를 통해 경계 박스의 측에 제한 받지 않고 정확한 차량 경계를 추출하였으며 제안 방법은 89.3%의 높은 정확도로 차량과 배경을 자동으로 추출하였다. 주요 오차로는 단일 차량 내 분광 다양성으로 인한 누락오차 6.5%, 차량과 도로 배경의 분광 유사성으로 인한 포함오차 4.1%가 존재했다. 제안 방법은 향후 경계 박스의 형태로 탐지된 차량 탐지 결과로부터 차량 인스턴스 세그멘테이션을 추가적으로 수행할 때 활용될 수 있다. 이를 통해 정확한 차량 경계를 탐지하고 차량의 방향성을 계산하기 위한 기본 자료로 활용될 수 있다. 또한 차량 및 배경 훈련 자료를 경계 박스 형태가 아닌 인스턴스 형태로 생성할 때 발생하는 비용을 절감하기 위한 차량 및 배경 훈련 자료 자동 생성 기법으로 유용하게 활용될 것이라 기대된다. 본 연구의 한계점은 보다 다양한 실험지역에 제안 기법을 적용하여 검증하지 못한 것이다. 향후 실험 지역을 추가하여 추가 연구를 수행할 계획이며 정확도 지표가 높다 하더라도 차량 미탐지 부분이나 오탐지 부분이 차량 경계 추출 무결성에 문제를 발생시키므로 해당 오차를 개선하기 위한 연구 또한 진행할 계획이다.

참고문헌

1. 광근호·박노옥(2022), “시계열 토지피복도 제작을 위한 준감독학습 기반의 훈련자료 자동 추출”, 「대한원격탐사학회지」, 38(5-1): 461~469.
2. 권영주·문성호(2023), “드론 촬영 이미지 데이터를 기반으로 한 도로 균열 탐지 딥러닝 모델 개발”, 「LHI Journal」, 14(2): 125~135.
3. 김예슬·광근호·이경도·나상일·박찬원·박노옥(2018), “작물분류에서 기계학습 및 딥러닝 알고리즘의 분류 성능 평가: 하이퍼파라미터와 훈련자료 크기의 영향 분석”, 「대한원격탐사학회지」, 34(5): 811~827.
4. 김진호(2022), “노상 주차 차량 탐지를 위한 YOLOv4 그리드 셀 조정 알고리즘”, 「디지털산업정보학회 논문지」, 18(4): 31~40.
5. 박홍련·변성훈·이한성(2020), “UAV를 활용한 실시간 교통량 분석을 위한 딥러닝 기법의 적용”, 「한국측량학회지」, 38(4): 353~361.
6. 서홍덕·김의명(2020), “스테레오 CCTV 영상에서 딥러닝을 이용한 교통량 추정”, 「한국측량학회지」, 38(3): 269~279.
7. 이승기·최석근·노신택·임노열·최주원(2015), “국가 토지피복도와 무감독분류를 이용한 초기 훈련자료 자동추출과 토지피복지도 갱신”, 「한국측량학회지」, 33(4): 267~275.
8. 조기환·정종철(2019), “Iterative Trimming Algorithm을 이용하여 자동추출된 KOMPSAT-3A 훈련자료 신뢰성 평가”, 「국토연구」, 103: 115~129.
9. 최재완·노신택·최석근(2014), “자동화된 훈련 자료를 활용한 Landsat-8 OLI 위성영상의 반복적 분광혼합모델 기반 무감독 분류”, 「한국지형공간정보학회지」, 22(4): 53~61.
10. Cortes, C. and V. Vapnik (1995), “Support-Vector Networks”, *Machine Learning*, 20: 273~297.
11. Mou, L. and X. X. Zhu (2018), “Vehicle Instance Segmentation from Aerial Image and Video Using a Multitask Learning Residual Fully Convolutional Network”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(10): 6699~6711.
12. Shi, F., T. Zhang and T. Zhang (2021), “Orientation-Aware Vehicle Detection in Aerial Images via an Anchor-Free Object Detection Approach”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(6): 5221~5233.
13. Zhang, R., S. Newsam, Z. Shao, X. Huang, J. Wang and D. Li (2021), “Multi-scale Adversarial Network for Vehicle Detection in UAV Imagery”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 180: 283~295.
14. 국토교통부, “교통량정보제공시스템”, 2023.10.30. 읽음. <https://www.road.re.kr/main/main.asp>.
15. 한국건설기술연구원, “2023년 적용 건설공사 표준품

- 셈 원문”, 2023.12.6. 읽음. <https://cost.kict.re.kr/#/notice/file/detail/34377?page=0;category=calculation>.
16. 한국공간정보산업협회, “2022년도 측량업체 임금실태조사 결과 공표(2023년 적용)”, 2023.12.6. 읽음. https://www.kasm.or.kr/cop/bbs/selectBbsListVw.do?bbsId=BBSMSTR_00000000019.
17. Stephen Allwright, “What is a good F1 score and how do I interpret it”, 2023.12.6. Accessed. <https://stephenallwright.com/good-f1-score>.

요약

도시 지역에서 객체를 탐지하기 위해 드론 고해상도 영상에 기계 학습 알고리즘을 적용하는 다양한 연구가 진행되었다. 그러나 대부분의 차량 추출 연구는 인스턴스 세그멘테이션 대신 경계 박스로 차량을 탐지하여 차량의 방향이나 정확한 경계를 알 수 없다는 한계점이 있다. 인스턴스 세그멘테이션은 개별 개체를 훈련하기 위한 노동 집약적인 레이블링 작업을 필요로 하므로, 차량 추출을 위해 자동 무감독 인스턴스 세그멘테이션을 수행하는 방법에 대한 연구가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 드론 영상의 차량 경계 박스에 대해 무감독 SVM 분류 기반의 차량 추출 기법을 제안하였다. 연구 결과, 차량을 89% 정확도로 추출할 수 있음을 확인하였으며 차량 내의 분광 특성이 크게 다른 경우에도 차량을 추출할 수 있음을 확인하였다.

주제어: 차량 추출, 드론 영상, 무감독 분류, Support Vector Machine
