

객체 인식 모델을 활용한 적재불량 화물차 탐지 시스템 개발

정우진* · 박용주 · 박진욱 · 김창일

한국전자기술연구원

An Overloaded Vehicle Identifying System based on Object Detection Model

Woojin Jung* · Yongju Park · Jinuk Park · Chang-il Kim

Korea Electronics Technology Institute

E-mail : {woojean1, suedee8247, jinuk.park, mykwor2468}@keti.re.kr

요 약

최근 증가하고 있는 도로 위 적재 불량 화물차는 비정상적인 무게 중심으로 인해 물체 낙하, 도로 파손, 연쇄 추돌 등 교통 안전에 위해가 되고 한번 사고가 발생하면 큰 피해가 유발할 수 있다. 하지만 이러한 비정상적인 무게 중심은 적재 불량 차량 인식을 위한 주행 중 측정 시스템으로는 검출이 불가능하다는 한계점이 있다. 본 논문에서는 이러한 사회 문제를 야기하는 적재 불량 차량을 관리하기 위한 객체 인식 기반 AI 모델을 구축하고자 한다. 또한 AI-Hub에 공개된 약 40만장의 대형차, 소형차, 중형차 별 적재 불량 차량과 일반차량으로 구분된 데이터 셋 중 종류별로 제공되는 CCTV, 블랙박스, 카메라 시점의 적재 불량 차량 데이터 셋을 분석하여 전처리를 통해 적재 불량 차량 검지 AI 모델의 성능을 향상시키는 방법을 제시한다. 이를 통해, 원시 데이터를 활용한 학습 성능 대비 약 23% 향상된 적재 불량 차량의 검출 성능을 나타냄을 보였다. 본 연구 결과를 통해 공개 빅데이터를 보다 효율적으로 활용하여, 객체 인식 기반 적재 불량 차량 탐지 모델 개발에 적용할 수 있을 것으로 기대된다.

ABSTRACT

Recently, the increasing number of overloaded vehicles on the road poses a risk to traffic safety, such as falling objects, road damage, and chain collisions due to the abnormal weight distribution, and can cause great damage once an accident occurs. However, this irregular weight distribution is not possible to be recognized with the current weight measurement system for vehicles on roads. To address this limitation, we propose to build an object detection-based AI model to identify overloaded vehicles that cause such social problems. In addition, we present a simple yet effective method to construct an object detection model for the large-scale vehicle images. In particular, we utilize the large-scale of vehicle image sets provided by open AI-Hub, which include the overloaded vehicles from the CCTV, black box, and hand-held camera point of view. We inspected the specific features of sizes of vehicles and types of image sources, and pre-processed these images to train a deep learning-based object detection model. Finally, we demonstrated that the detection performance of the overloaded vehicle was improved by about 23% compared to the one using raw data. From the result, we believe that public big data can be utilized more efficiently and applied to the development of an object detection-based overloaded vehicle detection model.

키워드

Identifying Overloaded Vehicle, Deep Learning, Object Detection, Bigdata

*speaker

I. 서론

최근 화물차의 적재물 낙하 사고에 대한 사회적 관심이 높다. 이러한 낙하사고의 원인은 대부분 화물의 짐을 과도하게 싣거나 제대로 고정하지 않아 좌우로 쏠리는 불법 적재에 의해 일어난다. 이러한 불법 적재 화물차는 고속도로처럼 차량이 고속으로 운행하는 곳에서는 ‘도로위의 폭탄’이라고 불릴 정도로 사고 위험이 높다. 또한 적재물 낙하사고에 의해 발생하는 피해는 도로 파손, 연쇄 추돌 등 큰 사고로 이어지는 경우가 많아 큰 사회 문제를 야기한다. 이에 정부에서는 불법 적재된 화물차를 잡기 위한 노력이 이루어졌으나 추중 시스템(WIM)을 통해 검출할 수 있는 ‘과적’ 차량과는 달리 특징이 다양하고 기준이 명확하지 않은 불법 적재 화물차는 일반적인 방법으로 검출이 쉽지 않다. 따라서 기존에는 모든 진입 차량을 하나하나 직접 모니터링하고 대면 단속하는 방식을 통해 단속을 진행하였으나 이는 인력도 부족하고 기준도 사람마다 다르기 때문에 불량 적재 화물차를 검출하기에 한계가 있다.

이에 본 논문에서는 객체 인식 모델과 AI-Hub에 개시된 적재불량 공공 데이터셋을 이용하여 자동으로 적재불량 화물차를 검출하는 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 겐트리에 설치된 CCTV를 이용해 진입 차량의 후면을 촬영하여 AI모델을 통해 해당 화물차가 적재 불량인지의 소지가 있는지 검사한다. 만일 AI가 판단했을 때 해당 차량이 적재 불량의 소지가 있을 경우 해당 차량의 화물칸 사진, 시간, ID, Confidence 등 다양한 정보를 DB에 저장한다.

II. AI-Hub 데이터셋 분석

적재불량 데이터셋은 현재 AI-Hub에서 제공하는 “과적 차량 도로위험 데이터”를 사용하였다. 해당 데이터셋은 대형, 중형, 소형 차량별 과적 및 정상 차량 클래스로 분류되어 있으며 CCTV, 블랙박스, 드론, 디지털카메라, 스마트 기기를 활용하여 약 40만장 정도의 데이터를 모아 놓았다. 또한 번호판 같은 민감한 정보는 제거되어있으며, JSON 포맷을 이용하여 파일명, 촬영방식, 주간/야간, 차선정보, 도로번호, 촬영장소, 촬영자, 촬영일, 기상정보, 해상도, 제조사, 모델명, 이미지 파일크기, 라벨링 Object 개수 등의 데이터로 구성되어있다(그림1).

본 논문에서는 해당 데이터를 직접 다운로드 받아 JSON 포맷의 내용을 이용하여 파일을 COLLECTION_METHOD별 (CCTV, 블랙박스, 스마트기, 폰, 스마트기기-캠코터)로 데이터셋을 분류하였다. 이 중 JSON에 수집 방법이 존재하지 않는 데이터, FILE_NAME과 매칭되는 이미지가 서로 다른 데이터, 아예 이름 자체가 서로 다르거나 이미지 파일

```

2  "FILE":[{
3    "FILE_NAME":"A03_B02_C00_D01_0701_E05_F06_599_4.jpg",
4    "COLLECTIONMETHOD":"CCTV",
5    "DAY/NIGHT":"주",
6    "LANE":"다선",
7    "ROADNUMBER":"아트센터대로",
8    "PLACE":"아트센터고1(송도동73)",
9    "IDCODE":"F06",
10   "DATE":"2021.07.01",
11   "WEATHER":"맑은날",
12   "RESOLUTION":"1920*1080",
13   "MAKE":"한화테크윈",
14   "MODELNAME":"XNO-6020R",
15   "FILESIZE":"398276",
16   "BOUNDINGCOUNT":"1",
17   "ITEMS":[
18     {
19       "DRAWING":"Box",
20       "SEGMENT":"소형차",
21       "BOX":"410.23,594.93,204.28,104.86",
22       "POLYGON":"",
23       "PACKAGE":"정상차량",
24       "CLASS":"정상차량",
25       "COVER":"",
26       "COURSE":"전면좌측",
27       "CURVE":"정상주행"
28     }
29   ]
30 }
31 ]
    
```

그림 1. 과적차량 공공데이터셋 JSON 구성 예시

과 매칭되는 이름이 없는 이미지 데이터셋들이 다수 존재하여 해당 데이터는 모두 삭제 처리하였다. 또한 Segmentation 모델을 사용할 것이 아니기 때문에 POLYGON 데이터는 전부 제거 하였다. 그 결과 남은 데이터셋의 결과는 표1과 같이 생성되었다.

표 1. 수집 방법별 적재 불량 샘플 개수

	대형 과적	대형 일반	중형 과적	중형 일반	소형 과적	소형 일반
드론	9,923	0	2,168	53	3,598	0
스마트폰	12,059	1	13,974	23,668	10,435	15
캠코더	3,699	226	29,893	10,196	40,975	0
CCTV	7	49,378	3,975	6,522	23,371	63,775
블랙박스	0	290	4,586	8,324	5,056	2,026
합계	25,688	49,895	54,596	48,763	83,435	65,816

데이터 분할 결과 각각의 수집 방법에 따라 데이터의 편향이 심한 것을 알 수 있었다. 또한 캠코더, 블랙박스, 스마트폰의 데이터를 조회해 본 결과 같은 차량을 추적하며 연속 촬영하여 거의 같은 이미지가 대부분이었다. 이는 인공지능 모델에 오버피팅 문제를 야기 할 수 있기 때문에 실제로 사용하기 위해선 용도에 따른 데이터셋 전처리가 필요하다고 판단된다.

이를 검증하기 위해 AI-Hub에서 기존 제공하는 Pre-Trained 모델을 통해 불법 적재 차량 검출 성능을 확인하였다. 제공되는 사전 학습된 Pytorch 기반의 Yolov4-tiny 모델을 테스트 스크립트를 통해 CC TV Validation set으로 검증하였지만, 예상처럼 사전 학습된 모델로 검출된 차량은 존재하지 않았다 (mAP = 0). 따라서 우리는 사전 학습된 모델이 적

재 불량 차량 검출을 수행하기 적절하지 않다고 판단하고, 검출을 위한 데이터셋 전처리와 신규 모델 훈련을 수행하고자 한다.



그림 2. CCTV Validation 데이터 실제 라벨링



그림 3. AI-Hub pre-trained 모델 테스트 결과

III. 제안 방법

AI-Hub에서 제공된 데이터는 각 클래스마다 데이터의 편향된 정도가 심하고 각 수집 방법별로 특징이 다양하여 AI가 불법 적재된 차량의 특징을 잡아내기 어렵다. 또한 같은 차량에 대해서 연속적으로 촬영된 데이터가 많아 오버피팅이 이루어졌을 가능성도 크다. 실제로 제공된 Pre-Trained 모델로 검증해 본 결과 아무것도 검출하지 못하였으므로 용도에 따른 전처리 과정이 필요하다.

먼저 첫 번째로 제시된 수집 방법들 중 CCTV의 데이터셋만 추출하였다. CCTV 외 다른 이미지 수집 방법들은 같은 차량이 연속되어 촬영된 데이터가 많고, 수집 시점이 크게 다르므로 적재 불량에 대한 특징이 달라져 모델이 잘못된 특징을 학습할 수 있다. 따라서 CCTV 외 다른 수집 방법들로 수집된 이미지는 제외하였다.

두 번째로 불법 적재의 특징을 명확히 하기 위해 대형, 중형, 소형 불법 적재, 일반 적재 총 6개의 클래스로 구분되어 있는 데이터셋을 불법 적재, 일반 적재 2가지 클래스로 통합하였다. 그러나 이렇게 만들어진 데이터셋은 여전히 불법 적재 데이터가 너무 적고(약 3만 장), 일반 적재 데이터셋(약 10만 장)에 데이터가 편향되어있다. 이러한 편향된 데이터셋은 샘플이 많은 클래스로 치우쳐진 목적 함수가 생성되어 모델의 성능 저하를 유발한다. 따라서 데이터 불균형을 해소하는 방법들 중

가장 직관적인 Resampling 기법을 적용하였다. 이는 다수 클래스로의 편향을 방지하여 결과적으로 인공지능 모델의 성능 향상에 큰 도움을 준다[1].

또한 본 논문에서는 객체 인식 모델로 최근에 출시된 모델 중 높은 성능을 보이는 YOLOv5 모델을 선정하였다. YOLO는 기존의 복잡한 객체 인식 프로세스를 하나의 회귀 문제로 바꿔 객체 인식 속도가 빠른 특징이 있다. 이는 동영상을 실시간으로 빠르게 처리하여 다른 실시간 객체 인식 모델 보다 2배 이상의 mAP로 인식이 가능하다[2]. 중에서도 YOLOv5 모델은 YOLOv4 모델을 PyTorch 프레임워크로 구현하여, 인공지능 모델의 환경 구성과 개발 용이성이 대폭 개선되었다는 장점이 있다.

IV. 실험 결과

데이터 학습은 AI-Hub에서 제공 받은 데이터 중 CCTV 데이터 10만 장과, 위에서 언급한 전처리된 데이터 10만 장을 YOLOv5s를 이용해 각각 16 batch, (100, 50) epochs로 진행하였다. 그림 4는 wandb 시각화 프레임 워크를 통해 전처리 전 CCTV 데이터 셋(빨간선)과 전처리 후 CCTV 데이터셋(보라선)을 학습하면서 기록한 mAP, Recall, Precision을 비교한 그림이다.

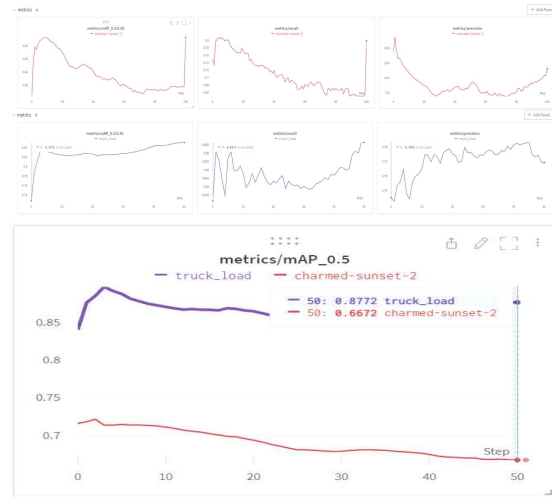


그림 4. 전처리 전/후 mAP, Recall, Precision 비교

그림과 같이 전처리 전 데이터는 학습이 진행될수록 mAP, Recall, Precision이 떨어지고 있었지만, 전처리 후 데이터는 학습이 진행될수록 모델의 성능이 개선되고 있었으며 같은 50 epochs에서는 mAP가 31% 높은 모습을 보였다. 각각 생성된 모델을 통해 Test 데이터셋에서 모델의 성능을 PR 곡선과 F1 점수로 측정된 결과 전처리 후의 PR 곡선과 F1 점수는 각각 23%, 20% 개선된 성능을 보였다. (그림5, 6)

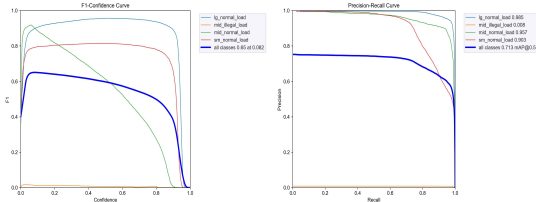


그림 5. 전처리 전 데이터 학습 모델 성능지표(PR, F1)

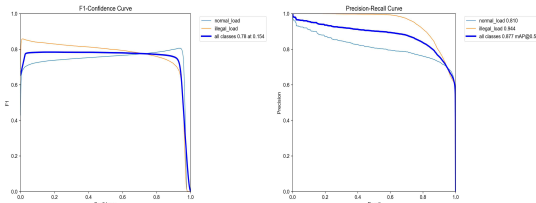


그림 6. 전처리 후 데이터 학습 모델 성능지표(PR, F1)

V. 객체 추적 및 데이터 저장

일반적으로 동영상 내의 객체 인식은 한 프레임마다 반복문을 이용하여 해당 프레임에 존재하는 모든 객체를 찾아내는 순서로 실행된다. 따라서 영상에서 인식된 객체 정보를 데이터베이스에 저장할 경우, 객체가 인식된 모든 프레임마다 객체 정보가 출력되어 이전 프레임과 비슷한 데이터가 중첩되어 여러 개 쌓이게 된다. 이를 해결 하기 위해 Tracking 알고리즘을 이용하여 객체에 ID를 부여하고, 이를 통해 한번 저장한 객체를 다음 프레임에 또 저장하는 것을 방지한다. Tracking 알고리즘으로는 DeepSORT[3] 모델을 적용하였다.

현재 프레임에서 감지된 객체(이하 F)는 Detectd-Buffer(이하 D)라는 임시 저장 공간에 저장한 뒤 F와 D의 개수에 따라 대칭 차집합 연산($F \Delta D$)을 통해 현재 프레임에 새로 추가되거나 사라진 객체를 구한 뒤 새로 추가될 때 DB에 추가된 객체 정보를 넣는다. 해당 내용을 순서대로 나타내면 그림7과 같다.

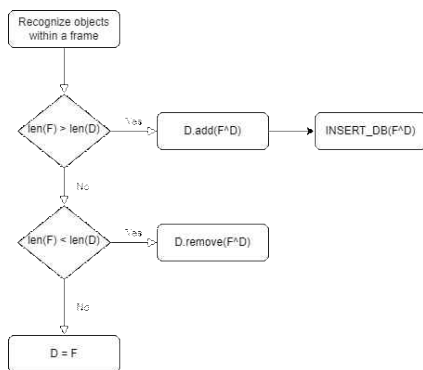


그림 7 Tracking 알고리즘을 이용한 동일 객체 처리 방법 순서도

VI. 결론

본 논문에서는 AI-Hub에서 제공되는 과적 차량 도로 위험 데이터를 분석하고, 효율적인 빅데이터 활용과 인공지능 모델 학습 방법을 제안한다. 데이터 전처리 과정을 거쳐 AI-Hub에서 제공된 Pre-Trained 모델보다 약 23% 더 높은 성능의 모델을 생성하였으며 해당 모델을 이용하여 AI 기반 불량 적재 화물차 탐지 시스템을 제안한다. 제안된 적재 불량 검출 시스템을 통해, 불법 적재로 인한 인명 피해 및 재산 피해가 줄어들고 효율적인 적재물 안전관리가 가능할 것으로 기대된다.

Acknowledgement

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 RS-2022-00142239).

References

[1] Lian Yu and Nengfeng, "Survey of Imbalanced Data Methodologies," Available: arXiv:2104.02240.
 [2] Yong-Hwan Lee and Youngseop Kim, "Comparison of CNN and YOLO for Object Detection," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 19, No. 1, March 2020.
 [2] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus. "Simple online and realtime tracking with a deep association metric," In *IEEE international conference on image processing*, pp. 3645-3649, 2016.