

2025-1학기 기계학습

Deep Learning-Based Overloaded Vehicle Detection

(딥러닝 기반 과적 차량 탐지 모델의 하이퍼파라미터 성능 분석)

이윤기, 박성원

1. 연구배경
2. 관련 연구 및 기존 방식의 한계
3. 제안 모델 및 실험 구성
4. 실험 결과 및 분석
5. 논의 및 향후 연구 방향

1. 연구배경

- 과적 차량은 도로 파손, 교통사고, 환경오염 등의 주된 요인이다.
- 기존의 과적 차량 단속 방식은 고가의 WIM (Weigh-In-Motion) 센서기반

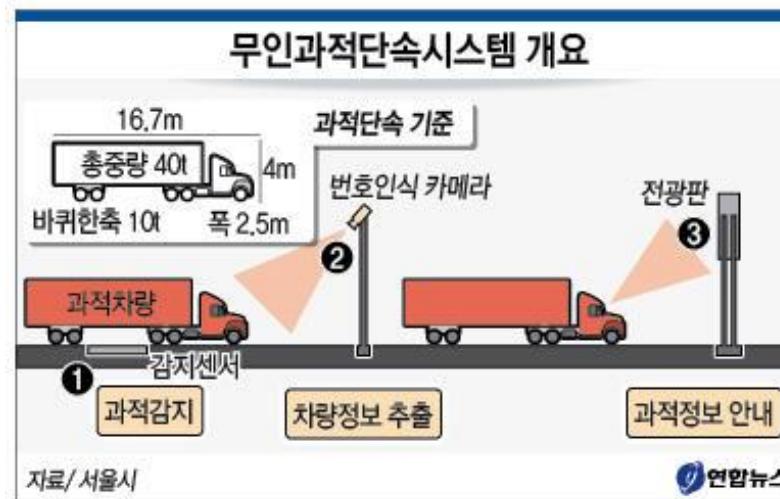
"승용차 39만 대 효과"...대전시, 과적 차량 집중 단속

2025-03-17 14:26

도로 파손·대형 사고 주범, 과적 차량 강력 단속

건설현장·운송업체 대상 흥보 및 계도 병행

과적 차량은 도로 시설물을 파손하는 주요 원인 중 하나이며, 교통사고 발생 시 그 피해가 일반 차량보다 훨씬 크다. 대전시에 따르면 축하중이 1톤만 초과해도 승용차 11만 대가 지나간 것과 같은 영향을 주며, 5 톤을 초과하면 무려 39만 대의 차량이 도로를 달린 것과 같은 수준이 된다. 게다가 과적 차량은 경미한 사고에서도 폭발이나 화재 위험이 높아 치사율이 일반 사고의 약 2배에 이른다.



박영석 기자 zeroground@yna.co.kr / 20091201



1. 연구배경

- WIM (Weigh-In-Motion) 센서는 설치 및 유지 비용이 높다. (비용의 문제)
 - 이로 인한 확장성에서의 문제가 생긴다. (높은 비용으로 인한 시스템 확장의 한계)
 - 높은 비용임에도 일부는 온도로 인해 오작동 문제가 존재한다. (출력신호, 감도, 주파수 응답)
- > 다음과 같은 문제로 저비용 / 고확장성을 띠는 대안이 필요

2. 관련연구 및 기존 방식의 한계

- 기존방식 : 고정식 측중기 (WIM, Weigh-In-Motion) 시스템 + 이동식 측중기 시스템
- 기존방식의 한계
 1. 높은 비용으로 인한 확장성의 어려움으로 인해 단속 구역 우회 가능 (사각지대 발생)
 2. 여러 요인으로 인한 오차율 문제 (온도 등의 외부적 요소)
- > 카메라 + AI 기반 영상 분석 모델에 대한 연구가 증가 중이나 실용화는 제한적

3. 제안모델 및 실험구성

[데이터셋 및 실험 설계]

목표 : 하이퍼파라미터 조합에 따른 탐지 성능 변화 분석

- 본 연구에서는 실험의 복잡성을 줄이고 결과 해석력을 높이기 위해 주요 하이퍼파라미터 중,
은닉층 수 / 학습률 / 활성화 함수 / 손실함수 네 가지를 실험변수로 설정하였으며, 나머지는 고정값으로 설정

[실험요소]

1. 은닉층 수
2. 비선형 활성화 함수
3. 손실함수
4. 학습률

3. 제안모델 및 실험구성

[평가지표]

- 정확도 (Accuracy)

[데이터셋]

- “과적차량 도로 위험 데이터” (AI Hub 공개 데이터셋, 수행기관 : (주) 에스디엠이앤씨)

데이터 영역	재난안전환경	데이터 유형	이미지
데이터 형식	JPG	데이터 출처	직접촬영, 인천광역시 종합결설팀부 CCTV
라벨링 유형	바운딩박스, 세그멘테이션(이미지)	라벨링 형식	JSON
데이터 활용 서비스	과적 차량에 대한 학습 데이터를 구축함으로써 과적 차량을 정지시키지 않고 영상을 이용하여 과적을 판정하는 LIVES(과적 차량 단속 서비스)에 활용 가능함	데이터 구축년도/ 데이터 구축량	2021년/400,000장



[데이터셋 예시자료]

3. 제안모델 및 실험구성

- 본 연구에서는 영상 기반 과적 차량 탐지를 위해 합성곱 신경망(CNN) 구조를 기본 프레임으로 설정함
 - * 모델 구성은 아래의 형태를 중심으로 설계되며, 일부 구조는 실험 목적에 따라 변형될 예정임
 - 예시구조 : Conv2D → MaxPooling → Conv2D → Flatten → Dense → Output
 - 하이퍼파라미터 : 은닉층수 / 비선형 활성화함수 (ReLU, Leaky ReLU, Tanh) / 손실함수 (MES, MAE, Huber)
 - 학습률
 - 고정항목 : Optimizer – Adam, Batch Size, etc..
 - * 추후 실험을 통한 각 조합 성능 변화를 비교, 성능과 구조적 단순성을 동시에 만족하는 최적 조합 도출을 목표로 한다.

[학습환경]

- 프레임워크 : TensorFlow
- 데이터 전처리 : 영상 정규화 및 리사이징 / Train, Validation, Test 분할 예정

4. 실험결과 및 분석

- 은닉층 수에 따른 정확도 그래프
- 손실 함수별 성능 비교 도표
- 비선형 활성화 함수별 선응 비교 도표
- 학습률에 따른 정확도 그래프

4. 실험결과 및 분석

[분석 및 해석]

- 가장 높은 성능을 낸 조합
- 손실함수에 따른 과적과 미탐지의 균형
- 실용화 관점에서의 유리한 조합 (단순구조 + 성능균형)

5. 논의 및 향후 연구 방향

- 실제 설치 환경에서의 테스트 과정 필요
- 영상 기반 정밀 탐지 모델로의 확장 가능성
- 개발도상국, 지방 도로망 등의 사각지대에서의 응용성 탐색
- Explainabel AI 기법 접목 가능성

Q&A

감사합니다