

스마트톨링 정상 과금을 위한 영상인식 기반 차종 분류 시스템

송준영, 박민호*

충실대학교, 충실대학교

does1313@naver.com, *pmh@ssu.ac.kr

A Study on the Vehicle Classification System Based on Image Recognition for Smart Tolling

JunYoung Song, minho Park*
Soongsil Univ. Soongsil Univ.

요 약

본 논문은 스마트톨링 시스템의 정확한 과금을 위해 ResNet50 모델 기반의 영상인식 차종 분류 시스템을 제안한다. 스마트톨링의 도입으로 물리적 감지 장치인 트래들이 제거되면서, 하이패스 단말기(OBU) 등록 정보에만 의존하는 과금 체계의 한계가 발생하고 있다. 특히 단말기 미부착 차량이나 실제 차종과 등록 정보가 상이한 차량의 경우, 부정확한 과금으로 인해 운영사의 매출 손실과 고객 민원이 주요 쟁점으로 대두되고 있다. 이를 해결하기 위해서 본 연구는 톨게이트 통과 시 촬영되는 차량의 이미지를 바탕으로 차종을 판별하는 시스템을 구현하였으며, 최대 86.0%의 검증 정확도를 확보하였다. 현재 전, 후 둘 중 한 개의 이미지를 이용하였으나 향후 전, 후의 이미지 모두를 활용하여 정확도를 추가 확보할 예정이다.

I. 서 론

최근 고속도로는 차량이 멈추지 않는 주행 방식인 스마트톨링(Smart Tolling)시스템으로 빠르게 확산되고 있다. 기존의 톨게이트 시스템은 도에 설치된 감지 장치인 트래들(Treadle)을 통해 차량의 차축 수를 측정하고 이를 하이패스 단말기(OBU)에 등록된 정보와 대조하여 최종 차종을 판별하였다.

그러나 스마트톨링 시스템의 도입으로 트래들 장비가 제거되면서, 과금 부과를 위한 차종인식을 OBU등록 정보에만 의존하게 되었다. 이는 OBU에 등록된 차종정보와 실제 차종 정보가 다를 경우 또한 OBU장비가 장착되지 않은 차량들의 차종을 판별 할 수 없다. 특히 도로공사의 경우 국토교통부에 등록된 차량제원을 이용하여 확인하고 있으나, 민자 고속도로의 경우 접근이 제한적이다.

이러한 이유로 민자 고속도로의 경우 자동으로 차종판별이 불가능하여 운영 근무자가 일일이 모든 차량에 대해 수동으로 심사를 진행해야 하기 때문에 인력의 피로도를 높인다. 심사를 진행하지 않을 경우 운영사의 입장에서는 금액적인 손실을 야기하고, 고객의 입장에서 과도한 과금으로 인한 민원이 발생하여 근무자들의 더욱 업무 강도가 높아질 수 있다.[4]

따라서 본 논문에서는 민자 고속도로 환경에서 근무자의 심사 부담을 줄이고 과금 신뢰성을 높이기 위한 딥러닝을 활용한 영상인식 기반 차종 분류 시스템을 제안한다.[1][2] 특히 톨게이트를 통과할 때 촬영되는 차량의 전·후면 영상을 모두 분석하여 결과값이 일치할 경우에만 과금을 확정하고, OBU데이터와 상이하거나 영상 결과가 불일치 할 경우에만 '심사 대상'으로 분류하는 로직을 구현하여 심사 대상의 차량의 수를 획기적으로 줄이는 운영모델을 제시하고자 한다.

II. 본론

1. 시스템 구성 및 데이터 전처리

본 연구에서는 별도의 카메라 센서나 전용 장비를 추가로 설치하지 않고, 기존 고속도로 시스템에서 차량 심사에 사용하기 위해 수집되는 이미지를 그대로 활용한다. 이는 인프라 구축에 추가 비용이 들어가지 않고, 실제 운영 시스템에서 바로 도입이 가능한 장점이 있다.

- 데이터 구성 : 4가지 차종(소형, 중형, 대형, 경차)로 분류된 학습 데이터를 사용하였다.
- 이미지 전처리 ImageDataGenerator를 통해 이미지 크기를 224x224로 리사이징 하고, 수평 뒤집기(Horizontal Flip) 및 줌(Zoom)등 데이터 증강 기법을 적용하여 모델의 성능을 높였다.
- 특징 추출 : 차량의 위치를 특정하기 위해 바운딩 박스(Bounding Box) 좌표를 포함한 데이터를 학습에 활용하였다.

2. 딥러닝 모델 설계

차종분류를 위해 전이 학습(Transfer Learning) 기반의 심층 신경망을 설계하였다.

- 모델 아키텍처 : 이미지의 고수준 특징 추출에 최적화 된 ResNet50모델을 기본 골격으로 채택하였다.[3]
- 분류 레이어 : 추출된 특징을 최종 클래스로 매핑하기 위해 GlobalAveragePooling2D와 Dense 레이어를 결합하였으며, 과적합 방지를 위해 0.5 비율의 Dropout을 적용하였다.
- 최적화 설정 : 다중 클래스 분류할때 적합한 함수인 categorical_crossentropy 손실 함수와 Adam 옵티마이저를 사용하여 학습 효율을 극대화 하였다.

3. 실험 결과 및 성능 분석

서로 다른 신경망 구조를 바탕으로 수행한 실험 결과는 다음과 같다.

- 최적 레이어 구성 : Dense Layer의 노드 수를 256개로 설정 했을 때 9회차 에포크에서 학습 정확도 89% 검증 정확도 86%를 기록하였다.
- 노드 수에 따른 변화 : 노드 수를 512개로 확장한 실험에서는 학습 정확도가 91.7%로 상승했으나, 검증 정확도가 83.1%에 머물러 과적합(Overfitting) 현상이 관찰 되었다.
- 분석 결과 및 모델 선정: 본 실험을 통해 Dense Layer가 256일 때 단일 차량 이미지 분석만으로도 약 86% 수준의 차종 판별이 가능하여 최종 시스템의 판독 엔진으로 선정하였다.

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 256)	524,544
dropout (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	1,028

epoch 9/20
183/183 — 1691s 9s/step - acc: 0.8901 - loss: 0.3079 - val_acc: 0.8607 - val_loss: 0.3853

Layer (type)	Output Shape	Param #
resnet50 (Functional)	(None, 7, 7, 2048)	23,587,712
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 2048)	0
dense (Dense)	(None, 512)	1,049,088
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	2,052

Total params: 24,638,852 (93.99 MB)
Trainable params: 24,585,732 (93.79 MB)
Non-trainable params: 53,120 (207.50 KB)

epoch 12/20
183/183 — 1753s 10s/step - acc: 0.9170 - loss: 0.2290 - val_acc: 0.8318 - val_loss: 0.5398

[그림1] Dense Layer 노드 수에 따른 차종 분류 모델의 성능

III. 결론

본 논문에서는 스마트톨링 도입으로 인한 물리적 감지 장비(트래들)의 부재 문제를 해결하고, 특히 공공 데이터 접근이 제한적인 민자도로 운영 환경에 최적화된 영상인식 기반 차종 분류 시스템을 제안하였다.

연구를 요약하자면 다음과 같다. 우선 ResNet50 모델을 활용하여 단일 차량 이미지 분석만으로 약 86.0%의 검증 정확도가 나왔다. 이를 통해 별도의 추가 장비 없이 이미 존재하는 이미지 데이터만으로 차종 판별이 가능함을 알 수 있다. 또한 영상 판독 결과와 하이패스 단말기(OBU) 등록 정보의 교차 검증 로직을 제안하였다. 이를 통해 불일치 차량을 자동으로 '심사 대상'으로 분류함으로써, 민자도로 근무자의 수동 심사 부담을 줄일 뿐 아니라 정확한 과금으로 인한 손실과 민원을 줄일 수 있다.

다만, 본 연구는 차량의 단일 이미지만을 활용하여 학습을 진행했다는 한계가 있기 때문에 향후 연구에서는 차량의 전면과 후면 영상을 동시에 분석하는 다중 영상 판독 기법을 도입해 두 위치의 영상을 사용하는 분석을 통해 교차 검증과 '심사 대상' 차량을 근무자의 심사를 통한 내역을 기준으로 모델을 재 학습시켜 검증 정확도를 95.0% 이상으로 끌어올릴 계획이다.

결론적으로, 제안된 시스템은 기존의 인프라에 추가적인 과금 없이 시스템을 통해 정확한 과금 체계를 확립하고, 근무자의 업무 난이도의 완화와 이용객의 신뢰도를 높이는 데 크게 기여할 것으로 기대하고 있다.

참 고 문 헌

- [1] 김한겸 외, "CNN 알고리즘 기반 2단계 차종 분류 모델," 한국정보처리학회 학술대회논문집, 2021, pp. 791-794.
- [2] 이창복, 조현중, "딥러닝을 활용한 차종 분류," 정보 및 제어 학술대회

논문집, 제주, 2020, pp. 149-150.

- [3] K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770-778.
- [4] 나정연 외, "고속도로 요금소 요금 수납원 직무스트레스에 관한 연구," 한국환경보건학회지, 제43권, 제5호, 2017, pp. 370-381.