

좌회전 끼어들기 차량 검출을 통한 Edge AI 기반 교통단속 시스템 연구

임주성, 신연순

동국대학교

qlrhfemdtla@dongguk.edu, ysshin@dgu.edu

A Study on Traffic Violation Surveillance System Based on Edge AI -Detecting a car which cuts in left-turn waiting lines.

Ju Sung Lim, Youn Soon Shin

Dongguk Univ.

요약

본 연구에서는 좌회전 끼어들기 검출을 주요 기능으로 하는 딥러닝 기반 교통 단속 시스템(TVS 시스템)을 개발한다. 루프선 감지를 이용한 기존의 고정식 교통 단속 시스템은 정확한 단속을 위해 보통 두 대의 카메라를 필요로 하고 루프선의 파손 등으로 인한 유지비용이 많이 소요되며 좌회전 끼어들기를 검지할 수 없었다는 단점이 있어 이를 개선하는 것을 목표로 한다. 구현을 위해 Object Detection 모델로 tiny_YOLO_V3-prn을 사용하였고, Multiple Object Tracking을 위해 DeepSORT를 사용하였다. 서버로의 영상 스트리밍으로 발생할 수 있는 트래픽을 줄이기 위해서 NVIDIA사의 Jetson Nano를 활용하여 촬영 현장에서 위반차량을 검출해 내는 Edge AI를 구현하였다.

I. 서 론

도심의 교통정책 현상이 점차 가중화되고 있고 끼어들기, 꼬리물기, 신호 위반 등 운전자의 무분별한 운전행태가 교통정책을 더욱 가중시키고 있다. 국내에선 꼬리물기, 신호위반 및 과속에 대해서는 고정식 무인교통단속장치로 상시 단속을 시행하고 있지만, 좌회전 끼어들기에 대해서는 대부분 비정기적으로 경찰관이 직접 현장에서 단속을 시행하고 있다. 또한 끼어들기 행위에 대한 경찰 인력을 통한 단속이 매우 취약해 교통질서 위반자들의 현장 단속이 어렵고 단속을 하더라도 위반증거를 확보하기가 어려워 단속이 거의 이루어지지 않고 있다[1]. 교차로에서 한 신호 주기 당 끼어들기 위반이 빈번히 발생하면서 교통 정체와 추돌 사고를 유발하고 있지만, 좌회전 끼어들기를 해결하려는 연구는 아직 미비한 형편이다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하고자 좌회전 끼어들기 위반 단속 기능을 구현하고 위반 증거 저장 기능이 구현된 교통단속 시스템(이하 TVS 시스템)을 개발하고자 한다. 특히, 위반상황 인식 기능은 합성곱 신경망(Covolutional Neural Network)으로 구현하면서도 초소형 AI 기기인 Jetson Nano에서 원활한 구동이 가능하도록 최적화하고자 한다. 즉, 기존의 딥러닝을 이용한 사물 인식 시스템은 서버로의 영상 스트리밍으로 많은 통신 트래픽을 발생시켰던 반면, 본 연구에서는 이러한 통신 트래픽을 현격히 감소시킨 Edge Computing 교통단속 시스템을 개발한다.

본 연구에서 주목하는 ‘끼어들기’는 직진 전용 차선에서 주행 중인 차량이 좌회전 신호를 받기 위해 대기하는 차량의 대기열 사이로 끼어들거나 직진 차선의 정지선을 넘어서 좌회전 신호와 함께 좌회전 하는 것을 의미하며 이는 도로교통법 제23조, 제19조에 의거하여 금지되고 있다[1].

II. 본론

2.1 관련 연구

기존의 관련 연구는 고속도로에서 빠져나오는 램프 구간에서의 끼어들기 위반 검출을 위주로 진행되었다. [2]에서는 단속 카메라와 검지용 카메라 두 대를 이용해 ‘영역 기반 추적 방식’으로 단속 시스템을 구현하였다.

검출된 차량이 겹쳐서 나타나거나 분리되는 경우에 대해 화소의 밝기값으로 정합하여 추적하는 방법을 사용한다. 위반 검지는 저장소에 수집된 영상을 기반으로 대상 차량이 차선 변경 금지선을 침범할 경우, 침범 위치에서부터 Backward Tracking을 하여 불법 끼어들기 위치에서 진입된 차량임을 판별하는 방식을 사용하고 있다. 제안하는 TVS 시스템은 CNN을 이용하여 차량 인식 과정에서 자동차만을 정확히 인식할 수 있어 자동차 전용 도로가 아닌 교차로에서도 적용이 가능하다. 또한 기존의 연구가 다수의 카메라를 필요로 하는 것에 비해 한 대의 카메라만으로 교통단속이 이뤄질 수 있어 비용 절감의 효과를 기대할 수 있다.

본 논문에서는 [3]에서 제안한 Partial Residual Net을 참고하였는데, 대부분의 CNN 사물 인식 모델에 적용이 가능하며, 모바일 장치 등을 위해 경량화된 네트워크에 적합하다. 이를 적용한 tiny_YOLO_V3-prn은 기존의 tiny-YOLO_V3모델에 비해서 같은 정확도를 지니며 연산량의 감소를 보여서 Edge AI 적용에 적합하다. Multiple Object Tracking 모델로 사용한 DeepSORT는 고전적인 추적 알고리즘인 칼만필터와 헝가리안 알고리즘에 딥러닝 사물 인식 피쳐를 결합한 것이다[4]. 속도 추정을 기반으로 한 칼만 필터는 다른 물체와 겹쳐있는 상황에 추적이 끊어지는 단점을 지니고 있으나, DeepSORT는 딥러닝 피쳐의 유사도를 추가적으로 반영하여 보다 나은 추적 성능을 보인다. 영상 내의 다수의 차량을 정확히 추적하며 빠른 속도를 보여 TVS시스템에 적합하였다.

2.2 TVS 시스템 개요

그림1과 같이 영상 촬영은 젯슨 나노와 연결된 한 대의 카메라를 이용한다. 위반차량을 검출하고 저장하는 주요 알고리즘은 크게 3단계로 나눌 수 있다. ①tiny_YOLO_V3-prn과 DeepSORT 알고리즘을 이용하여 각각 차량을 인식하고 추적한다. ②표 1.에서 제안하는 위반 장면 검출 알고리즘(이하 TVS 알고리즘)으로 검출한 차량의 위반 장면이 담긴 20초 분량의 영상을 저장한다. ③위반 시간이 기록된 영상을 서버로 전송한다.

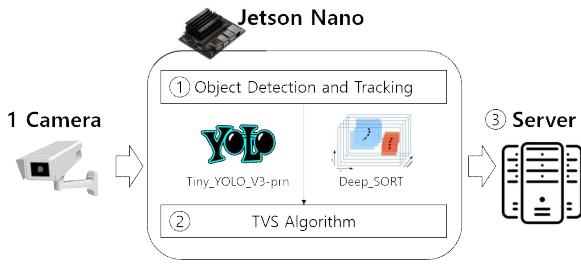


그림 1 TVS 시스템 구성

```

fps = 10
count = 0
while videoStreaming:
    violation_detected=False
    writeVideoFlag=False
    for id in detectedCars:
        if intersect(line_A, traceOfCar[id]):
            violation_detected =True
        if speed < 20 and violation_detected ==True:
            writeVideoFlag=True
        if count == 0 and writeVideoFlag==True:
            output = cv2.VideoWriter("%s_output.mp4" % (time.time()), 'mp4v', fps, (1920, 1080))
        if writeVideoFlag or count < 10*fps:
            out.write(frame)
            count += 1
        else:
            out.release()
            count = 0
    if 0 < count < 10*fps:
        writeVideoFlag = True
    
```

표 1. TVS 알고리즘

2.3 좌회전 끼어들기 위반 검출 기준

좌회전 대기열의 차량의 속도가 20km/h 미만으로 주행 중이며 직진 차선에서 주행 중인 차량의 bounding box의 중심점이 가상의 루프 검지선 Line A(그림 2)를 지나게 되면 위반 차량으로 검출된다. 단, 좌회전 끼어들기 위반 단속의 상세 규정에 속도는 명시되어 있지 않아 도로 교통 공단에서 발표한 ‘신뢰도 제고 방안’(2018)을 따라 20km/h 미만일 때를 정체 상황으로 판단하였다.

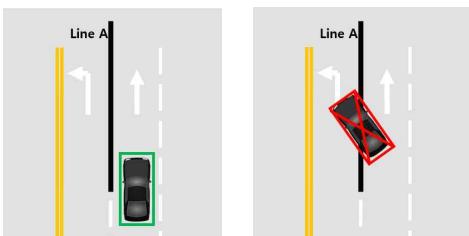


그림 2 좌회전 끼어들기 위반 기준

2.4. 결과 분석

TVS 시스템이 좌회전 끼어들기가 빈번하게 일어나는 교차로에서 촬영한 영상을 기반으로 위반 차량을 정확히 인식하는지 평가하였다. 아래의 그림 3은 단속 시스템을 구현했을 때의 화면이다. 이때 평가는 기준의 고정식 무인교통단속 장치와 같이 경찰 규격서(경찰청 2017) 무인교통단속 2.2.6에 명시되어 있는 항목을 기준으로 한다. 영상 촬영은 퇴계로5가 교

차로 육교에서 진행하였다.

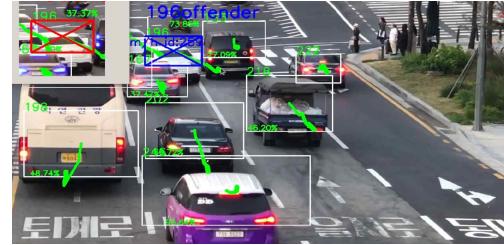


그림 3 위반 차량 검출 장면

위 영상을 이용하여 Jetson Nano에 tiny-YOLO_V3-prn을 적용한 TVS 시스템의 성능을 측정하였다. 위반차량 단속률은 타 차량에 의해 가려져서 카메라로 식별이 불가능한 차량을 제외하고 실제로 위반한 차량 중에 시스템으로 검출한 차량의 비율을 뜻한다. 3회 총 60분 분량의 실험에서 20대의 실제 위반차량이 존재하였고, 우리 시스템은 20대를 모두 검출하여 100%의 검출 정확도를 보였다. 경찰청의 기준을 훨씬 상회한다.

	실험 결과	경찰청 단속 정확도 인정 기준	계산 근거
위반차량 단속률	100%	70%	(위반검출 차량수 / (실제 위반 차량수)) * 100

표 2. 성능 분석표

표 2는 TVS 시스템의 Frame per second(FPS)를 측정한 표이다. FPS가 높을수록 정확한 속도 측정과 원활한 위반 검출이 가능하다. YOLO_V3의 경우 FPS이 1이여서 TVS 알고리즘을 실시간으로 구현하기엔 부족한 반면에 tiny_YOLO_V3-prn은 3배 가량의 FPS를 확보하면서도 비슷한 차량 인식률을 보여 상대적으로 원활한 구현이 가능했다.

기기	Object detection 모델	평균 FPS
Jetson Nano	YOLO_V3	1
JetsonNano	tiny_YOLO_V3-prn	3

표 3. Object detection 모델별 FPS 비교표

III. 결론

본 논문을 통해서 기존의 교통단속 시스템의 허점을 보완하여 좌회전 끼어들기 위반 단속에 대한 방법을 제안하였다. 제안하는 TVS 시스템은 Edge AI 기기에서 작동하므로 서버에서 동작했을 때보다 트래픽 및 컴퓨팅 자원을 적게 소모한다. 인터넷 환경에 문제가 발생하더라도 위반 검출은 지속하므로 중앙 서버 방식에 비해 안정성이 뛰어나다. 본 단속 시스템이 현행 교차로에 적용된다면 교통 혼잡 시간대의 좌회전 끼어들기를 방지하여 교통 혼잡도를 줄일 수 있을 것으로 예상된다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학 지원사업의 연구결과로 수행되었음”(2016-0-00017)

참 고 문 헌

- [1] 도로교통공단, “끼어들기 및 갓길 통행위반 단속장비 규격 개발 연구 용역 보고서”, 2012
- [2] 윤병주, 장명순, 정용기, “끼어들기 무인단속시스템 구현 및 평가”, 2008 한국ITS학회 추계학술대회, 2008, pp.284-288
- [3] C. Wang(2019), "Enriching Variety of Layer-Wise Learning Information by Gradient Combination," IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), pp. 2477-2484
- [4] N. Wojke(2017), “Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric”, 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 3645-3649