JDCS
디지털콘텐츠학회논문지
Journal of Digital Contents Society
Vol. 24, No. 1, pp. 103-110, Jan. 2023

Check for updates

차량블랙박스 영상을 이용한 지능형 운전습관 분석서비스

박 선 후[1] · 황 종 원[1] · 박 건 후[1] · 조 영 준[2*]
[1]전남대학교 소프트웨어공학과 학사과정
[2*]전남대학교 소프트웨어공학과 조교수

Intelligent Driving Habit Analysis Service using Dash Cam Videos

Seon-Hoo Park[1] · Jong-Won Hwang[1] · Geon-Hoo Park[1] · Yeong-Jun Cho[2*]

[1]Undergraduate Student, Department of Software Engineering, Chonnam National University
[2*]Assistant Professor, Department of Software Engineering, Chonnam National University

[요 약]

국내 교통사고 발생 건수는 2000년 최고치(290,481건)를 기록한 이후 꾸준히 20만건 이상의 교통사고가 발생하고 있다. 운전자의 사고 요인을 교통법규위반 형태로 분류해보면 안전운전 불이행이 전체 교통사고의 61.3%로 절반 이상을 차지하고 있으며 중앙선 침범 6.5%, 신호위반 6.3%, 안전거리 미확보 5.8%, 순으로 발생하고 있다. 이러한 통계는 대부분의 사고는 운전자의 잘못된 운전습관으로 인한 안전운전 불이행이 주요한 요인으로 작용하고 있음을 단적으로 보여준다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 “지능형 운전습관 분석서비스”를 제안한다. 해당 서비스에서는 자동차 블랙박스에서 촬영된 동영상에서 객체인식, 차선인식, 객체간의 거리 및 상대속도 분석 통해 사용자의 운전습관을 평가한다. 운전습관 평가 결과는 웹(Web)을 통해 운전자에게 분석완료 영상 및 피드백을 제공한다. 이를통해 운전자가 본인의 잘못된 운전습관을 인지하고 개선하여 잘못된 운전습관으로 인한 교통사고를 줄일 수 있기를 기대한다.

[Abstract]

Since the number of traffic accidents in Korea reached a high of 290,481 in 2000, more than 200,000 traffic accidents have been steadily occurring. Classifying drivers' accident factors in the form of traffic violations, safety driving defaults account for more than half of all traffic accidents, accounting for 61.3% of all traffic accidents, followed by the Central Line Penetration Act, 6.3% of signal violations, 5.8%, respectively. These statistics clearly show that most accidents play a major role in the failure of safe driving due to the driver's incorrect driving habits. To solve this problem, this study proposes a technology called "Vision-based intelligent driving habit analysis service". The technology detects driving habit defects detected according to various scenarios through object recognition, lane recognition, distance from objects, and relative speed recognition only with 2D images. Defects in the detection contents can be prevented in advance by providing analysis completed images and feedback to the driver on the web to recognize his or her wrong driving habits.

색인어 : 컴퓨터 비전, 인공지능, 운전 습관 분석, 차량블랙박스, 딥러닝

Keyword : Computer Vision, AI (Artificial intelligence), Driving Habit Analysis, Dash Cam, Deep Learning

http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2023.24.1.103

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-CommercialLicense(http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 27 October 2022; **Revised** 28 November 2022
Accepted 02 December 2022

***Corresponding Author; Yeong-Jun Cho**

Tel: +82-62-530-3432
E-mail: yj.cho@chonnam.ac.kr

Ⅰ. 서 론

국내 교통사고 사망자 수는 1970년 3069명에서 1991년 최고치(1만 3429명)를 기록한 이후 2013년부터 매년 감소하는 추세이다. 전문가들은 자동차 기술의 발전과 시민의식 향상을 사망사고 감소 원인으로 보고 있다 [1]. 작년 교통사고 사망자 수는 2916명으로 감소하는 추세이나 여전히 수많은 교통사고 발생이 일어나고 있다.

교통사고의 발생원인과 발생가능성을 야기하는 요인들과는 구분할 필요가 있다. 예를 들어 사고다발지역인 교차로의 기하구조와 안전시설을 개선하여 교통사고의 발생건수를 크게 감소 (발생 원인의 제거 또는 개선) 시켰다고 해도, 운전자의 부주의 등과 같은 교통사고 발생 요인에 의해 여전히 사고는 발생할 수 있다. 교통사고는 인간요인, 도로환경요인, 차량요인이 결합되어 발생한다. 이러한 3가지 요인 중 운전자의 부주의나 잘못된 운전습관 등 인간요인이 교통사고의 대부분을 차지하고 있다. 운전자의 사고요인을 교통법규위반 형태로 분류해보면 그림 1에서 확인할 수 있듯 안전운전불이행이 전체 교통사고의 61.3%로 절반이상을 차지하고 있으며 중앙선 침범 6.5%, 신호위반 6.3%, 안전거리미확보 5.8% 순으로 발생하고 있다. 이러한 통계는 운전에 필요한 도로교통정보의 약 90% 이상을 운전자의 눈을 통해 시각적으로 얻어지기 때문에 대부분의 사고는 잘못된 운전습관으로 인한 안전운전불이행이 주요 요인으로 작용 [2]하고 있음을 보여준다. 그러나 운전자는 신호위반, 차선이탈, 급 감속, 차란 거리 미 유지 등 교통사고를 유발하는 잘못된 운전습관을 가지고 있다는 사실을 인지하지 못하는 경우가 많다. 사고의 근본적인 원인인 잘못된 운전습관을 스스로 인식하고 개선하는 것은 매우 어려운 일이다. 이렇듯 사고를 유발하는 차량, 도로환경을 개선하더라도 운전자의 잘못된 운전습관을 바로잡지 않는다면 교통사고는 끊임없이 발생할 것이다.

본 연구에서는 이와 같은 문제들을 검토하여 2차원 동영상만으로 운전자의 인지 판단 조작에 따른 결함 사항을 검출하고, 검출된 결함 사항에 대한 피드백을 통해, 잘못된 운전 습관을 개선 할 수 있는 “지능형 운전습관 분석 기술”을 제안한다.

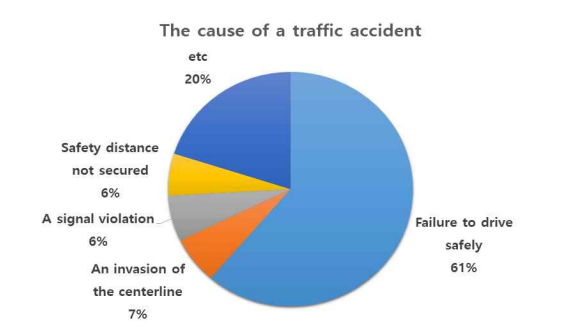


그림 1. 교통사고 사고요인 [2]
Fig. 1. The cause of a traffic accident [2]

제안 서비스 구현을 위해 다양한 객체 인식 기술 및 영상 이해 기술 등을 활용하였으며, 사용자가 편리하게 이용할 수 있도록 웹(Web)상에 구축하였다. 해당 서비스는 먼저 블랙박스에 담긴 동영상에서 객체인식, 차선인식, 객체와의 거리 및 상대속도 인식을 진행한다. 객체인식의 경우 도로 위 수 많은 객체를 학습한 딥러닝 모델이 신호등, 보행자, 차량, 도로 표지판, 장애물 등을 인식한다. 그 다음 차선 인식 및 검출된 객체에 대해 제안된 거리 및 속도 측정 기술을 이용하여 차간 및 보행자와의 거리와 상대속도를 계산한다. 제안하는 서비스는 이러한 기술들을 통해 운전자의 신호위반, 급가속 및 감속, 차간 거리 미 유지, 보행자 발견 시 서행여부, 차선 이탈, 정지선 이전에 정차 유무 등에 대한 운전습관을 파악할 수 있다.

분석된 안전운전습관은 웹상에서 운전자에게 분석완료 영상 및 피드백을 제공하여 운전자가 본인의 잘못된 운전습관을 인지할 수 있다. 제안된 웹 서비스는 다양한 플랫폼 및 모바일 앱(application) 서비스에 쉽게 적용 가능하며 높은 이식성이 있는 장점이 있다. 본 연구에서 제안한 기술 및 서비스가 운전자들 스스로 잘못된 운전습관 인식하고 개선하여 교통사고 발생률을 줄이는데 기여하기를 기대한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 연구의 이론적 배경에 대하여 논의한다. 인간요인을 중점으로 교통사고의 발생 원인을 살피고, 기존 운전분석 서비스를 분석하고 문제점에 대해 고찰한다. 제 3장에서는 객체인식, 차선인식, 거리 인식 및 상대속도를 측정하는 기술에 대해 설명한다. 제 4장에서는 실제 구현 서비스에 대해 서술하고, 운전습관 분석 알고리즘 및 시나리오들에 대해 살펴본다. 마지막으로 제안하는 기술의 활용 및 기대효과에 대해 설명하고 향후 연구 방향성을 제시하며 마무리한다.

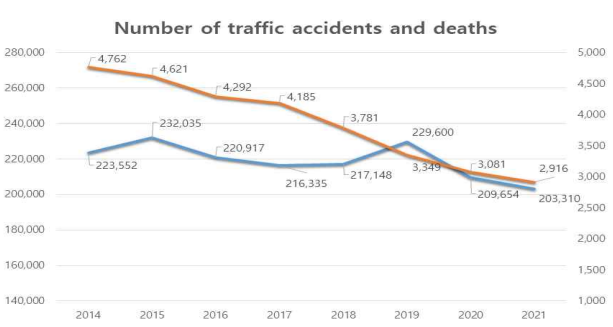


그림 2. 교통사고 건수와 사망자 수 [5]
Fig. 2. The number of traffic accidents and deaths [5]

Ⅱ. 연구 배경

2021년 우리나라의 자동차 총 등록 대수는 2,800만대에 이르고 있으며, 이제 자동차는 현대생활에 있어서 분리될 수 없는 절대적인 생활수단으로 자리 잡았다.

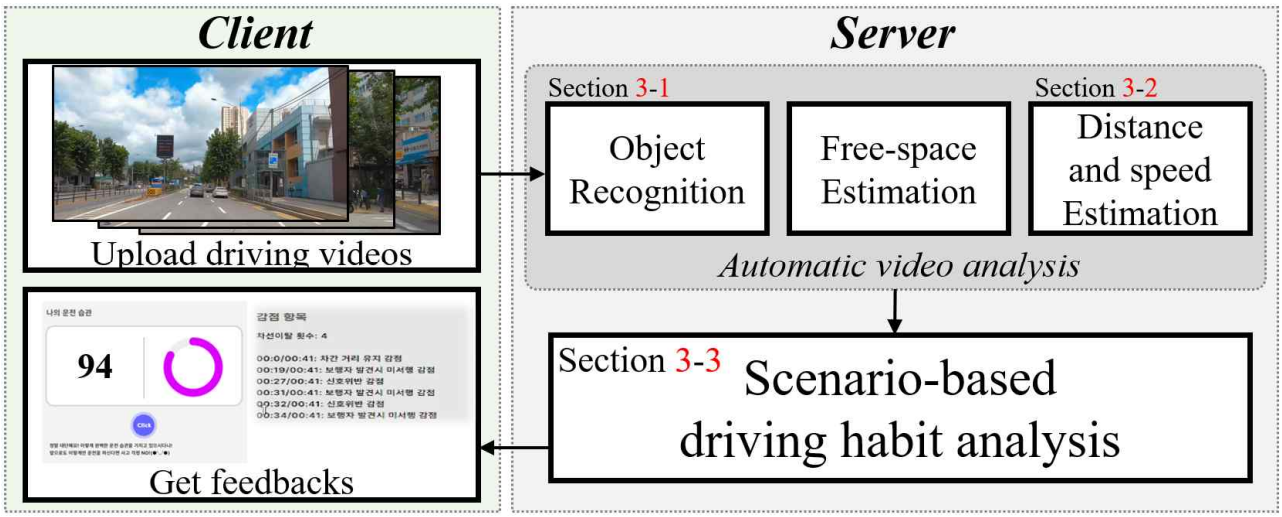


그림 3. 제안하는 지능형 운전 습관 분석 서비스의 프레임워크
Fig. 3. Proposed framework of intelligent driving habit analysis service

반면에 자동차는 교통사고 발생으로 인한 국민의 귀중한 생명과 소중한 재산을 크게 위협하는 양면성을 가지고 있다. 국민의 안전을 위해 우리 모두가 우선적으로 해결해야할 가장 큰 과제는 '교통사고 예방'이라고 할 수 있다 [3].

국내 교통사고 사망자 수는 그림 2에서 확인할 수 있듯, 1970년 3069명에서 1991년 최고치(1만 3429명)를 기록한 이후 2013년부터 매년 감소하는 추세이다. 그러나 교통사고 발생 건수는 2000년 최고치(290,481건)를 기록한 이후 꾸준히 20만건 이상의 교통사고가 발생하고 있다 [4]. 교통사고 사망자 수는 감소하는 추세이지만 교통사고 발생 건수는 감소하지 않고 여전히 수 많은 사고가 발생하고 있다. 사망자 수가 감소하는 것은 긍정적인 사실이지만, 우리나라는 교통사고 사망자수는 OECD 가입국 평균보다 현저히 높다. OECD 가입국의 평균 교통사고 사망자 수는 10만명 당 5.2명이지만, 우리나라의 교통사고 사망자는 6.5명이다 [5]. 교통사고로 인해 발생하는 사회, 경제적 문제를 해결하기 위해 정부는 교통관련 정책 개발을 추진하고 있지만, 근본적인 교통사고 예방을 위해서는 정부의 교통관련 정책 뿐 만 아니라 운전자 스스로의 안전운전을 하는 습관이 필요하다. 운전자 스스로 잘못된 운전습관을 인지해 바로 잡음으로써 안전운전을 할 수 있다면 교통사고의 발생률을 상당히 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

2-1 관련 연구

본 연구에서 제안하는 서비스와 관련된 선행 연구는 다음과 같다. GPS를 활용하여 운전자의 운전습관을 점수화하는 기술에 대한 연구 [6]가 이뤄지고 있다. 단, 해당 연구는 GPS를 기반으로 운전점수를 측정하기 때문에 터널이나 교량 밑, 지하주차장 등을 지날 경우에 데이터 측정이 어려워 점수가 의도치 않게 감점될 수 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 가속도 센서와 GPS를 함께 활용한 연구 [7]가 진행되었다. 해당 연구는 GPS에 의한 차량의 회전 상태를 구분하고, 그 상황에서의 횡 가속도를 반영하여 정숙 운전 점수 산정으로 개선하였다. 그러나 해당 선행 연구에서도 GPS의 정보 수신이 어려운 터널이나 도심의 고가도로 아래에서의 문제를 완벽하게 해결하지는 못하였다. 또한 GPS에 의존하여 운전 점수를 측정하기 때문에 운전 점수 측정시 속도와 관련된 급가속, 급감속, 속도위반 등만 측정하는 한계가 있다.

본 연구에서 제안하는 운전습관 분석 서비스는 GPS기술 기반이 아닌 영상분석 기술 기반으로 2차원 동영상에서 운전습관과 관련된 정보를 추출 및 분석 한다. 사용자는 차량에 탑재된 블랙박스 영상을 활용 할 수 있으며 영상 정보를 분석하기 때문에 주행 차량 주변의 상황을 복합적으로 인식이 가능하다. 예를 들면 도로 위의 장애물, 차량, 신호등, 차선 등 여러 가지 주변 요소들을 인지한다. 해당 정보를 바탕으로 신호위반(정지선 정차), 차간거리 유지, 서행여부, 차선 이탈 등 다양한 시나리오에 대한 운전 습관 분석이 가능하다.

Ⅲ. 제안 기술

본 연구에서 제안하는 지능형 운전습관 분석 서비스의 구조는 그림 3 와 같다. 운전자는 주행 기록이 담긴 블랙박스 영상 또는 URL을 웹에 업로드한 후, 분석을 진행할 수 있다. 웹 서버 전송된 영상은 객체 인식, 차선 인식, 거리 인식 그리고 상대속도 인식을 진행하게 된다. 분석된 정보들을 바탕으로 본 연구에서 제안하는 알고리즘에 의해 운전자의 운전 습관을 분석하여 점수로 환산하게 된다. 운전자는 객체, 차선 등이 검출된 영상과 운전 습관 피드백(점수)을 제공 받게 되며 시간별로 점수 감점 요인을 확인할 수 있다. 실제 사용자 인터페이스와 서비스 프로세스는 3장 4절에서 자세히 다룬다.

그림 4. (좌) 객체 인식 예시 (중) 주행 가능 차로 예측 예시 (우) 주요 객체와의 상대 거리 및 속도 추정 예시
Fig. 4. (Left) Example of object detection (Middle) Example of free space estimation (Right) Example of relative distances and speed between other objects

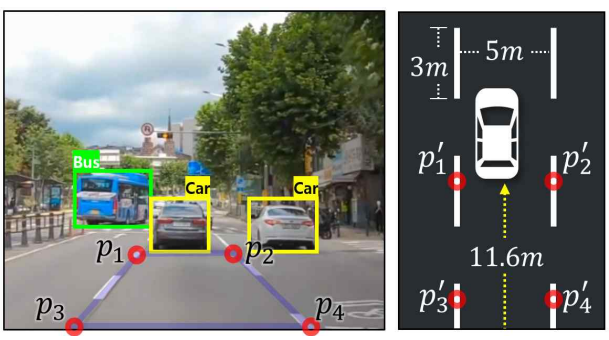


그림 5. (좌) 영상에서의 차선 주요 지점 추출 (p_1,p_2,p_3,p_4) (우) 원근변환 결과 및 예측 차간 거리 D_s
Fig. 5. (Left) Extract points (p_1,p_2,p_3,p_4) on lanes (Right) Result of perspective transformation and distance D_s prediction

3-1 객체 인식 및 주행 차로 인식

운전 습관 분석 기술을 구현하기 위해, 입력 영상에 등장하는 차량, 신호등, 표지만, 보행자 등의 다양한 객체들의 정보가 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 객체 검출 속도가 빠르고 준수한 정확도를 가지는 객체 검출기 YOLOv5[8]를 사용하였다. 검출기 학습을 위해 AIHub의 자율주행 데이터 셋[9]을 사용하였으며 장애물, 빈주차공간, 차량 4종류, 보행자, 신호등, 교통 표지판 및 도로 로드마크 검출 결과는 그림 4.(좌)와 같다. 운전 습관 분석을 위해 필요한 주요 객체들이 실시간으로 높은 정확도로 검출되는 것을 확인하였다.

운전 습관 분석 중에 차선 침범, 주행 차선 확인 등을 위해 차선 정보를 알아내는 것이 중요하다. 차선 인식을 위한 고전적인 방식으로 캐니 엣지 [10] 인식 및 허프 변환을 시도 할 수 있으나 해당 방법은 최적화 되지 않은 단순 이미지 처리를 통해 차선 인식을 진행하기 때문에 속도와 정확도측면에서 좋은 성능을 보이지 않는다. 따라서 본 연구에서는 사전 학습된 딥러닝 모델[11]을 활용하여 실시간으로 차량의 자유공간을 예측한다. 자유공간이란 현재 주행하는 차량이 주행가능한 도로 영역이며 그림 4.(중)에서 초록색으로 표시된 영역이다. 영역의 경계는 주행차로의 차선으로 간주 할 수 있으며 안쪽 영역이 주행가능 도로이다. 본 연구에서 활용한 모델은 다섯 프레임에 대해 차선을 예측한 뒤 평균을 내어 자유 공간을 안정적으로 예측 및 시각화 한다. 도로는 세계적으로 모두 유사하게 규격화 되어있으므로 해당 모델은 한국 도로 주행 영상에서도 높은 성능을 보인다.

3-2 거리 인식 및 상대 속도 추정

표 1. 차종별 전방 사각지대 거리(도로안전교통공단 제공)
Table 1. Distances of forward blind spots according to vehicles

Car type	Forward blind spot distance (Unit: m)
Sedan	4.3
SUV	5
Small truck	2.5
Large truck	4.4
Bus	4

급정거 및 차간 안전거리 유지와 같은 운전 습관 분석을 위해서는 차간 거리와 상대 속도를 계산해야 한다. 특히 운전자가 탑승한 차량과 동일한 차선에 있는 앞 차량간의 거리정보 및 상대 속도는 매우 중요 하다. 이를 위해 본 연구에서는 차선 및 도로의 규격 정보를 활용한다. 한국도로교통공단에 명시된 도로교통법 시행규칙의 차선 종류 및 규격에서는 중앙선을 제외한 실선 및 점선 차선의 폭은 10cm에서 15cm이다. 따라서 본 연구에서는 차선의 두께를 평균값 12.5cm으로 정했다. 점선 차선의 경우 차선의 길이는 3m이고 차로의 간격은 5m이다. 이는 그림 5(우)에서 확인 가능하다.

먼저 앞 차량과 주행 차량간의 거리를 구하기 위해서는 영상에서 검출된 앞차량의 밑부분을 활용한다. 그림 5(좌)와 같이 주행 차로에 있는 앞 차량의 밑 부분과 수평이 되는 선을 긋고 주행 차로의 양 차선과의 교점 두개 p_1,p_2를 구한다. 그리고 적당한 위치에 선분 $\overline{p_1p_2}$과 수평한 직선을 그어 해당 직선과 차선과의 교점 p_3,p_4를 구한다. 본 연구에서는 차량용 블랙박스 시야가 닿는 한 선분 $\overline{p_1p_2}$과 최대한의 거리를 두고 선분 $\overline{p_3p_4}$를 그렸다. 이렇게 구해진 차선 위의 점 p_1,p_2,p_3,p_4은 사다리꼴을 구성하는데 이는 실제로 직사각형인 차로가 카메라의 위치 및 각도에 따른 원근 왜곡 (perspective distortion)에 의해 사다리꼴 형태로 영상에 보이게 된다.

표 2. 운전습관 점수 측정 시나리오
Table 2. Scenarios for driving habit score measurement

Categories	Scenarios		Deduction rate (%)
Signal violation	Red light detected	The car did not stop immediately before the stop line	25%
	Yellow light detected		
Road mark	Crosswalk detected	The car speed is too high before the crosswalk	20%
Safe distance	Preceding vehicle detected	The distance between vehicles is less than threshold	10%
Rapid acceleration and deceleration	Preceding vehicle detected	Relative speed of preceding vehicle is too high or low	10%
No slow down around pedestrians	Pedestrians detected	Relative speed of pedestrian is negative and less than a certain threshold	15%
Lane violation	Lane detected	The car moves more than certain pixels from the center of the lane during several frames	10%
Stop line violation	Stop line and red light detection	Can not observe stop line before the red light turns into green light	10%

앞서 언급하였듯이 대한민국의 도로 규격에 대한 정보를 사전에 알고 있으므로 차선의 길이와 간격 정보를 활용하여 그림 5(좌)의 사다리꼴에 해당하는 영역을 그림 5(우)와 같이 직사각형 p'_1, p'_2, p'_3, p'_4 으로 원근 변환이 가능하다.

이러한 원근 변환을 통해 주행도로를 마치 하늘에서 본 것처럼 왜곡을 제거할 수 있으며 단 한 장의 영상만으로도 실제 스케일을 유추 할 수 있는 큰 장점이 있다. 단 높은 정확도를 위해서는 도로가 평평해야 하는 조건이 필요하다. 본 연구에서는 이를 위해 관련 연구 [12]를 참조하였으며 한국 도로의 기준에 맞도록 모델을 변경 하였다. 이와 같은 과정을 거치면 앞차와 그리고 블랙박스가 촬영 가능한 부분까지의 직선거리 D_s 를 계산 가능하다 (그림 5(우): 약 11.6m). 그러나 이것은 시야에서 보이는 부분에 대한 앞 차량간의 거리일 뿐 실제 탑승차량과의 거리는 아니다. 따라서 블랙박스의 시야와 도로간의 사각지대를 고려해야 하며 이는 차종별로 다르기 때문에 표 1.과 같이 도로안전교통공단이 조사한 차량별 전방 사각지대 정보를 이용한다. 그러나 해당 사각지대 정보는 운전자를 기준으로 조사된 자료이므로 영상 분석에 활용하기 적절하지 않다.. 블랙박스의 설치 위치 및 각도 그리고 화각에 따라 차이는 있을 수 있으나 통상적으로 알려진 사실에 의하면 블랙박스는 운전자보다 높은 위치에 설치 되어있으므로 전방 사각지대의 거리가 운전자 보다 약 20% 정도 단축 된다고 한다. 이에 따라 승용차의 경우 사각지대 거리 D_b 를 4.3m에서 20% 줄인 3.44m로 결정 하였다. 마찬가지로 탑승한 차량이 SUV 차량이라면 사각지대 거리를 4m로 결정 할 수 있다.

최종적으로 시야에서 확인가능한 앞 차량간의 거리와 추정 사각지대 거리를 더해 주행 차량과 앞차와의 거리를 다음과 같이 추정 한다.

$$D = D_s + D_b, \tag{1}$$

추정된 앞차와의 거리는 앞차와의 안전거리를 잘 유지했는지 하지 않았는지를 평가하는데 활용이 가능하다. 뿐만 아니라 프레임별 거리의 변화량을 이용하면 앞 차량과의 상대속도 또한 다음과 같이 손쉽게 계산이 가능하다.

$$rs = \{D(t) + D(t-1)\} \times FPS, \tag{2}$$

여기서 t는 프레임 인덱스이고, FPS는 초당 프레임수 이다. 상대속도가 음수인 경우 앞 차량과 가까워 지고 있는것이며, 양수일 경우 앞차량과 멀어지고 있는 상태이다. 계산된 상대 속도는 주행차량의 급정거 판별에 활용 할 수 있으며 본 연구에서는 앞차량뿐만 아니라 정지되어있는 객체들 (가로등, 신호등, 차선 등)을 이용하여 주행 차량의 주행속도 또한 유사한 방식으로 계산하였고 이를 운전자의 운전습관을 평가하는데 다양한 측면으로 활용하였다.

3-3 운전 습관 분석 및 평가 알고리즘

객체 인식, 차선 인식, 거리 인식 그리고 상대 인식의 정보들을 사용하여 각각의 시나리오에 대해 감점 요소를 적용한 뒤 운전 습관 점수를 산정한다. 교통법규에 의거하여 표 2. 과 같은 시나리오에 따른 점수 감점율을 결정하였다. 시나리오로는 신호등, 로드마크, 차간 거리 유지, 차량 급감속, 보행자 발견 시 서행, 차선 이탈 그리고 정지선 이전에 정차 유무로 총 7종류가 있다. 운전습관 중요도에 따라 감점율에 차등을 두어 점수 최종 점수 산정이 될 수 있도록 하였다.

교통 신호위반과 관련해서는 다음과 같은 정책을 따른다. 신호등이 빨간불일 때, 정차해야 한다. 정지선이 검출되지 않았거나 검출된 정지선을 지나치지 않았고 빨간불이 검출되었을 때, 일정 프레임 안에 정지하지 않는다면 감점한다.

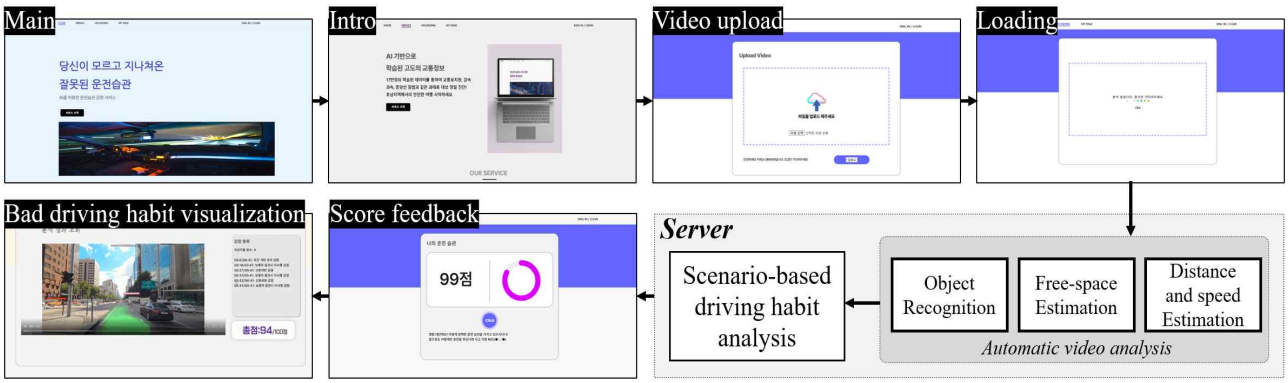


그림 6. 제안 서비스의 동작 프로세스 및 사용자 인터페이스
Fig. 6. Process of proposal service and user interfac

또한 신호등이 황색불일 때, 교차로에 진입한 차량은 교차로를 빠져나가야 하며, 진입하기 전이라면 정지해야 한다. 검출된 정지선을 지나치지 않았고 황색불이 검출되었을 때, 일정 프레임 안에 정지하지 않는다면 감점한다. 빨간색 좌회전 신호등일 때, 정차해야 한다. 그러나 현재 주행 중인 차선에 좌회전 또는 좌회전과 직진 화살표 로드마크가 검출 되었고, 정지선이 검출되지 않았거나 검출된 정지선을 지나치지 않았고 빨간불이 검출 되었는데 일정 프레임 안에 정지하지 않는다면 감점한다. 황색 좌회전 신호등이 켜지면 교차로에 진입한 차량은 교차로를 빠져나가야 하며 진입하기 전이라면 정지해야한다. 만약 현재 주행 중인 차선에 좌회전 또는 좌회전과 직진 화살표 로드마크가 검출 되었고, 검출된 정지선을 지나치지 않았고 황색 좌회전 신호등이 검출되었을 때, 일정 프레임 안에 정지하지 않는다면 감점한다

운전자는 보행자의 안전을 확보해야하므로 횡단보도 근방에서 보행자가 도로를 건널 수 있으므로 서행해야하는 의무가 있다. 횡단보도는 정지된 객체이므로 상대속도가 곧 차량의 속도이다. 따라서 횡단보도가 검출되었을 때, 속도가 지나치게 높으면 감점한다. 뿐만 아니라 운전자는 주행의 안전을 위해 앞차와의 차간 거리를 충분히 두어야 한다. 현재 주행 중인 차선을 기준으로 앞 차량과의 거리가 일정 수준 밑으로 줄어든다면 감점한다. 마지막으로 급감속/급가속 또한 안전운전을 위해서는 지양해야하는 습관이다. 현재 주행 중인 차선을 기준으로 앞 차량의 상대속도가 음수이며, 그 값이 지나치게 높으면 급감속으로 판단하여 감점한다. 반대의 경우에는 급가속으로 간주하여 감점한다.

마지막으로 운전자는 횡단보도가 아니더라도 보행자가 있다면 행해야 한다. 보도를 제외한 일정 픽셀 범위 내에서 보행자가 발견되었을 때, 보행자의 상대속도가 음수이며, 그 값이 지나치게 높으면 감점한다. 여섯 번째로 차선 이탈이다. 검출된 차선 정보를 바탕으로 차선 중점에서 일정 픽셀 이상 멀어진다면 감점한다. 단, 차선 이동의 경우에는 이전 프레임의 감점 내용 취소한다. 마지막으로 정지선 이전에 정차 유무이다. 정지선이 검출되었고 신호등이 빨간불일 때, 신호등이 초록불로 바뀌기 전까지 정지선이 계속 검출되지 않으면 감점한다. 본 연구에서 제안하는 평가 시나리오는 언제든지 개발자에 의해 추가 보완 될 수 있다.

3-4 웹 서비스 구현

본 연구에서 제시하는 서비스는 사용자의 접근성이 편리한 웹을 사용한다. 웹을 이용하여 서비스를 구현할 경우 PC 및 모바일 기기에 상관없이 서비스 이용이 가능한 장점이 있다. 웹 페이지는 HTML과 CSS를 이용하였고, 프레임워크로는 파이썬 기반의 Flask를 사용하였다. 사용자 인터페이스는 그림 6과 같다. 사용자는 메인 화면에서 서비스 이용을 바로 시작할 수 있다. 또한 소개 화면에서도 서비스를 시작할 수 있으며, 서비스에 대한 내용을 확인할 수 있다. 서비스를 시작하게 되면 사용자는 업로드 화면으로 넘어간다. 사용자는 자신의 블랙박스 영상 또는 해당 영상의 URL을 업로드 함으로써 해당 영상의 운전 습관 분석 서비스를 진행할 수 있다. 로딩 화면에서 서버는 업로드된 영상의 객체, 차선, 거리 그리고 거리와 속도 인식을 진행하고 지정된 시나리오 기반의 사용자의 운전 습관을 종합적으로 분석한다. 분석이 완료된 후 사용자는 점수 화면을 통해 자신의 운전 습관 점수를 확인할 수 있다. 그리고 결과 페이지에서 어떤 부분에서 감점이 되었는지 타임 테이블과 함께 분석 완료된 영상을 확인할 수 있다.

Ⅳ. 실험 결과

4-1 객체 검출기 학습

주행 영상에서 주요 물체들을 검출하기 위해 본 연구에서는 객체 검출 속도가 빠르고 준수한 정확도를 가지는 객체 검출기 YOLOv5[8]를 사용하였다. 검출기 학습을 위해 AIHub의 자율주행 데이터 셋 [9]을 사용하였으며 장애물, 빈주차공간, 차량 4종류, 보행자, 신호등, 교통 표지판 및 도로 로드마크 등을 검출 가능하게 학습 하였다. 해당 데이터 셋의 전처리를 통해 약 17만여 장의 이미지와 31개의 클래스를 사용한다.

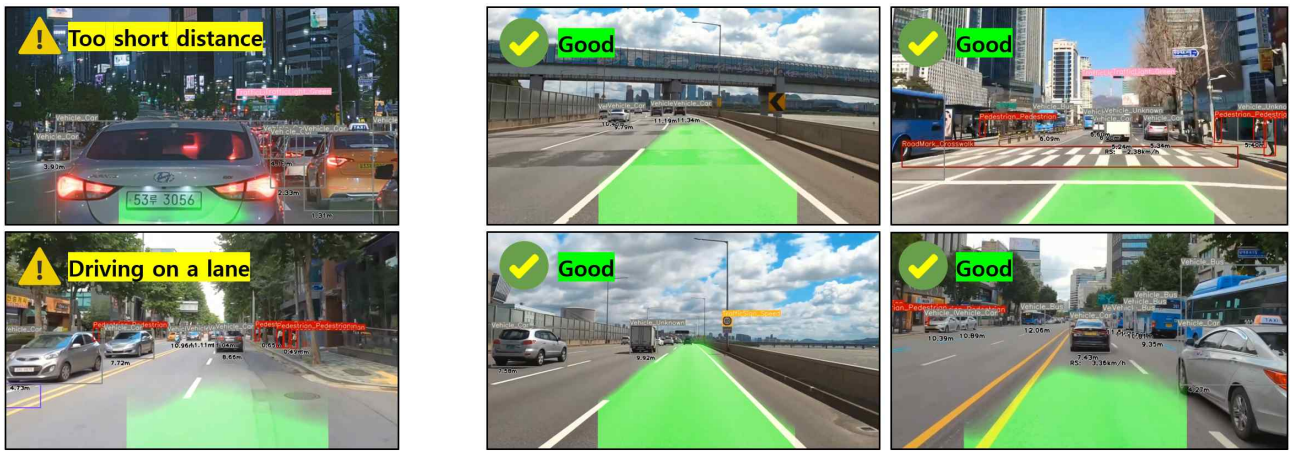


그림 7. (좌) 차간 거리 미유지, 차선 이탈로 인한 감점 (우) 감점되지 않은 경우
Fig. 7. (Left) Points deducted due to non-maintenance of inter-vehicle distance and lane departure (Right) The score is not deducted

사용 클래스로는 장애물 3종, 빈 주차 공간 2종, 이륜차 포함 차량 4종, 보행자 2종, 좌회전 신호 포함 신호등 7종, 교통 표지판 2종, 정지선 포함 로드마크 11종을 사용한다. 학습 환경으론 학습용 데이터 셋 167,621장 그리고 검증용 데이터 셋 10,371장을 사용했으며, 입력 이미지 크기는 가로 세로 모두 1280 픽셀 크기를 사용하였다. 학습 배치 수는 6 으로 설정하였고 사전학습된 가중치이며 가장 정확도가 높은 YOLOv5x6 [8]을 최종 객체 검출기로 활용했다. 학습은 RTX3090을 통해 24 epoch 동안 진행했다.

최종 객체 검출기의 평균 정확도 성능은 mAP (mean average precision) 약 69%로 확인되었다. 운전 상황에서 검출 가능한 전체 객체에 대한 평균 성능은 69%이지만, 주요 검출 객체 운송수단들 (자동차 98.3%, 버스: 94.1%)과 보행자 75.4%는 높은 성능으로 검출했다. 신호등은 빨간 불과 파란불은 각각 84.1%, 82.4%로 높은 성능으로 검출했으나 노란불은 51.2%로 상대적으로 낮은 검출 성능을 보였다. 이러한 성능 평가는 각 프레임별로 객체 검출 하나하나에 대한 성능이므로, 동영상과 같은 연속적 프레임에서는 다중 프레임에서의 검출 결과를 종합하여 객체 검출 성능을 보정 가능하다.

4-2 주행 시나리오 테스트

실제 주행 시나리오 테스트를 위해서 온라인에 공개된 한국 도로 주행 영상들을 [13] 활용하였다. 그림 7의 왼쪽에 있는 영상들은 차간 거리 미확보 및 차선 이탈로 인해 운전 습관 점수를 감점 받은 영상 예시이다. 안건거리 미확보의 경우 추정된 차간 거리가 일정 거리 이하일 경우에도 감점이 되지만 그림 (좌)의 첫 번째 영상과 같이 전방 차량의 검출 경계박스의 밑변이 전체 영상의 세로 최대 값과 같은 경우 거리측정 자체가 어렵다. 단, 이경우에도 안전 거리가 기준치 이하로 떨어지게 되므로 감점사유로 간주하였다. 그림 7 (좌)의 두 번째 영상의 경우, 검출 차선의 중심과 전체 영상의 중심 간의 거리가 멀고 일정 프레임 이상 지속적으로 해당 위치에서 주행하였으므로 차선 이탈로 감점이 되었다. 그러나 차선 이탈의 경우 변수가 많고 방향지시등의 활용 유무등은 영상만으로는 확인이 어려우므로 제안하는 서비스에서 큰 감점은 하지 않는다. 그림 7의 오른쪽 영상들은 올바른 주행을 수행하고 있는 영상들로 주행 중 점수 감점이 없는 영상들이다.

운전 습관에 대한 평가는 약 30초 길이의 도로 주행 영상 [12] 15개에 대해 진행하였으며 정상 주행 영상 10개, 감점 사항이 있는 영상 5개로 구성되어 있다. 대부분의 운전 습관 평가는 표 2.에서 제시한 시나리오대로 정상 평가가 가능했다. 그러나 차선 이탈의 경우 앞서 언급한대로 평가기준을 정하기 애매하고 영상만으로는 (방향지시등 사용 유무) 판단이 어려운경우가 많아 알고리즘이나 기준의 보완이 필요하다.

V. 결론

본 연구에서는 운전자의 잘못된 운전습관으로 인해 발생하는 교통사고 발생률을 줄이기 위한 “지능형 운전습관 분석서비스”를 새롭게 제안하였다. 이를 위해 컴퓨터비전 및 인공지능 연구 기술들을 활용하였으며 다양한 시나리오에 대한 운전습관을 판단할 수 있도록 알고리즘을 고안하였다. 본 연구에서 제안하는 기법들은 급감속/급가속, 신호위반, 차선이탈, 로드마크, 차간 거리 유지, 보행자 발견 시 서행, 그리고 정지선 이전에 정차 유무 등 교통법규에 의거하여 다양한 시나리오에 대한 분석이 가능하며 오직 블랙박스 동영상만을 이용하여 분석이 가능한 장점이 있다. 특히 사용자들의 편리한 서비스 활용을 위해 웹을 통해 서비스를 구현 하였다. 본 연구에서 제안하는 서비스를 통해 운전자의 잘못된 운전습관을 바로잡고 건강한 운전 문화를 만들어 교통사고 발생률이 감소하는데 기여하기를 기대한다.

참고문헌

[1] 2,916 people died in traffic accidents last year. The first 2,000 in 51 years [internet]. Available: http://www.datasom.co.kr/news/articleView.html?idxno=123280.

[2] 3 Factors that Cause Traffic Accidents. [internet]. Available: http://taei.re.kr/bbs/board.php?bo_table=5&wr_id=58

[3] Mr Lee, A Study on the Reductive Method of a Traffic Accident, Master's thesis, Chungju University Graduate School of Business Administration, 2012.

[4] Deaths in traffic accidents have decreased, but the number of traffic accidents still remains. [internet]. Available: http://taei.re.kr/bbs/board.php?bo_table=5&wr_id=58

[5] Traffic Accident Deaths Per 100,000 in Korea, 10th among 36 OECD countries. [internet]. Available: https://www.yna.co.kr/view/AKR20211214061400004

[6] Sunho Kim, JunHee Yoo, Minsuk Lee, Development of a driving behavior indicator, Master's thesis, Hansung University Department of Computer Engenieering, June 2010.

[7] Youngjoon Chang, Jaewon Lee, Sunho Kim, Minsuk Lee. Driving Stability Management System Using Accelero-meter and GPS, Master's thesis, Hansung University Department of Computer Engenieering, June 2011.

[8] Github. Glenn jocher yolov5 [internet]. Available: https://github.com/ultralytics/yolov5.

[9] AIhub. Autonomous Driving Dataset [internet]. Available: https://aihub.or.kr/aihub-data/autonomous/about

[10] Canny, John. "*A computational approach to edge detection*", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 6, pp. 679-696, November 1986, https://doi.org/10.1016/b978-0-08-051581-6.50024-6

[11] Github. Lane detection model [internet]. Available: https://github.com/Giscle/Gray-Matter-Lane-Detection

[12] Github. Warping transform for distance detection and relative speed detection [internet]. Available: https://github.com/ajsmilutin/CarND-Advanced-Lane-Lines

[13] Youtube. Video of driving on the Korean road [internet]. Available: https://www.youtube.com/c/SeoulWalker

박선후(Seon-Hoo Park)

2017년～현 재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 소프트웨어공학전공 학사과정

※관심분야 : 컴퓨터 비전(Computer Vision), 객체 인식(Object Detection), 인공지능(Artificial Intelligence) 등

황종원(Jong-Won Hwang)

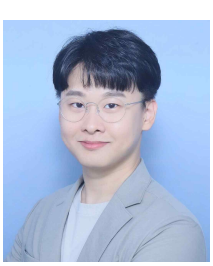
2017년～현 재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 소프트웨어공학전공 학사과정

※관심분야 : 컴퓨터 비전(Computer Vision), 딥러닝(Deep Learning), 인공지능(Artificial Intelligence) 등

박건후(Geon-Hoo Park)

2017년～현 재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 소프트웨어공학전공 학사과정

※관심분야 : 컴퓨터 비전(Computer Vision), 인공지능(Artificial Intelligence) 등



조영준(Yeong-Jun Cho)

2018년 : 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학 (공학박사-컴퓨터비전)
2014년 : 광주과학기술원 정보통신공학 (공학석사)

2018년～2020년: 현대모비스 데이터사이언스팀 책임
2020년～현 재: 전남대학교 소프트웨어공학과 조교수
※관심분야 : 컴퓨터비전(Computer Vision), 딥러닝(Deep Learning), 스마트팩토리 등