

Deep Neural Network를 이용한 교통사고 과실비율 자동측정 시스템

*최진우, 이유노, 박인규
인하대학교 정보통신공학과

e-mail: chlwlsgn29@naver.com, ocard9611@naver.com, pik@inha.ac.kr

Automatic Measurement System for Negligence Rate of Car Accident Using Deep Neural Network

* Jinwoo Choi, Yunoh Lee, In Kyu Park
Department of Information and Communication Engineering
Inha University

Abstract

This paper is related to an automatic measurement system for negligence rate of car accident. When CCTV video of a car accident enters this system, the negligence rate is automatically given to each car in which the accident occurred. The system consists of 4stages. First, we use the YOLO and Deepsort models to find and track cars in CCTV video. Second, it uses the Mask R CNN model to find out which cars had an accident. Third, the 3D CNN model classifies what kind of accident situation. Finally, using the Random Forest model, which gives the negligence percentage of the accident, gives the accident percentage of each cars that had an accident.

I. 서론

현재 크고 작은 교통사고가 주위에서 발생하고 있다. 그리고 교통사고에는 과실 비율이 적용되고 잘못된 정도가 정해지게 된다. 그런데 사고를 처리할 때 필요한 교통사고 과실 비율 판단이 전적으로 주관적이다. 그 주관적 결론을 내리는 것은 교통사고 당사자들이 아닌

보험사 직원들이다. 일반인들도 쉽게 객관적인 교통사고 과실 비율을 알 수 있도록 연구를 진행하였다. 그림 1은 시스템의 전체 프로세스를 나타낸 것이다. 본 시스템은 CCTV 사고 영상을 입력하면 자동 차를 감지하고 추적하여 각 차량마다 이동경로를 저장한다. 두 차량의 사고 여부를 판단한다. 사고가 발생했다고 판단하였으면 그 사고가 어떤 case의 사고인지 분류한다. 과실 비율 부과 모델로 사고가 발생한 두 차량의 과거 행적들을 넘겨준다. 그 정보들을 이용하여 두 차량의 과실비율을 계산한다. 이 때 사용자는 GUI를 이용해 사고영상 입력을 할 수 있다. 영상이 입력되면 사고가 발생하면 차량 각각에 과실 비율이 표시된다.

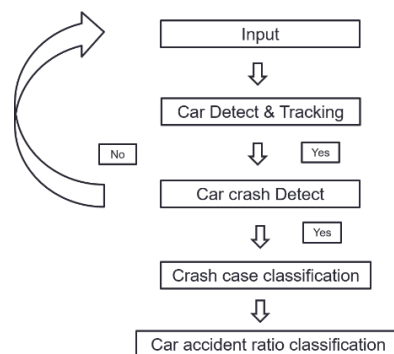


그림 1. 시스템 개요

II. 본문

2.1 상황 Dataset

본 연구를 진행하기 위해선 많은 양의 CCTV 영상 데이터가 필요했다. 한국에서 흔하게 발생한다고 판단되고 다양한 과실비율을 보여줄 수 있는 상황 10가지를 선정하였다. 그러나 해당 상황에 알맞은 CCTV 영상데이터를 GTA5 환경에서 Data를 구축하였다.

Augmentation을 활용하여 기존데이터에 8배를 증가시켜 Dataset을 구축하였다.

표 1. 각 case별 dataset 수

상황	Data 수	Augmentation
차선 변경	201	1608
역주행	201	1608
주차 또는 정차 중 사고	201	1608
주행 중 추돌	201	1608
주차장 사고	201	1608
차도가 아닌 곳에서 진입	201	1608
T자 교차로에서 직진 대 좌, 우 회전 사고	201	1608
정차 후 출발 사고	201	1608
사거리에서 좌회전 대 좌회전 사고	201	1608
이면 도로	201	1608

2.2 Car Detect & Tracking

차량을 감지하고 각 차량마다 이동경로를 얻기 위해 YOLO, DeepSort 모델을 사용하였다. YOLO는 영상의 한 프레임을 SxS의 셀로 나누고 각 셀마다 하나의 객체를 예측하여 클래스 map을 만든다. 미리 설정된 개수의 boundary box를 통해 객체의 위치와 크기를 파악하여 객체를 감지한다.

DeepSort는 칼만필터와 헝가리안 알고리즘으로 구현된 sort와 딥러닝의 합성어이다. 의 feature가 비슷하거나 기존의 속도를 기반으로 다음 위치를 예측하여 다음 프레임에서 같은 아이디를 부여한다. 영상을 입력하면 영상에서 차량을 감지하고 차량의 ID를 부여하여 추적하였다. 차량 각각의 위치를 모든 프레임마다 저장하여 차량의 이동경로를 얻었다. 이 때 YOLO 모델을 통해 얻은 각 차량의 bounding box의 중점 x, y 좌표, 각 좌표의 변화량 총 4개의 feature를 저장한다. 사고 발생여부를 판단하기 위해 두 차량의 bounding

box가 겹치면 두 bounding box를 포함하는 영역에 대해 mask R CNN을 실행해 사고 발생여부를 판단한다.

2.3 Crash Detect

R-CNN의 일종으로 객체가 있을 법한 영역에 대해 object detection을 하여 객체를 감지한다. 그리고 각 영역에서 픽셀이 객체인지 아닌지를 masking하여 semantic segmentation을 한다. YOLO를 통해 얻은 영역에서 mask R-CNN을 실행하면 두 자동차의 mask를 얻을 수 있다. 그림 2처럼 mask가 있는 곳은 흰색, 그렇지 않은 곳은 검은색으로 표시하여 백 그라운드와 포 그라운드를 분리하였다. 사고가 나면 두 차량은 맞닿아 있게 되므로 두 흰색 영역이 겹칠 때 사고로 판단하도록 하였다. 이 때 차량이 있는 부분만으로 사고를 판단하면 miss detection이 발생하는 경우가 있다. 때문에 mask에 타원을 추가하였다.

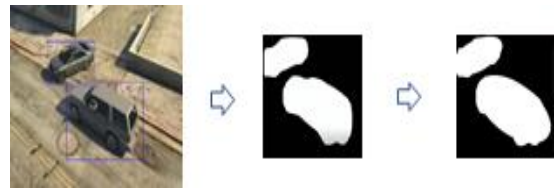


그림 2. mask R CNN으로 얻은 mask와 타원을 추가한 형태

2.4 Case Classification

사고의 case를 분류하기 위해 3D-CNN을 사용한다. 3차원 CNN은 2차원 CNN을 시간 축으로 한 차원 확장시킨 형태의 인공 신경망이다. 2차원 CNN은 일반적으로 프레임을 입력 받아서 그 공간적인 특성을 찾아내어 물체를 분류하거나, 그와 관련된 응용 분야에 뛰어난 성능을 보이지만, 시간 정보를 다룰 수 없기 때문에 동영상 데이터는 처리할 수 없는 한계가 있다. 반면 3차원 CNN은 컨볼루션 연산과 풀링 연산등을 시간 성분까지 함께 계산하도록 함으로써, 영상 데이터의 특징을 뽑아 낼 수 있다는 장점이 있다.

2.5 과실 비율 Dataset구축 툴 제작 및 Dataset 구축

사고 난 두 차량의 추적 정보들을 이용하여 두 차량에 과실비율을 부과하였다. 과실 비율을 부과할 모델은 Random Forest모델을 사용하였다. 때문에

Random Forest모델에 학습시킬 Dataset을 구축하였다. 선택한 차량을 추적하는 기능과 필요한 특징들을 자동 추출하여 csv파일로 자동 저장하는 툴을 개발하였다.

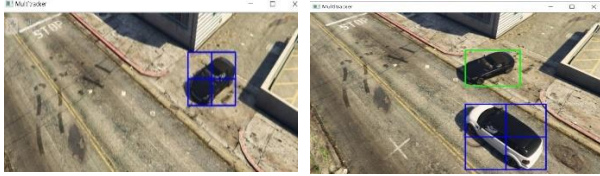


그림 3. 각 라벨에 맞는 차량에 ROI 그리기



그림 4. 사고 발생 전까지 차량 추적

xposition	yposition	x_change	y_change	label	xposition	yposition	xspeed	yspeed	label
301.5	184.5	0	0	0	158	45.5	0	0	1
296.5	183	5	1.5	0	156	48	2	2.5	1
290.5	180.5	6	2.5	0	153	49.5	3	1.5	1
284.5	178	6	2.5	0	151	53	2	3.5	1
279.5	175.5	5	2.5	0	148	55.5	3	2.5	1
274.5	173	5	2.5	0	146	58	2	2.5	1
268.5	170.5	6	2.5	0	144	61.5	2	3.5	1
					142	65	2	3.5	1

그림 5. csv파일에 자동 저장

그림 3에서는 차량라벨에 맞게 ROI를 그려준다. ROI 안에 있는 차량은 KCF tracker에 의해 추적하게 된다. 추적하면서 Feature인 bounding box의 중점 x좌표, 중점 y좌표, 중점 x좌표의 변화량, 중점 y좌표 변화량을 저장한다. 사용자가 원하는 순간까지 Feature들을 저장할 수 있으며 csv파일에 Feature들이 자동으로 저장된다.

표 2. 각 case별 과실비율 dataset 수

상황	Label 0	Label 1
차선 변경	4382	4460
역주행	2293	2117
주차 또는 정차 중 사고	4245	4235
주행 중 추돌	1912	1928
주차장 사고	3085	3094
차도가 아닌 곳에서 진입	1704	1713
T자 교차로에서 직진 대 좌, 우회전 사고	3122	3115
정차 후 출발 사고	1333	1316
사거리에서 좌회전사고	377	356

2.6 과실 비율 Classification

Random Forest 모델은 성능과 변동의 폭이 크다는 단점을 갖고 있는 의사 결정 트리의 단점을 극복하기 위해 등장하게 되었다.

Random Forest 모델은 분류, 회귀 분석 등에서 사용되는 앙상블 학습 방법의 일종으로, 훈련 과정에서 구성된 다수의 결정 트리로부터 분류 또는 회귀 분석을 출력함으로써 동작한다.

본 논문의 Random Forest 모델은 차 중점의 x좌표, 차 중점의 y좌표, 차 중점의 x좌표 변화량, 차 중점의 y좌표 변화량으로 특징으로 학습했다.

본 논문은 사고 종류가 결정되면 Random Forest모델을 이용하여 해당 사고 과실 비율이 부과한다.

III. 구현

3.1 3D-CNN

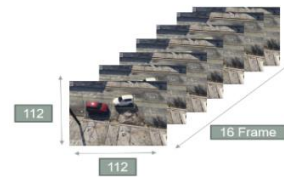


그림 6. 16프레임으로 이루어진 한 Clip

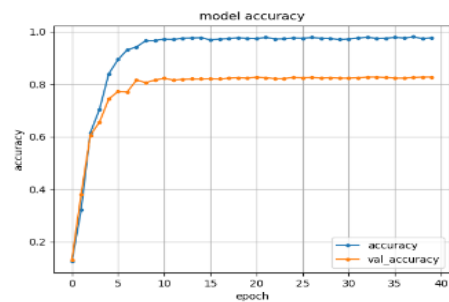


그림 7. 3D-CNN accuracy 그래프

본 연구에서 사고 상황을 분류하는 3D CNN 모델은 그림 6과 같이 가로 112px 세로 112px 크기의 16프레임을 한 개의clip 만들어 학습하였다. 본 연구 모델은 5개의 Layer로 이루어져 있다. 학습한 모델은 10가지 상황을 분류하는데 사용하였다. 정확도는 그림 7과 같이 약 81 ~ 82%의 정확도를 갖는다. Epoch은 40, Batch size는 16으로 학습하였다.

3.2 Random Forest

표 3. 각 case의 Random Forest accuracy

상황	Precision	Recall	F1-score
차선 변경	77%	76%	76%
역주행	82%	83%	83%
주차 또는 정차 중 사고	99%	99%	99%
주행 중 추돌	88%	87%	87%
주차장 사고	99%	99%	99%
차도가 아닌 곳에서 진입	91%	91%	91%
T자 교차로에서 직진 대 좌, 우회전 사고	91%	91%	91%
정차 후 출발 사고	98%	98%	98%
사거리에서 좌회전 대 좌회전 사고	92%	91%	91%

위 표는 각 차량에 과실 비율을 부과하는 Random Forest 모델의 정확도를 나타낸다. 차의 과거 행적을 보고 과실 비율을 정하듯, Feature를 선택하였다. 과실 비율을 부여하는 모델은 위 표처럼 높은 정확도를 갖고 있다.



그림 8. 교통사고 과실 비율 자동 측정 시스템 GUI

GUI를 구축하였다. CCTV 영상을 GUI에 넣게 되면 사고를 감지할 때까지 영상이 진행된다. 영상에서 16 프레임이 지나면 예측도와 예측한 상황을 표시한다. 예측도를 각 상황마다 더한다. 가장 큰 값을 갖고 있는 상황이 해당 CCTV 영상의 사고 상황이라고 결정하였다. 사고가 발생하면 사고가 발생한 두 차량의 이동정보를 통해 과실 비율이 결정되고 각 차량에 과실 비율을 표시한다.

IV. 결론

현재 10가지 사고 상황을 분류한다. 각 상황들은 표지판, 신호등의 영향을 받지 않는다. 때문에 표지판, 신호등까지 고려하는 시스템을 발전시킬 계획이다. 본 논문은 차대 차 사고만 고려한다. 사람 대 차, 오토바이 대 차 등 다양한 사고 상황들도 추가시킬 예정이다. 이 시스템은 오직 CCTV 영상만으로 사고를 감지한다. 때문에 사고가 나지 않았음에도 사고로 감지할 수도 있는 한계점이 존재한다.

참고문헌

- [1] V. Machaca Arceda and E.Laura Riveros, "Fast car crash detection in video", *Proc. of XLIV Latin American Computer Conference*, August 2018
- [2] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick and Ali Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection", *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2016
- [3] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollar and Ross Girshick, "Mask R-CNN", *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision*, October 2017
- [4] Nicolai Wojke, Alex Bewley and Destrach Paulu, "Simple online and realtime tracking with a deep association metric", *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing*, pp 3645–3649, September 2017
- [5] 자동차사고 과실비율 분쟁심의위원회, <https://accident.knia.or.kr>