

교통사고의 사전 예측 방법 연구

김인첩¹, 성연식²

¹동국대학교 일반대학원 자율사물지능학과

²동국대학교 멀티미디어공학과

sjisgan@dgu.ac.kr, sung@dongguk.edu (교신저자)

A Study on Early Prediction Method of Traffic Accidents

Renjie Jin¹, Yunsick Sung²

¹Dept. of Autonomous Things Intelligence, Graduate School,
Dongguk University-Seoul, Korea

²Dept. of Multimedia Engineering, Dongguk University-Seoul, Korea

요 약

교통사고 예측은 차량의 블랙박스 동영상을 통해 사고 발생을 최대한 빨리 예측하는 것을 목표로 한다. 이는 안전한 자율주행 시스템을 보장하는 데 중요한 역할을 한다. 다양한 교통 상황과 카메라의 제한된 시야로 인해 프레임에서 사고 가능성을 조기에 관찰하는 것은 어려운 도전이다. 예측의 핵심 기술은 객체의 시공간 관계를 학습하는 것이다. 본 논문에서는 블랙박스 동영상에서 사고 예측을 위한 계산 모델을 제안한다. 이것을 사용하여 사고 예방을 강화한다. 이 모델은 사고 위험에 대한 운전자의 시각적 인식에서 영감을 받았다. 객체 탐지기는 동영상 프레임에서 다양한 객체를 탐지한다. 탐지한 객체는 노드 생성기와 특징 추출기 동시에 통과한다. 노드 생성기에서 생성한 노드는 GCN 실행기를 사용한다. GCN 실행기는 각 프레임에 대한 객체의 3D 위치 관계를 계산한 후 공간 특징을 취득한다. 동시에 공간 특징과 특징 추출기에서 얻은 객체의 특징은 GRU 실행기로 보내진다. GRU 실행기 안에 시공간 특징을 암기하고 분석하여 교통사고 확률을 예측한다.

1. 서론

교통사고는 개인의 생명 안전과 국가의 경제에 막대한 손실을 가져온다. 그러므로 사고를 피하기 위해 교통사고 발생을 미리 예측하는 것이 필요하다. 사고가 발생하기 전에 블랙박스의 동영상을 실시간으로 분석하여 사고의 가능성을 예측하는 것을 조기 사고예측이라고 한다. 교통사고 연구에는 사고 감지 및 사고 식별도 포함된다. 일반적으로 사고 발생 후 사고 분석을 목표로 한다. 사고 후 예측에 비해 사전에 사고 예측하는 것이 더 어렵다.

일반적으로 교통사고의 확률을 예측하는 연구에서는 사고 이전의 프레임들을 통해 사건을 예측하는 방법을 사용했다. 연속적인 프레임들을 입력하고 컨볼루션 신경망[1] 혹은 순환 신경망[2]를 활용한다. 하지만 컨볼루션 신경망은 객체 간의 3D 공간적 관계를 명확하게 표현하지 않는 문제가 있기 때문에 공간상의 관계 특징을 얻기 위한 방법이 필요하다.

본 논문에서는 1인칭 블랙박스 동영상에서 블랙박스가 프레임으로 교통사고 발생 확률을 예측하는 방법을 제안한다. 각 블랙박스 동영상 프레임에서 다양한 객체를 도출하고 공간 특징과 객체 특징 기반으로 교통사고 확률을 예측한다. 제안한 방법에서 객체는 정적 객체와 동적 개체로 나뉘며, 동적 개체는 차량을 포함한다. 제안한 방법은 다섯 단계로 나뉜다. 첫 번째, 교통사고 동영상 프레임에서 다수 개의 객체를 탐지한다. 두 번째, 객체 특징을 도출한다. 세 번째, 초기 노드를 생성한다. 네 번째, Graph Convolutional Network[3] 실행기를 사용해서 각 객체의 공간 특징을 획득한다. 다섯 번째, GRU[4] 실행기를 사용해서 각 차량의 교통사고 발생 확률을 예측한다.

교통사고 조기예측의 목적은 사고가 발생하기 전에 블랙박스 동영상을 통해 교통사고 발생 확률을 예측하는 것이다. 최근 사고 예측 관련 연구가 많은 주목을 받고 있다. 사고 예측의 정확도가 높아진다면 차량의 안전성을 높일 것으로 기대된다. 예를 들어, 사고가 발생하기 전에 예측할 수 있다면 자율주

본 논문은 2022년도 정부(경찰청)의 재원으로 과학치안진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.092021D75000000, AI 운전능력평가 표준화 및 평가 프로세스 개발)

행 시스템이 긴급 회피 제어를 수행해서 차량의 손실을 줄일 수 있다.

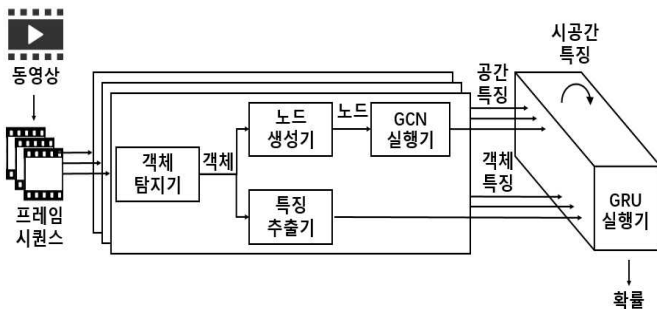
본 논문에서 제안하는 교통사고 예측 방법은 다양한 형태의 자율주행 서비스 시스템에 응용 적용이 가능하여 운전 안전성을 높이고 사고 발생을 줄일 수 있다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 방법의 구조와 과정을 설명한다. 3장에서는 결론과 향후 연구를 제시한다.

2. 공간 특징과 객체 특징 기반으로 확률 예측

본 논문에서는 1인칭 블랙박스 동영상에서 사고 확률을 예측하는 방법을 제안한다. (그림 1)과 같이 시공간 특징으로 교통사고의 확률을 정확하게 예측한다. 시공간 특징은 공간 특징과 시간 특징으로 나누어진다. 공간 특징은 객체 간의 3차원 위치 관계를 나타낸다. 시간 특징은 시간 순로 정렬된 동영상 프레임에서 얻는다.

본 논문 제안한 방법의 전체 프로세스는 다섯 단계로 구성된다. 첫 번째, 각 교통사고 동영상 프레임에서 객체 탐지기를 통해 객체를 도출한다. 두 번째, 특징 추출기를 실행해서 객체 특징을 얻는다. 세 번째, 노트 생성기를 수행하고 초기 노트를 생성한다. 네 번째, 초기 노트는 그래프 컨볼루션 네트워크(GCN) 실행기를 사용하여 각 객체의 공간 특징을 구한다. 공간 특징은 3차원 위치 관계이라고 한다. 다섯 번째, GRU 실행기는 두 번째 단계에서 얻은 객체 특성과 네 번째 단계에서 얻은 공간 특성을 동시에 수신하고 교통사고 확률을 예측한다.



(그림 1) 교통사고의 조기예측 과정.

세부적으로 객체 탐지기를 통과하고 추출한 객체는 정적 객체의 차선과 동적 객체의 차량을 나타낸다. 특징 추출기는 프레임에서 차선과 차량의 특징을 추출한다. 노트 생성기는 각 객체와 해당 3D 위치 정보를 노트로 취급하여 초기 노트를 출력한다. GRU 실행기는 초기 노트를 이용하고 공간 특징을 계산한다. 특정 공간에서 3D 위치 관계가 포함

다. 공간 특징과 객체 특징은 GRU에 입력된다. 마지막으로 GRU 실행기는 예측 시간 이전에 매 프레임마다 수행되며 시공간 특성을 계산하여 사고 발생 확률 값을 구한다.

3. 결론

본 논문에서는 시간적, 공간적 특징 정보를 결합하여 교통사고 확률을 미리 예측하는 기법을 제안한다. 이를 위해 객체 탐지기, 노트 생성기, 특징 추출기, GCN 실행기, GRU 실행기로 구성된 모델 구조와 확률 생성의 전반적인 과정을 소개한다. 향후 연구에서는 프로젝트의 내부 구조를 개선하여 모델의 예측 정확도를 향상시킬 계획이다. 빠른 시간 내에 정확한 사고 예측을 하는 것을 기대한다.

사사표기

본 논문은 2022년도 정부(경찰청)의 재원으로 과학치안진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.092021D75000000, AI 운전능력평가 표준화 및 평가 프로세스 개발)

참고문헌

[1] Alex Krizhevsky, Ilya, Sutskever, Geoffrey E. Hinton, "Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," The Proceedings of the 26th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Lake Tahoe, Nevada, USA, December 3-8, 2012, pp. 1-9.

[2] Wojciech Zaremba, Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, "Recurrent Neural Network Regularization," The Proceedings of the 5th International Conference on Learning Representations (ICLR), San Diego, California, USA, May 7-9, 2015, pp. 1-8.

[3] Thomas N. Kipf, Max Welling, "Semi-supervised Classification with Graph Convolutional Networks," The Proceedings of the 5th International Conference on Learning Representations (ICLR), Toulon, France, April 24-26, 2017, pp. 1-14.

[4] Kyunghyun Cho, Bart Van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, Yoshua Bengio, "Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation," arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.