

차대 자전거, 차대 보행자, 차대 동물 교통사고 기반 자율주행차 평가 시나리오 개발

Development of Autonomous Vehicle Evaluation Scenarios Based on Car-to-Bicycle, Car-to-Pedestrian, and Car-to-Animal Traffic Accidents

강 지 훈* · 고 우 리** · 김 예 진*** · 윤 정 은**** · 윤 일 수*****

* 주저자 : 아주대학교 D.N.A.플러스융합학과 석사과정
** 공저자 : 아주대학교 교통공학과 석박사통합과정
*** 공저자 : 아주대학교 D.N.A.플러스융합학과 석박사통합과정
**** 교신저자 : 아주대학교 D.N.A.플러스융합학과 박사과정
***** 공저자 : 아주대학교 교통시스템공학과 교수

Jihun Kang* · Woori Ko** · Yejin Kim* · Jungeun Yoon* · Ilsoo Yun***

* Dept. of D.N.A. Plus Fusion., Ajou University
** Dept. of Transportation Eng., Ajou University
*** Dept. of Transportation System Eng., Ajou University

† Corresponding author : Jungeun Yoon, yoon5022@ajou.ac.kr

Vol. 23 No.5(2024)
October, 2024
pp.322~337

pISSN 1738-0774
eISSN 2384-1729
<https://doi.org/10.12815/kits.2024.23.5.322>

Received 19 August 2024
Revised 11 September 2024
Accepted 24 October 2024

© 2024. The Korean Society of
Intelligent Transport Systems. All
rights reserved.

요 약

최근 자율주행차 기술의 급속한 발전으로 다양한 교통 상황에서 자율주행차의 안전성 확보가 중요한 과제로 떠오르고 있다. 본 연구는 자율주행차(autonomous vehicle)의 안전성 평가를 위한 시나리오 개발을 목적으로 하며 비자율주행차와 자전거, 보행자, 동물 간의 교통사고 데이터를 기반으로 도로 유형, 구간 유형, 객체 유형별로 구체적인 상황 시나리오를 구축하였다. 경찰청 교통사고 데이터에 글로 기록된 교통사고 경위 자료에 TF-IDF 기법을 적용하여 도출된 주요 키워드를 바탕으로 다양한 주행환경에서 발생할 수 있는 교통사고 유형을 시나리오로 제시하였다. 이는 자율주행차의 주행 성능과 안전성을 개선하는 데 기여할 것으로 기대된다.

핵심어 : 자율주행차, 교통사고, 시나리오, 안전성 평가, TF-IDF

ABSTRACT

The rapid advances in autonomous vehicle technology have highlighted the importance of ensuring safety across various traffic situations. This study developed scenarios for evaluating the safety of autonomous vehicles by constructing specific scenarios based on traffic accident data involving non-AV, bicycles, pedestrians, and animals, categorized by road type, segment type, and object type. The scenarios were developed using the text extracted from the accident descriptions recorded in police traffic accident data, and analyzed using the TF-IDF technique. These scenarios are expected to help improve the driving performance and safety of autonomous vehicles across diverse driving environments.

Key words : Automated vehicle, Traffic accident, Scenario, Safety evaluation, TF-IDF

I. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

정부는 2027년까지 Level 4 자율주행차 상용화를 목표로 설정하고, 이를 실현하기 위한 다양한 제도 개선, 주행 환경 구축, 그리고 자율주행 서비스 개발 계획을 발표하였다(MOLIT, 2022). 또한, 최근에는 정부에서 자율주행차의 안전성 강화를 위해 자율주행 관련 교통안전 교육을 준비하고, 법적 및 제도적 지원을 확대하고 있다(Korean national police agency, 2023). 이러한 기술적 및 정책적 지원은 자율주행 기술의 발전과 상용화를 가속화하며, 안전한 주행 환경을 구축하는 데 중요한 역할을 한다.

자율주행차는 운전자의 개입 없이 스스로 운행이 가능한 차량으로, 현재 국내에서는 국제자동차기술협회(SAE International) 기준 Level 3 이상의 기술이 개발되고 있다. 자율주행 기술의 핵심 요소인 정밀도로지도, 차량 간(vehicle-to-everything, V2X) 통신, 사용자 모니터링 등의 기술이 빠르게 발전하고 있으며, Level 4 이상의 자율주행 기술이 도입되면 운전자의 역할이 최소화될 것으로 기대된다(Lee, 2016).

그러나 자율주행 기술의 발전과 함께 교통사고 발생과 안전성에 대한 우려도 커지고 있다. 유럽교통안전위원회(European Transport Safety Council, ETSC)에 따르면, 자율주행차와 관련된 교통사고는 지속적으로 증가하고 있으며, 이는 자율주행 기술의 안전성에 대한 지속적인 평가와 개선이 필요함을 시사한다(ETSC, 2024). 특히, 자율주행차와 자전거, 보행자, 동물 간의 교통사고는 자율주행시스템(automated driving system, ADS)의 기술적 한계와 복잡한 주행 환경에서의 대응 능력을 시험하는 중요한 요소로 작용할 것으로 예상된다. 자전거와 보행자는 도로에서 이동 경로나 속도가 일정하지 않고, 갑작스럽게 방향을 바꾸거나 멈추는 경우가 많아 예측하기 어려운 움직임을 보인다. 이러한 요소들은 자율주행차의 센서가 즉각적으로 인식하고 대응하기 어렵게 만들며, 특히 도심의 복잡한 교통 환경에서 안전성에 큰 도전 과제를 제기한다. 동물의 경우, 예기치 못한 순간에 도로에 나타날 수 있어 더욱 높은 대응 능력이 요구된다.

따라서, 자율주행차가 자전거, 보행자, 동물과 같은 요소들을 어떻게 인지하고 교통사고를 예방할 수 있는지에 대한 시나리오를 구축하여 자율주행차의 안전성 평가에 활용하는 것이 필요하다. 본 연구는 차대 자전거(car-to-bicycle), 차대 보행자(car-to-pedestrian), 차대 동물(car-to-animal) 교통사고 데이터를 활용하여 Level 3 이상의 자율주행차 안전성을 강화하기 위한 평가 시나리오를 세부적으로 개발하는 것을 목적으로 한다.

이를 통해 자율주행차의 안전성을 보다 체계적으로 평가하고, 도심의 복잡한 교통 환경이나 예측하기 어려운 상황에서 발생할 수 있는 다양한 교통사고 상황에 대비할 수 있다. 또한, 개발된 시나리오는 자율주행차 상용화 과정에서 발생할 수 있는 다양한 교통사고 유형을 예측하고 대비하기 위한 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

2. 연구의 범위 및 방법

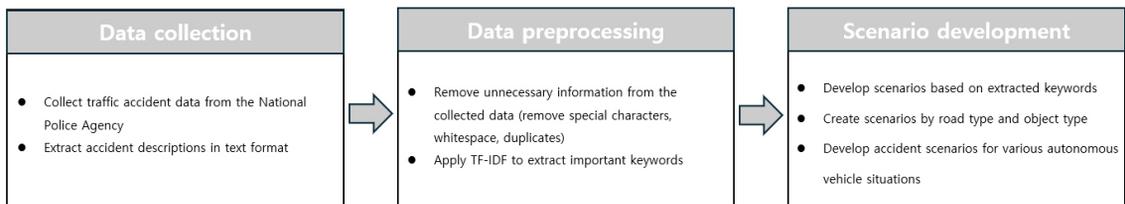
본 연구는 도심 도로에서 발생한 교통사고 데이터를 활용하여 자율주행차 평가 시나리오를 개발하는 것을 목표로 한다. 연구의 공간적 범위는 도심부의 차량이 통행할 수 있는 모든 도로 구간을 포함하며, 도로 유형은 폭 12m 미만의 소로부터 40m 이상의 광로까지 다양하게 설정된다. 도심 도로는 다양한 객체와 시설물이 밀집해 있어 자율주행차가 주행하기 어려운 조건을 가지고 있다. 이에 본 연구에서는 복잡한 주행 환경을 반영한 자율주행차의 평가 시나리오를 개발하고자 한다.

이를 위해, 2012년부터 2014년까지 도심지역에서 발생한 교통사고 데이터를 경찰청에서 수집하여 활용하

였다. 이 데이터는 최신 도로 환경이나 ITS 기술의 변화를 완전히 반영하지 못할 수 있으나, 당시 도심에서 발생한 대표적인 교통사고 유형과 객체 간의 상호작용을 분석하는 데 유용한 자료이며, 자율주행차가 직면할 수 있는 다양한 사고 상황을 평가하기 위한 중요한 기초자료로 활용할 수 있다. 또한 자율주행차의 안전성 평가에 필요한 시나리오를 개발하는 데 있어, 해당 데이터는 도로 환경과 주행 조건을 충분히 반영하고 있다. 수집된 데이터는 교통사고 발생 상황을 글(text)로 설명한 교통사고 경위 데이터에서 주요 단어를 추출하고, 분석에 필요한 정보가 누락된 데이터를 제거하는 전처리 과정을 거쳐 분석에 적합한 형태로 정리되었다. 다음으로, term frequency-inverse document frequency(TF-IDF) 기법을 사용하여 교통사고 경위 데이터에서 주요 키워드를 도출하였다. 이러한 키워드 분석을 통해 사고 유형, 사고 위치, 사고 시 거동 등의 정보를 체계화하였으며, 이를 바탕으로 데이터를 구간별, 객체별, 거동 정보로 분류하였다. 각 구간은 도로의 유형과 상황에 따라 세분화되며, 객체는 차량, 자전거, 보행자, 동물 등으로 분류된다. 거동 정보는 각 객체의 이동 패턴과 교통사고 발생 시의 행동을 포함한다. 이렇게 분류된 데이터를 기반으로 다양한 자율주행차 평가 시나리오를 개발하였다.

본 시나리오는 상황 시나리오(functional scenario)형태로 구성되며 자율주행차가 직면할 수 있는 특정 도로 구간이나 교통 상황에서 발생할 수 있는 대표적인 사고 유형을 정의한다. 상황 시나리오는 도로의 기하구조, 교통 상황, 객체의 행동 등을 포함하며, 이후 범위 시나리오(logical scenario)로 구체화된다. 범위 시나리오는 평가에 필요한 변수의 값이나 범위를 명확히 설정하여 자율주행차의 성능을 다양한 조건에서 평가할 수 있도록 한다. 마지막으로, 범위 시나리오는 실제 시험에 적용하기 위한 시험 시나리오(concrete scenario)로 발전되며, 시험 시나리오는 반복 가능성과 신뢰성을 확보하기 위한 구체적인 조건을 설정하여 자율주행차의 안전성과 대응 능력을 평가하는 데 사용된다(Ko et al., 2022).

이를 바탕으로 본 연구의 과정을 명확히 시각화하기 위해 다음 <Fig. 1>을 통해 연구의 범위 및 방법을 도식화하였다. 도식화된 과정은 데이터 수집부터 전처리 그리고 시나리오 개발에 이르는 모든 단계를 포함하며, 각 단계에서의 주요 작업 및 분석 과정을 작성하였다.



<Fig. 1> Autonomous vehicle evaluation scenario development process

II. 관련 연구 고찰

1. 자율주행차 평가 시나리오 구축 관련 연구 고찰

자율주행차의 안전성 평가를 위한 시나리오 연구는 ADS의 성능과 안전성을 평가하는 데 중요한 역할을 한다. 특히, 이러한 시나리오 연구는 자율주행차가 다양한 주행 조건과 예기치 못한 상황에 어떻게 대응하는지를 검증하여 시스템의 한계를 파악하고 개선점을 도출하는 데 필수적이다. 최근 이러한 중요성이 부각되면서 자율주행차 안전성 평가를 위한 시나리오 연구가 활발히 진행되고 있으며, 다양한 환경과 상황에서 자

율주행차가 어떻게 반응하는지를 분석함으로써 ADS의 신뢰성을 높이는 데 기여하고 있다.

Ko et al.(2022)은 자율주행차 평가 시나리오 구성 요소들을 계층별로 범주화하고, 전문가의 의견을 바탕으로 평가 구성 요소들을 선정하였다. 이 연구에서는 자율주행차의 다양한 주행 환경을 반영하기 위해 시나리오를 6-계층과 local dynamic map(LDM)의 정의를 목표에 맞게 수정하여 분류하고, 각 계층에 따라 필수적인 77개의 평가 요소를 도출하였다. 이러한 접근은 자율주행차의 평가 시나리오를 보다 체계적이고 포괄적으로 구성하는 데 기여하였다.

Noh et al.(2022)은 고속도로 톨게이트와 램프 구간에서 발생한 교통사고 데이터를 바탕으로 자율주행차 주행 안전성을 평가하는 시나리오를 개발하였다. GIS 툴을 활용하여 교통사고 데이터를 추출하고, 교통사고 유형별로 데이터를 분류하였다. 이러한 분석을 통해 9건의 톨게이트 구간 상황 시나리오와 29건의 램프 구간 상황 시나리오가 개발되었다.

Shalev-Shwartz et al.(2016)은 자율주행차의 안전성을 보장하기 위한 형식적 모델인 responsibility-sensitive safety(RSS)를 제안하였다. 이 모델은 자율주행차가 도로에서 안전하게 주행하기 위해 필요한 수학적 기준을 제공하여 ADS의 안전성 평가에 중요한 기초를 마련하였다. RSS 모델은 자율주행차의 안전성을 정량적으로 평가하고, 법적 책임을 명확히 할 수 있는 체계를 제공하며, 자율주행차의 상용화에 필수적인 안전 기준을 충족하는데 기여할 수 있다.

Favarò et al.(2017)은 미국 캘리포니아에서 자율주행차 교통사고 보고서(Department of Motor Vehicles, DMV)를 분석하여 자율주행차와 보행자 및 자전거 간의 교통사고 유형을 파악하였다. 이 연구는 자율주행차의 인지 시스템과 경로 계획 알고리즘 개선하는 데 필요한 중요한 정보를 제공하였다. 특히, 자율주행차가 보행자와 자전거와의 상호작용에서 겪는 문제점을 분석함으로써, 이러한 문제를 해결하기 위한 기술적 개선 방향을 제시하였다.

Sullivan(2011)은 미국에서 발생하는 동물-차량 충돌(animal-vehicle collisions, AVC)의 추세와 특성을 분석하였다. 이 연구는 1990년부터 2008년까지의 Fatality Analysis Reporting System(FARS)에서 수집된 데이터를 통해 AVC의 연간 증가 추세, 계절별 및 일별 패턴, 주별 충돌 위험의 지리적 분포, 그리고 야간 충돌 위험과 제한 속도 사이의 관계를 조사하였다. 연구 결과, AVC는 주로 야간에 발생하며, 제한 속도가 높을수록 충돌 위험이 증가함을 보였다.

Lee et al.(2023)은 미국 캘리포니아의 DMV 데이터를 바탕으로 자율주행차 안전성 평가를 위한 도심부 교통사고 시나리오 생성 방법론 여섯 가지를 제시하였다. 이 연구는 도심부의 복잡한 주행 환경을 반영하여 자율주행차의 안전성을 평가하기 위한 다양한 시나리오를 개발하였으며, 이러한 시나리오는 추후 안전성 평가로 활용될 수 있도록 설계되었다. 이를 통해 자율주행차가 도심부에서 직면할 수 있는 다양한 상황에 대해 보다 현실적인 평가를 할 수 있다.

2. 기존 연구와의 차별성

Ko et al.(2022)은 자율주행차 평가 시나리오 구성 요소를 계층별로 범주화하고, 전문가의 의견을 바탕으로 구성 요소를 선정하였다. 그러나 이 연구는 고속도로 본선 구간 같은 특정 교통사고 환경에 한정되어 있어, 실제 주행 환경에서의 다양한 교통사고 상황을 충분히 반영하기에 한계가 있다. Noh et al.(2022)의 연구 또한 특정 구간인 고속도로 톨게이트와 램프 구간에 국한되어 있어, 도심부의 복잡한 주행 환경을 충분히 반영하는 데 어려움이 있다. 이는 자율주행차의 실도로 운행에서 안전성을 평가하는 데 제약이 될 수 있다. Favarò et al.(2017)은 캘리포니아에서 자율주행차와 보행자 및 자전거 교통사고 데이터를 분석하였고, Sullivan

(2011)은 차대 동물 교통사고 데이터를 분석하여 특정 사고 유형에만 집중했기 때문에 자율주행차가 직면할 수 있는 다양한 사고 상황을 포괄하지 못한다는 한계가 존재한다.

따라서 본 연구는 이러한 기존 연구들의 한계를 극복하기 위해 차대 자전거, 차대 보행자, 차대 동물 교통사고를 통합적으로 분석하고, 도심부의 모든 도로 유형을 포함하여 자율주행차가 직면할 수 있는 다양한 교통사고 상황을 종합적으로 이해하는 데 기여하고자 한다. 특히, TF-IDF 기법은 기존 연구에서 다루지 못했던 비정형 텍스트 데이터를 정교하게 분석할 수 있게 해주며, 자율주행차의 인지 시스템 개선과 알고리즘 개발에 필요한 중요한 데이터를 제공할 수 있다. 또한, TF-IDF 기법을 활용하여 다양한 사고 시나리오를 분석함으로써 자율주행차가 도심부에서 직면할 수 있는 복잡한 주행 환경을 종합적으로 이해하고, 자율주행차의 안전성 평가에 기여하는 중요한 기초 자료로 활용될 수 있다.

III. 교통사고 데이터 분석

1. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서 활용한 데이터는 2012년부터 2014년까지 경찰청에서 수집된 도심 지역 교통사고 데이터를 활용하였다. 데이터는 사고 위치, 시간, 관련 객체 및 경위 등을 포함하며, 분석에 적합하도록 전처리 과정을 거쳐 주요 단어를 추출한 후, 이를 분류하였다. 연구의 공간적 범위가 되는 도심부 도로는 광로(wide roads), 대로(main roads), 중로(medium-sized roads), 소로(community roads) 4개 유형으로 나뉘는데, 도로 폭이 40m 이상이면 광로, 도로 폭이 25~40m인 도로는 대로, 도로 폭이 12~25m이면 중로, 도로 폭이 12m 미만인 도로는 소로로 정의된다(MOLIT, 2021). 분석 대상이 되는 자율주행차의 사고 객체 유형(object types)은 차대 자전거, 차대 보행자, 차대 동물, 자전거대 차 교통사고며, 여기서 차대 자전거 데이터는 목표자동차(target vehicle)가 차량인 경우를, 자전거대 차 데이터는 목표자동차가 자전거인 경우를 나타낸다. 수집한 교통사고 건수는 총 19,332건으로 집계되었으며 도심 도로의 전체 구간에서 객체 유형별 교통사고 건수는 <Table 1>에 나타났다.

<Table 1> Number of data by object types

Road types	Object types	Segment types				Total
		Street intersection	Unsignalized intersection	Signalized intersection	Roundabout intersection	
		Data (cases)	Data (cases)	Data (cases)	Data (cases)	
Wide roads	Car-to-bicycle	108	50	42	2	202
	Car-to-pedestrian	105	35	31	0	171
	Bicycle-to-car	31	9	19	0	59
	Total	213	85	73	2	373
Main roads	Car-to-bicycle	225	177	154	1	557
	Car-to-pedestrian	270	90	80	0	440
	Bicycle-to-car	190	48	49	0	287
	Total	708	352	307	3	1,370
Medium-sized roads	Car-to-bicycle	397	340	125	0	862
	Car-to-pedestrian	1,518	642	873	15	3,048

Road types	Object types	Segment types				Total
		Street intersection	Unsignalized intersection	Signalized intersection	Roundabout intersection	
		Data (cases)	Data (cases)	Data (cases)	Data (cases)	
	Bicycle-to-car	127	100	78	0	305
	Car-to-animal	118	9	1	0	128
	Total	2,750	1,434	1,383	18	5,585
Community roads	Car-to-bicycle	582	633	129	3	1,347
	Car-to-pedestrian	3,167	859	550	16	4,592
	Bicycle-to-car	185	208	87	0	480
	Car-to-animal	95	15	0	0	110
	Total	6,684	3,134	2,149	37	12,004
Total						19,332

<Table 1>는 도심 도로의 전체 구간에서 객체 유형별 교통사고 건수를 보여준다. 소로에서는 차대 보행자 교통사고가 4,592건으로 가장 많이 발생하였으며, 이는 도심부의 좁은 도로에서 보행자와 차량이 빈번히 상호작용하는 환경적 특성을 반영한다. 소로는 보행자와 차량이 동일한 도로 공간을 공유하는 경우가 많아, 차량의 속도가 느리지만 상호작용 빈도가 높아 교통사고 위험이 상대적으로 크다. 또한, 차대 자전거 교통사고도 1,347건으로 많이 발생하여, 자전거와 차량이 혼재된 주행환경에서 교통사고 위험이 높음을 시사한다. 중로에서는 차대 보행자 교통사고가 3,048건으로 나타났는데, 이는 도심부 중로가 보행자와 차량의 상충이 빈번하게 일어나는 구간임을 보여준다. 중로는 소로에 비해 도로 폭이 넓고 차량의 속도가 높아, 보행자와 차량의 상충이 발생할 경우 사고의 위험성도 커질 수 있다. 대로에서는 차대 자전거 교통사고가 557건으로 비교적 많았다. 이는 자전거와 차량이 혼재된 도로 환경에서 발생하는 교통사고 위험이 높음을 나타내며, 자율주행차가 이러한 환경에서 자전거를 인식하고 안전하게 주행할 수 있는 능력을 갖춰야 함을 시사한다. 광로에서는 차대 보행자 교통사고가 171건, 차대 자전거 교통사고가 202건으로, 다른 도로 유형에 비해 상대적으로 적게 발생하였다. 이는 광로가 보행자와 차량의 통행을 잘 분리하는 구조적 특징을 갖추고 있기 때문인 것으로 보인다.

2. TF-IDF를 활용한 키워드 분석

본 절에서는 앞서 수집된 19,332건의 경찰청 교통사고 데이터를 대상으로 TF-IDF 기법을 활용하여 교통사고 유형을 분석하고 분류하였다. TF-IDF 기법은 텍스트 데이터에서 중요한 키워드를 평가하고 추출하는 데 사용되는 통계적 방법으로, TF-IDF는 용어 빈도(term frequency)와 역문서 빈도(inverse document frequency)의 곱으로 계산된다(Kim et al., 2023). 용어 빈도는 특정 단어가 문서 내에서 얼마나 자주 등장하는지를 나타내며, 역문서 빈도는 해당 단어가 전체 문서 집합에서 얼마나 흔하게 나타나는지를 측정하여, 흔하지 않은 단어에 더 높은 가중치를 부여한다. 이 기법은 특정 문서에서 자주 등장하면서도 다른 문서에서는 드물게 나타내는 키워드를 식별하는 데 유용하다.

본 연구에서 사용한 TF-IDF 기법은 경찰청 교통사고 경위 데이터와 같이 비정형 텍스트 데이터에서 사고 유형을 체계적으로 분류하고 중요한 정보를 도출할 수 있다. 텍스트 데이터를 분석할 때 자주 등장하면서 특정 사고 상황에서만 나타나는 중요한 단어들을 추출할 수 있기에, 자율주행차가 직면할 수 있는 사고 상황에

대해 더욱 정교한 분석이 가능하다.

이를 기반으로, 경찰청 교통사고 경위 데이터에 서술된 텍스트 데이터를 분석하였다. 먼저 텍스트를 토큰화(tokenization)하고 인덱싱(indexing)하였다. 토큰화는 텍스트를 개별 단어 또는 구로 분리하는 과정으로, 이를 통해 각 단어를 독립적인 분석 단위로 취급할 수 있게 된다. 인덱싱은 분리된 토큰에 고유인덱스를 부여하여 데이터베이스에서 쉽게 검색하고 분석할 수 있도록 하는 과정이다. 이 과정을 통해 교통사고 경위 데이터의 구조화가 이루어지며, 중요한 단어들을 효율적으로 식별할 수 있게 된다. 이후 교통사고 경위 데이터를 유형화하고, TF-IDF 기법을 적용하여 각 객체의 거동(movement)과 관련된 중요도가 높은 키워드를 선정하였다. 이러한 분석을 통해 도출된 키워드는 자율주행차의 인지 시스템과 알고리즘 개선에 필요한 핵심 데이터를 제공하는 데 기여한다.

경찰청 교통사고 경위 데이터에는 사고 당시 차량 및 객체의 거동 정보가 상세히 기록되어 있으며, 이 데이터를 바탕으로 TF-IDF 분석을 통해 주요 키워드들을 도출하였다. 분석 결과, 객체의 직진 행동과 관련된 단어로 ‘직진’이 가장 높은 TF-IDF 값인 2129.28을 기록하였으며, 객체의 횡단 행동에서는 ‘횡단’이 5532.79로 가장 높은 TF-IDF 값을 나타냈다. 객체의 좌회전과 우회전 행동은 각각 ‘좌회전’ 2677.46, ‘우회전’ 1983.01로 평가되었다. 객체의 움직임 상태 중 정지를 나타내는 단어로는 ‘정지’가 322.53, ‘대기’가 245.72로 분석되었다. 객체의 유턴과 관련된 단어는 ‘유턴’이 311.92, 차로 변경과 관련된 단어는 ‘변경’이 281.68로 나타났다. 객체의 속도변화, 특히 감속과 관련된 단어로는 ‘제동’이 177.52로 평가되었다. 마지막으로, 객체의 추월 행동과 관련된 단어는 ‘추월’로 116.44으로 기록되었다. 이를 통해 ‘직진’, ‘횡단’, ‘좌회전’, ‘우회전’, ‘정지’, ‘대기’, ‘유턴’, ‘변경’, ‘제동’, ‘추월’ 총 10개의 키워드를 바탕으로 분석을 진행했으며, 차대 보행자의 경우 보행자의 키워드인 ‘보행’을 추가하여 총 11개의 키워드를 사용하였다. 이러한 키워드들은 자율주행차의 경로 계획 알고리즘 개발에 중요한 기초 자료로 활용된다. 예를 들어, ‘횡단’ 키워드는 자율주행차가 보행자가 도로를 횡단하는 상황에서 보행자를 인식하고 이를 반영한 경로 계획을 수립하는 데 기여할 수 있다. 이처럼, TF-IDF 기법을 통해 도출된 주요 키워드는 자율주행차가 다양한 객체와의 상호작용 상황에서 안전하게 대응할 수 있도록 돕는 알고리즘 개발에 중요한 역할을 한다.

3. 거동정보 분류

교통사고 데이터를 분석하기 위해 도로 유형별로 TF-IDF를 분류하였다. 도로 유형은 광로, 대로, 중로, 소로로 구분되며, 각 도로 유형별로 가로구간, 비신호교차로, 신호교차로 데이터를 나누어 분석을 진행하였다. 또한, 교통사고에 관련된 객체 유형을 조합하여 데이터 유형을 분류하였다.

본 연구에서는 차대 자전거, 자전거대 차, 차대 보행자 교통사고 데이터를 추출하여 분석을 진행하였다. 차대 자전거와 자전거대 차 데이터는 총 10개 거동 정보(직진, 횡단, 좌회전, 우회전, 정지, 대기, 유턴, 변경, 제동, 추월)로 선정하였고, 차대 보행자 데이터는 ‘보행’ 거동정보를 추가한 총 11개 거동 정보로 선정하였다. 차량, 자전거, 보행자 각각의 가능한 거동 정보를 기반으로 분석을 진행하였으며, 차량 거동에 해당 하는 키워드는 9개(직진, 좌회전, 우회전, 정지, 대기, 유턴, 변경, 제동, 추월), 자전거 거동에 해당하는 키워드는 7개(직진, 횡단, 좌회전, 우회전, 정지, 대기, 제동), 보행자 거동에 해당하는 키워드 개수는 4개(직진, 횡단, 대기, 보행)으로 구성하였다.

차대 보행자 교통사고는 자전거 및 동물과의 교통사고에 비해 더 복잡하고 예측하기 어려운 특성을 지니지만, 본 연구에서는 이를 일관된 거동 정보로 분류하여 자율주행차의 안전성 평가에 시나리오를 도출하였다. 한편, 보행자대 차 데이터는 제외하였는데, 이는 보행자대 차 교통사고의 경우 자전거 및 차량 간의 교통사고

와 달리 보행자의 불규칙한 행동으로 인해 및 다양한 교통사고 상황을 일관되게 분류하기 어렵기 때문이다. 또한, 차대 동물 데이터와 회전교차로에 해당하는 데이터는 유형분류 과정 없이 수기 분석을 진행하였다.

광로의 경우 비교적 넓은 도로로서 차량의 고속 주행이 가능하지만, 주행 환경이나 조건이 급변하는 경우 운전자가 즉각적으로 차량을 제어하기 어려운 상황이 발생할 수 있고, 이로 인해 교통사고의 위험이 높아질 수 있다. 광로에서는 총 152건의 객체 구성이 가능했으며, 이 중 차대 자전거가 104건, 차대 보행자가 24건, 자전거대 차가 24건으로 구성되었다. 대로는 광로보다 도로 폭은 좁지만 여전히 주요 도로로서 다양한 객체(차량, 자전거, 보행자)가 혼재된 환경이다. 대로에서는 총 343건의 객체 구성이 이루어졌으며, 이 중 차대 자전거는 219건, 차대 보행자는 50건, 자전거대 차는 74건으로 나타났다. 중로는 도심부에서 주요한 교차로와 만나는 구간이 많아 보행자와 차량간의 상호작용이 빈번하다. 이에 따라 총 765건의 객체 구성이 이루어졌으며, 차대 자전거는 131건, 차대 보행자는 587건, 자전거대 차는 47건으로 구성된다. 마지막으로 소로는 도심부의 좁은 도로로 보행자, 자전거, 차량이 밀집한 환경에서 사고가 자주 발생하는 지역이다. 총 811건의 객체가 구성되었으며, 차대 자전거는 149건, 차대 보행자는 614건, 자전거대 차는 48건으로 구성되어 있다. 소로에서는 특히 차대 보행자, 자전거 간의 충돌이 빈번하며, 좁은 도로 폭과 보행자 및 자전거의 높은 밀집도로 인해 사고 발생 시 큰 피해로 이어질 수 있다. 이는 사고 시 충격을 피할 여유 공간이 부족하여 보행자나 자전거 이용자가 직접적인 위험에 노출될 가능성이 높기 때문이다.

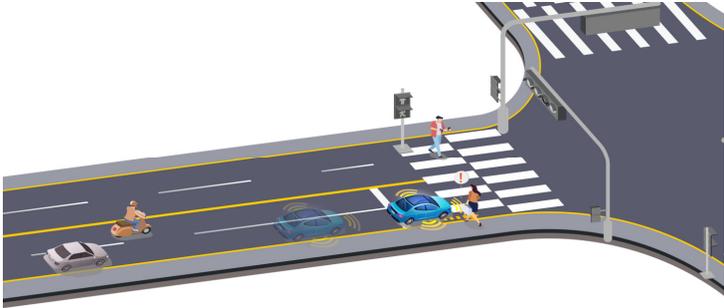
IV. 시나리오 개발

1. 시나리오 상황 도출 결과

분류된 도로 유형별로 교통사고 상황을 도출하여 자율주행차의 특성을 반영한 교통사고 시나리오를 개발하였다. 키워드 기반 거동정보 분류를 통해 도출된 객체구성은 실제 교통사고 데이터를 매칭하여 1건이상 발생한 경우 시나리오로 구성하였다. 차대 자전거에 관한 경우, 자율주행차가 교통법규를 준수한다는 가정하에 발생할 수 없기에 제외시켰다. 따라서 차대 보행자, 자전거대 차, 차대 동물을 대상으로 시나리오 상황을 도출했다. 비록 비자율주행차 교통사고 데이터를 기반으로 시나리오를 구성하였으나, 자율주행차가 직면할 수 있는 실제 상황을 평가하는 데 중점을 두고 있다. 시나리오 형성을 위해 시나리오 유형을 구분하고 실제 상황도 작성을 진행하면서 시나리오 설명을 추가하였다.

시나리오 도출 예시는 <Fig. 2>과 같으며, 이동 객체의 특징과 시나리오 작성 출처를 포함하여 작성하였다. 시나리오 형식은 기존 연구 Ko et al.(2022)의 양식을 차용했음을 밝힌다. 본 예시 시나리오 상황도는 신호교차로에서 발생할 수 있는 차대 보행자 교통사고 상황을 다루며, 직진하는 자율주행차와 횡단하는 보행자를 인지하고 대응하는 것을 개발 목적으로 하여 구성하였다.

시나리오 구성 및 분류 기준은 <Table 2>에 제시되어 있으며, 도로 유형에 따른 교통사고 발생 패턴을 반영하여 설계되었다. 이 시나리오에서는 자율주행차가 교통 법규를 준수한다는 가정하에 평가가 이루어지므로 차량과 보행자의 객체 구분이 특정 상황보다는 교통사고가 발생할 수 있는 다양한 상황을 재현하고 평가하는 것이 핵심이다. 따라서, 차대 보행자 데이터를 바탕으로 상황을 도출하여 자율주행차의 인지 및 대응 능력을 평가하는 시나리오를 개발하였다. <Table 2>에서 WR은 광로(wide roads), MR은 대로(main roads), MSR은 중로(medium-sized roads), CR은 소로(community roads)을 나타낸다.

Scenario type	Scenario type	Car-pedestrian			
	Scenario location	Signalized intersection			
	Scenario objective	Evaluation of detection and response to a crossing pedestrian			
Overall Situation					
Scenario Details	A situation where the ego vehicle (autonomous vehicle) needs to detect and respond appropriately to avoid colliding with surrounding road structures while driving straight through a signalized intersection and avoiding an object crossing the intersection ahead.				
Geometric Structure	Total number of Lanes	4 lanes			
	Lane type	Four-way signalized intersection			
Moving Objects	Classification	Vehicle Type	Driving Lane	Location	Movement
	Ego Vehicle	Car	Second lane	-	Driving straight
	Actor Object	Pedestrian	-	Intersecting-right	Crossing
	Situation	Classification	Location		Movement
		Ego Vehicle	-		Avoiding and colliding with a structure
Scenario Basis	Data Source	Korea National Police Agency	Prepared by	Ajou University	
	Scenario Source	Based on traffic accident data involving pedestrians on Medium-sized roads, with 50 cases out of 1,744 total incidents (4.70%).			

<Fig. 2> Example of scenario

<Table 2> Classify scenarios

Segment types	Actor object	Scenarios	Road types					
			WR	MR	MSR	CR	Total	
Street intersection	Bicycle	The straight-moving actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	3	-	-	3	0.17%
		The straight-moving actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	-	-	1	1	2	0.11%
		The straight-moving actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	2	3	1	-	6	0.34%
		The straight-moving actor bicycle collided with a stopping ego vehicle.	-	-	-	1	1	0.06%
		The straight-moving actor bicycle collided with a braking ego vehicle.	-	-	-	1	1	0.06%

<Table 2> Classify scenarios (Cont'd)

Segment types	Actor object	Scenarios	Road types					Total	
			WR	MR	MSR	CR			
Street intersection	Bicycle	The crossing actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	6	16	8	7	37	2.12%	
		The crossing actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	-	1	1	-	2	0.11%	
		The crossing actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	2	-	2	4	0.23%	
		The crossing actor bicycle collided with a stopping ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The crossing actor bicycle collided with a waiting ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The crossing actor bicycle collided with a braking ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The left-turning actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	1	-	1	2	0.11%	
		The left-turning actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The left-turning actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	1	-	1	2	0.11%	
		The right-turning actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	2	1	1	4	0.23%	
	Pedestrian	The straight-moving ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	4	8	56	47	115	6.59%	
		The straight-moving ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	1	13	52	66	3.78%	
		The left-turning ego vehicle collided with a straight-moving actor pedestrian.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The left-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	1	16	32	49	2.81%	
		The left-turning ego vehicle collided with a waiting actor pedestrian.	-	-	-	1	1	0.06%	
		The left-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	22	30	52	2.98%	
		The right-turning ego vehicle collided with a straight-moving actor pedestrian.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The right-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	3	4	12	14	33	1.89%	
		The right-turning ego vehicle collided with a waiting actor pedestrian.	-	1	-	-	1	0.06%	
		The right-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	2	4	12	18	36	2.06%	
		The u-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	6	9	15	0.86%	

<Table 2> Classify scenarios (Cont'd)

Segment types	Actor object	Scenarios	Road types					Total
			WR	MR	MSR	CR		
Street intersection	Pedestrian	The u-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	6	4	10	0.57%
		The changing ego vehicle collided with a straight-moving actor pedestrian.	-	1	-	-	1	0.06%
		The changing ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	1	1	1	3	0.17%
		The changing ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	-	2	2	0.11%
		The overtaking ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	-	2	2	0.11%
	Animal	The ego vehicle collided with an animal crossing ahead.	-	-	8	7	15	0.86%
		The ego vehicle avoided an animal crossing ahead and collided with a roadside structure.	-	-	36	31	67	3.84%
		The ego vehicle avoided an animal crossing ahead and collided with a stationary vehicle.	-	-	26	19	45	2.58%
		The ego vehicle collided with a stationary animal ahead.	-	-	2	19	21	1.20%
		The ego vehicle avoided a stationary animal ahead and collided with a roadside structure.	-	-	33	12	45	2.58%
		The ego vehicle avoided a stationary animal ahead and collided with a stationary vehicle.	-	-	13	7	20	1.15%
Signalized intersection	Bicycle	The straight-moving actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	3	6	6	7	22	1.26%
		The straight-moving actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	2	3	-	4	9	0.52%
		The straight-moving actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%
		The straight-moving actor bicycle collided with a waiting ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%
		The crossing actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	3	13	4	-	20	1.15%
		The crossing actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	1	9	2	1	13	0.75%
		The crossing actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	2	3	1	-	6	0.34%
		The crossing actor bicycle collided with a stopping-turning ego vehicle.	-	-	-	1	1	0.06%
		The crossing actor bicycle collided with a waiting-turning ego vehicle.	1	1	-	-	2	0.11%
		The left-turning actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	1	-	4	-	5	0.29%
The left-turning actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	3	3	1	-	7	0.40%		

<Table 2> Classify scenarios (Cont'd)

Segment types	Actor object	Scenarios	Road types					Total
			WR	MR	MSR	CR		
Signalized intersection	Bicycle	The left-turning actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	1	-	-	1	0.06%
	Pedestrian	The straight-moving ego vehicle collided with a straight-moving actor pedestrian.	-	1	1	-	2	0.11%
		The straight-moving ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	6	3	50	23	82	4.70%
		The straight-moving ego vehicle collided with a waiting actor pedestrian.	-	-	1	-	1	0.06%
		The straight-moving ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	7	5	12	0.69%
		The left-turning ego vehicle collided with a straight-moving actor pedestrian.	-	-	1	-	1	0.06%
		The left-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	4	10	75	50	139	7.97%
		The left-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	2	23	28	53	3.04%
		The right-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	5	9	85	29	128	7.34%
		The right-turning ego vehicle collided with a waiting actor pedestrian.	-	-	-	1	1	0.06%
		The right-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	2	7	9	18	1.03%
		The u-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	3	3	6	0.34%
		The u-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	-	1	1	0.06%
		The changing ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	3	3	6	0.34%
		Animal	The ego vehicle drove straight through a signalized intersection, avoided a crossing animal, and collided with a roadside structure.	-	-	1	5	6
Unsignalized intersection	Bicycle	The straight-moving actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	-	4	3	7	0.40%
		The straight-moving actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	-	-	1	-	1	0.06%
		The straight-moving actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	-	1	-	1	0.06%
		The crossing actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	-	4	3	7	0.40%
		The crossing actor bicycle collided with a left-turning ego vehicle.	-	-	1	1	2	0.11%
		The crossing actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	-	1	1	2	0.11%
		The left-turning actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	-	3	3	6	0.34%
		The left-turning actor bicycle collided with a right-turning ego vehicle.	-	-	1	-	1	0.06%

<Table 2> Classify scenarios (Cont'd)

Segment types	Actor object	Scenarios	Road types					Total
			WR	MR	MSR	CR		
Unsignalized intersection	Bicycle	The right-turning actor bicycle collided with a straight-moving ego vehicle.	-	-	1	9	10	0.57%
	Pedestrian	The straight-moving ego vehicle collided with a straight-moving actor pedestrian.	-	-	-	1	1	0.06%
		The straight-moving ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	21	23	44	2.52%
		The straight-moving ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	5	5	10	0.57%
		The left-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	86	89	175	10.03%
		The left-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	21	83	104	5.96%
		The right-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	39	28	67	3.84%
		The right-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	9	19	28	1.61%
		The u-turning ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	4	-	4	0.23%
		The u-turning ego vehicle collided with a walking actor pedestrian.	-	-	1	1	2	0.11%
		The braking ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	1	-	1	0.06%
	The overtaking ego vehicle collided with a crossing actor pedestrian.	-	-	-	1	1	0.06%	
	Animal	The ego vehicle drove straight through an unsignalized intersection, avoided a crossing animal, and collided with a roadside structure.	-	-	8	5	13	0.75%
		The ego vehicle, while driving straight through an unsignalized intersection and avoiding an animal crossing, collided with the vehicle ahead.	-	-	-	2	2	0.11%
		The ego vehicle drove straight through an unsignalized intersection, avoided a stationary animal, and collided with a roadside structure.	-	-	1	2	3	0.17%
		The ego vehicle, while driving straight through an unsignalized intersection and avoiding an animal in the intersection, had a self-inflicted accident.	-	-	-	6	6	0.34%
Roundabout intersection	Bicycle	Collision with a bicycle ahead while turning in the roundabout.	-	-	-	1	1	0.06%
		Collision with a bicycle crossing the roundabout.	-	-	-	1	1	0.06%
		Collision with a bicycle entering the roundabout while turning.	-	-	-	1	1	0.06%
	Pedestrian	Collision with a pedestrian crossing the roundabout.	-	-	10	3	13	0.75%
		Collision with a pedestrian proceeding along the roundabout.	-	-	4	6	10	0.57%
		Collision with a pedestrian standing inside the roundabout.	-	-	1	6	7	0.40%
Total			48	124	777	795	1,744	100%
Number of scenarios			16	38	61	66		

V. 결론 및 향후 연구과제

1. 결론

본 연구에서는 차대 자전거, 차대 보행자, 차대 동물 교통사고 데이터를 활용하여 자율주행 교통사고 시나리오를 개발하였다. 차대 자전거 및 차대 보행자 교통사고 데이터는 TF-IDF 기법을 활용하여 주요 키워드를 도출하고, 이를 기반으로 구간별, 객체별, 거동 정보를 세분화하여 시나리오를 제시하였다. 반면, 차대 동물 교통사고 데이터는 데이터의 양이 충분하지 않아 수기로 전처리하였으며 주요 교통사고 유형을 도출하여 시나리오를 구성하였다.

분석 결과, 각 도로 유형(광로, 대로, 중로, 소로)과 교차로 유형(가로구간, 비신호교차로, 신호교차로, 회전교차로)에 따라 자율주행차가 직면할 수 있는 다양한 교통사고 상황을 구체적으로 도출하였다. 본 연구에서 추출한 시나리오 수는 광로 16건, 대로 38건, 중로 61건, 소로 66건이었다. 광로에서는 비교적 적은 교통사고 시나리오가 개발되었으며, 이는 광로의 넓은 도로 폭과 차량 속도가 높아 보행자 및 자전거와의 상호작용이 상대적으로 적기 때문이다. 이로 인해 자율주행차가 주행 시 중요하게 고려해야 할 상황은 차량 간의 충돌이나 고속 주행 중 발생할 수 있는 사고로 제한된다. 반면, 대로에서는 자전거와 차량 간의 교통사고가 비교적 빈번하게 발생하였다. 대로는 주요 도로로서 폭이 넓고 차량과 자전거, 보행자가 함께 사용하는 경우가 많아 이들 간의 상호작용이 빈번하다. 특히 대로에서는 자전거가 도로 가장자리를 따라 주행할 때 차량과의 충돌 위험이 증가할 수 있다. 자율주행차는 이러한 복합적인 주행 환경에서 자전거를 정확히 인식하고, 안전한 주행 경로를 유지하는 것이 필수적이다. 중로와 소로에서는 보행자와 차량 간의 상호작용이 매우 빈번하게 일어나 다양한 교통사고 시나리오가 도출되었다. 중로에서는 주요 교차로와의 접점이 많아 보행자와 차량의 교차 가능성이 높아지며 이로 인해 보행자와의 충돌 위험이 증가한다. 소로에서는 도로 폭이 좁고 보행자 및 자전거의 밀집도가 높아 자율주행차가 주행 중 이들과의 상호작용에서 발생하는 사고 가능성이 높다. 특히 좁은 도로에서 보행자와 자전거의 예상치 못한 행동에 신속하게 대응할 필요가 있다.

이러한 연구 결과는 자율주행차가 도심부에서 주행할 때 직면할 수 있는 다양한 교통사고 상황을 보다 명확하게 이해하고 대응할 수 있는 기반을 마련한다. 이를 통해 자율주행차의 주행 알고리즘을 개선하고 다양한 주행 상황에서의 안전성을 높이는 데 기여할 수 있다. 예를 들어 광로에서는 직진과 좌회전 중 발생하는 교통사고를 예방하기 위한 알고리즘 개선 방안을 제시할 수 있으며, 대로에서는 자전거와의 혼재된 주행 환경에서 발생할 수 있는 교통사고를 줄이기 위한 방안을 도출할 수 있다. 중로와 소로에서는 보행자와의 상호작용에서 발생하는 다양한 교통사고를 예방하기 위한 구체적인 대응 방안을 제시할 수 있다.

따라서 본 연구를 통해 도출된 자율주행차 사고 시나리오는 자율주행차의 주행 알고리즘 개선과 안전성 평가에 필수적인 기초 자료를 제공할 수 있다. 특히 도로 유형별, 객체 유형별로 도출된 시나리오들은 실제 주행 환경에서 자율주행차가 직면할 수 있는 다양한 사고 상황을 재현하고, 이를 통해 자율주행차의 인지 및 대응 능력을 평가하는 데 중요한 자료로 활용될 수 있다. 따라서 자율주행차의 주행 알고리즘을 개선하고, 다양한 주행 상황에서 교통사고를 예방할 수 있는 구체적인 방안을 도출할 수 있다.

또한, TF-IDF 기법을 통한 교통사고 데이터 분석 방법론은 자율주행차 사고 시나리오 개발에 적용되어 새로운 연구적 기여를 이루었으며, 자율주행차 상용화 과정에서 발생할 수 있는 다양한 사고 유형을 사전에 예측하고 대비할 수 있는 실용적인 근거 자료로 활용될 수 있을 것이다. 결과적으로 본 연구는 자율주행차의 안전성을 강화하고 상용화 과정에서의 다양한 교통사고 유형을 예측하며 대비할 수 있는 중요한 기초 자료로 활용될 것으로 기대된다.

2. 한계점 및 향후 연구 과제

본 연구에서 도출된 결과는 ADS의 안전성 평가와 개선에 중요한 기여를 할 수 있지만, 몇 가지 한계점이 있다.

첫째, 본 연구는 도심 도로 유형에 제한된 데이터를 활용했다. 이로 인해 다양한 도로 환경과 교통 상황을 포괄하지 못하는 한계가 있다. 향후 연구에서는 도심뿐만 아니라 교외 및 시골 지역, 주차장 등 다양한 도로 환경에서의 교통사고 데이터를 수집하고 분석하여 보다 포괄적이고 일반화된 시나리오를 개발할 필요가 있다. 이를 통해 ADS가 다양한 주행 환경에서 어떻게 반응하는지를 보다 정확하게 평가할 수 있을 것으로 사료된다.

둘째, 본 연구를 통해 개발된 시나리오의 실효성을 검증하지 못했다. 개발한 시나리오가 실제로 자율주행차의 안전성을 향상시키는데 기여하는지 평가하기 위해서는 개발한 시나리오를 바탕으로 시뮬레이션 및 주행시험장(테스트베드) 테스트를 통해 ADS의 성능을 검증이 필요하다. 이러한 검증을 통해 시나리오의 현실성을 평가하고, ADS의 개선 방안을 도출할 수 있다. 시나리오가 실제로 ADS의 성능 향상에 유의미한 영향을 주는지를 테스트베드나 시뮬레이션을 통해 확인함으로써 시스템의 신뢰성을 높일 수 있을 것이다.

셋째, 본 연구에서는 비자율주행차 교통사고 데이터를 기반으로 시나리오를 개발하여 자율주행차의 특성을 충분히 반영하지 못한 측면이 있다. 특히, 연구에 사용된 데이터는 최신 도로 환경이나 ITS 기술의 발전을 충분히 고려하지 못했을 수 있어, 분석 결과가 최신 교통 상황과 기술적 변화에 따른 다양성을 반영하는데 한계가 있을 수 있다. 향후 연구에서는 최신 교통사고 경위 데이터를 포함한 자율주행차 특화 데이터를 수집하고 이를 바탕으로 시나리오를 더욱 정교하게 개발할 필요가 있다. 이를 통해 자율주행차의 주행 상황에서 발생할 수 있는 다양한 사고 유형을 보다 정확하게 반영할 수 있을 것이다.

마지막으로, 본 연구에서는 약 20만 건의 교통사고 경위를 분석하는 데 상위 10~11개의 TF-IDF 키워드만을 활용하여 도출했기 때문에, 예외적이거나 비정형적인 교통사고 상황을 충분히 반영하지 못할 가능성이 있다. 추후 연구에서는 다른 텍스트 분석 모형을 활용하여 보다 다양한 시나리오를 개발하는 것이 필요하다. 예를 들어, 거대 언어 모형(large language model, LLM) 관련 기술을 활용한 텍스트 분석을 통해 교통사고 데이터를 더욱 정교하게 분석함으로써 다양한 비정형 교통사고 상황을 반영한 시나리오를 도출할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 연구과제(과제번호 RS-2021-KA160637) 지원으로 수행하였습니다. 본 논문은 2024년 한국ITS학회 춘계학술대회에 게재되었던 논문을 수정·보완하여 작성하였습니다.

REFERENCES

- ETSC, <https://etsc.eu/us-agencies-investigate-tesla-autopilot-and-ford-blue-cruise-deaths/>, 2024. 04.26.
- Favarò, F. M., Nader, N., Eurich, S. O., Tripp, M. and Varadaraju, N.(2017), “Examining accident reports involving autonomous vehicles in California”, *PLOS ONE*, vol. 12, no. 9, p.e0184952.

- Kim, Y., Kim, I., Lee, S., Lee, H. and Yun, I.(2023), “Trend analysis of highway digitalization using text mining”, *The Korea Institute of Intelligent Transport Systems 2023 Spring Conference*, pp.913-917.
- Ko, W., Yun, I., Park, S., Jeong, H. and Park, S.(2022), “Derivation of assessment scenario elements for automated vehicles in the expressway mainline section”, *The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 21, no. 1, pp.221-239.
- Korean National Police Agency(2023), *Road traffic safety promotion strategy for full autonomous driving commercialization*.
- Lee, B.(2016), *Trends and Prospects of Domestic and International Autonomous Vehicle Technology Development*, Korea Polytechnic University.
- Lee, H., Kang, M., Song, J. and Hwang, K.(2023), “Development of autonomous vehicle traffic accident scenarios in urban areas based on real-world accident data using association rule mining”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 41, no. 3, pp.375-393.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport(MOLIT)(2021), *Road safety facilities installation and management guidelines*.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport(MOLIT)(2022), https://www.molit.go.kr/USR/NEWS/m_71/dtl.jsp?lcmspage=1&id=95087208, 2024.03.18.
- Noh, J., Ko, W., Kim, J., Oh, S. and Yun, I.(2022), “Development of functional scenarios for automated vehicle assessment: Focused on tollgate and ramp sections”, *The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 21, no. 6, pp.250-265.
- Shalev-Shwartz, S., Shammah, S. and Shashua, A.(2016), “On a formal model of safe and scalable self-driving cars”, *arXiv preprint arXiv:1708.06374*.
- Sullivan, J. M.(2011), “Trends and characteristics of animal-vehicle collisions in the United States”, *Journal of Safety Research*, vol. 42, no. 1, pp.9-16.