

# Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발을 위한 자율주행차량 위험 사례 분석: 인지 음영을 중심으로

## Analysis of Autonomous Vehicles Risk Cases for Developing Level 4+ Autonomous Driving Test Scenarios: Focusing on Perceptual Blind

오 승 민\* · 최 재 희\*\* · 장 기 태\*\*\* · 윤 진 원\*\*\*\*

\* 주저자 : 한국과학기술원 조천식모빌리티대학원 박사과정  
\*\* 공저자 : 한국과학기술원 조천식모빌리티대학원 석사과정  
\*\*\* 공저자 : 한국과학기술원 조천식모빌리티대학원 교수  
\*\*\*\* 교신저자 : 한국과학기술원 기계기술연구소 연수연구원

Seung min Oh\* · Jae hee Choi\* · Ki tae Jang\* · Jin won Yoon\*\*

\* Cho Chun Shik Graduate School of Mobility, KAIST  
\*\* Mechanical Engineering Research Institute, KAIST

† Corresponding author : Jin won Yoon, jinwon.yoon@kaist.ac.kr

Vol. 23 No.2(2024)  
April, 2024  
pp.173~188

pISSN 1738-0774  
eISSN 2384-1729  
<https://doi.org/10.12815/kits.2024.23.2.173>

Received 25 March 2024  
Revised 12 April 2024  
Accepted 18 April 2024

© 2024. The Korea Institute of Intelligent Transport Systems. All rights reserved.

### 요 약

자율주행차량(AV)의 기술 발전으로 실도로 내 자율주행이 가능해졌지만, 주변 요소로 AV의 인지 범위 또는 능력이 제한되는 인지 음영으로 완전한 자율주행에 어려움이 있다. 오늘날 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오를 개발하기 위해서는 실제 도로에서 발생할 수 있는 다양한 인지 음영 상황을 파악하고 대비 전략을 구상하는 것이 중요하다. 따라서, 본 연구는 미국 캘리포니아 차량관리국(DMV)의 AV 사고 데이터를 통해 자율주행 모드 활성화 여부에 따라 AV와 일반차량의 사고 형태와 특성을 비교하고, AV 제어권 전환 데이터를 단계적으로 분류하여 인지 음영으로 인한 제어권 전환의 유형과 실제 사례를 도출하였다. 분석 결과, AV의 안전 운전 기동으로 일반 차량과 다른 사고 유형이 나타났으며, 3가지 유형의 인지 음영 사례를 파악하였다. 본 연구 결과는 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발의 중요한 기초자료가 될 것이며, 다양한 인지 음영이 고려된 테스트 시나리오를 통해 상황별 인지 음영을 해소하는 효율적인 전략을 마련할 수 있다. 이를 통해 실제 도로에서의 AV 주행 안전성을 효과적으로 평가하고 향상할 수 있을 것으로 기대된다.

핵심어 : 자율주행차량, DMV 자율주행 기록, 인지 음영, 교통사고, 제어권 전환

### ABSTRACT

With the advancement of autonomous vehicle (AV) technology, autonomous driving on real roads has become feasible. However, there are challenges in achieving complete autonomy due to perceptual blind areas, which occur when the AV's sensory range or capabilities are limited or impaired by surrounding objects or environmental factors. This study aims to analyze AV accident patterns and safety issues of perceptual blind area that may occur in urban areas, with the goal of developing test scenarios for Level 4+ autonomous driving. It utilized AV accident data from the California Department of Motor Vehicles (DMV) to compare accident patterns and characteristics between AVs and conventional vehicles based on activation status of autonomous mode. It also categorized AV

disengagement data to identify types and real-world cases of disengagements caused by perceptual blind areas. The analysis revealed that AVs exhibit different accident types due to their safe driving maneuvers, and three types of perceptual blind area scenarios were identified. The findings of this study serve as crucial foundational data for developing Level 4+ autonomous driving test scenarios, enabling the design of efficient strategies to mitigate perceptual blind areas in various scenarios. This, in turn, is expected to contribute to the effective evaluation and enhancement of AV driving safety on real roads.

Key words : Autonomous vehicle, DMV autonomous driving record, Peceptual blind areas, Traffic accident, Disengagement

## I. 서 론

세계적인 고령화와 도시 집중화의 빠른 추세에 따라 자율주행차량(Autonomous Vehicle, 이하 AV) 기술도 급격히 고도화·상용화될 것으로 예상된다. 미국 자동차공학회(Society of Automotive Engineers, SAE)에서 제시한 자율주행 단계 중 현재 레벨 4 이상의 고도화된 자율주행(이하 Lv 4+ 자율주행) 기술 개발이 전 세계적으로 활발히 진행 중이며(National Highway Traffic Safety Administration, 2016), 국내에서도 2027년 완전자율주행 상용화를 목표로 규제와 인프라 개선, 기술 개발 및 실증 연구가 적극적으로 진행되고 있다.

더불어 AV 안전사고의 예방 및 최소화를 위해 AV 안전성 테스트는 필수적인 단계로 인식된다. 이를 위해 많은 국가에서 자율주행차량 테스트베드(test-bed)를 구축하여 AV의 안전성을 테스트하고 있다. 미국의 M-City(UMICH, 2023), 일본의 J-town(JARI, 2023), 스웨덴의 AstaZero(AstaZero, 2023) 등 AV 시범 운행에 특화된 테스트베드가 마련되어 여러 도로 상황과 환경에서 AV의 안전성이 검증되고 있다. 국내에서도 화성의 K-City와 판교, 상암 등의 AV 시범 운행지역에서 AV 성능 및 안전성 평가가 이루어지고 있다(Kim et al., 2021). 이러한 주행 실험과 더불어 AV의 안전성 평가를 위해 AV가 실제 도로에서 직면할 수 있는 다양한 교통 상황을 모방한 AV 테스트 시나리오를 개발하기 위한 연구도 활발히 진행되고 있다. 예를 들어, 독일의 PEGASUS 프로젝트는 AV 평가 시나리오의 개념과 유형을 새롭게 정의하였고(PEGASUS, 2023), 싱가포르의 CETRAN 프로젝트는 67개의 구체적인 시나리오 범주를 도출하였다(CETRAN, 2020). 국내 선행 연구에서는 고속도로 교통사고 데이터를 기반으로 토픽 모델링(topic modeling), 텍스트 가중치 분석(text weight analysis) 등 다양한 방법을 활용하여 AV 테스트 시나리오를 개발하였다(So et al., 2019; Chae et al., 2022).

그럼에도 불구하고, 최근 AV의 실도로 주행이 증가함에 따라 AV 관련 안전사고가 잇달아 발생하면서, AV의 도심 주행 안전성에 대한 우려가 증가하고 있다. 워싱턴 포스트의 연방 데이터 분석에 따르면 테슬라(Tesla)의 오토파일럿(Autopilot) 도입 이후 약 700건 이상의 충돌 사고가 발생하였으며, 그 중 최소 19건이 사망사고인 것으로 나타났다(Washington Post, 2023). 미국 제너럴모터스(GM)의 자율주행 자회사 크루즈는 AV와 보행자의 충돌 사고로 인해 무인 로보택시 운행을 두 달 만에 중단했다(ABC7 News, 2023). 전 세계 주요 자동차제조업체가 완전 자율주행 기술 개발을 위해 힘쓰고 있지만, 실제 복잡한 도로에서는 여전히 현재의 AV 기술이 다양한 위험 상황에 완전히 대응하기는 어려운 실정이다.

위와 같이 Lv 4+ 자율주행을 위해서는 복잡한 도심부 도로에서, 일반차량 및 보행자가 존재하는 복잡한 환경에 대해서도 안전성이 필수적으로 보장되어야 한다. 그러나 복잡한 도심부 주행 환경에서는 다양한 원인으로 인해 AV의 인지가 제한되거나 저하되는 상황이 불가피하게 발생하게 되는데, 이 경우 AV는 운전자에게 제어권을 전환하기도 하지만 심한 경우 사고로 이어질 수도 있다. 이와 같은 현상은 차량 내부 센서의

사각지대(blind spot)로 인해 발생하는 인지 실패와는 다르게, 주변 객체나 환경적 요인에 의해 AV의 인지 범위가 제한되거나 저하된다는 것으로, 본 논문에서는 이를 ‘인지 음영(perceptual blind)’으로 정의하여 구분한다. 인지 음영은 AV의 카메라나 센서의 결함이나 범위 한계로 인한 인지 실패 문제가 아니라, 자율 주행 중 차량이 인지하지 못하는 주변 영역에서 발생할 수 있는 위험 상황을 의미한다. AV 기술 개발을 통해 차량의 인지 능력을 강화하는 것도 중요하지만, AV가 실제 주행 중 복잡한 주변 환경과 도로교통 상황에 직면할 때 발생할 수 있는 인지 음영을 파악하고, 이러한 인지 음영 상황에 어떻게 대응할 수 있는지 연구하는 것이 필수적이다. 안전한 Lv 4+ 자율주행을 위하여 최근에는 주변 차량 또는 인프라와의 통신을 통한 인지 공유/증강(perception sharing/augmentation) 등의 자율협력주행이 새로운 대안으로 떠오르고 있으며(Wang et al., 2020), 자율주행 안전성 테스트 시나리오 개발에도 인지 음영을 고려하기 위한 이니셔티브가 논의되고 있다.

기존의 AV 테스트 시나리오 개발은 Lv 4+ 자율주행 안전성을 평가하기에 여러 가지 한계점을 가지고 있다. 첫째로, 대부분의 선행 연구는 과거 발생한 일반차량의 사고 데이터를 기반으로 AV 테스트 시나리오의 요소를 도출하고, 예상되는 위험 상황을 포함한 시나리오를 개발하였다(So et al., 2019; Ko et al., 2022). 그러나 AV는 일반차량과는 다른 주행 특성을 가지고 있기 때문에(Liu et al., 2021), AV가 일반차량과 혼재하여 주행할 경우 과거에 발생한 일반차량의 사고와 다른 형태의 사고 유형이 나타날 것으로 예상된다. 따라서 AV 도심 내 주행 안전성 평가의 신뢰성을 확보하기 위해, AV와 일반차량이 혼합된 도로에서 발생한 실제 AV 사고 데이터를 활용하는 방안이 제시되어야 한다. 둘째로, 선행 연구로 도출된 AV 테스트 시나리오는 AV가 신호 교차로 등의 복잡한 도심부 주행 시 발생할 수 있는 인지 음영을 충분히 고려하고 있지 않다. 대부분의 연구는 첨단 운전자 보조 시스템(Advanced Driver Assistance System, ADAS) 등 AV 주行的 기능적 요소에 초점을 맞추어 테스트를 진행하였다. Lv 4+ 자율주행의 도입을 위해서는 급격한 교통 상황 변화나 물리적 제한으로 인한 시야 방해 등으로 AV의 인지 능력이 제한되어 위험 상황이 발생하는 인지 음영의 상황이 반드시 고려되어야 하며, 이를 고려한 AV 테스트 시나리오가 구체적으로 개발되어야 한다.

이에 본 연구는 인지 음영을 고려한 Lv 4+ 자율주행을 위한 테스트 시나리오를 개발하기 위한 첫 단계로서, 일반차량과 다른 AV의 거동 및 사고 유형을 이해하고, 도심 지역에서 인지 음영으로 인해 발생할 수 있는 위험 상황에 대한 분석을 수행한다. 분석을 위해 미국 캘리포니아 차량관리국(Department of Motor Vehicles, 이하 DMV)에서 제공하는 자율주행차량 주행 기록 데이터를 활용하여 AV 사고 행태와 특성을 파악하고 인지 음영 사례를 도출한다.

## II. 관련 연구 고찰

본 연구는 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오를 개발하기 위해 AV의 사고 형태를 파악하고 인지 음영을 고려한 위험 사례를 분석하는 데 중점을 두고 있다. 최근 AV 기술 발전과 함께 실증 연구가 더 많이 이루어지면서, AV 테스트 시나리오 개발 연구가 활발히 진행되고 있다. AV 테스트 시나리오 개발은 크게 AV의 사고 특성을 분석하는 연구와 AV 운행 시 발생하는 제어권 전환을 분석하는 연구와 밀접한 관련이 있다. AV 사고 특성 분석 연구는 AV 교통사고 데이터를 활용하여 AV 운전 거동을 고려한 사고의 형태와 원인을 파악하는 것에 초점을 맞춘다. AV 제어권 전환 분석 연구는 AV의 주행 안정성(stability)을 높이기 위해 AV가 실도로 주행 중 발생한 제어권 전환 원인의 유형을 분석하고 제어권 전환 상황 내 AV의 한계점을 도출한다. 그러나 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발 목표에 맞추어 AV 사고 특성과 제어권 전환을 분석한 연구는 아직 부족한 실정이다.

이 절에서는 AV 사고 데이터 기반으로 한 AV 사고 특성과 제어권 전환 원인 유형을 분석한 선행 연구를 살펴보고, Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발을 목표로 수행된 본 연구와 이전 연구와의 차별성을 제시한다.

## 1. AV 사고 특성 분석 연구

Favarò et al.(2017)은 2014년부터 2017년까지의 DMV의 AV 교통사고 데이터를 기반으로 AV 교통사고의 빈도, 동향, 그리고 피해 분석을 종합적으로 수행하였다. 분석 결과, AV 사고 중 62%는 후측방 사고로 발생하며, 주행거리(Vehicle Miles Traveled, VMT)와 사고 빈도 간에 밀접한 상관관계가 있음이 나타났다.

Petrović et al.(2020)은 2015년부터 2017년까지 발생한 AV 교통사고를 분석하여 AV 사고 유형과 원인을 도출하였다. 동일 지역의 일반차량 교통사고 데이터와의 통계적 비교 분석을 통해 AV 사고와 일반차량 운전자의 행동 관계를 파악하였다. 분석 결과, AV 교통사고에서는 ‘후방 충돌’ 유형이 주로 발생하였으며, 보행자 충돌, 측면 충돌 유형의 경우는 상대적으로 적었다. 또한, AV 사고를 유발하는 일반차량의 운전자 실수는 ‘안전하지 않은 속도(unsafe speed)’와 ‘너무 가까이 따라가기(following too closely)’로 판단되었다.

Park et al.(2021)은 2019년부터 2020년까지 발생한 AV 교통사고를 텍스트 임베딩 기법을 이용하여 분석하였다. 결과적으로 범퍼(bumper), 후방(rear), 교차로(intersection) 등이 높은 빈도의 주요 키워드로 도출되었으며, 이를 통해 AV 교통사고의 주요 객체와 발생 위치 등을 파악하였다. 또한, AV가 다른 차량에 의해 추돌되거나 측면에서 충돌하는 경우가 사고 사례의 주를 이루고 있음을 발견하였다.

Sinha et al.(2021)은 2014년부터 2019년까지의 DMV AV 사고 보고서를 기반으로 AV 교통사고를 분석하고, AV 충돌 심각도에 대한 모델을 개발하였다. 분석 결과, 교차로의 기하구조, 신호 상태와 같은 도로 인프라 요소가 사고 심각도에 중요한 영향을 미치며, 사고 차량 간 상대 속도도 심각도를 예측하는 데 중요한 설명 변수임을 제시하였다.

Kim and Kim(2023a)은 DMV 사고 보고서와 구글맵의 공간적 데이터를 활용하여 자율주행차 사고에 영향을 미치는 공간적 요소를 분석하였다. 통계분석과 텍스트 임베딩 기법으로 분석한 결과, 노상 주차된 차량, 자전거 및 버스 전용차로, 버스 정류장의 존재 여부가 자율주행차의 사고 심각도에 큰 영향을 미치는 것을 제시하였다.

Kim and Kim(2023b)은 AV 사고 레포트의 교통사고 정보, 구글 어스(Google Earth)의 공간 정보, 샌프란시스코 교통국의 교통 정보 데이터를 수집하여 AV 사고심각도 모델을 개발하였다. 제시된 모델을 통해 조도가 낮을수록, 자전거 또는 버스 전용차로가 존재할 때, 보행자와 자전거 사고 이력(건수)이 많은 지역일수록 자율주행차 사고심각도가 증가하는 것을 확인하였다.

## 2. AV 제어권 전환 분석 연구

‘제어권 전환(disengagement)’이란 AV 주행 중 자율주행 시스템이 해제되는 상황을 일컫으며, 이는 자율주행 시스템이 위험을 감지하고 판단하여 운전자에게 제어를 양도하는 경우와 운전자가 의도적으로 개입하여 자율주행 모드를 변경하는 경우로 나뉜다.

Lv et al.(2017)은 2016년 7개 AV 제조업체가 제출한 DMV 제어권 전환 보고서를 분석하여 제어권 전환 상황 특성과 원인, 그리고 제어권 전환의 메커니즘을 도출하였다. 이 연구에서는 수동적 제어권 전환(Passive Disengagement, PDE)와 능동적 제어권 전환(Active Disengagement, ADE)으로 데이터를 분류하고, 제조업체 간

제어권 전환 메커니즘과 전환 시간을 비교하였다. 분석 결과, 소프트웨어 문제로 인한 제어권 전환이 주로 발생하였다.

Feng et al.(2020)은 2019년 DMV 제어권 전환 보고서를 기반으로 제어권 전환 원인과 시나리오를 분류하였다. 본 연구에서는 제어권 전환 원인을 ‘지도 및 위치’, ‘인지’, ‘계획 및 의사결정’, ‘시스템 과부하’, ‘설계되지 않은 교통 환경’, ‘날씨 영향’으로 분류하고, 제조업체와 도로 유형 등에서 이를 비교 분석하였다. 분석 결과, ‘계획 및 의사결정’이 가장 취약한 링크로 제어권 전환이 주로 일어나는 시나리오임을 나타내었다.

Boggs et al.(2020)은 2014년부터 2018년까지 발생한 제어권 전환 데이터를 수집하여 제어권 전환 원인을 분류하고, 자율주행 시스템(Autonomous Driving System, ADS)에 의한 제어권 전환과 운전자에 의한 제어권 전환을 비교하였다. 결과에 따르면, ADS로 인한 제어권 전환은 주로 계획 및 하드웨어/소프트웨어 불일치 문제로 발생하며, 고속도로보다 상호 작용이 많은 도심부 도로에서 제어권 전환이 주로 발생하였다. 또한, 시스템 성숙도가 높아질수록 ADS로 인한 제어권 전환 가능성이 높아질 것으로 전망되었다.

### 3. 본 연구의 차별성

DMV AV 사고 데이터를 활용한 기존 연구들 대부분은 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발에 부적합한 측면이 있다. 대부분의 연구가 AV 충돌 리포트의 충돌 부위나 충돌 전 움직임 항목을 기반으로 사고 유형을 분류하였지만, 이러한 방식으로는 사고 시 AV 행동을 명확하게 이해하기 어렵다. 본 연구에서는 사고 데이터의 충돌 부위, 충돌 직전의 움직임, 사고 설명 등의 다양한 정보를 종합하여 AV 사고가 발생한 교통 상황을 구체적으로 분석한다. 이를 통해 사고 발생 유형을 새롭게 분류하고 자율주행 모드로 사고 특성을 비교하여 AV의 차별적인 사고 특성을 분석한다.

AV 제어권 전환 데이터를 활용한 선행 연구들 대다수는 주로 제어권 전환 유형을 분류하고, 제조업체와 도로 유형 등의 특정 기준으로 제어권 전환 빈도를 비교하는 데 집중하였다. 그러나 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발에는 복잡한 도심부 주행을 반드시 포함되어야 하며, 데이터를 기반으로 불가피한 인지 음영 시나리오를 파악하고 이에 대비하는 것이 필요하다. 따라서, 본 연구는 주요 키워드로 제어권 전환 유형을 분류하고, 인지 관련 제어권 전환 사례 중 세부 설명을 검토하여 인지 음영의 유형과 구체적인 사례를 도출하였다. 본 연구에서 제시된 AV 주행 특성을 고려한 AV 사고 유형 분석과 제어권 전환 데이터 기반 인지 음영의 유형 정의 및 사례 조사는 이전 연구와 차별되는 새로운 시도로, Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발의 중요한 기초 자료를 제공할 것으로 사료된다. 더 나아가, 이는 Lv 4+ AV의 도심부 주행 안전성 및 효율성 향상을 위한 중요한 초석으로 작용할 것이다.

## Ⅲ. 연구 방법

### 1. 분석 데이터 - DMV 자율주행차량 주행 기록 데이터

미국 캘리포니아주는 2014년부터 일반도로에서 AV를 운행하는 프로그램을 시행하고 있다. 2022년에는 웨이모(Waymo), 크루즈(Cruise), 애플(Apple), 벤츠(Benz) 등 26개의 업체에서 총 1,553대의 자율주행이 등록되었고, 이 중 1,081대의 차량이 평가에 사용되었다(Kim and Cho, 2023). 프로그램 운영 규칙에 따라 AV 운행사는 교통사고 발생 시 10일 이내로 자율주행차량 충돌 리포트(Autonomous Vehicle Collision Report)를 제출해

야 한다(CA DMV, 2023a). 또한, 업체별로 AV 평가 데이터를 종합하여 매년 1월 1일까지 DMV에 차량 기본 정보, 등록 및 운행 대수, 주행거리 등이 포함된 ‘주행거리 데이터’와 AV의 제어권 전환의 상세 정보가 포함된 ‘제어권 전환 데이터’를 DMV에 보고해야 한다(CA DMV, 2023b). 본 연구에서는 DMV AV 충돌 리포트를 통해 AV 교통사고 데이터를 수집하여 AV 사고 형태를 분석하고, DMV 제어권 전환 리포트를 통해 제어권 전환 원인 유형을 분류하고 인지 음영 사례를 분석한다.

### 1) AV 교통사고 데이터 - Collision report

AV 충돌 리포트에는 사고 발생 날짜, 차량 제조사, 사고에 관계된 대상(차량, 자전거, 보행자 등), 충돌 부위, 충돌 직전의 주행 상태, 자율주행 모드 활성화 여부 등의 정보가 포함되어 있다. 특히, 사고 상황에 대한 비정형 텍스트 데이터로 조사관이 직접 작성한 ‘사고 상세 설명(Accident Details Description)’ 항목도 존재한다(Lee et al., 2023). 본 연구에서는 2019년부터 2023년까지 총 518건의 AV 사고 데이터를 분석에 활용하였다.

### 2) AV 제어권 전환 데이터 - Disengagement Report

DMV 규정에 따르면, 제어권 전환은 자율주행 시스템에 오류가 발견되었거나 차량의 안전한 제어를 위해 운전자가 즉시 개입하여 차량 제어권을 가져가기 위해 자율주행 모드를 해제시키는 것을 의미한다. 제어권 전환 리포트에는 고속도로, 도심 도로, 교차로 등 제어권 전환이 발생한 도로 유형을 제시해야 하며, 제어권 전환 발생 원인을 설명해야 한다. 이때 도로 및 교통 상황, 긴급 상황 등을 전문용어를 사용하지 않고 일반인들도 이해할 수 있는 수준으로 문장 형태로 작성해야 한다. 따라서, 업체별 다양한 단어와 형식으로 제어권 전환 원인이 제시되어 있다. 또한, 당시 제어권을 양도받을 운전자의 여부와 제어권 전환을 시킨 주체(시스템, 백업 운전자, 원격 오퍼레이터 또는 탑승자 등)가 누구인지 명시해야 한다. 제어권 전환 리포트에 정리된 데이터의 예시를 <Table 1>로 나타내었다.

<Table 1> Example of DMV Disengagement Reports

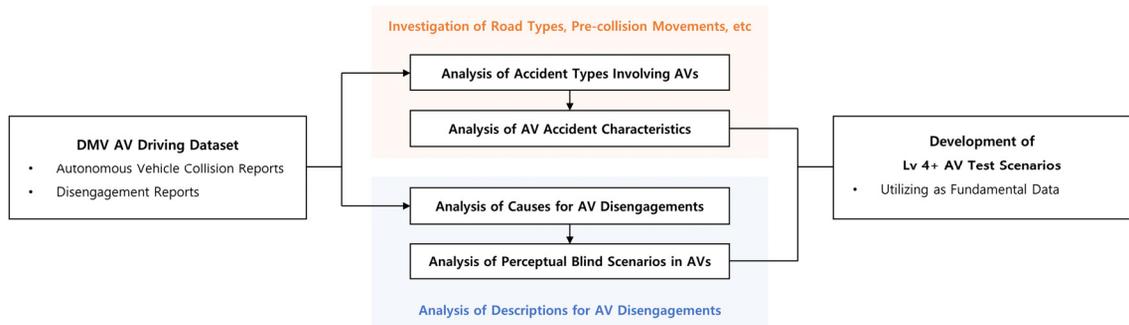
Category	Contents
Manufacturer	AIMOTIVE INC.
Permit Number	AVT036
Date	2021.12.06. 10:39:23
Vin Number	4T1B21HK6KU514747
Vehicle Is Capable of Operating Without A Driver	No (Yes or No)
Driver Present	Yes (Yes or No)
Disengagement Initiated By	Test driver (AV System, Remote Operator, or Passenger)
Disengagement Location	Freeway (Interstate, Highway, Rural Road, Street, or Parking Facility)
Description of Facts Causing Disengagement	During the lane change, the test vehicle could have got too close to another vehicle in the target lane. Root cause: object detection issue. Conditions: Non-increment weather, dry roads, no other factors involved.

제어권 전환 리포트를 통해 AV가 주행 중 인지 음영으로 인해 발생한 위험(준사고) 상황에 대한 정보를 수집할 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 제어권 전환 데이터를 분석하여 AV의 도심부 주행 시 인지 음영으로 제어권 전환을 수행한 사례의 유형을 파악하고 분류하였다. 분석을 위해 2019년부터 2022년까지의 제어권 전환 리포트를 활용하여 총 24,190건의 제어권 전환 사례를 분석 대상으로 선정하였다.

## 2. 연구의 범위 및 절차

본 연구의 공간적 범위는 미국 캘리포니아주 내에서 AV가 주행할 수 있는 모든 유형의 도로로, 고속도로, 도심부 도로, 교차로, 생활권 도로 등을 모두 포함한다. 이는 DMV AV 주행기록 데이터의 공간적 범위에 해당한다. 시간적 범위는 AV 교통사고 데이터의 경우 2019년 1월부터 2023년 8월까지, 제어권 전환 데이터의 경우 2019년 1월부터 2022년 11월까지로 구성되어 있다.

본 연구는 AV 교통사고 데이터를 통해 충돌 대상에 따라 사고 유형을 분류하고, 차대차사고 중 도로 유형, 충돌 전 움직임에 따라 구체적 사고 유형을 분류하였다. 자율주행 모드(autonomous mode) 활성화 여부로 AV와 일반차량의 사고 빈도 및 특성을 비교하였다. 인지 음영 사례를 파악하기 위해 AV 제어권 전환 데이터를 제어권 전환 발생 원인의 대표 키워드로 분류하고, 그중에서도 인지 유형의 제어권 전환으로 분석 범위를 좁혀 인지 음영에 대한 구체적인 사례를 도출하였다. 연구의 프레임워크는 <Fig. 1>와 같다.



<Fig. 1> Research Framework

## 3. 연구의 구체적 분석 방법

### 1) 데이터 수집 및 전처리

앞서 수집된 AV 교통사고 데이터 518건에 대하여 자율주행 모드의 활성화 여부에 따라 ‘Auto 모드’ 275건 (53.1%), ‘Manual 모드’ 243건(46.9%)으로 분류하였다. 자율주행 모드는 시스템에 의해 차량이 제어되는 상태를 의미하며, 본 연구에서는 AV 시스템이 스스로 주행하는 경우를 ‘Auto 모드’, 운전자 개입이나 시스템 제어가 어려운 경우 등을 ‘Manual 모드’로 구분하였다.

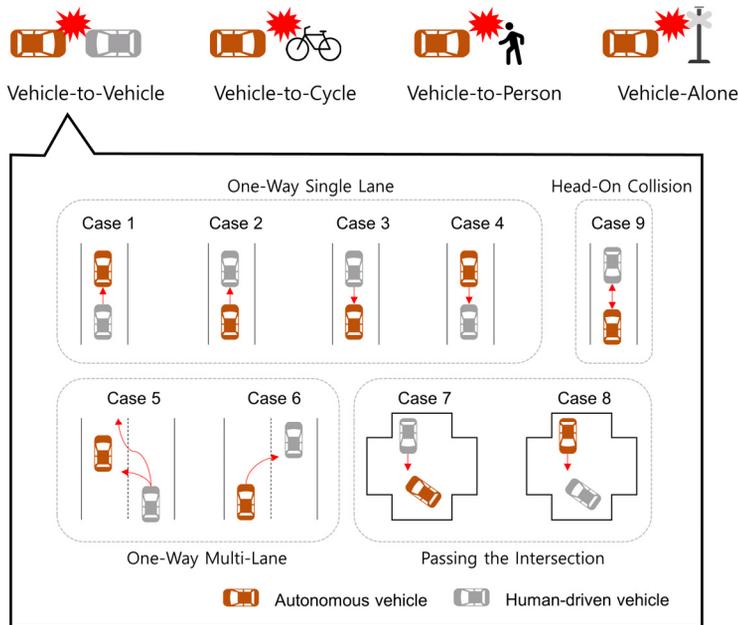
AV 제어권 전환 데이터 경우, 분석을 용이하게 하기 위해 데이터 전처리 작업을 수행하였다. 데이터 분석 결과, 각 AV 제조업체는 자체 정의한 오류 코드와 방식으로 제어권 전환 원인을 기록하였다. 특히, 같은 제조업체 내에서 동일한 상황이나 원인에 의한 제어권 전환이 일어난 경우, 이는 일관된 문장으로 기록되는 것을 확인하였다. 따라서, 중복되는 사례들을 통합하여 분석하기 전에 데이터에서 중복 사례를 하나로 묶었다. 그 결과, 총 1,414개의 다양한 제어권 전환 원인 유형을 식별할 수 있었다. 제시된 데이터를 통해 제어권 전환 원인을 분류하고 해당 유형의 발생 빈도를 함께 조사하였다.

### 2) AV 교통사고 형태 분석 방법

AV 교통사고 유형은 충돌 대상에 따라 ‘차대차사고(Vehicle-to-Vehicle)’, ‘차대이륜차사고(Vehicle-to-Cycle)’, ‘차대사람사고(Vehicle-to-Person)’, ‘단독사고(Vehicle-Alone)’으로 분류하였다. 차대차사고는 AV와 일반차량

간의 충돌을 나타내며, 분석된 데이터에 따르면 AV 간 충돌 사고는 보고 되지 않았다. 차대이륜차사고는 AV와 자전거, 오토바이, 개인형이동장치(Personal Mobility, PM) 등과 충돌한 사고를 포함한다. 차대사람사고는 AV와 보행자 간의 충돌을 의미하며, 주로 횡단보도가 있는 교차로에서 많이 발생하였다. 단독사고는 AV가 주변 정적 구조물과 충돌하거나, 장애물 또는 포트홀에 의해 발생한 사고를 의미한다.

충돌 대상에 따라 분류된 1차 사고 유형 중 차대차사고 유형에서 주행 도로의 형태, 충돌 전 움직임(movement preceding collision)에 따라 AV 교통사고 형태를 ‘Case 1’부터 ‘Case 10’까지 10가지 유형으로 2차 분류하였다. ‘Case 1’부터 ‘Case 4’는 단방향 단일차로에서 발생한 차대차사고로, ‘Case 1’은 일반차량이 AV를 추돌한 경우, ‘Case 2’는 AV가 일반차량을 추돌한 경우, ‘Case 3’은 일반차량이 후진하여 뒤의 AV를 충돌한 경우, ‘Case 4’는 AV가 후진하여 뒤의 일반차량을 충돌한 경우를 나타낸다. ‘Case 5’와 ‘Case 6’은 단방향 다중차로에서 발생한 차대차사고로, 주로 차로 변경 중에 사고가 발생하였다. ‘Case 5’는 일반차량이 AV가 있는 차로로 이동하거나 AV를 추월하다가 발생한 사고이며, ‘Case 6’은 AV가 일반차량이 있는 차로로 차로 변경 중에 발생한 사고이다. ‘Case 7’과 ‘Case 8’은 교차로 통행 중 발생한 차대차사고로, ‘Case 7’은 일반차량이 교차로 통행 중인 AV를 충돌한 경우, ‘Case 8’은 AV가 교차로 통행 중인 일반차량을 충돌한 경우를 나타낸다. ‘Case 9’는 AV와 일반차량이 마주보고 충돌한 사고이며, ‘Case 10’은 위에 제시된 사고에 분류되지 않은 기타 유형을 포함하였다. 이러한 사고 유형 분류는 사고 부위 위주로 사고 유형을 분류하는 기존 체계보다 더욱 구체적인 사고 상황과 사고 발생 시 AV의 행동에 대한 정보를 제시할 수 있어 AV 사고 형태 분석에 매우 용이하였다. 본 연구에서 분류한 AV 사고 유형 종류는 <Fig. 2>으로 도식화하였다.

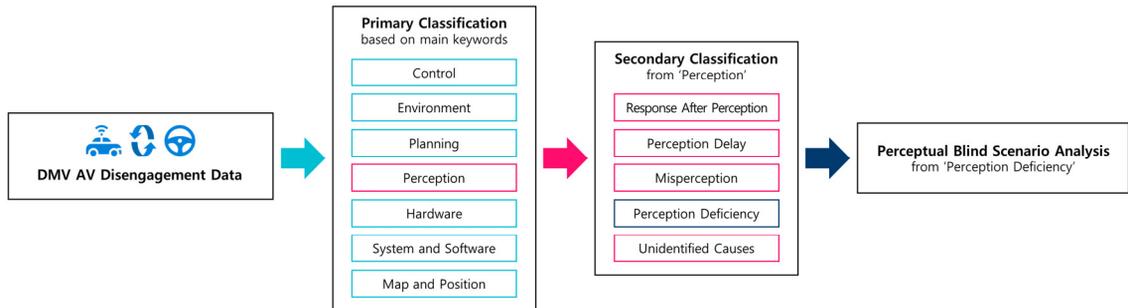


<Fig. 2> Categories of AV Accident Types

### 3) AV 제어권 전환 원인 분류 및 인지 음영 사례 분석 방법

선행 연구 고찰 및 데이터 분석을 통해 제어권 전환 원인을 구별할 수 있는 대표적인 키워드를 도출하였다. 본 연구에서는 ‘제어(Control)’, ‘환경(Environment)’, ‘계획(Planning)’, ‘인지(Perception)’, ‘하드웨어(Hardware)’, ‘시

스텝 및 소프트웨어(System and Software)', '지도 및 위치(Map and Position)', 7가지 키워드를 제시하여 제어권 전환의 원인을 1차 분류하였다. 이 중 인지 음영과 관계된 사례가 주로 포함되는 '인지' 유형의 제어권 전환 원인으로 범위를 좁혀 분석을 수행하였다. '인지' 유형에 해당되는 제어권 전환 원인을 '인지 후 대처', '인지 지연', '오인지', '인지 부족', '원인 불명'으로 2차 분류하였다. 마지막으로 '인지 부족' 유형에 해당되는 제어권 전환 원인을 세부 분석하여 인지 음영의 유형과 구체적인 사례를 도출하였다. AV 제어권 전환 원인 분류 및 인지 음영 사례 분석 과정을 요약하여 <Fig. 3>로 나타내었다.

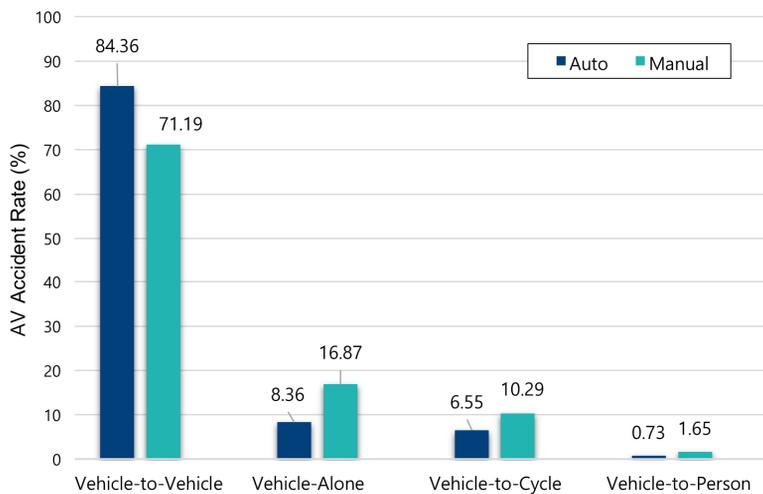


<Fig. 3> Classification of AV Disengagement Causes and Analysis of Blind Area Scenarios

## IV. 분석 결과

### 1. AV 교통사고 형태 분석 결과

사고에 관계된 객체를 기준으로 1차 분류된 사고 유형을 Auto 모드와 Manual 모드로 나누어 사고 비율을 비교한 결과를 <Fig. 4>에 나타내었다. 각 사고 유형의 빈도를 모드별 사고 건수(Auto 모드 275건, Manual 모드 243건)로부터의 비율(%)로 제시하여 비교하였다. 분석 결과, AV 교통사고는 차대차사고의 비율이 월등히

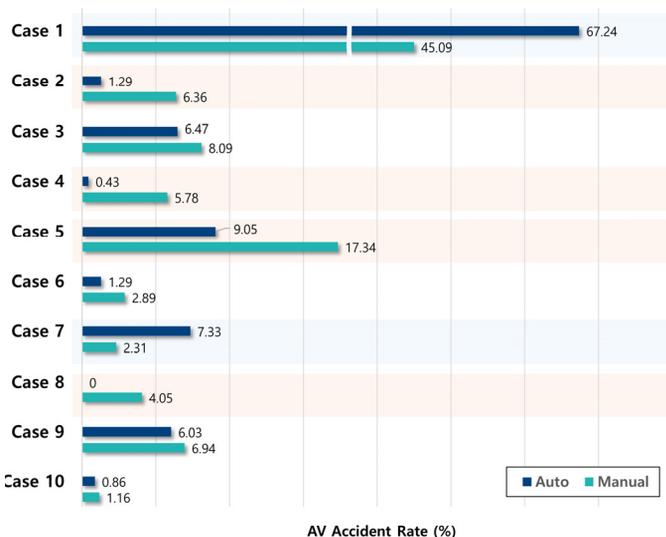


<Fig. 4> Rates for Different Types of AV Accidents (Primary Classification)

높으며, 단독사고, 차대이륜차사고, 차대사람사고 순으로 발생률이 낮은 것으로 나타났다. 이는 AV의 주행 알고리즘이 안전 운전 의무를 엄격히 준수하고, 일반차량보다 더 보수적인 판단으로 주행하도록 설계되어 있기 때문으로 해석된다. 또한, AV의 단독사고 비율이 낮은 것은 정적 객체와의 충돌 회피가 효과적으로 이루어진 결과로 예상된다. 그러나, 차대차 사고의 비율은 높게 나타났으며, 특히 차대차사고의 세부 유형 분석을 통해 Auto 모드의 사고 비율이 Manual 모드의 사고 비율보다 높은 이유에 대한 해석이 가능할 것으로 판단된다.

AV와 일반차량의 차대차사고에 대한 세부 사고 유형 분석 결과는 <Fig. 5>에 제시되었다. 이 분석에서도 Auto 모드와 Manual 모드로 나누어 사고 비율을 비교하였다. 또한, 각 모드별 사고 비율 간에 통계적으로 유의미한 차이가 있는지 파악하기 위해 피어슨 파이제곱 검정(Pearson Chi-Square Test)을 수행하였다. 이는 관찰된 빈도가 기대되는 빈도와 유의하게 다른지를 검증하는 통계적 방법으로 본 연구에서는 두 모드 간 독립성 검정을 시행하였다(유의 수준은 0.05로 설정하였다). 추가로, 표본 수가 5 이하인 경우에는 피셔 정확 검정(Fisher's Exact Test)을 시행하여 유의미한 빈도 차이를 확인하고자 하였다.

피어슨 파이제곱 검정 및 피셔 정확 검정 결과, 'Case 1', 'Case 2', 'Case 4', 'Case 5', 'Case 7', 'Case 8'에서는 자율주행 모드에 따른 사고 빈도가 통계적으로 유의미한 차이가 있음( $p < 0.05$ )을 확인하였다. 반면, 'Case 3', 'Case 6', 'Case 9', 'Case 10'은 두 모드 간의 사고 빈도에 통계적으로 유의미한 차이가 없음을 확인할 수 있었다. 이에 대한 해석으로, 'Case 1'의 경우, 모드 간의 비율 차이가 극명한 것은 AV가 Auto 모드에서 주변 교통 흐름보다 낮은 속도로 주행하거나, 약간의 돌발 상황에도 급하게 정지하거나 속도를 줄임으로써 후행 일반차량이 AV의 거동을 예측하지 못해 발생한 것으로 판단된다. 'Case 5'의 Auto 모드에서 'Case 1'과 마찬가지로 저속의 AV를 추월하거나 피하기 위해 차로 변경하는 일반차량이 AV의 돌발 행동을 예측하지 못하고 충돌을 일으킨 것으로 나타났다. 'Case 7'에서 Auto 모드가 Manual 모드보다 사고 비율이 높게 나타난 것은 AV가 교차로를 통행할 때 신호 위반 차량을 인지하지 못하고 그대로 주행하여 충돌한 사고가 많은 것으로 확인되었다. 이는 AV가 주변 객체의 움직임을 빠르게 인지하지 못하거나 예측하지 못해 발생한 사고에 해당한다. 통계적으로 Manual 모드가 유의미하게 높은 사고 비율을 차지하는 사고 유형인 'Case 2' 'Case 4', 그리고 'Case 8'은 모두 AV가 사고의 주체(가해차량)가 되는 경우에 해당된다. 이는 AV가 안전 운전 의무를 반드시 준수하도록 설계되었기



AV V2V Accident	Auto mode		Manual Mode		p-value
	Case #	Rate (%)	Case #	Rate (%)	
Case 1	156	67.24	78	45.09	0.000
Case 2	3	1.29	11	6.36	0.010
Case 3	15	6.466	14	8.09	0.530
Case 4	1	0.43	10	5.78	0.001
Case 5	21	9.05	30	17.34	0.013
Case 6	3	1.29	5	2.89	0.295
Case 7	17	7.33	4	2.31	0.025
Case 8	0	0.00	7	4.05	0.002
Case 9	14	6.03	12	6.94	0.714
Case 10	2	0.86	2	1.16	1.000
Total	232	100.00	173	100.00	-

<Fig. 5> Results for Different AV Vehicle-to-Vehicle Accident Cases (Secondary Classification)

때문에 사고 발생 이전 제어권이 전환되는 경우가 많은 것으로 해석된다.

분석 결과를 종합적으로 살펴보면, AV는 일반차량과는 다른 사고 형태를 보이고 있다. AV는 주변 환경의 변화나 돌발 상황에 민감하게 대응하여 충돌을 최대한 회피하려는 경향이 있다. 따라서 AV가 사고의 주체가 되는 경우는 드물며, 충돌이 발생하기 전에 제어권이 전환되는 것을 확인하였다. 그러나, AV의 보수적인 운전 행태로 인한 급정거나 감속 등이 주변 일반차량에게 예측되지 않아 AV와 일반차량 간의 충돌이 빈번히 발생하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 AV의 보수적인 주행 거동과 주변 일반차량과의 상호작용을 종합적으로 고려하는 것이 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발의 중요한 이슈임을 보여준다. 이러한 설계 과정은 미래 AV 도로 주행 안전성 향상에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 판단된다.

## 2. AV 제어권 전환 원인 분류 및 인지 음영 사례 분석 결과

중복을 제외한 1,414개의 제어권 전환 원인을 7가지 키워드로 분류한 결과를 <Table 2>로 나타내었다. 가장 많은 제어권 전환 사례는 ‘계획’ 유형으로, 526가지 원인이 있으며, 총 8,784건(36.31%)의 제어권 전환이 발생하였다. 이는 차로 이탈, 경로 계획의 불일치 등으로 인한 위험 상황을 예방하기 위한 경우뿐만 아니라, 주변 교통 상황을 고려하여 원활한 교통 흐름을 유지하지 위한 제어권 전환 사례도 포함되었다. 그 다음으로 많은 제어권 전환 사례는 센서 데이터 오류, 알고리즘 결함 등이 포함된 ‘시스템 및 소프트웨어’ 유형으로, 98가지 원인이 있으며, 총 3,224건(13.33%)으로 집계되었다. AV의 인지 능력과 관련된 ‘인지’ 유형의 제어권 전환 사례는 285가지의 원인이 있으며, 1,890건의 전환 사례로 전체에서 약 7.81%를 차지하였다. 이는 AV가 장애물과 교통 상황을 정확하게 인지하지 못해 잘못된 판단을 내리거나 제어권을 양도하는 경우를 포함하고 있다.

<Table 2> Results of Primary Classification for Disengagement Causes

Category	Number of Types	Total Cases	Rate (%)	Description
Planning	526	8,784	36.31	inappropriate route planning, incorrect predictions
System and software	98	3,224	13.33	sensor data errors, algorithmic flaws
Control	161	3,159	13.06	motion control issues, controller mismatch
Map and position	88	2,844	11.76	onboard map inconsistencies, GPS location inaccuracies
Environment	225	2,647	10.94	interference from surrounding vehicles, unexpected traffic situations
Perception	285	1,890	7.81	recognition errors, perception mismatches
Hardware	31	1,642	6.79	hardware performance issues, component loss
Total	1,414	24,190	100.00	-

‘인지’ 유형의 제어권 전환 사례를 세부 유형으로 2차 분류한 결과는 <Table 3>으로 나타내었다. 구체적인 상황 설명이 기재되지 않은 ‘원인 불명’ 유형의 제어권 전환 원인 데이터는 분석 대상에서 제외하였다. 분류된 ‘인지’ 유형의 제어권 전환 원인 중 AV가 인지를 성공한 경우는 ‘인지 후 대처’, ‘인지 지연’, ‘오인지’로 구분되었으며, 인지에 실패한 경우는 ‘인지 부족’으로 분류되었다. ‘인지 후 대처’ 유형의 제어권 전환은 AV가 다가오는 차량 또는 보행자로부터 충돌 위험을 감지하고 비상 정지하거나 운전자에게 제어권을 요청한

경우를 포함하며, ‘인지’ 유형의 제어권 전환 원인 중 가장 높은 비율(13.81%)을 보였다. ‘인지 지연’ 유형의 제어권 전환은 AV가 장애물을 늦게 인지하여 스스로 반응하지 못해 운전자의 개입이 필요한 경우로 AV의 제어 또는 의사결정 문제와 밀접한 관련이 있다. ‘오인지’ 유형의 제어권 전환은 교통 신호를 잘못 인식하거나 표지판을 보행자로 감지하는 등 인지 대상을 혼동하여 발생한 제어권 전환 사례가 포함된다. ‘인지 부족’ 유형의 제어권 전환은 AV가 장애물 등을 다양한 이유로 인지하지 못해 위험 상황이 예상되는 경우를 나타내며, 대부분 인지 음영과 관련되었다. 따라서, 본 연구에서는 ‘인지 부족’으로 분류된 제어권 전환 사례의 상세 설명을 분석하여 현재까지 AV가 주행 중 겪은 인지 음영의 발생 사례를 도출하고자 하였다.

<Table 3> Results of Secondary Classification for Perception-Related Disengagement Causes

Category		Number of Types	Total Cases	Rate (%)
Perception Success	Response After Perception	16	261	13.81
	Perception Delay	13	14	0.74
	Misperception	63	236	12.49
Perception Failure	Perception Deficiency	58	143	7.57
Unidentified Causes		135	1,236	65.40
Total (Perception-related)		285	1,890	100.00

분석 결과, DMV 제어권 전환 리포트로부터 도출된 인지 음영 사례는 크게 3가지로 분류되었다. 인지 음영으로 인한 제어권 전환 원인 유형과 구체적인 사례를 정리하여 <Table 4>로 나타내었다. 분석된 인지 음영의 유형은 ‘센서 시야 또는 AV가 인지할 수 있는 범위 외 영역의 물체를 인지하지 못한 경우’, ‘장애물이 AV 시야를 차단하여 폐색(occlusion)이 발생한 경우’, ‘카메라 또는 센서에 직접적인 영향으로 인지 능력이 저하된 경우’로 분류되었다.

제시된 인지 음영 사례들을 종합해본 결과, AV가 주행 중 겪을 수 있는 인지 음영은 주로 도심부에서 많이 발생하며 지형 또는 특정 장애물로 인해 인지 범위가 제한 또는 저하되는 경우가 많았다. 뿐만 아니라, 교통 체증으로 생긴 주변 차량으로 인한 음영 지역 발생, 교차로 내 큰 화물차로 시야가 가려져 신호등을 인지하지 못하는 등 동적 환경 변화로 인한 인지 음영 사례가 존재하였다. 이러한 다양한 원인의 제어권 전환 사례들은 AV가 인지하지 못한 장애물 또는 상황으로 인해 자율주행을 지속할 수 없는 인지 음영이 발생하였음을 시사한다. 따라서 Lv 4+ 자율주행 테스트 시나리오 개발 시에는 도심부 및 다양한 지형에서 발생할 수 있는 인지 음영 상황을 고려하여 AV의 효과적인 대응 및 안전한 판단이 이루어질 수 있도록 구체적으로 제시되어야 한다. 특히, 동적인 교통 상황에서의 AV의 인지 능력을 향상하기 위해 추가적인 센서 기술 및 주변 차량, 인프라의 통신 활용 등의 다양한 인지 음영 해소 전략을 개발하는 것이 중요하다.

<Table 4> Results of Types and Specific Cases for Blind Areas

Types of Perception Shades	Specific Case Description
Object beyond sensor or detection range	Disengagement after failing to detect a construction site outside the perception range, including warning signs and traffic cones
	Disengagement after failing to detect a vehicle rapidly entering the intersection from outside the sensor's field of view, violating the traffic signal
	Disengagement when a pedestrian or bicycle suddenly entered the sensor's field of view while making a right turn at an intersection

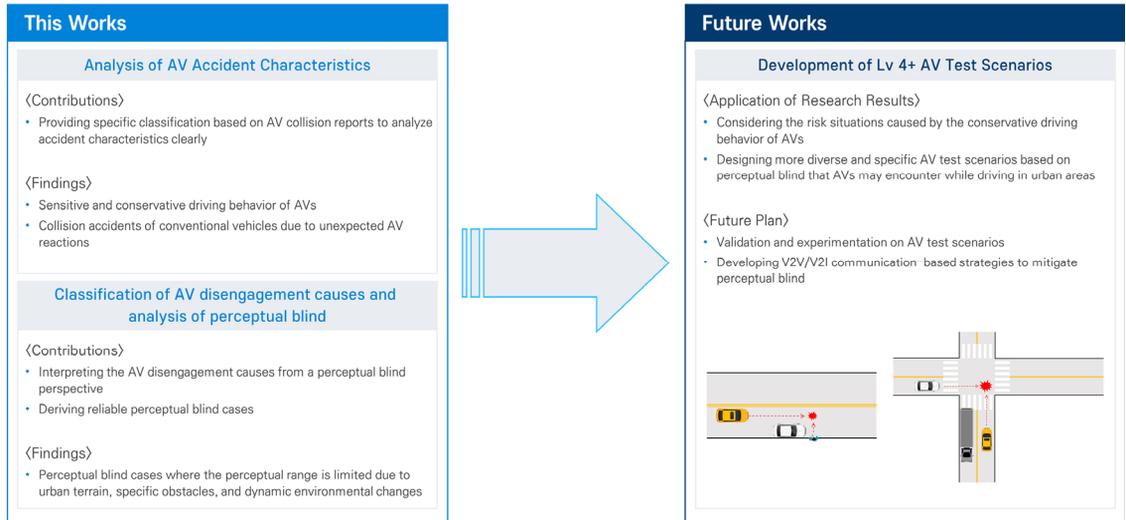
Types of Perception Shades	Specific Case Description
Field of view occlusions	Disengagement due to failure to detect vehicles in the blind spots created by traffic congestion
	Disengagement when pedestrians or other objects were not detected due to the field of view being obstructed by parked vehicles
	Disengagement upon failure to detect an oncoming speeding vehicle from an occlusion
	Disengagement when a large truck passing through an intersection obscured all traffic lights at once, preventing the AV from detecting the signals
Camera or sensor impairments due to direct impacts	Disengagement due to the camera failing to detect the traffic lights because of accumulated dust
	Disengagement when a tree shadow blocked the view of the forward-facing camera
	Disengagement due to a perception error caused by the sun obstructing the camera's view

## V. 결 론

AV 기술이 발전하면서 실제 복잡한 도로에서의 자율주행이 가능해졌지만, 여전히 완전한 자율주행을 수행하는 데 어려움이 있다. 특히, AV의 인지 범위 또는 능력이 제한되는 ‘인지 음영’이 발생하여 AV가 정확한 판단을 할 수 없어 제어권 전환을 요청하거나 운전자가 개입되는 상황이 주로 발생하고 있다. 따라서, AV의 실도로 주행을 위한 테스트 시나리오를 개발하기 위해서는 인지 음영으로 인한 위험 상황을 파악하고 구체화하는 것이 중요하다. 본 연구는 인지 음영을 고려한 Lv 4+ 자율주행을 위한 테스트 시나리오 개발의 첫 단계로서 AV 교통사고 형태를 분석하고 인지 음영으로 발생하는 위험 상황 유형을 조사하였다. 미국 캘리포니아 DMV에서 제공하는 AV 충돌 리포트와 제어권 전환 리포트로부터 데이터를 수집하여 분석에 활용하였다. 먼저, AV 교통사고 데이터를 차대차사고의 구체적인 세부 유형으로 분류하고, 자율주행 모드를 고려하여 사고 유형별 AV 사고의 특성과 일반차량 사고와의 차별점을 파악하였다. 분석 결과, AV의 안전 운전 기동으로 인해 AV가 사고 주체가 되는 경우는 상대적으로 적은 반면, 예상치 못한 AV 행태는 뒤따르는 일반차량의 추돌을 빈번하게 야기하는 것을 알 수 있었다. 다음으로는 AV가 겪은 인지 음영 사례 유형을 분석하기 위해 제어권 전환 원인 데이터를 7가지 키워드로 1차 분류하였고, 이 중 AV의 인지 능력과 관련된 ‘인지’ 유형의 제어권 전환 원인을 2차 분류하였다. ‘인지 부족’에 해당하는 제어권 전환 사례를 분석하여 인지 음영을 3가지 유형으로 분류하고, 각 유형별 구체적인 사례를 도출하였다. 분석 결과, 인지 음영은 ‘센서 시야 또는 AV가 인지할 수 있는 범위 외 영역의 물체를 인지하지 못한 경우’, ‘장애물이 AV 시야를 차단하여 폐색이 발생한 경우’, ‘카메라 또는 센서에 직접적인 영향으로 인지 능력이 저하된 경우’로 분류되었으며, 주로 도심부에서 다양한 원인으로 발생하는 것을 알 수 있었다.

본 연구는 기존의 연구들과 유사하게 DMV에서 제공하는 데이터를 활용해 사고 형태와 제어권 전환 사례를 분석했지만, AV의 거동을 파악할 수 있는 구체적인 사고 유형 분류를 통해 일반차량과 차이가 나는 AV의 사고 특성을 도출하였고, 인지 음영 관점에서 제어권 전환 원인을 해석하고 인지 음영의 유형과 사례를 분석한 첫 번째 시도라는 점에서 선행 연구와의 차별성을 가진다. 그리고 이러한 관점은 향후 Lv 4+ 자율주행의 도입을 위한 테스트 시나리오 구축에 매우 중요하다. 향후 후속 연구에서는 연구의 최종 목표에 따라, 본 연구의 결과를 토대로 AV 사고 특성과 인지 음영이 충분히 고려된 Lv 4+ 자율주행의 테스트 시나리오 개발을 진행할 계획이다. 본 연구의 결과 기반의 AV 테스트 시나리오 개발 연구 프레임워크를 제시하면 <Fig. 6>과 같다. AV 사고 데이터 분석 결과는 AV의 보수적인 운전 행태로 인한 위험 상황을 고려하여 AV 테스트 시나리오를 개발하는 데 중요한 참고자료가 될 것이다. AV 제어권 전환 데이터 분석을 통해 도출된

인지 음영 사례는 실제 AV의 주행 중 발생한 제어권 전환에 기반으로 하며, 이는 높은 신뢰성을 보장한다. 이를 통해 AV가 도심부 주행 중 겪을 수 있는 인지 음영 기반 위험 상황을 보다 다양하고 구체적으로 설계할 수 있다. 이러한 AV 테스트 시나리오는 상황별 인지 음영을 해소하는 새로운 전략을 마련하는 데 기초가 될 것이다.



<Fig. 6> Contributions and Future Research Framework

## ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 2023년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행되었습니다(No.2023-00244929, 레벨4 자율주행 차량의 커넥티드 기반 인지 증강화 및 협력 자율주행 기술 개발).

## REFERENCES

- ABC7 News, <https://abc7news.com/cruise-autonomous-cars-gm-recall-sf-robotaxi-software-update/14026840/>, 2023.12.19.
- AstaZero, <https://www.astazero.com/>, 2023.12.19.
- Boggs, A. M., Arvin, R. and Khattak, A. J.(2020), “Exploring the who, what, when, where, and why of automated vehicle disengagements”, *Accident Analysis & Prevention*, vol. 136, 105406.
- CA DMV, <https://www.dmv.ca.gov/portal/vehicle-industry-services/autonomous-vehicles/autonomous-vehicle-collision-reports/>, 2023a.12.21.
- CA DMV, <https://www.dmv.ca.gov/portal/vehicle-industry-services/autonomous-vehicles/disengagement-reports/>, 2023b.12.21.
- CETTRAN(2020), *Scenario categories for the assessment of automated vehicles*.

- Chae, O., Kim, J., Jang, J., Yun, H. and Lee, S.(2022), “Development of risk-situation scenario for autonomous vehicles on expressway using topic modeling”, *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2022, 6880310.
- 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, e0184952.
- Feng, J., Yu, S., Chen, G., Gong, W., Li, Q., Wang, J. and Zhan, H.(2020), “Disengagement causes analysis of automated driving system”, *IEEE 2020 3rd World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM)*, pp.36-39.
- JARI, <https://www.jari.or.jp/en/test-courses/jtown/>, 2023.10.18.
- Kim, C. and Kim, J.(2023a), “Investigating autonomous vehicle accidents at urban intersections based on road geometry data”, *International Journal of Highway Engineering*, vol. 25, no. 6, pp.255-263.
- Kim, C. and Kim, J.(2023b), “A study on factors influencing the severity of autonomous vehicle accidents: Combining accident data and transportation infrastructure information”, *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 22, no. 5, pp.200-215.
- Kim, W. and Cho, J.(2023), “Analysis of California DMV’s 2022 autonomous vehicle disengagement report”, *Auto Journal*, vol. 45, no. 4, pp.54-58.
- Kim, Y., Park, S., Kim, I., Ko, H. and Cho, S.(2021), “Study on establishment of development strategy for K-city based on analysis of domestic and overseas automated vehicle testbeds”, *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 20, no. 4, pp.28-46.
- Ko, W., Park, S., Yun, J., Park, S. and Yun, I.(2022), “Development of a framework for generating driving safety assessment scenarios for automated vehicles”, *Sensors*, vol. 22, no. 16, 6031.
- 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.
- Liu, Q., Wang, X., Wu, X., Glaser, Y. and He, L.(2021), “Crash comparison of autonomous and conventional vehicles using pre-crash scenario typology”, *Accident Analysis & Prevention*, vol. 159, 106281.
- Lv, C., Cao, D., Zhao, Y., Auger, D. J., Sullman, M., Wang, H., Dutka, L. M., Skrypchuk, L. and Mouzakis, A.(2017), “Analysis of autopilot disengagements occurring during autonomous vehicle testing”, *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 5, no. 1, pp.58-68.
- National Highway Traffic Safety Administration(2016), *Federal automated vehicles policy: Accelerating the next revolution in roadway safety*.
- Park, S., Lee, H., So, J. and Yun, I.(2021), “Study of analysis for autonomous vehicle collision using text embedding”, *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 20, no. 1, pp.160-173.
- PEGASUS, <https://www.pegasusprojekt.de/en/about-PEGASUS>, 2023.10.18.
- Petrović, Đ., Mijailović, R. and Pešić, D.(2020), “Traffic accidents with autonomous vehicles: Type of collisions, manoeuvres and errors of conventional vehicles’ drivers”, *Transportation Research Procedia*, vol. 45, pp.161-168.
- Sinha, A., Vu, V., Chand, S., Wijayarathna, K. and Dixit, V.(2021), “A crash injury model involving autonomous vehicle: Investigating of crash and disengagement reports”, *Sustainability*, vol. 13,

no. 14, 7938.

So, J. J., Park, I., Wee, J., Park, S. and Yun, I.(2019), “Generating traffic safety test scenarios for automated vehicles using a big data technique”, *KSCE(Korea Society of Civil Engineers) Journal of Civil Engineering*, vol. 23, pp.2702-2712.

UMICH, <https://mcity.umich.edu/>, 2023.10.18.

Wang, T. H., Manivasagam, S., Liang, M., Yang, B., Zeng, W. and Urtasun, R.(2020), “V2vnet: Vehicle-to-vehicle communication for joint perception and prediction”, *Computer Vision -ECCV 2020: 16th European Conference*, pp.605-621.

Washington Post, <https://www.washingtonpost.com/technology/interactive/2023/tesla-autopilot-crash-analysis/>, 2023.12.19.