

# Waymo Open Dataset 기반 자율차의 주행행태분석을 통한 주행안정성 평가지표 도출

## Derivation of Driving Stability Indicators for Autonomous Vehicles Based on Analyzing Waymo Open Dataset

이 호 윤\* · 지 정 훈\*\* · 오 철\*\*\* · 김 호 선\*\*\*\*

\* 주저자 : 한양대학교 ERICA 교통·물류공학과 석사과정  
\*\* 공저자 : 한양대학교 ERICA 교통·물류공학과 석사과정  
\*\*\* 교신저자 : 한양대학교 ERICA 교통·물류공학과 교수  
\*\*\*\* 공저자 : 한양대학교 ERICA 스마트시티공학과 박사과정

Hoyoon Lee\* · Jeonghoon Jee\* · Cheol Oh\* · Hoseon Kim\*\*

\* Dept. of Transportation and Logistics Eng., Hanyang University ERICA  
\*\* Dept. of Smart City Eng., Hanyang University ERICA

† Corresponding author : Cheol Oh, cheolo@hanyang.ac.kr

Vol. 23 No.4(2024)  
August, 2024  
pp.94~109

pISSN 1738-0774  
eISSN 2384-1729  
<https://doi.org/10.12815/kits.2024.23.4.94>

Received 10 June 2024  
Revised 4 July 2024  
Accepted 9 August 2024

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

### 요 약

무인 자율차의公道 주행이 허용됨에 따라 연구에 활용가능한 자율차의 실도로 주행 데이터가 증가하는 추세이다. 따라서 혼합교통류 상황에서 실제 자율차가 교통안전에 미치는 영향을 분석할 수 있게 되었다. 자율차가 교통안전에 미치는 영향을 파악하기 위해서는 자율차의 주행행태를 효과적으로 반영할 수 있는 평가지표의 활용이 요구된다. 본 연구의 목적은 Waymo Open Dataset을 통해 자율차의 주행행태를 분석하여 단속류 도로 구간별 주행안정성을 평가하기 위한 주요 지표를 도출하는 것이다. 주성분 분석을 통해 단속류 도로 구간별 데이터에 대한 설명력이 높은 평가지표를 선별하고 주요 평가지표로 정의하였다. 이때, 종방향과 횡방향 주행안정성을 구분하여 각각에 대한 주요 평가지표를 제시하였다. 이후 동일한 주요 평가지표가 도출된 단속류 도로 구간을 대상으로 주행안정성을 비교하였다. 비신호교차로 대비 곡선 단일로 구간에서 종방향 주행안정성이 약 35.48% 높게 도출되었다. 횡방향 주행안정성의 경우 비신호교차로 대비 신호교차로 구간에서 주행안정성이 76.08% 높게 도출되었으며, 직선 단일로가 곡선 단일로에 비해 146.87% 높은 것으로 도출되었다. 본 연구의 결과는 자율차의 실도로 주행 데이터를 활용한 자율차의 교통안전 영향 분석 시 기초 자료로 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

핵심어 : Waymo Open Dataset, 주행안정성 평가지표, 주성분 분석

### ABSTRACT

As autonomous vehicles are allowed to drive on public roads, there is an increasing amount of on-road data available for research. It has therefore become possible to analyze impacts of autonomous vehicles on traffic safety using real-world data. It is necessary to use indicators that are well-representative of the driving behavior of autonomous vehicles to understand the implications of them on traffic safety. This study aims to derive indicators that effectively reflect the driving stability of autonomous vehicles by analyzing the driving behavior using the Waymo Open Dataset. Principal component analysis was adopted to derive indicators with high explanatory capability for

the dataset. Driving stability indicators were separated into longitudinal and lateral ones. The road segments on the dataset were divided into four based on the characteristics of each, which were signalized and unsignalized intersections, tangent road section, and curved road section. The longitudinal driving stability was 35.48% higher in the curved road sections compared to the unsignalized intersections. With regard to the lateral driving stability, the driving stability was 76.08% higher in the signalized intersections than in the unsignalized intersections. The comparison between curved and tangent road segments showed that tangent roads are 146.87% higher regarding lateral driving stability. The results of this study are valuable for the further research to analyze the impact of autonomous vehicles on traffic safety using real-world data.

Key words : Waymo open dataset, Driving stability indicator, Principal component analysis

## I. 서 론

Waymo Open Dataset, nuScenes Dataset 및 Lyft Level 5 Dataset 등 연구에 활용가능한 Level 4 이상 자율차의 실도로 주행 데이터가 증가하는 추세이다. 캘리포니아 Department of Motor Vehicles (DMV)는 2018년부터 무인 자율차 테스트 프로그램을 도입하여 무인 자율차의 공공도로 주행을 허용하고 있다 (California DMV, 2024). 국제 자동차 기술자 협회 (SAE International)는 자율차의 자율주행기술 수준을 운전자의 개입 정도에 따라 6단계로 구분하였으며 Waymo와 같은 무인 자율차의 기술 수준은 Level 4 자율주행시스템에 해당한다. 본 연구는 Waymo에서 수집한 실도로 주행 데이터를 활용하여 Level 4 수준에 해당하는 자율차의 주행행태를 분석하였다. 활용가능한 자율차 실주행 데이터의 제한으로 기존 자율차의 교통 영향을 평가하는 다수의 연구가 교통 시뮬레이션 분석을 기반으로 수행되었다 (Figueiredo et al., 2009; Muhammad et al., 2020; Grag et al., 2021). 그러나 교통 시뮬레이션을 활용한 분석은 실제 교통 환경을 모사하는 과정에서 자율차에 영향을 미치는 다양한 변수를 고려할 수 없어 도출된 결과를 일반화하는데 한계가 있다 (Hegyí et al., 2005; Wen et al., 2022). 따라서, 실도로 주행 데이터를 활용한 자율차의 교통 영향 분석이 시뮬레이션 분석 기반의 연구 방식에 비해 실증적 결과 도출 및 현실 반영의 측면에서 유리할 것으로 판단된다. 최근 자율차 실도로 주행 데이터를 기반으로 자율차와 비자율차가 혼재하는 혼합교통류 환경에서 자율차의 교통 영향을 분석하는 연구가 일부 수행되었다. Hu et al.(2023a)는 Waymo Open Dataset을 기반으로 추종 상황에서 자율차와 비자율차의 반응시간 차이를 비교하였다. 안전성 평가를 통해 비자율차 대비 자율차의 주행안전성이 높게 도출되었으며 상대적으로 보수적인 주행행태를 보인다고 서술하였다. Wang et al.(2023)은 Waymo Open Dataset을 활용하여 신호교차로에서 자율차와 비자율차의 주행행태 차이를 정량화하였다. 신호 대기 중인 자율차와 비자율차의 신호 응답시간에 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 시사하였다. 기존 연구와 달리 본 연구에서는 Waymo Open Dataset의 데이터 수집 구간을 단속류 도로 구간에 따라 분류하여 도로 구간별 자율차의 주행행태를 분석하였다. Tengilimoglu et al.(2023)은 도로 선형 및 교통 제어 신호 등의 설계 요소가 자율차의 안전한 주행에 영향을 미치는 주요인으로 제시하였다. 그러나 대부분의 설계 요소가 기존 비자율차의 주행을 목적으로 설계되어 있어 해당 요인이 자율차의 주행행태에 미치는 영향에 대한 분석이 필요함을 시사하였다. 본 연구는 자율차의 주행행태를 도로 선형 및 교통 제어 신호 유무에 따라 도로 구간별로 구분하여 주행안정성 평가지표를 도출하였다는 점에서 기존 연구와의 차별성을 가진다.

개별차량의 주행행태 및 차량 간 상호작용을 평가하기 위한 교통안전 지표는 주행안전성 (Driving safety) 지표와 주행안정성 (Driving stability) 지표로 구분할 수 있다. 주행안전성 평가지표는 상충 발생 여부를 평가하기 위한 직접적인 사고 개연성 관련 지표이다. 추종 상황에서 차량 간 상호작용에 관한 평가지표는 주행안

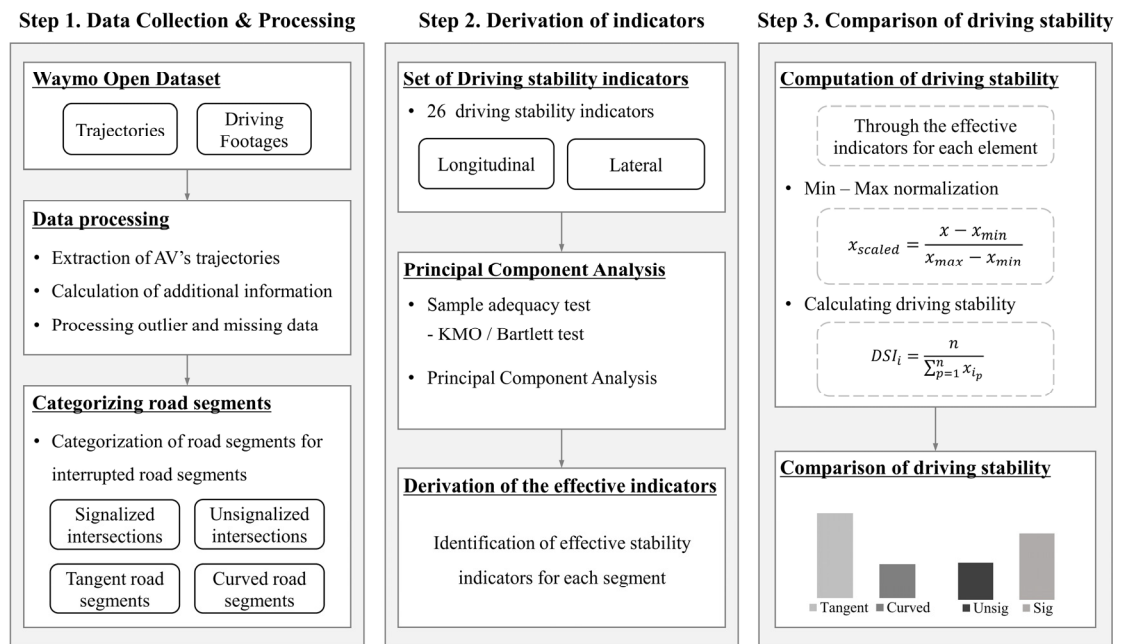
전성 지표로 정의하며 대표적으로 Time-To-Collision (TTC)와 Stopping Distance Index (SDI), Deceleration Rate to Avoid Crash (DRAC)이 있다 (Jo et al., 2022). 주행안정성 평가지표는 도로 이용자와의 상호작용 및 주변 도로 환경으로 인한 주체 차량의 거동 변화를 교통안전 관점에서 계량화한 지표로 정의된다. 주행안정성 지표는 개별차량 단위의 주행행태 변화에 대해 평가를 수행하는 측면에서 인접한 두 차량의 주행행태 차이에 기반한 주행안전성 지표와 구분된다. 본 연구의 목적은 자율차의 주행안정성 평가에 효과적으로 사용될 수 있는 주요 지표를 선정하는 것이다. 개별차량의 주행안정성을 평가하기 위한 지표의 개발에 관한 연구가 지속적으로 수행되었으며 주행안정성은 종방향과 횡방향 주행안정성 2가지 관점으로 구분할 수 있다. 종방향 주행안정성을 평가하기 위한 지표로는 속도 표준편차, 가속도 표준편차, peak-to-peak jerk 등이 활용될 수 있다 (Bagdadi and Várhelyi, 2013; Zheng et al., 2018). Mahdinia et al.(2021)은 시간의 흐름에 따른 주행행태의 변화 정도를 정량화한 지표로 Time-varying stochastic volatility (VF)를 제시하였다. VF 지표는 개별 변수의 평균으로부터 편차를 통해 산출된다는 점에서 표준편차와 유사해 보이지만 중요한 차이점이 있다. 표준편차가 개별 변수의 평균으로 편차를 도출하는 정적인 지표이나 VF는 시점에 따른 변수의 상대적 변화량의 평균에 대해 편차를 산출하는 지표이다 (Jee et al., 2023). 주행안전성 평가지표인 Erratic Driving Index (EDI)는 총 주행시간 동안 개별 변수가 임계값을 초과하는 범위 면적의 합으로 산출되며, Safety Reliability Index (SRI)는 개별 변수의 값이 임계값을 초과하는 비율로 도출된다 (Kim et al., 2024). Kim et al.(2017)에 따르면, Steering wheel Reversal Rate (SRR)은 주행시간 대비 steering wheel의 반전 각도가 크게 나타난 횟수를 비율로 나타낸 지표로 횡방향 주행안정성을 평가하는 데 활용된다. 본 연구는 기존 연구 고찰을 통해 13가지 종방향 주행안정성 평가지표와 13가지 횡방향 주행안정성 평가지표를 선정하여 데이터 수집 구간 단위로 집계하였다.

기존 연구 고찰로 선정한 26개 주행안정성 평가지표를 대상으로 자율차의 주행안정성에 대한 설명력이 높은 주요 평가지표를 도출하였다. 주요 평가지표 도출에는 주성분 분석 (Principal Component Analysis, PCA)를 활용하였다. 주성분 분석은 변수 간 선형 결합을 통해 요인의 수를 줄여 결과적으로 데이터의 차원을 축소하는 다변량 통계분석이다 (Santos et al., 2019). Lee et al.(2015)은 역세권과 토지이용의 관계를 파악하는 과정에서 유사한 특성의 변수를 통합함으로써 데이터의 차원을 축소하기 위해 주성분 분석을 활용하였다. 토지이용 관련 19가지 변수를 주성분 분석을 통해 7개의 주요 요인으로 구분하였다. Kwon et al.(2020)은 주성분 분석을 통해 친환경 대중교통 수단의 도입에 대한 승객의 인지적 특성을 분석하였다. 설문조사를 통해 선정한 7가지 요인을 설명력이 높은 2개 성분으로 단순화하였다. 기존 연구에서 주성분 분석은 유사한 변수 간 선형 결합을 통해 데이터를 단순화하고 새로운 성분을 도출하는 것을 목적으로 수행되었다. 그러나 본 연구에서는 데이터의 분산에 대한 설명력이 가장 높은 첫 번째 성분의 변수를 주요 평가지표로 선별하였다. 변수 간 선형 결합을 수행하지 않고 각 평가지표의 원형을 활용한다는 점에서 기존 연구와 차별성을 가진다. 본 연구는 주성분 분석을 통해 자율차의 주행안정성을 효과적으로 반영할 수 있는 주요 평가지표를 도출하였다. 주행안정성 주요 평가지표를 기반으로 주행안정성을 계량화하였으며 이를 기반으로 단속류 도로 구간별 주행안정성을 비교하였다. 본 연구의 결과는 혼합교통류 환경에서 자율차의 주행안정성을 계량화하여 평가하고 교통안전 관점에서 주행안정성 저하 구간을 식별하기 위한 지표로 활용될 것으로 기대된다.

연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 Waymo Open Dataset을 가공 및 처리하고 자율차의 주행안정성 지표를 도출하기 위한 방법론을 제시하였다. 3장에서는 단속류 도로 구간별로 선정한 주행안정성 주요 평가지표를 제시하였다. 마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구 방향을 서술하였다.

## II. 방법론

본 연구는 Waymo Open Dataset을 활용하여 주성분 분석을 통해 주행안정성을 평가하기 위한 주요 지표를 도출함으로써 단속류 도로 구간별 자율차의 주행안정성 평가 기준을 마련하였다. 연구의 수행 절차는 3 step으로 구분하여 <Fig. 1>에 제시하였다. Step 1에서는 Waymo Open Dataset의 주행계적 데이터에서 자율차의 주행 데이터를 추출하고, 데이터 내 위치 및 속도 정보를 기반으로 가속도, jerk, yaw 회전 등의 주행 정보를 추가로 산출하였다. 추가로 Waymo Open Dataset에서 제공하는 실주행 영상자료를 기반으로 구간별 단속류 도로 구간을 구분하였다. Step 2는 주행안정성 주요 평가지표 선정 단계이다. 기존 연구를 검토하여 개별차량의 주행행태를 평가하기 위한 주행안정성 평가지표를 선정하였다. 자율차의 종방향 주행정보 (속도, 가속도, jerk)와 횡방향 주행정보 (yaw 회전, 각속도, 각가속도)를 기반으로 총 26개의 주행안정성 평가지표를 선정하였다. 선정한 주행안정성 평가지표를 대상으로 주성분 분석을 통해 단속류 도로 구간별 주요 평가지표를 선별하였다. Step 3는 단속류 도로 구간별 주행안정성 지표 (Driving Stability Indicator, DSI) 산출 단계이다. 단속류 도로 구간별 자율차의 주행안정성을 비교하기 위해 앞서 선별한 주행안정성 주요 평가지표를 정규화하였다. 정규화 기법으로는 최소-최대 정규화 (Min-Max normalization) 방법을 활용하였으며 정규화된 평가지표의 산술평균으로 단속류 도로 구간별 DSI를 산출하여 도로 구간별 주행안정성을 비교하였다.



<Fig. 1> Overall research procedure

### 1. Waymo Open Dataset

본 연구는 Waymo LLC에서 공개한 Waymo Open Dataset을 활용하였다. Waymo Open Dataset은 미국 내 주요 도시 (e.g. 샌프란시스코, 피닉스, 마운틴뷰)에서 Waymo 자율차가 수집한 정보로 구성된다. Waymo 자율차는 SAE 기준 Level 4 수준의 자율주행차량으로 차량에 부착된 카메라, 라이다, 레이더를 포함한 다양한 센

서를 통해 자율차의 주행 데이터 및 도로 이용자를 포함한 주변 교통정보를 수집한다 (Wen et al., 2022). Waymo Open Dataset은 인식 데이터 (Perception data)와 동작 데이터 (Motion data)로 구분되어 있다. 인식 데이터는 2019년 8월 공개되었으며 1,000개의 도로 구간에 대해 자율차가 약 20초간 0.1Hz의 빈도로 수집한 객체 정보로 구성되어 있다. 본 연구에서는 데이터 처리와 해석의 간편성을 위해 사전 가공된 데이터를 사용하였으며 Waymo Open Dataset의 인식 데이터와 자율차의 주행궤적 데이터를 포함한다 (Hu et al., 2023b). 데이터 세트의 세부 구성 요소로는 Waymo 자율차와 주변 도로 이용자의 주행궤적 데이터 (e.g. 위치, 속도)와 객체 정보 (e.g. 객체 유형, 너비, 길이)가 있으며 데이터 수집 시점에서의 주행환경 (e.g. 날씨, 시간대) 정보를 추가로 제공하고 있다. 가공된 Waymo Open Dataset의 수집 항목은 <Table 1>에 제시하였다. 본 연구에서는 앞서 가공된 데이터 세트와 Waymo Open Dataset에서 제공하는 실주행 영상자료를 분석에 활용하였다. Waymo Open Dataset에 대한 자세한 내용은 다음 링크를 통해 확인할 수 있다 (<https://waymo.com/open/data>).

<Table 1> Attributes of processed Waymo Open Dataset

Attribute	segment_id	frame_label	time_of_day
Description	Road segment number (1~1000)	Data collection frame (1~200)	Dawn/Day/Dusk/Night
Attribute	location	weather	laser_veh_count
Description	The name of US cities	Sunny/Rain	The number of vehicles detected by the sensor in current frame
Attribute	obj_type	obj_id	global_time_stamp
Description	vehicle/bicycle/pedestrian	Ego(AV)/Others	Epoch Unix timesamp
Attribute	local_time_stamp (s)	local_center_x (m)	local_center_y (m)
Description	Local time (1~20s)	Local x coordinate of the object	Local y coordinate of the object
Attribute	local_center_z (m)	global_center_x (m)	global_center_y (m)
Description	Local z coordinate of the object	Global x coordinate of the object	Global y coordinate of the object
Attribute	global_center_z (m)	length (m)	width (m)
Description	Global z coordinate of the object	Length of the object	Width of the object
Attribute	height (m)	heading	speed_x (m/s)
Description	Height of the object	Global heading/local heading	Speed x of the object
Attribute	speed_y (m/s)	angular_speed (rad/s)	
Description	Speed y of the object	Angular speed x of the object	

## 2. 데이터 전처리

### 1) 데이터 가공

본 연구에서 활용한 가공된 Waymo Open Dataset은 차량의 가속도를 기준으로 이상치 제거가 수행되었다. Hu et al.(2023b)는 차량의 정상 가속도 범위를  $-8\text{m/s}^2$ 에서  $5\text{m/s}^2$ 으로 설정하여 데이터 내 정상 가속도 범위에 포함되지 않는 단일 값을 이상치로 식별하였다. 이상치 제거는 단일 값을 대체하는 기존의 보간법이 아닌, 이상치 주변 궤적을 일괄적으로 대체하는 방식으로 수행되어 데이터 궤적의 일관성을 개선하였다.

자율차의 주행행태를 분석하기 위해 Waymo Open Dataset의 주행궤적 데이터에서 자율차의 주행정보를 추출하여 검지 차량이나 보행자 등 도로 이용자의 정보와 구분하였다. 다음으로, Waymo Open Dataset의 제공 데이터를 기반으로 자율차의 추가 주행정보를 산출하였다. Waymo 자율차의 주행궤적 데이터 내 위치 및 속

도 정보를 기반으로 가속도와 jerk 정보를 추가로 산출하였다. 또한 자율차의 heading 및 각속도 정보를 통해 yaw rate와 각가속도를 산출하였다. Waymo Open Dataset 내 데이터 수집 구간의 96.5%가 단속류 구간임을 고려하여 본 연구의 분석 대상 구간은 단속류 도로 구간으로 설정하였다. 데이터의 일관성을 확보하기 위하여 연속류 도로 구간은 분석 대상에서 제외하였다. 마찬가지로 우천 시 수집된 데이터는 전체 데이터의 0.7%로 표본의 수가 충분하지 않아 본 분석에서 제외하였다. 추가로 자율차의 주행행태를 분석하기 위해 자율차의 움직임이 관측되지 않은 구간의 데이터를 제거하여 최종 데이터 세트를 구성하였다.

## 2) 단속류 도로 구간 분류

본 연구에서는 Waymo Open Dataset에서 제공하는 실도로 주행 영상자료를 활용하여 데이터 수집 구간별 단속류 도로 구간을 구분하였다. 실도로 주행 영상자료는 Waymo 자율차의 전면부 카메라를 통해 수집한 영상으로 구간별로 약 20초의 영상 정보를 제공한다. 주행 영상자료를 통해 도로 기하구조 및 교통신호 제어기와 같은 단속류 도로 구간을 식별할 수 있다. 주행 영상자료를 통한 단속류 도로 구간의 분류 기준은 다음과 같다.

- 교차로 영향권 :

- 1) 주체 차량이 교차로 시설물을 통과하는 구간
- 2) 교차로 신호 및 대기행렬로 인하여 주체 차량이 감속 또는 정지하는 구간

- 단일로 : 교차로 영향권에 해당하지 않는 구간

추가로 교차로 내 신호기의 설치 유무와 단일로 구간 내 평면 선형을 고려하여 도로 구간을 세분화하였다. 교차로 내 신호기의 유무를 영상자료를 통해 관측하였고 이를 기반으로 신호교차로와 비신호교차로를 구분하였다. 단일로의 경우 영상자료를 기준으로 주체 차량이 평면곡선을 통과하는 경우 해당 도로 구간을 곡선 단일로로 분류하고 평면곡선을 통과하지 않는 도로 구간에 대해 직선 단일로로 구분하였다. 본 연구에서는 단속류 도로 구간을 신호교차로, 비신호교차로, 직선 단일로, 그리고 곡선 단일로, 총 4가지로 분류하였다. 회전교차로와 같이 표본이 적어 분석에 활용하기 어려운 도로 구간은 분석 대상 구간에서 제외하였다. 결과적으로 기존 1,000개의 데이터 수집 구간 중 916개 구간을 분석에 활용하였다. 각 설계요소에 대한 데이터의 크기는 신호교차로가 374개, 비신호교차로가 222개, 직선 단일로가 164개, 그리고 곡선 단일로가 156개 구간으로 집계되었다.

## 3. 주행안정성 평가지표 선정

기존 연구를 검토하여 종방향 주행안정성 관련 13가지 평가지표와 13가지 횡방향 주행안정성 평가지표를 선정하였다. 본 연구에서 주행안정성 평가지표는 도로이용자와의 상호작용으로 인한 주체 차량의 거동 변화를 교통안전 관점에서 계량화한 지표로 정의한다. 종방향 주행안정성 관련 지표는 자율차의 속도와 가속도, jerk의 표준편차, VF, EDI, SRI 및 peak-to-peak jerk를 산출하였다. 횡방향 주행안정성 지표로는 yaw 회전과 각속도, 각가속도의 표준편차, VF, EDI, SRI 및 SRR을 선정하였다.

VF 지표는 시간의 흐름에 따른 변수의 상대적 변화율의 평균에 대해 편차를 계량화한 지표이다 (Jee et al., 2023). EDI는 총 주행시간 동안 개별 변수가 임계값을 초과하는 범위에 대한 비율로 산출된다. 임계값을 초과하는 개별 변수의 범위 면적의 총합을 총 주행시간으로 나누어 도출하였다. SRI는 개별 변수가 임계값을 초과하는 빈도를 계량화한 지표이다. 변수가 임계값을 초과한 횟수를 데이터의 총 개수로 나누어 산출하였다 (Kim et al., 2024). 본 연구에서 EDI와 SRI를 도출하기 위한 임계값은 개별 변수의 절대값의 평균으로

설정하였다. Kim et al.(2017)에 따르면, Steering wheel Reversal Rate (SRR)은 주행시간 대비 steering wheel의 반전 각도가 크게 나타난 횟수의 비율에 대한 지표로 횡방향 주행안정성 평가에 활용하였다. 본 연구는 13가지 종방향 주행안정성 평가지표와 13가지 횡방향 주행안정성 평가지표를 선정하여 데이터 수집 구간 단위로 집계하였다. 본 연구에서 활용한 26가지 주행안정성 평가지표는 <Table 2>에 제시하였으며, 단속류 도로 구간별 평가지표의 기술통계량은 <Table 3>에 제시하였다.

<Table 2> A list of driving stability indicators

No.	Indicators	Indicator description		Equation
1	SD_spd	Standard deviation	Speed	$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2}{T}}$ <p><math>x</math> = measurement  <math>t</math> = time step  <math>T</math> = total time step</p>
2	SD_acc		Acc	
3	SD_jerk		Jerk	
4	SD_yaw		Yaw rate	
5	SD_angspd		Angular speed	
6	SD_angacc		Angular acc	
7	VF_spd	Time-varying volatility	Speed	$\sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2}$ <p><math>r_t = \ln\left(\frac{x_t}{x_{t-1}}\right) \times 100\%</math>  <math>x</math> = measurement, <math>t</math> = time step, <math>T</math> = total time step</p>
8	VF_acc		Acc	
9	VF_jerk		Jerk	
10	VF_yaw		Yaw rate	
11	VF_angspd		Angular speed	
12	VF_angacc		Angular acc	
13	EDI_spd	Erratic Driving Index	Speed	$\frac{A}{T},$ <p><math>(x_i &gt; critical\ value, \sum_{i=1}^n \frac{ x_i - critical\ value }{t_{i+1} - t_i} = A)</math>  <math>x</math> = measurement, <math>t</math> = time step, <math>T</math> = total time step</p>
14	EDI_acc		Acc	
15	EDI_jerk		Jerk	
16	EDI_yaw		Yaw rate	
17	EDI_angspd		Angular speed	
18	EDI_angacc		Angular acc	
19	SRI_spd	Safety reliability index	Speed	$\sum_{t=1}^T (1 \text{ if } x_t > \bar{x}, \text{ otherwise } 0)$ <p><math>x</math> = measurement, <math>t</math> = time step, <math>T</math> = total time step</p>
20	SRI_acc		Acc	
21	SRI_jerk		Jerk	
22	SRI_yaw		Yaw rate	
23	SRI_angspd		Angular speed	
24	SRI_angacc		Angular acc	
25	P2Pjerk	Peak to peak jerk	$Max(jerk) - Min(jerk)$	
26	SRR	Steering wheel reversal rate	$\frac{n_{gap}}{T}$ , ( $n_{gap}$ = The number of counted reversals)	

&lt;Table 3&gt; Descriptive statistics

Index	Indicators	Mean	Minimum	Maximum	Standard deviation
Longitudinal driving stability indicators	SD_spd	7.036	0.008	32.495	5.228
	SD_acc	0.587	0.013	1.834	0.265
	SD_jerk	2.203	0.208	10.079	1.331
	VF_spd	49.761	3.535	84.848	14.75
	VF_acc	39.785	4.04	61.616	8.923
	VF_jerk	34.927	4.545	50.251	6.589
	EDI_spd	4.411	0.123	22.775	2.896
	EDI_acc	7.036	0.008	32.495	5.228
	EDI_jerk	0.587	0.013	1.834	0.265
	SRI_spd	98.235	10.391	193.499	22.589
	SRI_acc	49.761	3.535	84.848	14.75
	SRI_jerk	39.785	4.04	61.616	8.923
	P2Pjerk	0.542	0.038	2.517	0.309
	Lateral driving stability indicators	SD_yaw	11.976	0.069	63.571
SD_angspd		66.353	3.822	150.087	25.268
SD_angacc		98.235	10.391	193.499	22.589
VF_yaw		3.028	0.001	15.535	2.376
VF_angspd		0.17	0.002	0.672	0.081
VF_angacc		0.542	0.038	2.517	0.309
EDI_yaw		2.203	0.208	10.079	1.331
EDI_angspd		11.976	0.069	63.571	13.478
EDI_angacc		66.353	3.822	150.087	25.268
SRI_yaw		34.927	4.545	50.251	6.589
SRI_angspd		3.028	0.001	15.535	2.376
SRI_angacc		0.17	0.002	0.672	0.081
SRR		4.411	0.123	22.775	2.896

#### 4. 주행안정성 주요 평가지표 도출

##### 1) 데이터의 분석 적합성 평가

본 연구에서는 주성분 분석을 활용하여 26가지 주행안정성 평가지표 중 데이터에 대한 설명력이 가장 높은 주요 평가지표를 선정하였다. 단속류 도로 구간은 신호교차로와 비신호교차로, 직선 단일로와 곡선 단일로의 4가지 유형으로 구분하였으며 각 도로 구간에 대한 주행안정성 평가지표를 종방향과 횡방향 관점으로 세분화하였다. 즉, 도로 구간별로 도출된 종·횡방향 주행안정성 평가지표를 구분하여 총 8개의 데이터 세트를 구성하였다. 주성분 분석을 수행하기 위해 앞서 Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)와 Bartlett 검정을 통해 데이터 세트별 분석 적합성을 검토하였다. 일반적으로 KMO 측도가 0.6 이상이며 Bartlett 검정의 p-값이 0.05 미만인 경우, 해당 데이터가 분석에 적합한 것으로 간주한다 (Santos et al., 2019). 추가로 Measure of Sampling Adequacy (MSA) 측도와 공통성 값을 통해 평가지표별 분석 적합성을 평가하였다. MSA 측도와 공통성 값이



0.5 미만인 평가지표는 분석에 부적합한 변수로 판단하여 주요 평가지표 선정 과정에서 제외하였다 (He et al., 2011).

## 2) 주성분 분석 (Principal Component Analysis, PCA)

주성분 분석은 상관관계가 높은 변수 간 선형 결합을 통해 데이터를 축소 및 단순화하는 다변량 통계분석 기법이다. 고유값을 기준으로 각 성분이 데이터의 변동성을 설명하는 정도인 설명력을 평가하며 본 연구에서는 고유값이 1보다 큰 성분을 주성분으로 정의하였다 (Kaiser, 1974). 고유값을 통해 데이터의 특성에 대한 반영도가 높은 성분의 변수를 주행안정성 주요 평가지표로 고려할 수 있다. 성분 적재량을 단순화하고 결과 해석의 용이성을 향상하기 위해 성분행렬을 회전하였으며 직각회전 (Varimax) 방식을 채택하였다. 회전된 성분행렬에서 평가지표별 성분 적재량의 절대값이 0.6 이상인 성분에 각 평가지표를 할당하였다 (Waqar et al., 2023). 성분 적재량은 주성분에 대한 변수의 상관성을 나타내는 지표로 성분 적재량의 값이 클수록 해당 성분에 대한 변수의 기여도가 높음을 의미한다 (Santos et al., 2019). 본 연구에서는 고유값을 기준으로 데이터의 분산에 대한 설명력이 가장 높은 1성분의 평가지표를 주행안정성 주요 평가지표로 선정하였다.

## 5. 주행안정성 지표 (Driving Stability Indicator, DSI)

본 연구에서는 DSI를 산출하여 주행안정성 주요 평가지표가 동일하게 도출된 단속류 도로 구간별 자율차의 주행안정성을 비교하였다. DSI는 주행안정성 주요 평가지표를 기반으로 차량의 주행안정성을 계량화한 지표로 도로 구간별 주행안정성의 산술적인 비교 및 평가에 활용하였다. DSI는 주요 평가지표의 정규화 및 지표들의 산술평균을 통해 산출하였다. 본 연구는 최소-최대 정규화 방식을 활용하여 주요 평가지표의 정규화를 수행하였다. 최소-최대 정규화는 데이터를 사전에 정의한 범위 내로 스케일링하는 방식으로 데이터 분포를 0과 1 사이의 범위로 축소하였다. 정규화를 통해 데이터를 같은 범위 내로 조정하여 서로 간 비교를 수행할 수 있다 (Patro and Sahu, 2015; Jung et al., 2008). 최소-최대 정규화에 대한 수식은 Eq. (1)에 제시하였다.

$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \dots\dots\dots (1)$$

여기서,  $x_{scaled}$ : Normalized value of the indicator

$x$ : Original value of the indicator

$x_{min}$ : Minimum value of the indicator in the dataset

$x_{max}$ : Maximum value of the indicator in the dataset

다음으로 정규화된 주요 평가지표들의 산술평균을 통해 산출된 값을 DSI로 설정하였다. 본 연구에서 활용한 평가지표는 지표의 값이 클수록 주행안정성이 감소하는 것으로 해석할 수 있다. 따라서 평가지표 값의 평균을 역수로 치환하여 해석의 직관성을 확보하였다. 단속류 도로 구간에 대해 DSI가 낮을수록 해당 도로 구간에서 자율차의 주행안정성이 감소하는 것으로 해석할 수 있다. 산출한 DSI는 단속류 도로 구간별 자율차의 주행안정성을 비교하기 위한 지표로 활용하였다. DSI 산출식은 Eq. (2)에 제시하였다.

$$DSI_i = \frac{n}{\sum_{p=1}^n x_{i_p}} \quad \dots \dots \dots (2)$$

여기서,  $DSI_i$ : Value of DSI for road segment I

$n$ : the number of indicators

$x_{i_p}$ : the normalized value of the indicator p for road segment i (Where p is each indicator of the dataset)

### III. 분석 결과

#### 1. 데이터와 평가지표의 분석 적합성 평가 결과

KMO 및 Bartlett 검정으로 데이터 세트의 분석 적절성을 평가하고 검정 결과를 <Table 4>에 제시하였다. KMO 측도 값이 0.6 이상, Bartlett 검정의 유의확률이 0.05 미만으로 8개 데이터 세트가 주성분 분석에 적합한 것으로 도출되었다. 다음으로 주행안정성 평가지표의 분석 적합성을 검정하기 위하여 MSA 측도와 공통성 지표를 확인하였으며, 평가 결과를 <Table 5>에 제시하였다. MSA 측도 및 공통성 지표는 0.5를 임계값으로 개별 지표의 분석 적합성을 평가하였다. 임계값을 초과하는 개별 평가지표는 주성분 분석에 적합하지 않은 변수로 판단하여 주요 평가지표 선별 과정에서 제외하였다. 신호교차로에 대해 주행안정성 평가지표는 VF\_spd와 VF\_yaw가 분석에 부적합한 것으로 나타났으며, 비신호교차로에서는 VF\_speed와 VF\_jerk, SRI\_spd, SRI\_acc, SRI\_jerk, VF\_angacc가 분석 부적합 변수로 도출되었다. 직선 단일로는 VF\_yaw와 VF\_angacc, SRI\_angacc, 곡선 단일로는 VF\_jerk와 SRI\_acc, VF\_angacc, SRI\_angacc가 분석에 부적합한 변수로 도출되었다. 분석에 부적합한 것으로 도출된 지표는 각 도로 구간에 대한 주요 평가지표 후보에서 제외하였다.

<Table 4> KMO and Bartlett's Test

Longitudinal driving stability indicators (N=13)					
		Signalized	Unsignalized	Tangent	Curved
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		0.769	0.679	0.691	0.700
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	7087.624	3145.893	2928.264	2558.849
	df	78	78	78	78
	Sig.	0.000	0.000	0.000	0.000

Lateral driving stability indicators (N=13)					
		Signalized	Unsignalized	Tangent	Curved
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		0.728	0.732	0.690	0.722
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	11501.283	7230.533	4533.400	4725.803
	df	78	78	78	78
	Sig.	0.000	0.000	0.000	0.000

&lt;Table 5&gt; MSA and communality

		Longitudinal driving stability indicators												
		SD_spd	SD_acc	SD_jerk	VF_spd	VF_acc	VF_jerk	SRI_spd	SRI_acc	SRI_jerk	EDI_spd	EDI_acc	EDI_jerk	P2Pjerk
Signalized	MSA	0.672	0.763	0.784	0.740	0.863	0.915	0.897	0.832	0.755	0.689	0.638	0.747	0.782
	Communality	0.908	0.725	0.972	0.354	0.714	0.717	0.835	0.712	0.782	0.889	0.844	0.973	0.967
Unsignalized	MSA	0.707	0.661	0.776	0.760	0.665	0.443	0.650	0.671	0.447	0.706	0.691	0.711	0.645
	Communality	0.836	0.739	0.932	0.402	0.685	0.397	0.490	0.377	0.618	0.817	0.805	0.952	0.925
Tangent	MSA	0.640	0.706	0.760	0.797	0.855	0.694	0.657	0.616	0.586	0.648	0.667	0.707	0.670
	Communality	0.889	0.794	0.985	0.657	0.735	0.569	0.797	0.877	0.651	0.875	0.892	0.989	0.978
Curved	MSA	0.692	0.752	0.776	0.686	0.839	0.359	0.599	0.433	0.523	0.699	0.742	0.710	0.642
	Communality	0.905	0.840	0.980	0.748	0.693	0.958	0.759	0.855	0.769	0.890	0.906	0.983	0.968

		Lateral driving stability indicators												
		SD_yaw	SD_angspd	SD_angacc	VF_yaw	VF_angspd	VF_angacc	SRI_yaw	SRI_angspd	SRI_angacc	EDI_yaw	EDI_angspd	EDI_angacc	SRR
Signalized	MSA	0.670	0.669	0.821	0.247	0.924	0.615	0.620	0.827	0.960	0.678	0.679	0.830	0.689
	Communality	0.975	0.974	0.922	0.689	0.626	0.849	0.852	0.766	0.583	0.960	0.959	0.935	0.709
Unsignalized	MSA	0.682	0.682	0.827	0.632	0.839	0.866	0.632	0.702	0.918	0.680	0.681	0.828	0.763
	Communality	0.968	0.967	0.894	0.767	0.758	0.382	0.874	0.880	0.712	0.949	0.948	0.905	0.683
Tangent	MSA	0.646	0.644	0.756	0.299	0.881	0.247	0.728	0.785	0.872	0.646	0.651	0.755	0.764
	Communality	0.964	0.962	0.893	0.697	0.663	0.779	0.892	0.888	0.473	0.950	0.949	0.929	0.615
Curved	MSA	0.645	0.645	0.862	0.821	0.780	0.704	0.695	0.698	0.950	0.643	0.641	0.870	0.798
	Communality	0.930	0.929	0.801	0.620	0.786	0.131	0.789	0.794	0.465	0.898	0.897	0.883	0.680

## 2. 주행안정성 주요 평가지표 도출 결과

본 연구에서는 단속류 도로 구간별 종방향 및 횡방향 주행안정성 평가지표에 대해 각각 주성분 분석을 수행하였다. 주성분 분석을 통해 도출된 성분행렬 중 1성분에 해당하는 평가지표를 주행안정성 주요 평가지표로 선정하였다. 1성분은 데이터의 분산에 대한 설명력이 가장 높은 변수 집단으로 데이터의 특성을 가장 잘 반영하는 평가지표의 집단으로 해석할 수 있다. 본 연구는 1성분에 대해 성분 적재량의 절대값이 0.6 이상인 평가지표를 주행안정성 주요 평가지표로 정의하였다.

종방향 주행안정성 평가지표는 비신호교차로와 직선 단일로, 곡선 단일로에서 동일하게 SD\_spd, SD\_acc, EDI\_spd, EDI\_acc가 주요 평가지표로 도출되었다. 신호교차로의 경우, VF\_acc, VF\_jerk, SRI\_spd, SRI\_acc, SRI\_jerk가 종방향 주행안정성 주요 평가지표로 도출되었다. 횡방향 주행안정성 평가지표의 경우, SD\_yaw, SD\_angspd, SD\_angacc, SRI\_angacc, EDI\_yaw, EDI\_angspd, EDI\_angacc가 신호교차로와 비신호교차로에 대한

주요 평가지표로 선별되었다. 직선 단일로와 곡선 단일로는 동일하게 SD\_yaw, SD\_angspd, SD\_angacc, EDI\_yaw, EDI\_angspd, EDI\_angacc가 횡방향 주행안정성 주요 평가지표로 선정되었다. 주성분 분석 결과는 1 성분에 해당하는 개별 변수의 성분 적재량을 회전된 성분행렬의 형태로 <Table 6>에 제시하였다.

<Table 6> Rotated factor loadings of the first factor

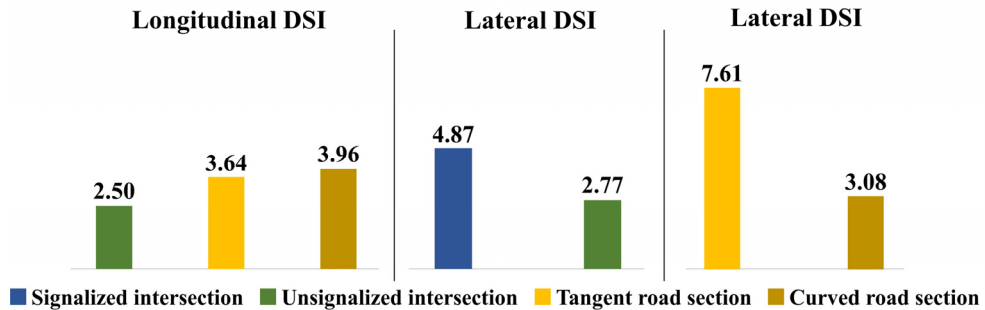
Index	Indicators	Signalized	Unsignalized	Tangent	Curved
Longitudinal driving stability indicators	SD_spd		0.893	0.916	0.941
	SD_acc		0.837	0.867	0.859
	VF_acc	0.644			
	VF_jerk	0.814			
	EDI_spd		0.885	0.898	0.930
	EDI_acc		0.871	0.928	0.926
	SRI_spd	0.866			
	SRI_acc	0.694			
	SRI_jerk	0.862			
VF_spd, EDI_jerk 및 P2Pjerk는 성분 적재량의 절대값 < 0.6으로 도출되어 제외하였다.					
Lateral driving stability indicators	SD_yaw	0.956	0.908	0.910	0.964
	SD_angspd	0.956	0.908	0.912	0.964
	SD_angacc	0.941	0.926	0.920	0.890
	EDI_yaw	0.949	0.906	0.908	0.944
	EDI_angspd	0.949	0.906	0.910	0.944
	EDI_angacc	0.949	0.928	0.945	0.934
	SRI_angacc	-0.700	-0.647		
VF_yaw, VF_angspd, VF_angacc 및 SRR은 성분 적재량의 절대값 < 0.6으로 도출되어 제외하였다.					

### 3. DSI 비교분석 결과

동일한 주요 평가지표가 도출된 단속류 도로 구간에 대해 DSI 기반 주행안정성을 평가하였다. DSI는 주행안정성 주요 평가지표를 정규화 및 산술평균하여 산출한 지표로 DSI가 높을수록 주행안정성이 증가하는 것으로 해석할 수 있다. 종방향과 횡방향 주행안정성 각각에 대해 주요 평가지표를 구분하여 종방향 DSI와 횡방향 DSI를 도출하였다. 종방향 주행안정성의 경우, 비신호교차로와 직선 단일로, 곡선 단일로의 주요 평가지표가 동일하게 집계되어 단속류 도로 구간별 종방향 DSI를 비교하였다. 횡방향 주행안정성의 경우, 신호교차로와 비신호교차로, 직선 단일로와 곡선 단일로에 대해 서로 동일한 주요 평가지표가 도출되어 횡방향 DSI를 각각 비교하였다.

종방향 DSI에 대해 곡선 단일로가 3.96, 직선 단일로가 3.64, 그리고 비신호교차가 2.50으로 도출되었다. 비신호교차로 대비 곡선 단일로와 직선 단일로의 종방향 DSI가 각각 58.40%, 45.60% 높게 도출되었으며 곡선 및 직선 단일로가 비신호교차로에 비해 종방향 주행안정성이 높은 것으로 해석할 수 있다. 횡방향 주행안정성은 신호교차로와 비신호교차로의 주행안정성 지표가 각각 4.87과 2.77로 도출되었다. 신호교차로가 비신호교차로 대비 약 75.81% 높은 수치를 기록하여 신호교차로의 횡방향 주행안정성이 상대적으로 높게 도출되었다. 직선 단일로와 곡선 단일로는 횡방향 주행안정성 평가지표가 각각 7.61과 3.08로 산출되었다. 직선 단

일로의 횡방향 주행안정성 지표가 곡선 단일로에 비해 147.08% 높게 도출되었으며 직선 단일로의 횡방향 주행안정성이 곡선 단일로보다 높음을 의미한다. 단속류 도로 구간 간 DSI 비교 결과를 시각화하여 <Fig. 2>에 제시하였다.



<Fig. 2> Comparison of DSI for each road segment

#### IV. 결론 및 향후 연구 방향

Level 4 이상 자율차의 공도 주행이 시범적으로 허용됨에 따라 분석에 활용가능한 실도로 주행 데이터의 수가 증가하고 있다. 혼합교통류 상황에서 자율차가 교통안전에 미치는 영향을 파악하기 위해서는 자율차의 주행행태를 정량적으로 분석해야 하며 분석에 활용하기 위한 유의미한 평가지표를 선정해야 한다. 본 연구는 Waymo Open Dataset을 활용하여 자율차의 주행안정성을 평가하기 위한 주요 지표를 도출함으로써 단속류 도로 구간별 자율차의 주행안정성 평가 기준을 마련하였다. 우선, 자율차의 주행안정성을 평가하기 위한 26가지의 종방향 및 횡방향 주행안정성 지표를 선정하였다. Waymo Open Dataset의 자율차 주행정보를 기반으로 주행안정성 평가지표를 계량화하였고 주성분 분석을 통해 전체 데이터에 대한 설명력이 높은 주요 평가지표를 선별하였다. 주행안정성 주요 평가지표를 도출하는 과정에서 데이터를 단속류 도로 구간에 따라 구분하여 각 구간에 대한 주요 평가지표를 제시하였다. 주행안정성 주요 평가지표는 종방향 및 횡방향 주행안정성 관점에서 구분하여 각각에 대해 제시하였다. 도출된 주요 평가지표를 통해 도로 구간별 종방향 및 횡방향 DSI를 산출하였다. DSI를 기반으로 주요 평가지표가 동일하게 도출된 도로 구간의 주행안정성을 비교하였다. 비신호교차로의 종방향 DSI는 단일로 대비 최대 58.40% 높게 도출되었으며, 횡방향 DSI는 신호교차로에서 비신호교차로 대비 75.81% 높게 도출되었다. 또한 직선 단일로의 횡방향 DSI는 곡선 단일로에 비해 147.08% 높게 도출되었다. 다른 도로 구간 대비 비신호교차로의 DSI가 일반적으로 낮게 도출되었으며 이는 비신호교차로 구간에서 자율차의 주행안정성이 감소하는 것으로 해석할 수 있다. 일반적으로 교차로 구간은 복잡한 구조와 교통상황으로 인해 혼합교통류 상황에서 자율차의 주행 난이도가 높은 구간으로 분류된다. Tengilmoglu et al. (2023)은 보고된 자율차 사고의 89%가 교차로 구간에서 발생하였으며 교통 신호제어가 부재한 비신호교차로에서 자율차의 주행 취약성이 증가함을 시사하였다.

본 연구는 단속류 도로 구간에 대해 자율차의 주행안정성을 평가하기 위한 최적의 지표를 선정하는 방법론을 제시하였다. 해당 방법론을 통해 향후 자율차의 주행안정성 분석을 위한 평가지표 선정의 기초 자료로 활용할 수 있다. DSI를 기반으로 날씨, 보행자 및 주정차 등 자율차의 주행안정성에 영향을 미치는 추가 요인을 고려하여 자율차의 최적 경로 선정을 위한 참고자료로 활용할 수 있다. 또한, 특정 도로 구간에 대해

데이터 수집 시점별 DSI를 기반으로 구간 내 자율차의 주행안정성이 감소하는 지점을 검지하여 해당 지점의 특성을 반영한 교통안전 개선 방안을 적용할 수 있다. 교통정보 관점에서는 주행안정성의 저하가 예상되는 도로 구간 및 지점에 대해 주변 자율차에 경고 정보를 전달하여 경로 선택을 위한 의사결정을 지원할 수 있다. 도로 운영관리 측면에서 관리가 필요한 구간 및 지점에 대해 우선순위를 선정하기 위한 참고자료로도 활용가능할 것으로 판단된다.

그러나 본 연구에서 제시한 주행안정성 주요 평가지표 도출 과정은 다음과 같은 한계점을 보이며 추가적인 연구를 통해 이를 보완할 필요가 있다. 본 연구는 Waymo Open Dataset의 초기 데이터를 활용하여 주행안정성 주요 평가지표를 도출하였다. 초기 데이터는 1000개의 도로 구간만을 포함하고 있어 회전교차로와 같이 데이터 표본이 적은 단속류 도로 구간에 대해 분석이 제한되었다. 향후 추가적으로 수집되는 데이터를 분석에 활용하여 회전교차로, 연속류 구간 등의 단속류 도로 구간을 포함하고 기존 단속류 도로 구간의 구분을 교차로의 형태 등에 따라 세분화할 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구에서는 주행안정성에 영향을 미치는 요인을 도로 기하구조 및 교통 제어 신호의 유무로 한정하여 분석을 수행하였다. 후속 연구를 통해 보행자, 주차 및 정지표지의 유무 등의 추가 요인에 따른 자율차의 DSI 변화를 분석하여 주행안정성 저하 요인을 도출할 수 있다. 추가 영향 요인은 Waymo Open Dataset의 객체 인식 라벨 데이터 (Object detection labels)를 통해 도출할 수 있을 것으로 예상된다. 또한, 주행안정성 영향 요인에 따른 도로 구간별 자율차의 주행안정성 변화를 분석하는 과정에서 주변 영향이 최소화된 구간의 DSI를 도출하여 주행안정성 영향 요인의 영향 정도를 평가하기 위한 기준선으로 활용할 수 있다. 주변 영향이 없는 통제된 환경에서 주행한 자율차의 DSI 또는 주변 영향이 최소화된 구간에서의 DSI를 기반으로 도로 구간별 자율차의 주행안정성을 정량적으로 평가하고 각 도로 구간에서 추가 영향 요인이 자율차의 주행안정성에 미치는 영향을 비교·분석하기 위한 기준으로 활용할 수 있을 것으로 기대된다. 앞서 제시한 향후 연구 방향을 토대로 실제로 주행 데이터를 통해 실증적인 분석 결과를 도출하기 위한 노력이 필요할 것이다.

## ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었습니다(RS-2022-00143579, 자율주행 Lv.4/4+ 공유차(Car-Sharing) 서비스 기술 개발).

## REFERENCES

- Arvin, R., Kamrani, M. and Khattak, A. J.(2019), “How instantaneous driving behavior contributes to crashes at intersections: Extracting useful information from connected vehicle message data”, *Accident Analysis & Prevention*, vol. 127, pp.118-133.
- Arvin, R., Khattak, A. J., Kamrani, M. and Rio-Torres, J.(2020), “Safety evaluation of connected and automated vehicles in mixed traffic with conventional vehicles at intersections”, *Journal of Intelligent Transportation Systems*, vol. 25, no. 2, pp.170-187.
- Bagdadi, O. and Várhelyi, A.(2013), “Development of a method for detecting jerks in safety critical events”, *Accident Analysis & Prevention*, vol. 50, pp.83-91.

- California DMV, <https://www.dmv.ca.gov>, 2024.04.26.
- Figueiredo, M. C., Rossetti, R. J., Braga, R. A. and Reis, L. P.(2009), “An approach to simulate autonomous vehicles in urban traffic scenarios”, *In 2009 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp.1-6.
- Garg, M., Johnston, C. and Bouroche, M.(2021), “Can connected autonomous vehicles really improve mixed traffic efficiency in realistic scenarios?”, *In 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pp.2011-2018.
- He, S. G., Wang, G. A. and Cook, D. F.(2011), “Multivariate measurement system analysis in multisite testing: An online technique using principal component analysis”, *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 12, pp.14602-14608.
- Hegyi, A., De Schutter, B. and Hellendoorn, H.(2005), “Model predictive control for optimal coordination of ramp metering and variable speed limits”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 13, no. 3, pp.185-209.
- Hong, J. H., Oh, M. J., Cho, Y. B., Lee, K. H. and Cho, W. S.(2020) “A dimensional reduction method in cluster analysis for multidimensional data: principal component analysis and factor analysis comparison”, *The Journal of BIGDATA*, vol. 5, no. 2, pp.135-143.
- Hu, X., Zheng, Z., Chen, D. and Sun, J.(2023a), “Autonomous vehicle’s impact on traffic: Empirical evidence from Waymo Open Dataset and implications from modelling”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*.
- Hu, X., Zheng, Z., Chen, D., Zhang, X. and Sun, J.(2022), “Processing, assessing, and enhancing the Waymo autonomous vehicle open dataset for driving behavior research”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 134, 103490.
- Hu, X., Zheng, Z., Zhang, X., Chen, D. and Sun, J.(2023b), “Vehicle trajectory data processed from the Waymo Open Dataset”, *Mendeley Data*, V3, doi: 10.17632/wfn2c3437n.3.
- Jee, J. H., Gu, Y. S., Jo, Y. and Oh, C.(2023), “Identification of crash-prone road segments based on an ensemble machine learning strategy: Use of driving behavior data”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 41, no. 6, pp.739-752.
- Jo, Y., Jung, A. R., Park, H. J., Park, J. H. and Oh, C.(2022), “Prioritizing driving safety indicators using real-world C-ITS data to identify hazardous freeway sections”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 40, no. 6, pp.863-878.
- Jung, B. W., Cheun, S. P., Kim, Y. T. and Kim, S. S.(2008), “An emotion recognition technique using speech signals”, *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 18, no. 4, pp.494-500.
- Kaiser, H. F.(1974), “An index of factorial simplicity”, *Psychometrika*, vol. 39, no. 1, pp.31-36.
- Kim, Y. J., Kang, K. W., Park, J. Y. and Oh, C.(2024), “A methodology for prioritizing safety indicators using individual vehicle trajectory data”, *Journal of Transportation Safety & Security*, vol. 16, no. 1, pp.18-42.
- Kim, Y. J., Lee, S. Y., Choi, S. R. N. and Oh, C.(2017), “Development of a workload assessment index based on analyzing driving patterns”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 35, no. 6, pp.545-556.
- Ko, J. E., Jang, J. Y. and Oh, C.(2021), “A multi-agent driving simulation approach for evaluating the safety benefits of connected vehicles”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation*

- Systems*, vol. 23, no. 5, pp.4512-4524.
- Kwon, Y. M., Kim, S. J. and Byun, J. H.(2020), “Cognitive perception of an eco-friendly public transportation: Using principal component analysis”, *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 19, no. 1, pp.71-82.
- Lee, J. W., Go, J. Y., Jeon, S. W. and Jun, C. M.(2015), “A study of land use characteristics by types of subway station areas in seoul analyzing patterns of transit ridership”, *Korea Research Institute for Human Settlements*, vol. 84, pp.35-53.
- Mahdinia, I., Mohammadnazar, A., Arvin, R. and Khattak, A. J.(2021), “Integration of automated vehicles in mixed traffic: Evaluating changes in performance of following human-driven vehicles”, *Accident Analysis & Prevention*, vol. 152, 106006.
- Muhammad, T., Kashmiri, F. A., Naeem, H., Qi, X., Chia-Chun, H. and Lu, H.(2020), “Simulation study of autonomous vehicles’ effect on traffic flow characteristics including autonomous buses”, *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2020, no. 1, 4318652.
- Patro, S. G. O. P. A. L. and Sahu, K. K.(2015), “Normalization: A preprocessing stage”, *arXiv preprint arXiv:1503.06462*.
- Santos, R. D. O., Gorgulho, B. M., Castro, M. A. D., Fisberg, R. M., Marchioni, D. M. and Baltar, V. T.(2019), “Principal component analysis and factor analysis: Differences and similarities in nutritional epidemiology application”, *Revista Brasileira de Epidemiologia*, vol. 22, e190041..
- Tengilimoglu, O., Carsten, O. and Wadud, Z.(2023), “Implications of automated vehicles for physical road environment: A comprehensive review”, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 169, 102989.
- Wang, Y., Farah, H., Yu, R., Qiu, S. and Van Arem, B.(2023), “Characterizing behavioral differences of autonomous vehicles and human-driven vehicles at signalized intersections based on waymo open dataset”, *Transportation Research Record*, vol. 2677, no. 11, pp.324-337.
- Waqar, A., Alshehri, A. H., Alanazi, F., Alotaibi, S. and Almujiabah, H. R.(2023), “Evaluation of challenges to the adoption of intelligent transportation system for urban smart mobility”, *Research in Transportation Business & Management*, vol. 51, 101060.
- Waymo Open Dataset, <https://www.waymo.com/open/data>, 2024.03.23.
- Wen, X., Cui, Z. and Jian, S.(2022), “Characterizing car-following behaviors of human drivers when following automated vehicles using the real-world dataset”, *Accident Analysis & Prevention*, vol. 172, 106689.
- Zheng, H., Qin, Y., Guo, F., Xiong, J., Xu, B. and Chen, Y.(2018), “Speed and reaction behavior in different highway landscapes: A driving simulator study”, *Traffic Injury Prevention*, vol. 19, no. 8, pp.880-884.