

도시 환경 내 보행자 위험요인 인지 확률 추정 방법 연구

남다인*, 김용진**

*국립한국교통대학교 도시교통공학과 석사과정

**국립한국교통대학교 도시교통공학과 교수

e-mail:namdain1111@au.ac.kr

A Study on Estimation Schemes for the Perception Probability of Pedestrian Hazards in Urban Environments

Dain Nam*, Yong-Jin Kim*

*Dept. of Urban and Transportation Engineering, Korea National University of Transportation

요약

자율주행 환경의 확산과 함께 보행자 위험 인지 상태의 실시간 측정이 교통 안전 및 차량-보행자 통신(V2P) 시스템 설계의 핵심 과제로 부상하고 있다. 그러나 기존 연구는 외현적 행동 데이터 중심의 사후 분석에 머물러 있어 내재적 인지 상태를 직접 측정하는 방법론이 부재한 실정이다. 본 연구는 EEG 기반 상대 미드 베타 파워를 위험 인지의 기준 신호로 활용하고, 시선추적·관절 모션·두부 운동 정보를 통합하는 다중 생체신호 분석 프레임워크를 제안하였다. 이중 샘플링 주파수를 가진 세 장비의 데이터를 PCHIP 보간 기반으로 120 Hz 공통 타임라인에 동기화하였으며, 파일럿 실험(N=2)에서 비모수 통계 검정(Mann-Whitney U) 및 편상관 분석을 통해 특징 수준 타당성을 탐색적으로 검증하였다. 분석 결과, 발목 관절 굴곡각($r=-.496, p<.001$)과 두부 각속도($r=+.338, p=.005$)가 EEG 기반 위험 인지 상태와 유의하게 공변하였으며, 편상관 분석에서 참가자 효과를 통제한 후에도 두 변수의 유의성이 유지되었다. 반면 시선 위험 점수와 보행 케이션스는 편상관 분석에서 유의성이 소실되어 참가자 간 혼입 효과의 영향을 받는 것으로 판단되었다. 본 연구는 다중 생체신호 기반 보행자 위험 인지 탐지 가능성을 탐색적으로 확인하며, 향후 지능형 교통 시스템(ITS) 및 자율주행 보행자 안전 기술 개발의 기초 자료를 제공한다.

1. 서론

1.1 연구의 배경

자율주행 기술과 스마트 모빌리티의 확산은 도시 보행 환경에서 보행자와 차량 간 상호작용 구조를 근본적으로 변화시키고 있다. 특히 비신호 횡단보도 및 이면도로와 같은 통제되지 않은 환경에서 보행자가 접근 차량의 위험을 얼마나 정확하게 인지하는지는 교통사고 예방과 자율주행 시스템 설계 모두에서 핵심 변수로 부각되고 있다. 그러나 기존 보행자 안전 연구는 위치·속도·궤적 등 외현적 행동 데이터에 의존하여 위험 상황을 사후적으로 분석하는 방식에 머물러, 보행자가 실제로 위험을 인지하였는지 여부를 사전에 관별하는 직접적 방법론이 확립되어 있지 않다. 이러한 방법론 공백은 다음의 구조적 어려움에서 기인한다. 첫째, 인간의 인지 상태는 여러 방법으로 직접 계산이 불가능한 내재적 영역으로 보행자 안전 분야에서 이를 지표로 활용하는 선례가 존재하지 않는다. 둘째, 이러한 생체신호를 취하기 위한 개별 장비(EEG·시선추적·관절 모션 센서 등)의 동시 통합 운용과 보행 환경에서의 신호 동기화에 관한 표준화된 방법론이 부재하다. 이에 본 연구는 자율주행 환경의 확산에 따라 새롭게 부상한 '보행자 위험 인지 확률 추정'이라는 연구 이슈에 대응하여, 앞서 언급한 선례 연구 및 방법론이 존재하지 않는 분야에서의 선형 연구 방법론 프레임워크를 개발하는 것을 목적으로 한다.

2. 이론적 고찰

2.1 보행자 위험인지와 생체신호 기반 접근 필요성

보행자는 도로 교통 환경에서 가장 취약한 도로 이용자에 속하며, 차량과의 충돌 위험을 얼마나 정확하게 인지하느냐가 교통사고 예방의 핵심 변수로 작용한다. Hulse(2022)는 보행자 설문조사를 통한 주관적 인식과 실제 현장 관찰을 통한 행동 데이터를 비교함으로써 보행자가 자율주행 차량 주변에서 불확실성과 불편함을 느끼고 있다는 점을 실증했다. 기존 보행자 의도 예측 연구(Rasouli et al., 2022; Yao et al., 2021)는 카메라 기반 자세·궤적·맥락 정보를 활용하나 보행자의 내재적 인지 상태를 직접 측정하지 않는다는 공통된 한계를 지닌다.

2.2 EEG 기반 인지 상태 측정

뇌전도는 밀리초 단위의 높은 시간 해상도로 뇌의 인지·정서 상태 변화를 실시간으로 반영하는 생체신호로, 인지신경과학 분야에서 널리 활용된다. Chikhi et al.(2022)의 연구에서는 인지 부하와 관련하여 세타(4~8 Hz) 및 베타(13~30 Hz)파는 양의 상관관계를, 알파(8~13 Hz)파는 음의 상관관계를 보이는 것이 확인되었다. 본 연구에서는 세타파보다 인지 부하와의 직접적 연관성은 다소 낮지만, 아티팩트 영향으로부터 상대적으로 자유로운 미드 베타(15~20 Hz)를 주요 지표로 채택하였다.

2.3 시선추적 및 다중 센서 융합 연구

Zhao et al.(2023)은 실제 도로 환경에서 보행자가 시선의

53%를 차량에 할당하며 100m 거리에서 시선 고정이 시작되어 5~30m 구간에서 최고점에 달함을 확인하여, 차량 위험요인에 대한 시선 고정 분석의 실증적 근거를 제공하였다. Dey et al.(2019)는 차량 거리에 따라 보행자 시선이 도로 공간에서 앞유리로 이동하는 명확한 패턴을 확인하였다. 다중 생체신호 융합 연구에서는 Saitis & Kalimeri(2018)가 시각장애인을 대상으로 한 실험에서 EEG와 말초 생체 신호를 결합한 다중 모달 분류 프레임워크로 실외 환경 분류 AUROC 93%를 달성하였으며, Klug et al.(2022)의 BeMoBIL Pipeline은 EEG·모션·시선추적 데이터를 시간 동기화된 방식으로 처리하는 오픈소스 자동화 파이프라인으로서 이종 데이터 통합 분석의 표준화에 기여하였다.

3. 연구 방법론

3.1 전체 연구 프레임워크

본 연구의 방법론 프레임워크는 총 4단계로 구성된다. 첫째, 인지 지표 산출 단계에서는 EEG 신호로부터 상대 미드 베타 파워를 계산하여 보행자의 인지 집중도 시계열을 정량화하고, 10채널 IMU 센서를 활용하여 주요 관절의 굴곡각·각속도·가속도를 산출한다. 또한 시선추적 데이터를 기반으로 YOLOv8 객체 탐지 및 SegFormer 의미 분할 결과와 매칭하여 시선 고정 대상 정보를 생성하며, Pupil Neon 장치 내장 IMU로부터 두부 방향 추정치, 두부 각속도 및 두부 저크를 추가로 산출한다. 둘째, 다중 생체신호 전처리 및 동기화 단계에서는 각 데이터의 샘플링 레이트를 120 Hz 공통 타임라인으로 통일하고, 절대 타임스탬프 기준 교집합 구간을 공통 분석 구간으로 설정한다. 셋째, 특징 추출 및 통계 분석 단계에서는 전처리된 시계열 데이터로부터 슬라이딩 윈도우 기반 분석 단위를 구성하고, EEG 기반 위험 인지 레이블과 시선·모션 특징 간 조건별 비교 분석을 수행한다. 현 파일럿 단계에서는 비모수 통계 검정을 통한 특징 수준 타당성 검증에 집중한다. 넷째, 타당성 검증 단계에서는 파일럿 실험(N=2)을 수행하고, 기술 통계·조건별 비교·교차 모달 상관 분석으로 데이터 파이프라인 및 생체신호 지표의 타당성을 평가한다.

3.2 실험 환경 및 장비 구성

실험은 비신호 횡단보도 환경을 대상으로 설계되며, 차량 접근 속도·거리·시야 조건을 체계적으로 변화시켜 다양한 위험 수준의 시나리오를 구성한다. 시나리오는 (1) 비가시 조건에서의 차량 출몰, (2) 가시 조건에서의 차량 출몰, (3) 차량 미출몰 조건의 세 가지로 구성하였다.

장비	사양	샘플링
Link Band	Fp1, Fp2 전극 / 무선 블루투스	250 Hz
Pupil Labs Neon	안경형 착용형 / 전용 수집 디바이스	200 Hz
Movella DOT	10개 개별 센서 부착/ 무선 블루투스	120 Hz

[표 1] 사용 장비 사양

3.3 EEG 전처리 및 인지 지표 수립

EEG 전처리는 MNE-Python 기반으로 수행된다. 본 연구

는 Fp1·Fp2 2채널 신호를 평균하여 단일 신호로 변환하여 사용하며, 4차 버터워스 대역통과 필터를 영위상 방식으로 적용하여 저주파 운동 아티팩트 및 고주파 잡음을 동시 제거한다. 아티팩트 탐지는 개인별 적응형 방식으로 수행된다. 기저선 세션에서 수집된 윈도우별 피크-투-피크 값의 사분위 범위 기반 임계값을 개인별로 산출하고, 이를 초과하는 실험 구간 세그먼트를 제외한다. 이는 고정 임계값 방식 대비 개인 간 생리적 차이를 반영하는 방법론적 개선이다. 이후 웰치 방법으로 파워 스펙트럼 밀도를 산출한다. 인지 집중도의 정량 지표로는 미드 베타파워를 전체 분석 대역 파워 대비 비율로 정규화한 상대 베타 파워(RBP)를 사용한다. 피험자 간 기저 수준 차이를 보정하기 위해 기저선 세션의 RBP 분포로부터 개인별 평균(μ)과 표준편차(σ)를 산출하고, 실험 구간 RBP를 두 가지 정규화 지표로 변환한다. 정규화 집중도는 상대 베타와 개인 기저선 평균의 차를 개인 기저선 평균으로 나눈 값으로 정의되는 상대 변화율이며, Z-Score는 상대 베타와 개인 기저선 평균의 차를 개인 기저선 표준편차로 나눈 값이다. 인지 지표 레이블은 정규화 집중도가 사전 정의된 임계값을 초과하는 구간을 위험 인지, 그 외를 비인지로 이진 분류하여 생성한다.

3.4 시선추적 데이터 전처리

시선추적 데이터 처리는 두 단계로 먼저 시선선-객체 매칭으로 유효 시선 샘플이 포함된 프레임에 YOLOv8-ByteTrack을 적용하여 차량·보행자 등 위험 관련 객체를 탐지 및 추적하고, SegFormer 의미론적 분할 결과와 결합하여 시선 고정 대상(차량·도로·건물 등)을 분류한다. 매칭 우선순위는 SegFormer 위험 클래스 귀속, YOLO 탐지 최소 면적 바운딩 박스, SegFormer 클래스 순으로 적용된다. 이후, 두부 운동 특징 추출을 위하여 Pupil Neon 내장 IMU 데이터를 필터링한 후 두부 방향각(좌우·앞뒤·수평 회전), 두부 각속도 및 두부 저크를 산출한다. 총 7개의 두부 운동 특징이 기존 5개 시선 특징과 결합되어 12차원 시선 스트림 입력 벡터를 구성한다.

3.5 모션 데이터 전처리 및 다중 신호 동기화

10채널로 구성된 IMU 데이터는 센서 간 병합 후 결측치 처리를 거친다. 쿼터니언 결측 구간에는 구면 선형 보간을 적용하여 회전 왜곡을 방지하며, 쿼터니언 상대 회전으로 주요 관절 굴곡각을 산출한다. 보행 케이던스는 무릎 각속도의 슬라이딩 윈도우 기반 적응형 피크 탐지로 산출하여 시계열로 구성하며, 이를 통해 이전 단일 평균값 방식의 정보량 결여 문제를 해결하였다. 최종 모션 특징 벡터는 23차원으로 구성된다.

이어 세 데이터를 시각을 기준으로 정렬하여 병합한다. 연속형 신호에는 PCHIP 보간을, 이진 신호에는 최근접 보간을 적용하며, 1초 이상 갭 구간은 NaN으로 처리한다.

3.6 전처리 및 동기화 결과

EEG 데이터 분석 변수		
명칭	추정 방법	정의 및 해석
정규화 집중도	$(eeg_raw_beta - baseline_mean) / baseline_mean$	기저선 대비 집중도 증감률
집중도 Z-점수	$(eeg_raw_beta - baseline_mean) / baseline_std$	기저선 기준 집중도의 통계적 편차
위험 인지 레이블	위험 이벤트 발생 시 1, 평상시 0, EEG 기/아티팩트 구간은 -1	인지 여부 분류 모델 학습을 위한 정답지
Gaze 데이터 분석 변수		
명칭	추정 방법	정의 및 해석
시선 위험 점수	타겟 객체 클래스를 매핑 테이블에 따라 0-3점 부여	사용자의 시선이 머문 객체의 위험도
시선 맥락 위험 점수	YOLO 유무와 무관하게 Segformer 의미론적 클래스를 0-3점 부여	시선 주변 환경/배경의 전반적인 위험 수준
정규화 바운딩 박스 면적	$bbox_area / (1600 \times 1200)$	탐지된 객체가 시야에서 차지하는 비율
YOLO 객체 탐지 여부	YOLO 기반 탐지 시 1.0, Segformer 기반 시 0.0	위험/주요 객체 직접 탐지 여부
정규화 시선 X 좌표	$gaze_x_px / 1600$	화면 내 시선의 좌우 위치 (0~1 범위)
정규화 시선 Y 좌표	$gaze_y_px / 1200$	화면 내 시선의 상하 위치 (0~1 범위)
시선 결측 마스크	시선 측정값이 없는(NaN) 구간 1.0, 정상 0.0	눈깜빡임, 장비 오류 등으로 인한 데이터 결측 표시
두부 롤 각	10Hz LPF 적용 후 선형 보간	머리의 좌우 기울기 각도(°)
두부 피치 각	10Hz LPF 적용 후 선형 보간	머리의 상하 끄덕임 각도(°)
두부 요 각	360° unwrap 처리 → 10Hz LPF 후 보간	머리의 좌우 도리도리 회전 각도(°)
두부 각속도 X/Y/Z	Pupil Neon IMU 자이로 원시 데이터 (보간만 수행)	머리가 X/Y/Z 축을 중심으로 회전하는 속도(°/s)
두부 각속도 크기	$\sqrt{head_gyro_x^2 + head_gyro_y^2}$	머리 회전 움직임의 총체적 크기 (3축 합성)
두부 가속도 크기	로컬 각속도를 세계 좌표로 변환 → 시간에 대해 1차 미분(lerk) → L2 Norm(크기) → 10Hz LPF	머리에 가해지는 순간적인 충격량이나 급격한 움직임 변화율 (g/s)
Motion 데이터 분석 변수		
명칭	추정 방법	정의 및 해석
각 관절별 각속도 크기	상대 회전 벡터의 L2 Norm 계산 후 %s 변환	각 관절(양측 무릎, 양측 발목)이 움직이는 절대적인 회전 속도
보행 케이던스	우측 무릎 Y축 각속도 → 5Hz LPF → 피크 검출 → $1 / \text{mean}(\text{stride_times})$	초당 걸음 수 (steps/s), 보행 속도와 리듬을 나타냄
무릎 비대칭 지수	$\sqrt{\text{mean}((\text{우측 굴곡각} - \text{좌측 굴곡각})^2)}$	좌우 무릎 움직임의 차이 (0에 가까울수록 대칭 보행)
무릎 관절 상대 굴곡각	사원수 정규화 → 부모-자식 관절 상대 회전 계산 → Euler Y축 추출	굴반 대비 무릎의 굽힘 각도(°)
발목 관절 상대 굴곡각	→ 기저선 오프셋 제거 → 10Hz LPF	무릎 대비 발목의 굽힘 각도(°)
팔 관절 상대 굴곡각		어깨 대비 팔꿈치의 굽힘 각도(°)
무릎 센서 가속도	Movella DOT 센서 값	우측 무릎의 3축 선형 가속도 (m/s ²)
발목 센서 가속도	Movella DOT 센서 값	좌측 무릎의 3축 선형 가속도 (m/s ²)
무릎 센서 각속도	Movella DOT 센서 값	우측 무릎의 3축 회전 각속도 (°/s)
발목 센서 각속도	Movella DOT 센서 값	좌측 무릎의 3축 회전 각속도 (°/s)

상기의 과정을 거쳐 각 장비에서 구득한 데이터를 전처리 하여 이를 시계열로 병합하는 과정을 수행하여 120Hz로 데이터 분석 값이 저장된다. 각 분석 값에 대한 정의는 표2과 같다. [표 2] 분석 변수 정의

4. 파일럿 실험 타당성 검증

4.1 파일럿 실험 개요

파일럿 실험을 통해 다중 생체신호 특징이 EEG 기반 위험 인지 레이블과 어떠한 관계를 나타내는지를 탐색적으로 검증하였다. 참가자별 레이블 분포는 표 3과 같다. 파일럿 실험은 총 3회차에 거쳐 7개의 데이터 피처를 얻었으나, 센서 오류 및 내부 기준치 미달로 최종적인 검증에는 2개 데이터 피처를 사용하였다.

참가자	유효 값	위험 인지	비인지	클래스 비율
P1	422	137 (32.5%)	285 (67.5%)	2.1:1
P2	50	11 (22.0%)	39 (78.0%)	3.5:1

[표 3] 참가자별 유효 윈도우 및 레이블 분포

4.2 통계 분석 결과

조건별 비교 결과(표 4), 전체 pooled 분석(P1+P2, n₀=166, n₁=27)에서 발목 우측 굴곡각(U=3353, p<.001, r=-.496), 두부 각속도(U=1483, p=.005, r=+.338), 발목 좌측 굴곡각(U=2779, p=.046, r=-.240)에서 유의한 집단 차이가 확인되었다. 시선 위험 점수(p=.329), 보행 케이던스(p=.435), 무릎 비대칭 지수(p=.322)는 유의한 차이를 나타내지 않았다. 교차모달 편상관 결과(표 4), 발목 우측 굴곡각(편 ρ=+.309, p<.001), 발목 좌측 굴곡각(편 ρ=+.256, p<.001), 두부 각속도(ρ=-.285, p<.001), 발목 우측 크기(ρ=+.174, p=.015), 시선 Y 좌표(ρ=+.194, p=.007)가 EEG Z-점수와 유의한 관계를 유지하였다. 반면 무릎·팔 관절 변수는 편상관에서 유의성이 소실되었고, 시선 위험 점수와 특성은 단순 상관과 방향이 역전되어 참가자 간 혼입 효과로 판단되었다. 발목 우측 굴곡각과 두부 각속도는 P1·P2 양 참가자에서 방향이 일치하고, 집단 비교와 편상관 모두에서 유의하여 본 실험의 1차 선택 변수로 분류된다.

변수	Mdn ₀	Mdn ₁	U	p	r
우측 발목 관절 상대 굴곡각	-3.69	4.15	3353	<.001	-.496
두부 각속도 크기	136.95	120.84	1483	.005	+.338
좌측 발목 관절 상대 굴곡각	-4.28	-1.86	2779	.046	-.240
시선 위험 점수	0.696	0.850	2504	.329	-.117
보행 케이던스	0.957	0.966	2452	.435	-.094
무릎 비대칭 지수	7.748	8.945	1412	.322	-.139

[표 4] 주요 변수의 Mann-Whitney U 검정 결과

변수	단순 ρ	p	편 ρ	p	n
우측 발목 관절 상대 굴곡각	+ .437	< .001	+ .309	< .001	193
좌측 발목 관절 상대 굴곡각	+ .326	< .001	+ .256	< .001	193
두부 각속도 크기	-.280	< .001	-.285	< .001	193
정규화 시선 Y 좌표	-.129	.073	+ .194	.007	193
우측 발목 관절 각속도 크기	+ .348	< .001	+ .174	.015	193
좌측 무릎 관절 상대 굴곡각	-.254	< .001	-.031	.672	193
우측 무릎 관절 상대 굴곡각	-.270	< .001	-.097	.179	193
시선 위험 점수	-.127	.078	+ .080	.268	193
보행 케이던스	+ .053	.464	-.039	.588	193

[표 5] EEG Z-점수와 시선·관절 변수의 단순 Spearman 상관 및 편상관

4.3 결과 해석 및 한계

실험 결과는 방향이 일치한 발목 우측 굴곡각과 두부 각속도가 위험 인지 상황에서 발목 자세 재조정과 두부 탐색 운동이 동반된다는 패턴을 시사한다. 반면 시선 위험 점수, 특성, 무릎·팔 관절 변수는 편상관에서 유의성이 소실되거나 방향이 역전되어 현재 변수 구성으로는 위험 인지의 유효 지표로 기능하기 어렵다. 파일럿 실험의 결과는 다음과 같은 구조적 한계를 내포한다. 첫째, EEG 기반 정규화 집중도가 위험 인지 레이블 생성에 직접 사용되었으므로 EEG-레이블 비교는 내부 일관성 확인에 해당하며, 독립적 교차 모달 검증은 시선·모션 특징 중심으로 이루어져야 한다. 둘째, P2의 유효 집중 윈도우 역시 극소로 나타나 통계 검정력이 매우 제한적이다. 이는 고정 임계값의 개인 간 적용 타당성 문제를 시사하며, 향후 Z-Score 기반 적응형 임계값 도입이 요구된다. 셋째, 무릎·팔·시선 위험 점수 변수에서 단순 상관과 편상관 간 방향 역전 및 유의성 소실이 다수 확인되어, 소표본 다중 참가자 연구에서 참가자 효과 통제가 방법론적으로 필수적임을 재확인하였다.

5. 결론

5.1 방법론적 기여 및 의의

본 연구는 보행자 위험 인지 감지라는 미개척 영역에 대해 다중 생체신호 기반 통합 분석 프레임워크를 제안하였다는 점에서 의의를 갖는다. 본 연구에서는 EEG를 인지 상태의 측정치로 정의하고, 이를 기준으로 시선·모션 특징의 예측 타당성을 검증하는 분석 구조를 제시하였다. 미드 베타 대역 활용 접근은 2채널 EEG 환경에서 신호 안정성과 실용성을 동시에 고려한 설계이며, 2채널 평균과 개인별 적응형 아티팩트 임계값의 도입으로 단일 채널 고정 임계값 방식 대비 방법론적 개선을 이루었다. 또한, 단일 착용형 장치로 시선 정보와 두부 운동 정보를 통합하여 12차원 시선 스트림 벡터를 구성함으로써, 외현적 주의 행동을 보다 정밀하게 표현할 수 있는 기반을 마련하였다. 특히, PCHIP 보간 기반 다중 신호 동기화와 참가자 편상관 분석의 병용을 통해 소표본 연구에서 발생하기 쉬

운 허위 상관 및 혼입 효과를 방법론적으로 통제하였다. 이는 향후 유사 다중 모달 연구 설계에서 재현 가능한 분석 절차로서 기여한다.

5.2 결론 및 향후 연구

본 연구는 EEG·시선·관절 모션 정보를 통합한 다중 생체신호 분석 프레임워크를 설계하고 파일럿 실험을 통해 그 타당성을 탐색적으로 검증하였다. 분석 결과, 발목 관절 굴곡각과 두부 각속도가 EEG 기반 위험 인지 상태와 일관되게 공변하는 초기 증거를 확인하였으며, 이는 다중 생체신호 기반 보행자 위험 인지 탐지 접근법의 가능성을 시사한다. 향후 본 프레임워크가 정교화된다면 자율주행 차량의 보행자 의도 인식(V2P) 및 지능형 교통 시스템(ITS) 안전 기술 개발을 위한 기초 자료로 활용될 수 있다.

본 연구는 다학제적 선행 연구를 검토하여 새로운 방법론을 제안하고 검증하는 탐색적 연구로서, 다양한 개선 가능성을 내포한다. 향후 연구에서는 첫째, 위험 인지 레이블을 EEG 단독 임계값에서 과제 수행 정확도 등 외부 행동 지표를 추가하는 방식으로 재정의하고, Z-Score 기반 적응형 임계값을 도입하여 참가자 간 개인별 적용 타당성 문제를 해결해야 한다. 둘째, 시선 위험 점수 및 맥락 위험 변수의 측정 원리와 변수 구성을 재검토하여 편상관에서 방향 역전이 발생하는 원인을 규명해야 한다. 셋째, 상기 개선 사항을 반영한 후 충분한 표본을 확보하여 본 연구방법론의 타당성과 설명력을 검증해야 한다.

본 연구는
2026년 국립한국교통대학교의 지원을 받아 수행되었음.

참고문헌

[1] L. M. Hulse, "Pedestrians' perceived vulnerability and observed behaviours relating to crossing and passing interactions with autonomous vehicles", *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Vol. 93, pp. 34-54, 2023.

[2] A. Rasouli, I. Kotseruba, "Diving deeper into pedestrian behavior understanding: Intention estimation, action prediction, and event risk assessment", *2024 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp. 1381-1388, 2024.