

# 자율주행 버스의 주행 안전을 위한 차량 간 통신 및 모델 예측 제어 기반 종 방향 거동 계획

조아라\* · 유진수\*\* · 곽지섭\*\*\* · 권우진\*\*\* · 이경수\*\*\*\*,†

## Proactive Longitudinal Motion Planning for Improving Safety of Automated Bus using Chance-constrained MPC with V2V Communication

Ara Jo\*, Michael Jinsoo Yoo\*\*, Jisub Kwak\*\*\*, Woojin Kwon\*\*\*, Kyongsu Yi\*\*\*\*,†

*Key Words: Longitudinal Motion Planning(종 방향 거동 계획), Chance-constrained MPC(기회 제약 모델 예측 제어기), V2V Communication(차량 간 통신)*

### ABSTRACT

This paper presents a proactive longitudinal motion planning algorithm for improving the safety of an automated bus. Since the field of view (FOV) of the autonomous vehicle was limited depending on onboard sensors' performance and surrounding environments, it was necessary to implement vehicle-to-vehicle (V2V) communication for overcoming the limitation. After a virtual V2V-equipped target was constructed considering information obtained from V2V communication, the reference motion of the ego vehicle was determined by considering the state of both the V2V-equipped target and the sensor-detected target. Model predictive control (MPC) was implemented to calculate the optimal motion considering the reference motion and the chance constraint, which was deduced from manual driving data. The improvement in driving safety was confirmed through vehicle tests along actual urban roads.

### 1. 서론

자율주행 버스는 기존 대중교통 시스템의 효율성을 높이고 교통 약자 이동 지원을 포함한 신규 대중교통 서비스를 제공할 수 있을 것으로 기대되어 국내외에서 관련 연구 및 실증 운영이 활발하게 진행 중이다. 다수의 승객이 자유롭게 이용하는 대중교통의 특성 때문에, 자율주행 버스

에서 승객의 주행 안전은 가장 중요하다. 주행 안전과 관련된 핵심 요소 중, 자율주행 시스템의 인지 범위는 차량에 장착된 센서의 제원 또는 도로 주변의 구조물 등에 의해 제한되는 문제점이 있다. 따라서, 높은 주행 안전성을 확보한 자율주행 기술을 구현하는 데 자율주행 시스템의 제한된 인지 범위를 고려한 거동 계획이 필요하다.

자율주행 시스템의 제한된 인지 범위로 인한 문제점을 극복하기 위하여 차량 간(V2V: Vehicle-to-Vehicle) 및 차량과 인프라 간(V2I: Vehicle-to-Infrastructure) 통신을 이용한 연구가 진행되었다. 차량 간 통신은 주변 차량의 인지 범위 및 상태 추정 정확도를 향상 시킴으로써 자율주행 차량의 주행 성능을 확보하는 연구에 적용되었다.<sup>(1~4)</sup> 차량과 인프라 간 통신은 인프라 측면에서 신호

\* 서울대학교 미래혁신연구원, 박사 후 연구원  
 \*\* 서울대학교 공과대학 기계공학부, 박사 후 연구원  
 \*\*\* 서울대학교 공과대학 기계공학부, 박사과정  
 \*\*\*\* 서울대학교 공과대학 기계공학부, 교수  
 †교신저자: kyi@snu.ac.kr  
 E-mail: arajo@snu.ac.kr

교차로와 횡단보도 주변의 보행자 및 일반 차량과 자율주행 차량의 충돌 위험을 저감하는 연구에 적용되었다.<sup>(5,6)</sup>

본 연구에서는 차량 간 통신을 이용하여 자율주행 버스의 주행 안전을 향상하기 위한 중 방향 거동 계획 알고리즘을 제안하고자 한다. 주행 안전을 확보하기 위하여 차량 간 통신을 통해 취득한 전방 차량 정보를 실시간으로 활용하고, 전방 차량의 상태(State) 부정확도를 이용한 기회 제약(Chance-constrained) 모델 예측 제어기(MPC: Model Predictive Control)를 개발하였다. 우선 선행 연구<sup>(1)</sup>에서 제안한 차량 간 통신으로 추정된 상대 차량 정보를 자 차량에서 인지한 정보와 함께 자 차량의 거동 계획에 활용하였다. 이를 통해 자율주행 시스템의 인지 범위 제한을 극복하고자 하였다. 그리고, 자율주행 차량의 사전 주행 테스트로부터 취득한 차량 간 통신 데이터와 인지 모듈의 추정 결과를 비교하여 전방 차량 상태의 인지 모듈 추정 오차 분포를 추정하였다. 이 부정확도 분포를 고려해 자 차량과 전방 차량의 상대 거리에 대한 제약 조건을 도출하였다. 취합한 상대 차량 정보와 제약 조건을 고려하여, 모델 예측 제어기를 기반으로 자 차량의 중 방향 목표 거동을 최적화하였다. 제한한 중 방향 거동 계획 알고리즘을 버스 전용차로 주행 환경에 적용하여 그 효용성을 확인하였다.

## 2. 자율주행 버스의 제한된 인지 범위를 고려한 차량 간 통신 기반 가상 차량 생성

### 2.1. 사전 주행 테스트를 통한 자율주행 버스의 인지 범위 분석

자율주행 버스의 인지 범위는 차량에 장착된 센서의 인식 범위 및 시야(FOV: Field Of View)뿐 아니라 도로 주변의 구조물에 의한 영향을 받는다. 본 연구에서 이용한 자율주행 테스트 차량은 Fig. 1과 같이 대형 버스 플랫폼에 양산 라이다 센서를 장착하여 개발하였다. 라이다 센서의 사양서에 기재된 최대 인지 범위는 약 100 m~200 m 수준이나, 본 연구에서 사용한 인지 모듈이 상대 차량을 인지할 수 있는 최대 범위는 약 70 m~90 m으로 더 좁다.<sup>(7)</sup>

실제 주행 환경에서 자율주행 버스의 인지 범위를 분석하기 위하여 자율주행 버스 2대를 이용한 사전 주행 테스트를 진행하였다. 테스트 시 자율주행 차량들은 상대 거리 약 2 m~100 m 이내에서 수동 주행하였다. 이 테스트를 통해 차량 간 통신 및 자율주행 시스템의 인지 모듈을 통해 추정된 전방 차량의 상태 정보를 수집하였다.

자율주행 버스의 인지 모듈 추정 결과를 분석함으로써,

차량 간 통신 정보 활용의 필요성을 확인할 수 있었다. 사전 주행 테스트에서 수집한 전방 차량의 상대 정보 중 상대 거리와 전방 차량의 속력을 도시한 결과는 Fig. 2와 같

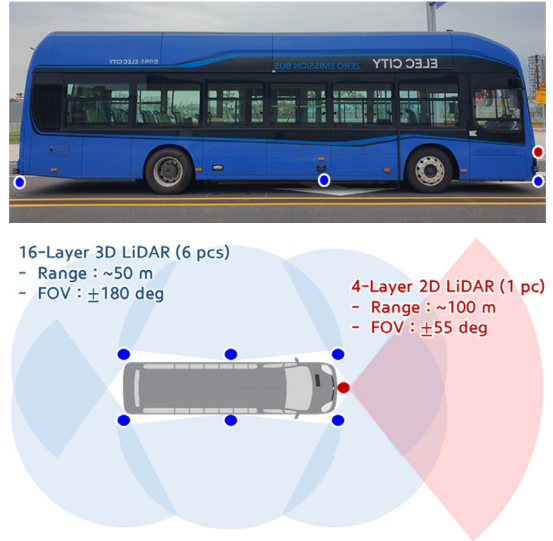
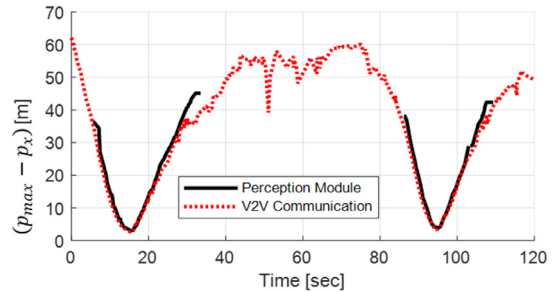
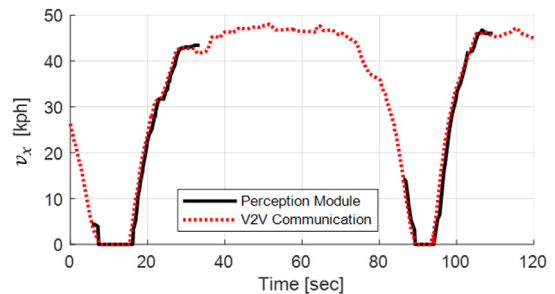


Fig. 1 Test vehicle and detection range of on-board sensors



(a) Clearance



(b) Longitudinal speed

Fig. 2 Preliminary test results of target vehicle's state estimation using V2V communication and perception module

다. Fig. 2(a)에서 전방 차량을 인지하기 시작한 거리는 36.0 m 및 38.0 m 이며, 인지하고 있는 전방 차량을 미 인지하기 시작한 거리는 45.1 m 및 42.3 m 이다. 이는 동일한 라이다 센서와 인지 모듈을 사용한 선행 연구<sup>(7)</sup>와 비교하였을 때 약 50% 수준이다. 실제 주행 환경에서 인지 범위가 줄어든 이유는 주행 도로 주변의 구조물이 원인으로 추정된다. 본 연구에서 자율주행 버스의 주행 대상 경로는 세종특별자치시의 간선급행버스체계(BRT: Bus Rapid Transit) 도로이다. 해당 버스 전용차선은 일반 차로와의 분리를 위한 지하차로 및 고가도로를 포함하고 있으며, 버스정류장 부근에서 보행자의 무단횡단을 제한하는 가림 막이 설치되어 있다. 이로 인해 실제 버스 운전자의 시야까지 제한되는 구역이 존재했다.

## 2.2. 차량 간 통신 정보를 이용한 가상 차량 생성

본 연구에서는 차량 간 통신 정보를 이용하여 생성된 가상 차량(Virtual V2V-equipped target)을 고려하여 자율주행 중 방향 거동 계획을 수행하였다. 선행 연구<sup>(1)</sup>에서는 차량 간 통신 정보를 기반으로 자 차량의 전방 차량에 대한 상태 정보를 추정하였다. 여기서 상태 정보는 상대 거리(Clearance), 방위(Heading), 종 방향 속도, 요 속도(Yaw-rate)을 가리키며, 인지 모듈에서 추정된 정보와 동일한 항목이다. 따라서 선행 연구의 추정 결과를 이용해 가상 차량을 생성하고, 이 차량을 인지 모듈에서 제공하는 차량 정보와 통합했다. 통합한 상대 차량 중 자 차량과 상대 거리가 가장 가까운 전방 차량을 종 방향 거동 계획의 대상 차량으로 선정하였다. 인지 모듈에서 추정된 객체 정보와 차량 간 통신으로 취득한 객체 정보를 융합 정보로 가공하는 방법도 있으나, 구현의 편의를 위해 차량 간 통신 결과는 35 m 이상의 상대 거리에 있는 차량 정보만을 활용하였다. 여기서 35 m는 사전 주행 테스트 결과 중 가장 짧은 인지 거리에 해당한다.

## 3. 기회 제약 모델 예측 제어 기반 종 방향 거동 계획

### 3.1. 모델 예측 제어 기반 종 방향 거동 최적화

자 차량의 종 방향 거동은 널리 사용되는 모델인 목표 종 방향 가속도에 대한 실제 가속도의 응답 특성의 1차 지연 응답 모델을 사용하였으며, 식 (1)과 같다.<sup>(7)</sup>

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{A}_C \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_C u(t) \\ \text{s.t. } \mathbf{A}_C &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_d} \end{bmatrix}, \mathbf{B}_C = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{\tau_d} \end{bmatrix} \\ \mathbf{x}(t) &= [p_x(t) \quad v_x(t) \quad a_x(t)]^T \\ u(t) &= a_{x,des}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서,  $\mathbf{x}(t)$ 은 자 차량의 종 방향 상태 벡터로, 자 차량의 이동 거리( $p_x(t)$ ), 종 방향 속도( $v_x(t)$ ), 종 방향 가속도( $a_x(t)$ )로 구성된다.  $u(t)$ 은 제어 입력으로, 목표 종 방향 가속도( $a_{x,des}(t)$ )로 정의된다.  $\tau_d$ 는 1차 지연 응답 모델의 시간상수이다. 식 (1)은 연속 시간 시스템으로, 영차 홀드(Zero-order hold)를 이용해 이산 시간 시스템으로 변환하였다.

종 방향 목표 거동의 최적화 문제는 선형 시 불변 모델 예측 제어를 이용해 구현하였다. 모델 예측 제어기의 목적 함수는 식 (2)와 같이 참조 거동( $\mathbf{x}_{ref}$ )에 대한 추종 오차와 제어 입력의 크기를 최소화하도록 정의하였다.

$$J = \sum_{k=1}^N (\|\mathbf{x}(k|t) - \mathbf{x}_{ref}(k|t)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|u(k-1|t)\|_{\mathbf{R}}^2) \quad (2)$$

여기서,  $\mathbf{Q}$ 는 참조 거동 추종 오차에 대한 가중치 행렬,  $\mathbf{R}$ 은 제어 입력의 크기에 대한 가중치 행렬,  $N$ 은 유한 시간 구간의 길이이다. 모델 예측 제어기의 등호 및 부등호 제약 조건은 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1|t) &= \mathbf{A}_D \mathbf{x}(k|t) + \mathbf{B}_D u(k|t) \\ a_{x,\min} &\leq u(k-1|t) \leq a_{x,\max} \\ \Pr(p_x(k|t) \leq p_{\max}(k|t)) &\leq 1 - \epsilon \\ k &\in \{1, \dots, N\} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서,  $\mathbf{A}_D$ 와  $\mathbf{B}_D$ 는 식 (1)에서 제시한 연속 시간 시스템을 이산 시간 시스템으로 변환한 시스템 행렬이며,  $a_{x,\min}$ 와  $a_{x,\max}$ 는 제어 입력의 하한 및 상한 제한 범위이다.  $p_{\max}$ 는 자 차량의 이동 거리 상한 제한 치로, 자 차량과 전방 차량의 최소 상대 거리와 같다.  $\epsilon$ 는 기회 제약 조건에 대한 신뢰 확률이다.

### 3.2. 기회 제약 조건 구성

식 (2) 및 (3)에 제시한 모델 예측 제어기는 전방 차량의 상태 추정에 내포된 불확실성을 고려하여 보다 안전한 거동 계획을 수립하기 위하여 기회 제약 조건을 포함하였

다. 기회 제약 조건은 제약 조건의 해석적 재구성 방법과 시나리오 기반 재구성 방법이 널리 사용된다.<sup>(9)</sup> 고려하고자 하는 불확실한 값의 오차 분포가 균등 분포나 정규 분포와 같이 해석 해를 구할 수 있는 형태인 경우, 해석적 재구성 방법을 사용할 수 있다. 오차 분포가 정규 분포일 때, 해석적 재구성 방법으로 자 차량과 전방 차량의 상대 거리의 기회 제약 조건을 정리하면 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} p_x(k|t) &\leq p_{\max}(k|t) - \gamma(k|t) \\ \text{s.t. } \gamma(k|t) &= \sqrt{2\Sigma_k^c} \operatorname{erf}^{-1}(1-2\varepsilon) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서,  $\gamma$ 는 기회 제약 조건의 제약 변수,  $\operatorname{erf}$ 는 오차 함수(error function),  $\Sigma_k^c$ 는 자 차량의 상태 벡터에 대한 오차 공분산 행렬이다.

기회 제약 조건의 제약 변수를 계산하기 위해서는 자 차량과 전방 차량과의 상대 거리에 대한 오차 분포를 모델링 해야 한다. 일반적인 차량 테스트의 경우 전방 차량 상태의 참값을 알기 어렵다. 그러나 본 연구에서는 Fig. 2에 도시한 것과 같이 사전 주행 테스트에서 차량 간 통신을 통해 참값에 가까운 데이터를 취득할 수 있었다. Fig. 2(a)와 Fig. 2(b)에 도시한 것과 같이, 상대 거리와 전방 차량의 속력에 대해 차량 간 통신과 인지 모듈의 추정 결과 간의 오차( $\mathbf{w}$ )를 누적한 결과는 Fig. 3(a)와 같다. 이 분포는 근사적으로 정규 분포로 가정할 수 있다고 판단하였다. 정규 분포로 근사한 결과는 Fig. 3(b)와 같으며, 근사한 공분산 행렬( $\Sigma_w^e$ )은 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k|t) &\sim \mathcal{N}(0, \Sigma_w^e) \\ \Sigma_w^e &= \begin{bmatrix} 0.24 & 0.06 & 0 \\ 0.06 & 0.06 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

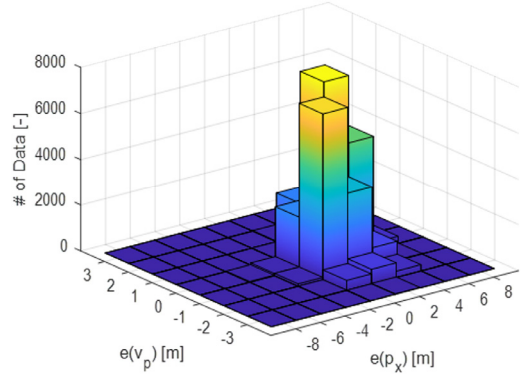
앞서 식 (2)에서 구성한 차량의 종 방향 거동 모델과 상기 식 (5)의 전방 차량 상태 오차 공분산 행렬을 이용하여 자 차량의 상태 벡터에 대한 오차 공분산 행렬( $\Sigma_k^e$ )을 구하면 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} \Sigma_{k+1}^e &= (\mathbf{A}_{D,e} - \mathbf{B}_{D,e}\mathbf{K}_\infty)\Sigma_k^e(\mathbf{A}_{D,e} - \mathbf{B}_{D,e}\mathbf{K}_\infty)^T + \Sigma_w^e \\ , k &\in \{1, \dots, N-1\} \end{aligned} \quad (6)$$

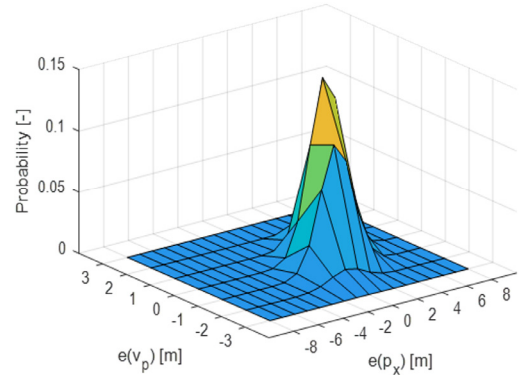
여기서,  $\mathbf{A}_{D,e}$ 와  $\mathbf{B}_{D,e}$ 는 전방 차량과의 상대 거리 및 속도 추중에 대한 오차 동역학 모델의 상태 행렬이다.  $\mathbf{K}_\infty$ 는 오차 동역학 모델에 대한 제어 게인으로, 모델 예측 제어

기와 동일한 가중치 행렬을 사용한 유한 시간 구간에 대한 LQR(Linear Quadratic Regular)의 게인으로 간주한다.

차량 거동 모델 및 기회 제약 모델 예측 제어기의 파라미터는 Table 1과 같다.



(a) Histogram of clearance and speed errors



(b) PDF of clearance and speed errors

Fig. 3 Distribution of clearance and speed errors acquired in preliminary vehicle tests

Table 1 Parameters of proposed chance-constrained MPC for longitudinal motion planning

Parameter		Data
$\tau_d$	[sec]	1.0
$N$	[-]	20
$\mathbf{Q}$	[-]	diag (40.0, 20.0, 0)
$R$	[-]	40.0
$a_{s,\min}$	[m/s <sup>2</sup> ]	-5.0
$a_{s,\max}$	[m/s <sup>2</sup> ]	1.0
$\mathbf{K}_\infty$	[-]	[-0.93 -1.31 -2.18] <sup>T</sup>
$\varepsilon$	[-]	0.1

## 4. 실 도로 주행 테스트

### 4.1. 테스트 환경 및 통신 인터페이스 구성

테스트 환경은 Fig. 4와 같이 세종특별자치시에 위치한 버스 전용 차로이다. 이 도로는 차세대 지능형 교통체계 (C-ITS: Cooperative Intelligent Transport System)의 시범 사업 구간으로, 차량 간 및 차량과 인프라 간 통신을 위한 장비를 제공한다. 차량 간 통신을 위해 WAVE 통신과 LTE 통신 방식을 동시에 지원하는 통신 단말기 및 인터페이스를 사용하였다.<sup>(10)</sup> WAVE는 근 거리 통신 방식으로 저 지연으로 데이터 송수신이 가능하다. 반면 LTE 통신은 WAVE에 비해 통신 지연이 있으나, 테스트 차량 간 거리의 제약이 없다. 다만, 대상 도로의 제한 속력이 50 kph인 점과 알고리즘의 연산 시간을 고려하여 차량 간 통신 정보를 활용하는 상대 차량의 최대 거리는 100 m로 제한하였다.

### 4.2. 종 방향 거동 주행 테스트

제한한 종 방향 거동 계획 알고리즘을 Fig. 1의 테스트 차량에 적용하여 Fig. 4(a)의 경로에서 주행 테스트를 수행하였다. 전체 테스트 경로 중 차량 간 통신 적용의 효율성을 확인하기 위하여, 자율주행 차량의 인지 범위가 제한되는 구간에서의 테스트 결과를 기술하고자 한다. Fig. 4(c)에 표시한 지하차도는 도로의 곡률로 인해 지하차도

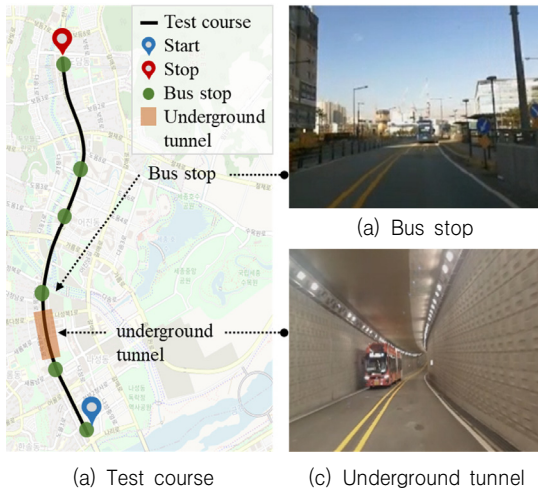
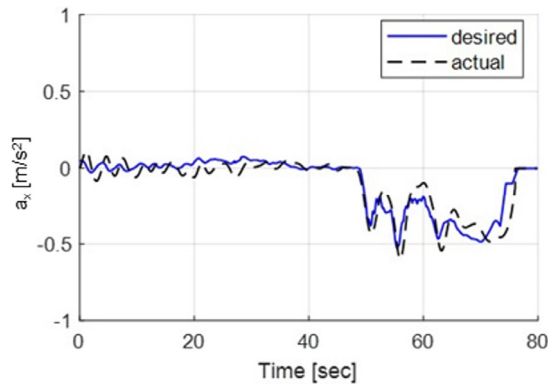


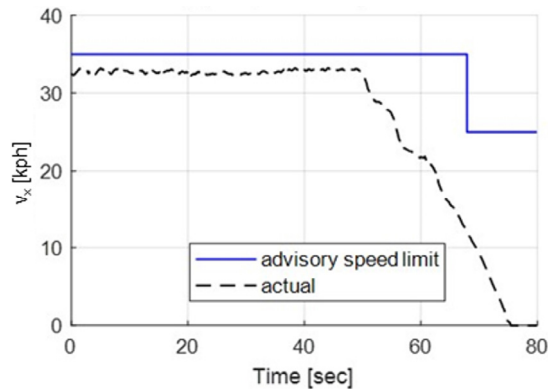
Fig. 4 Urban bus-only lane in Sejong City, South Korea

내에서 출구의 시야가 확보되지 않는 구간이다. 이 지하차도의 출구 가까이에는 Fig. 4(b)와 같이 버스 정류장이 있다. 정류장에 정차 및 대기하는 버스가 적체될 경우 지하차도 출구를 주행하는 차량이 위협할 수 있는 구간이다. 이 구간에서의 자율주행 버스의 종 방향 가속도 및 속력은 Fig. 5와 같다. 여기서, 자율주행 버스의 거동 계획 결과는 차량 간 통신 정보 기반으로 생성한 가상 차량정보를 이용하였다. Fig. 5(a)를 보면 자율주행 버스는 약 50 초에서 감속을 시작하여 75초에 정차하였다. 60초 부근에서 발생한 가속도의 변화는 지하차도 부근에서 경사의 급격한 변화로 인해 발생하였다. 자율주행 차량은 Fig. 5(b)와 같이 지하차도 주행 안전을 확보하기 위하여 최대 33 kph의 속력으로 주행하였으며, 전방 차량에 대한 목표 종 방향 가속도 및 실제 가속도는 각각  $-0.5 \text{ m/s}^2$  및  $-0.6 \text{ m/s}^2$ 이다.

제한한 종 방향 거동 계획 알고리즘을 적용하였을 때



(a) Longitudinal acceleration



(b) Longitudinal speed

Fig. 5 Vehicle test result when using proposed algorithm

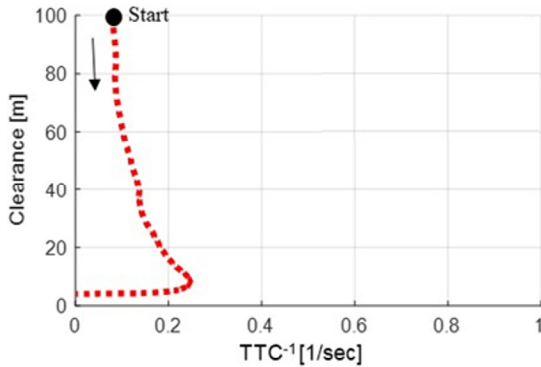


Fig. 6 Safety and risk indices of the proposed algorithm in the vehicle test

주행 안전의 향상 여부는 전방 차량과의 상대 거리와 주행 안전 지표인 충돌 예측 시간(TTC: Time-to-Collision)을 이용해 분석하였다. 여기서,  $TTC^{-1}$ 는 충돌 예측 시간의 역수이며, 값이 클수록 더 위험하므로 위험도의 척도로 간주할 수 있다. Fig. 6은 Fig. 5의 실험 결과를 차량 간 상대 거리와 충돌 예측 시간의 역수로 변환한 결과이다. 자율주행 버스는 전방 차량을 약 100 m 거리에서 차량 간 통신으로 인지하고, 가상 차량으로 생성하였다. 이에 자율주행 버스는 100 m 전방의 차량에 대응하기 위하여 속력을 Fig. 5(a)의 50초 지점과 같이  $-0.4 \text{ m/s}^2$ 의 낮은 감속도로 감속을 시작하였다. 그 결과  $TTC^{-1}$ 는 최대  $0.25 \text{ sec}^{-1}$  값 이내에서 유지되었다. 최종 상대 거리 역시 기회 제약 조건에 의해 최소 약 3 m 이상을 유지하였다. 이 결과를 통해 제안한 종 방향 거동 계획 알고리즘이 차량 간 통신과 기회 제약 조건을 이용하여 안전한 주행을 할 수 있음을 확인하였다.

## 5. 결론

본 연구에서는 차량 간 통신을 활용하여 자율주행 버스의 주행 안전을 향상시키기 위한 종 방향 거동 계획 알고리즘을 제안하였다. 주행 안전을 확보하기 위하여 자율주행 차량의 제한된 인지 범위를 극복하기 위해 차량 간 통신으로 추정된 전방 차량 정보를 사용하여 인지 범위를 약 35 m에서 100 m로 확대하였다. 전방 차량의 상대 부정확도를 반영하기 위해 사전 주행 실험을 실시하여 차량 간 통신 및 차량 센서를 이용한 인지 모듈 추정 결과를 수집하였다. 전방 차량과 자 차량과의 상대 거리 및 전방 차량의 속도 오차를 분석하여, 오차를 정규 분포로 근사화

하였다. 근사화된 오차 분포와 자 차량의 종 방향 거동 모델을 이용해 모델 예측 제어기의 자 차량 이동 거리에 대한 상한 제약 조건을 구성하였다. 제안한 종 방향 거동 계획 알고리즘을 테스트 차량에 적용하여 도심 도로에서 주행 테스트를 수행한 결과, 자율주행 버스가 넓은 인지 범위를 확보할 수 있어 종 방향 거동에서 작은 감속도와 위험도로 주행이 가능했다. 또한, 전방 차량과의 적정 안전 거리를 유지하여 주행 안전성을 확보할 수 있었다.

본 연구에서 기회 제약 조건을 계산할 때, 자 차량의 종 방향 모델 부정확도는 무시할 수 있다고 가정하여 고려하지 않았다. 그러나 자 차량의 종 방향 제어 모듈의 응답 지연 특성 변화 및 경사 등 외란 조건의 변화로 인해 모델 부정확도가 큰 경우에는 이를 적절히 고려해야 한다. 후속 연구로는 자 차량의 모델 부정확도를 추가로 고려하여 주행 안전성이 개선된 종 방향 거동 계획 알고리즘을 개발할 계획이다.

## 후 기

본 연구는 국토교통부와 국토교통과학기술진흥원 자율주행 기술개발 혁신사업의 연구비 지원(과제번호 RS-2021-KA162182)에 의해 수행되었습니다.

## 참고문헌

- (1) 권우진, 조아라, 이경수, 2022, “V2V 통신을 이용한 상대 차량 상태 추정 알고리즘 개발”, 자동차안전학회지, Vol. 14, No. 2, pp. 70~74.
- (2) S. Wei, Y. Zou, X. Zhang, T. Zhang, and X. Li, 2019, “An Integrated Longitudinal and Lateral Vehicle Following Control System with Radar and Vehicle-to-vehicle Communication,” IEEE Trans. Veh. Technol., Vol. 68, No. 2, pp. 1116~1127.
- (3) Y. Chen, C. Lu, and W. Chu, “A Cooperative Driving Strategy Based on Velocity Prediction for Connected Vehicles with Robust Path-Following Control,” IEEE Internet Things J., Vol. 7, No. 5, pp. 3822~3832, 2020, doi: 10.1109/JIOT.2020.2969209.
- (4) F. Acciani, P. Frasca, G. Heijnen, and A. A. Stoorvogel, 2021, “Stochastic String Stability of Vehicle Platoons via Cooperative Adaptive Cruise



- Control with Lossy Communication,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., pp. 1~11.
- (5) Q. Xin, R. Fu, W. Yuan, Q. Liu, and S. Yu, 2018, “Predictive Intelligent Driver Model for Eco-driving using Upcoming Traffic Signal Information,” Phys. A Stat. Mech. its Appl., Vol. 508, pp. 806~823.
- (6) S. Tak, J. Yoon, S. Woo, and H. Yeo, 2020, “Sectional Information-based Collision Warning System using Roadside Unit Aggregated Connected-vehicle Information for a Cooperative Intelligent Transport System,” J. Adv. Transp., Vol. 2020.
- (7) H. Lee, H. Lee, D. Shin, and K. Yi, 2022, “Moving Objects Tracking Based on Geometric Model-Free Approach With Particle Filter Using Automotive LiDAR,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., pp. 1~10.
- (8) Rajamani, R., 2012, Vehicle Dynamics and Control, 2nd edition, New York: Springer, pp. 87~111.
- (9) M. Farina, L. Giulioni, and R. Scattolini, 2016, “Stochastic Linear Model Predictive Control with Chance Constraints – A Review,” J. Process Control, Vol. 44, pp. 53~67.
- (10) 박수인, 서우창, 양은주, 서대화, 2022, “LTE 기반 차량용 V2X 통신단말에 대한 신호 교차로 C-ITS 메시지의 타이밍 데이터 최적화 기법,” 자동차안전학회지, Vol. 14, No. 1, pp. 45~54.