

〈응용 논문〉

다중 망각 인자와 외적 제약 조건을 이용하는 자율 주행 모빌리티의 순환 최소 자승법 기반 적응형 휠 토크 제어 알고리즘 개발

고 동 희¹⁾ · 오 광 석^{*1,2)}한경국립대학교 ICT로봇기계공학부¹⁾ · 한경국립대학교 기계융합기술연구소²⁾

Development of an Adaptive Wheel Torque Control for Autonomous Mobility Using External Constraint-Based RLS with Multiple Forgetting

Donghee Ko¹⁾ · Kwangseok Oh^{*1,2)}¹⁾School of ICT, Robotics & Mechanical Engineering, Hankyong National University, Gyeonggi 17579, Korea²⁾Institute of Machine Convergence Technology, Hankyong National University, Gyeonggi 17579, Korea

(Received 3 February 2025 / Revised 7 May 2025 / Accepted 24 May 2025)

Abstract : This paper proposed an adaptive wheel torque control algorithm that simultaneously performed target acceleration tracking, preceding vehicle following, and DC motor speed control for autonomous mobility, based on the Recursive Least Squares (RLS) method. An error dynamic model was derived using the acceleration error state to design the adaptive controller. The parameters of the error dynamic model were constructed through a virtual relationship function based on the system's dynamic characteristics, which was estimated in real time using the RLS algorithm with multiple forgetting factors. Furthermore, the control input torque was derived by establishing stability conditions based on the Lyapunov direct method. Performance evaluations for acceleration tracking and preceding vehicle following were conducted under different gear ratios and vehicle model configurations in a straight-driving scenario using the co-simulation of MATLAB/Simulink and CarMaker, while the speed control performance of the DC motor was validated using an actual platform. Consequently, the proposed control algorithm demonstrated reasonable performance across various scenarios.

Key words : Recursive least squares(순환 최소 자승), Target acceleration tracking(목표 가속도 추종), Virtual coefficient function(가상 계수 함수), Forgetting factor(망각 인자), Adaptive torque control(적응형 토크 제어), External constraint(외적 제약 조건)

Nomenclature

a_{des}	: desired acceleration, [m/s ²]
a_s	: subject vehicle acceleration, [m/s ²]
e	: acceleration error, [m/s ²]
τ_m	: wheel torque, [Nm]
λ	: forgetting factor, [-]
J	: cost function, [m ² /s ⁴]
γ	: adaptation gain, [-]
n	: sigmoid scale factor, [-]
g	: sigmoid function slope, [-]
C	: coefficient, [-]

1. 서론

자율주행 모빌리티는 항공기, 드론, 선박, 자동차 등 다양한 이동체들이 공중, 육상, 해상에서 여러 환경에서 스스로 이동할 수 있는 시스템을 의미한다. 모빌리티들이 스스로 이동하기 위해서는 모빌리티의 자유도와 시스템의 지역 좌표계 기준 목표 거동을 계획하고, 적용된 다양한 구동기들을 이용해 계획된 거동을 만들어낼 수 있어야 한다. 대표적으로 계획된 거동인 위치와 속도 추종을 위한 목표 가속도 도출 및 추종을 위한 제어를 설계하는 방법이 있다. 이 때 목표 가속도 추종을 위해 이용되는 대표적 구동기로 전동 모터가 다양한 모빌리티 시스

*A part of this paper was presented at the KSAE 2024 Fall Conference and Exhibition

*Corresponding author, E-mail: oks@hknu.ac.kr

*This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium provided the original work is properly cited.

템에 활용되고 있으며, 모빌리티의 내외적 조건 및 환경 변화에도 적응적으로 제어 성능을 합리적으로 확보를 위한 다양한 관점의 연구들이 수행되고 있다.

김한솔 등¹⁾은 P1-P2 병렬형 하이브리드 시스템의 운전 조건에 따라 토크를 동적 분배함으로써 시스템의 효율을 최적화하고, 연료 소비와 배출 가스를 줄이는 제어 알고리즘을 제안하였다. 박재영 등²⁾은 전륜 듀얼 모터 기반 토크 백터링 제어 알고리즘을 개발하고, 조종 안정성을 평가하였다. 제안된 제어 알고리즘은 듀얼 모터의 토크분배 최적화를 통해 차량의 주행 안정성과 조향 성능 향상을 목표로 하였다.

Gao 등³⁾은 모델 예측 제어(MPC)를 기반으로 차량의 종방향 제어 알고리즘을 제안하였으며, 속도 추종 및 차량 간 간격 유지 성능 고도화를 통해 에너지 효율성과 주행 안정성을 효과적으로 향상시켰다. Feng 등⁴⁾은 차량의 동역학 기반 종방향 제어를 위해 모델 독립적 적응형 슬라이딩 모드 제어 기법을 활용하여 제어 성능과 강건성을 향상시켰다.

Zhao 등⁵⁾은 심층 강화학습을 활용한 적응형 크루즈 컨트롤 시스템을 제안 하였으며, 종방향 속도와 차량 간 거리 제어 성능 최적화를 통한 주행 안정성 및 효율을 향상시켰다. Kuutti 등⁶⁾은 Advantage Actor Critic(A2C) 알고리즘 기반의 강화학습을 활용하여 시간적 맥락을 고려한 자율주행 모빌리티의 종방향 제어 방법을 제안하였다.

Prabu 등⁷⁾은 자율주행 차량의 경로 추종 및 종방향 속도 제어를 위해 데이터 기반 심층 강화학습을 적용하여 다양한 주행 시나리오에서 주행 안정성과 효율성을 효과적으로 향상시켰다. Adamsyah와 Nazaruddin⁸⁾은 자율주행 차량의 종방향 제어 최적화를 위해 데이터 기반 접근법과 Flower Pollination Algorithm(FPA)을 결합하여 차량의 목표 속도를 효과적으로 추종하며, 주행 안정성과 제어 성능을 동시에 향상시켰다. Gao 등⁹⁾은 인간 메커니즘을 모방한 심층 학습 모델을 통해 자율주행 차량의 종방향 제어 성능과 승차감을 효과적으로 개선하였으며, 시뮬레이션 결과를 통해 인간 유사 제어와 성능을 입증하였다. Chu 등¹⁰⁾은 인공 신경망을 기반으로 실시간 PID 파라미터 조정 알고리즘을 개발하였다. 알고리즘은 전기차 ACC 시스템의 속도와 가속도를 안정적으로 제어하며, 기존 PID 제어기 대비 응답성과 제어 성능의 우수성을 시뮬레이션 기반 입증하였다.

기존 연구들을 살펴보면 다양한 제어 방법론과 함께 기계학습을 활용한 기법이 개발되면서, 모델 기반 또는 독립 그리고 데이터 주도 제어 연구들이 진행되고 있음을 확인하였다. 관련 방법론들의 경우 상대적으로 정확한 수학적 모델과 파라미터들이 요구되거나 시스템 동

특성 및 환경 정보를 나타낼 수 있는 신뢰성 높은 데이터들이 요구되는 경우가 일반적이다. 하지만 시스템과 환경의 실시간 변화에 따른 불확실성 변화는 제어기의 적응 또는 새로운 데이터의 필요성을 야기한다. 본 연구에서는 제어 대상 시스템의 정확한 수학적 모델과 파라미터 그리고 제어를 위한 데이터 없이 실시간 적응을 통해 제어 입력을 도출하는 방법을 제안한다. 자율주행 모빌리티의 종방향 가속도 추종을 위한 휠 토크 제어 입력 도출을 목표로 설정하였으며, 주요 연구 내용은 다음과 같다.

- 1) 자율주행 모빌리티의 실시간 휠 토크 제어 입력 도출을 위한 가속도 오차 모델 설계
- 2) 외적 제약 조건을 이용하는 다중 망각 인자 기반 순환 최소 자승 알고리즘 설계 및 성능평가

시스템 파라미터와 상대적 정확한 수학적 모델 그리고 사전 확보된 데이터 없이 실시간 적응적 휠 토크 제어가 가능한 알고리즘을 제안한다. 실시간 적응 제어를 위해 1계 미분 방정식 형태의 가속도 오차 모델을 설계하였으며, 방정식을 구성하는 계수들은 다중 망각 인자를 이용하는 순환 최소 자승법 기반 실시간 추정되도록 알고리즘이 설계되었다. 제어 안정성을 확보할 수 있는 외적 제약 조건이 계수 추정 알고리즘에 적용되었으며 추정 계수들은 제어 입력 도출에 이용되었다. 성능평가는 Matlab/Simulink와 CarMaker 연동 환경에서 가속도 추종 및 선행차량 추종 시나리오를 통해 시뮬레이션 기반 수행되었으며, 실제 DC 모터 시스템(Quanser 사의 DC 모터, QUBE-Servo 2)을 이용한 각속도 추종 성능평가도 수행되었다. 평가에 사용된 DC 모터는 로터리 타입 엔코더 기반 회전 각 신호를 출력할 수 있도록 구성되었으며, 각속도 추종을 위해 선형 Kalman filter를 이용하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장은 차량의 목표 가속도 추종을 위한 휠 토크 제어 입력 도출 알고리즘 설계 과정을 기술하고, 3장에서는 Matlab/Simulink와 CarMaker 소프트웨어를 이용한 가속도 및 선행차량 추종을 포함한 시뮬레이션 기반 직진 주행 시나리오 성능평가 결과와 실 DC 모터 시스템에서 수행된 속도 제어 성능평가 결과를 보여준다. 4장에서는 결론 및 향후 계획에 대해 기술한다.

2. 순환 최소 자승법 기반 적응형 휠 토크 제어

본 장에서는 다중 망각 인자를 이용하는 순환 최소 자승법 기반 적응형 토크 제어 입력 도출 방법론에 대해 기술한다. Fig. 1은 제안하는 적응형 제어 알고리즘의 전반적 블록선도를 나타낸다.

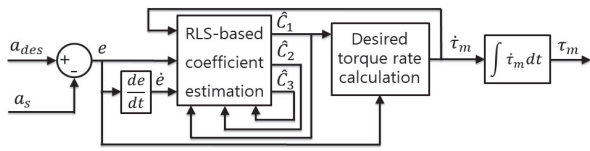


Fig. 1 Overall block diagram for adaptive torque controller

본 연구에서는 모빌리티의 정확한 수학적 모델과 시스템 파라미터 정보 없이 가속도 추종이 가능한 제어를 위해 세 개의 계수들로 구성되는 오차 모델을 설계하였다. Fig. 1에서 확인할 수 있는 RLS 기반 계수 추정 블록은 제어 오차, 제어 오차 변화율, 목표 토크 변화율을 이용해 세 개의 계수를 추정한다. 추정된 계수 중 두 번째와 세 번째 계수는 제어 안정성 확보를 위한 외적 제약 조건에 이용되며 첫 번째 추정 계수는 목표 토크 변화율 도출에 이용되었다. 목표 토크 변화율 계산 블록에서는 추정된 첫 번째 계수와 제어 오차를 이용해 목표 토크 변화율을 계산하고, 계산된 토크 변화율은 시간에 대한 적분 과정을 통해 목표 토크로 계산된다. 다음 2.1절 및 2.2 절에서 설계된 가속도 오차 모델과 오차를 0으로 수렴시키기 위한 목표 토크 도출 과정에 대해 기술한다.

2.1 가속도 오차 모델 설계

모빌리티의 가속도 추종을 위한 적응형 토크 제어 알고리즘 설계를 위해 목표 가속도 a_{des} 와 현재 가속도 a_s 를 이용하는 정의된 오차는 다음과 같다.

$$e = a_{des} - a_s \quad (1)$$

본 연구에서는 정확한 수학적 모델 정보와 파라미터 정보 없이 식 (1)에서 정의된 오차를 0으로 수렴시키기 위해 오차와 오차의 변화율, 제어 입력 토크 변화율, 계수들을 이용해 오차 모델을 설계하였다.¹¹⁾ 총 세 개의 계수가 적용되었으며, 토크 변화율 및 오차에 곱해지는 두 개의 계수와 오차 모델의 상수항인 한 개의 계수가 적용되었다. 다음 식은 설계된 오차 모델이며 각 계수들은 RLS 기반 실시간 추정되었다.

$$\dot{e} = C_1 \dot{\tau}_m + C_2 + C_3 e \quad (2)$$

식 (2)의 양변에 dt 와 $1/d\tau_m$ 를 곱하면 식 (3)과 같이 모터 토크에 대한 오차 변화율 식이 도출된다.

$$\frac{de}{d\tau_m} = C_1 + \frac{dt}{d\tau_m} (C_2 + C_3 e) \quad (3)$$

식 (3)을 구성하고 있는 오차 모델의 계수들 C_1, C_2, C_3 는 다중 망각인자를 이용하는 RLS 기법을 이용해 실시간 추정되었다.¹²⁾ 추정된 계수들은 다음 절에서 기술하는 토크 제어 입력 도출에 이용된다.

2.2 가속도 추종 토크 제어 입력

가속도 추종을 위한 적응형 모터 토크 제어 입력 도출을 위해 경사 하강법(Gradient descent method)을 이용하였다. 식 (4)와 같이 적응 이득 γ 와 비용 함수 J 의 모터 토크 τ_m 에 대한 편도함수를 이용해 모터 토크의 시간에 대한 변화율이 정의되었다. γ 는 제어 입력의 변화율 크기를 조절하는 상수로 작용한다.

$$\dot{\tau}_m = -\gamma \frac{\partial J}{\partial \tau_m} \quad (4)$$

식 (4)의 J 는 라프노프 함수(Lyapunov function)이며 정의된 함수와 제어 안정성 확보를 위해 적용된 조건은 다음 식 (5)~(7)과 같다.

$$J = \frac{1}{2} e^2 \quad (5)$$

$$\text{Condition - 1 : } \lim_{|e| \rightarrow \infty} J = \infty \quad (6)$$

$$\text{Condition - 2 : } \dot{J} < 0, (e \neq 0) \quad (7)$$

식 (4)의 토크 제어 입력 변화율을 정의된 비용함수를 이용해 식 (8)와 같이 다시 표현할 수 있다.

$$\dot{\tau}_m = -\gamma e \frac{de}{d\tau_m} \quad (8)$$

식 (8)의 오른쪽 항에서 토크 제어 입력에 대한 오차 변화율은 앞서 정리된 식 (3)을 대입하여 토크 변화율을 다음 식 (9)와 같이 오차 모델의 계수들과 토크 변화율을 이용해 정리할 수 있다.

$$\dot{\tau}_m = -\gamma e \left\{ C_1 + \frac{(C_2 + C_3 e)}{\dot{\tau}_m} \right\} \quad (9)$$

식 (9)의 양변에 $\dot{\tau}_m$ 을 곱하여 토크 변화율에 대한 다항식 형태의 2차 방정식을 도출하고, 해를 도출하면 다음과 같은 두 개의 해를 도출할 수 있다.

$$\dot{\tau}_m = \frac{-\gamma e C_1 \pm \sqrt{(\gamma e C_1)^2 - 4\gamma e (C_2 + C_3 e)}}{2} \quad (10)$$

본 연구에서는 도출된 2차 방정식의 해가 중근이 되도록 2차 방정식의 판별식이 0이 되는 조건을 적용하였다. 적용된 조건은 다음 식 (11)의 관계식으로 정의될 수 있고, 이는 실시간 계수 추정 과정에서 C_2 에 대한 첫 번째 외적 제약 조건으로 적용되었다.

$$EC-1) C_2 = \frac{\gamma e C_1^2}{4} - C_3 e \quad (11)$$

where, EC : external condition

RLS의 실시간 계수 추정 과정에서 적용된 첫 번째 외적 제약 조건에 의해 식 (10)의 토크 제어 입력 변화율은 다음 식 (12)와 같이 첫 번째 추정 계수, 가속도 제어 오차, 적응 이득에 의해 정의될 수 있다.

$$\dot{\tau}_m = -\frac{\gamma e C_1}{2} \quad (12)$$

식 (12)의 토크 변화율을 시간에 대해 적분함으로써 제어 오차를 0으로 수렴시킬 수 있는 휠 토크 제어 입력을 다음 식 (13)과 같이 도출하였다.

$$\tau_m = -\frac{\gamma}{2} \int_0^t e C_1 dt \quad (13)$$

다음 절에서는 본 연구에서 제안하는 제어 알고리즘의 안정성 해석과 함께 안정성 확보를 위한 두 번째 외적 제약 조건 설계 과정에 대해 기술한다.

2.3 Lyapunov 직접법 기반 안정성 해석

본 연구에서 설계된 알고리즘의 안정성 해석을 위해 Lyapunov 직접법을 이용하였으며, 해석 과정에서 안정성 확보를 위한 두 번째 외적 제약 조건을 도출하였다. 정의된 비용 함수를 시간에 대해 미분하고, 오차 변화율에 설계된 식 (2)를 대입하면 다음과 같은 비용 함수 변화율을 도출할 수 있다.

$$\dot{J} = e\dot{e} = e(C_1 \dot{\tau}_m + C_2 + C_3 e) \quad (14)$$

식 (14)의 토크 변화율에 첫 번째 외적 제약 조건 식 (11)과 이를 이용해 도출된 식 (12)를 대입하면 다음과 같이 비용 함수의 변화율을 제어 오차, 첫 번째 추정 계수, 적응 이득을 이용해 도출할 수 있다. 비용 함수의 변화율은 오차와 첫 번째 추정 계수 모두 0이 아닐 때 항상 음수가 됨을 확인할 수 있다.

$$\dot{J} = -\frac{\gamma e^2 C_1^2}{4} < 0, (e \neq 0 \text{ and } C_1 \neq 0) \quad (15)$$

식 (15)을 해석해보면 RLS의 실시간 추정 과정에서 C_1 이 0이 되는 경우, 오차 e 가 0이 아니더라도 비용 함수의 변화율은 0이 되면서 감소 경향을 보이지 않을 수 있다. 제어 안정성 확보를 위해 오차 e 가 0이 아닐 때 식 (15)가 항상 감소함수가 되도록 두 번째 외적 제약 조건을 첫 번째 계수 C_1 에 적용하였다. 적용된 두 번째 외적 제약 조건은 다음과 같다.

$$EC-2) \text{ if } C_{1,k-1} < 0 \Rightarrow C_{1,k} = C_{1,k-1} - m_k \\ \text{ if } C_{1,k-1} \geq 0 \Rightarrow C_{1,k} = C_{1,k-1} + m_k \quad (16)$$

오차 e 가 0이 아닐 때 첫 번째 추정 계수 C_1 이 0이 되지 않도록 오차를 이용해 설계된 함수 m 이 추정 계수에 조건에 따라 가감되도록 제약 조건을 설계하였다. 다음 식 (17)은 적용된 함수 m 을 보여준다.

$$m_k = n \frac{g|e_k|}{1 + g|e_k|} \quad (17)$$

결과적으로 RLS 알고리즘에 적용되는 두 개의 외적 제약 조건 식 (11)과 식 (16)에 의해 첫 번째 및 두 번째 계수는 제약되지만 세 번째 계수는 제약되지 않고 실시간 추정되도록 알고리즘이 설계되었다. 다음 장에서는 인가된 가속도 추종과 함께 선행 차량의 속도 추종을 위한 목표 가속도 도출 및 추종 시나리오에 대한 CarMaker 기반 성능평가 결과 및 실 DC 모터 시스템 기반 각속도 제어 성능평가 결과를 보여준다.

3. 성능평가

Fig. 2는 제안하는 제어 알고리즘의 성능평가를 위해 구성된 평가 환경의 전반적 블록선도를 보여준다. 본 연구에서 제안하는 제어기 블록과 성능평가를 위해 이용된 플랜트 블록 두 개로 구성되며, 제어기 블록의 입력과 출력은 각각 가속도 오차와 휠 토크 제어 입력이다.

상용 소프트웨어 Matlab/Simulink와 CarMaker를 연동한 가상 환경 및 실 DC모터 시스템에서 성능평가를 진행

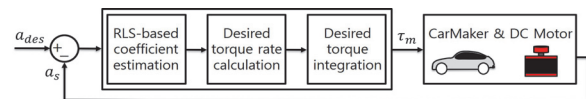


Fig. 2 Block diagram for performance evaluation

Table 1 Parameters used for RLS and control

Parameters	Unit	Value
Adaptation gain, γ	[-]	20,000
Estimation initial value, x_{int}	[-]	0.001
Covariance initial value, P_{int}	[-]	0.01
Forgetting factor, λ	[-]	0.9994
Sigmoid slope, g	[-]	0.1
Sigmoid scaling gain, n	[-]	0.1

하였다. Table 1은 평가에 이용된 대표적 파라미터들을 보여준다.

가상 환경 성능평가는 듀얼 모터 후륜 구동 시스템이 적용된 차량 모델 A와 B를 사용하여 각각 2,000 m 직선 도로 기준 종방향 주행 시나리오에서 수행되었다. Table 2는 성능평가에 적용된 차량 모델의 구체적인 파라미터를 보여준다. 두 차량 모델 기준 모터 기어비를 1과 4로 변경하며 평가를 수행하였으며, 목표 가속도를 램프와 정현파 형태로 인가하는 시나리오와 선행차량을 추종하는 시나리오가 각각 평가에 적용되었다. Table 3은 각 시나리오의 구체적 구분 내용을 보여준다.

Table 2 Vehicle parameters

Specification	Vehicle A	Vehicle B
Mass [kg]	2,108	1,645
Distance between front axis and mass center [m]	1.47	1.24
Distance between rear axis and mass center [m]	1.50	1.51
Height between ground and mass center [m]	0.545	0.475

Table 3 Performance evaluation scenario and case

Scenario	Acceleration tracking		Car-following	Angular velocity tracking
	[1]	[2]		
Case	[1]	[2]	[3]	[4]
System	Vehicle A and B			DC motor
Desired value	Sinusoidal acceleration	Ramp acceleration	Acceleration From LQR	Step velocity
Gear ratio	1 4	1 4	1 4	-

3.1 Case [1] 정현파 목표 가속도

Case [1]에서는 차량 모델 A와 B에 정현파 형태의 목표 가속도를 인가하고, 모터 기어비를 1과 4로 변경하며

성능평가를 진행하였다. 목표 가속도는 주기 10초, 진폭 1 m/s^2 의 정현파 곡선으로 설정되었다. Fig. 3과 Fig. 4는 각 시나리오에 대한 종방향 가속도 추종값과 제어 오차를 보여준다.

Fig. 3과 Fig. 4에서 확인할 수 있듯이 모든 케이스에서 가속도 추종 오차 범위는 약 $\pm 0.08 \text{ m/s}^2$ 이내의 합리적 추종 결과를 확인할 수 있었다. Fig. 5는 제어기에서 출력한 모터 토크 제어 입력을 보여준다.

기어비가 4인 경우, 모터 토크의 진폭은 기어비가 1일 때보다 약 1/4 배 감소하는 것을 확인할 수 있으며, 이러한 경향은 두 차량 모델에서 모두 나타난다. 다음 Fig. 6은 차량의 종방향 속도를 보여준다.

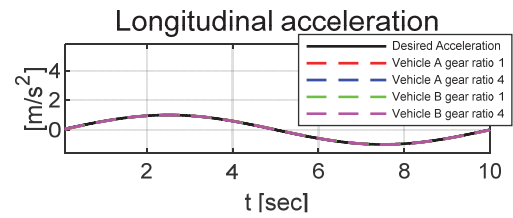


Fig. 3 Desired acceleration tracking results (sinusoidal)

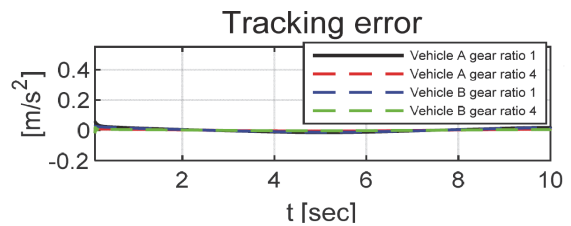


Fig. 4 Acceleration tracking error (sinusoidal)

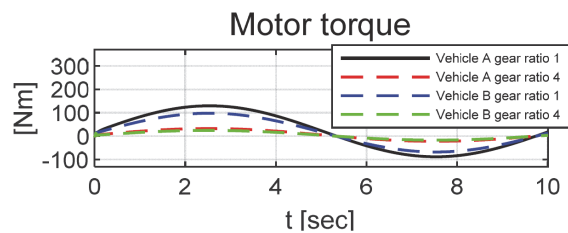


Fig. 5 Motor torque control input (sinusoidal)

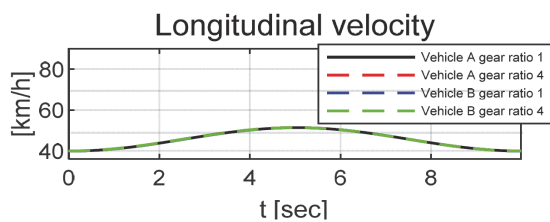


Fig. 6 Longitudinal velocity (sinusoidal)

추종 가속도의 변화에 따라 속도는 최대값에 도달한 후, 점차 감소하며 반복되는 패턴을 보여준다. Figs. 7~9는 RLS를 통해 추정된 계수들을 보여준다.

Fig. 8의 후반부 C_3 변화 경향은 안정성에 부정적 영향을 줄 수 있으므로 추정 안정성 확보를 위한 고도화가 필요하다. Fig. 10은 추정 잔차를 보여준다.

각 차량 모델 A와 B에서 기어비가 4일 때 상대적으로 작은 잔차를 보였으며, 기어비가 1일 때 상대적으로 큰 잔차를 갖는 것을 확인할 수 있다.

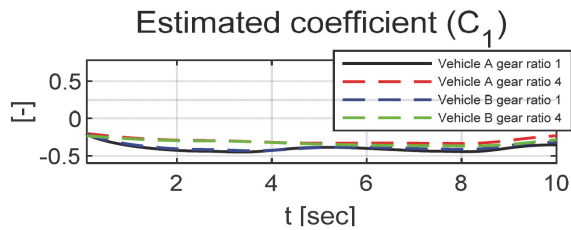


Fig. 7 Estimated coefficient C_1 (sinusoidal)

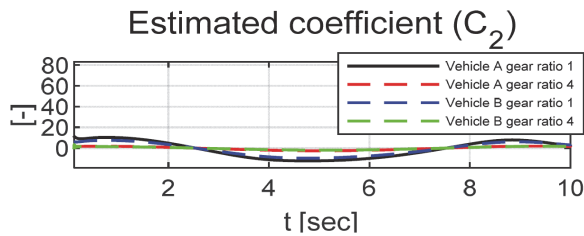


Fig. 8 Estimated coefficient C_2 (sinusoidal)

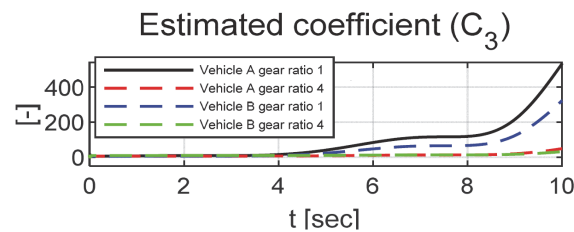


Fig. 9 Estimated coefficient C_3 (sinusoidal)

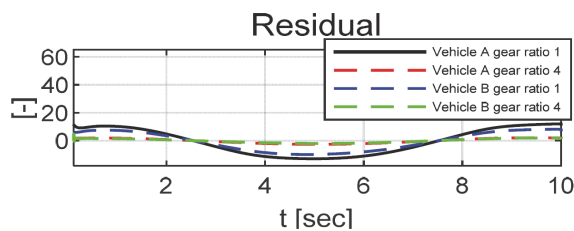


Fig. 10 Residual (sinusoidal)

3.2 Case [2] 램프 목표 가속도

Case [2]에서는 차량모델 A와 B에 램프 형태의 목표 가속도를 인가하고, 모터 기어비를 1과 4로 변경하며 성능평가를 진행하였다. 목표 가속도는 0 m/s^2 에서 시작하여 5초 동안 선형적으로 증가한 후, 1 m/s^2 값으로 유지되는 형태로 설정되었다. Fig. 11과 Fig. 12는 종방향 가속도 추종값과 오차를 보여준다.

그래프에서 확인할 수 있듯이 모든 케이스에서 가속도 추종 오차 범위는 약 $\pm 0.15 \text{ m/s}^2$ 이내의 합리적 추종 결과를 확인할 수 있다. Fig. 13은 기어비에 따른 차량의 모터 토크 변화를 보여준다.

기어비가 4일 때의 모터 토크는 기어비가 1일 때의 경우보다 약 1/4배 감소함을 확인할 수 있고, 이러한 경향은 차량 모델 A와 B 모두에서 확인할 수 있다. Fig. 13의 약 1.5초부터 6초까지 모터 토크의 상대적 큰 변화를 확인할 수 있으며, 이후 차량이 일정 속도에 도달하며 토크 값에도 큰 변화없이 안정화되었다. Fig. 14는 차량의 종방향 속도를 보여준다.

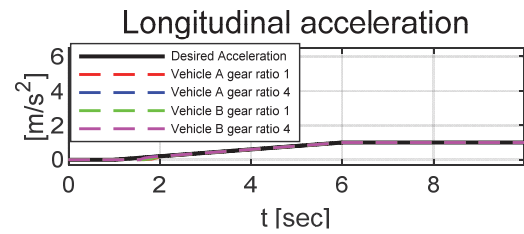


Fig. 11 Desired acceleration tracking results (ramp)

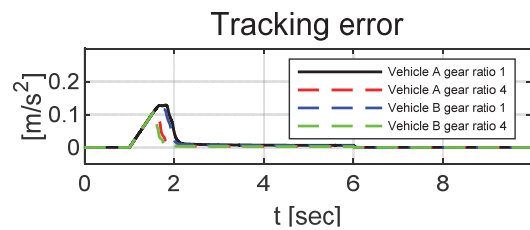


Fig. 12 Acceleration tracking error (ramp)

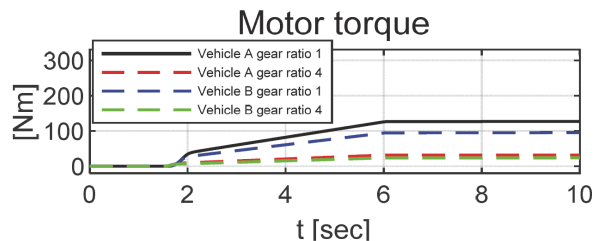


Fig. 13 Motor torque (ramp)

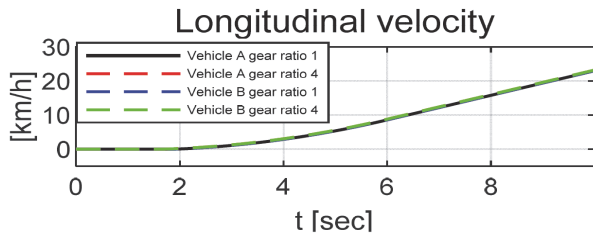


Fig. 14 Longitudinal velocity (ramp)

약 1초부터 6초까지 가속도의 선형적 증가에 따라 속도는 곡선 형태로 증가하였고, 이후 가속도가 일정하게 유지됨에 따라 선형적으로 증가하였다. Figs. 15 ~ 17은 RLS를 통해 추정된 계수를 나타낸다.

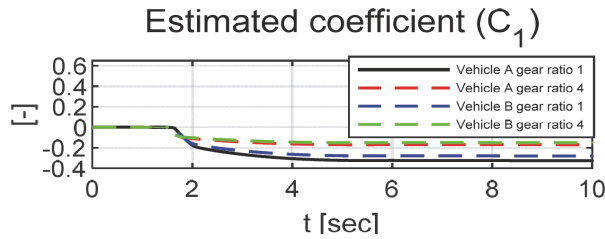


Fig. 15 Estimated coefficient C_1 (ramp)

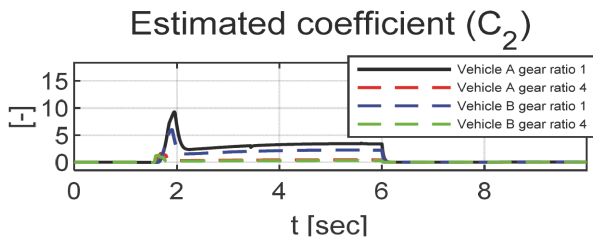


Fig. 16 Estimated coefficient C_2 (ramp)

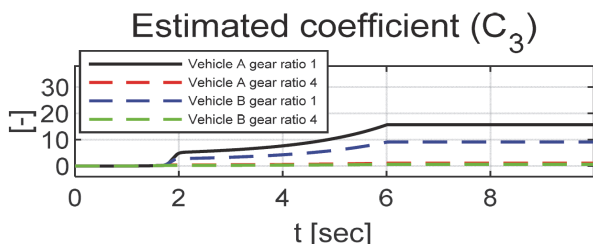


Fig. 17 Estimated coefficient C_3 (ramp)

추정된 각 계수들은 초기 변동 이후 점차 안정된 수렴 경향을 보여주었다. 다음 Fig. 18은 모든 케이스들의 RLS 추정 잔차를 보여준다.

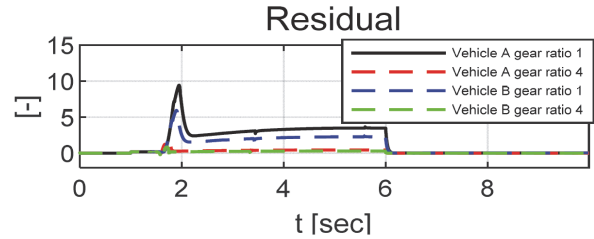


Fig. 18 Residual (ramp)

각 차량모델 A와 B에서 기어비가 4일 때 상대적으로 작은 잔차를 가지며, 기어비가 1일 때 상대적으로 큰 잔차를 갖는 것을 확인할 수 있다.

3.3 Case [3] 선행 차량 추종

Case [3]에서는 선행차량 추종을 위한 목표 가속도를 LQR(Linear Quadratic Regulator)를 이용해 도출하고, 제어기의 추종값으로 인가하였다.^{13,14} 선행 차량과 자차량의 상대속도와 거리 정보를 이용하는 기구학 모델이 이용되었으며, 최소 거리 10 m가 확보될 수 있도록 설정되었다. Table 4는 Case [3]에 이용된 LQR 기법에 적용된 대표적인 파라미터들을 보여준다.

Table 4 Parameters and matrices for LQR

Parameters	Unit	Value
Initial clearance, C_{int}	[m]	10
Clearance min, C_{min}	[m]	10
Preview time, t_p	[s]	0.5
System matrix, A	[-]	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$
Input matrix, B	[-]	$[0 \ -1]^T$
State weight matrix, Q	[-]	$\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix}$
Input weight matrix, R	[-]	0.01

Fig. 19와 Fig. 20은 각 케이스에 대한 종방향 가속도 추종값과 추종 제어 오차를 보여준다.

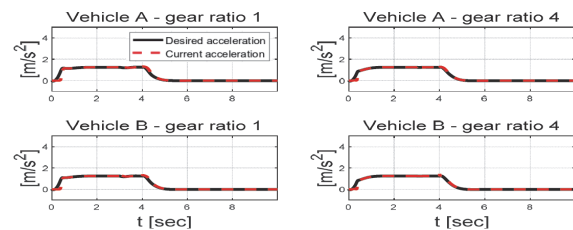


Fig. 19 Desired acceleration tracking results (LQR)

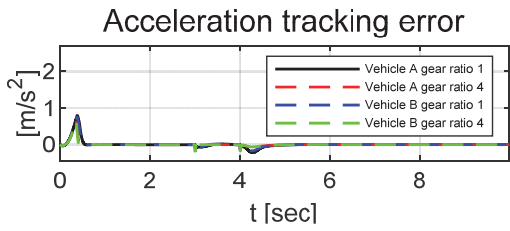


Fig. 20 Acceleration tracking error (LQR)

그래프에서 확인할 수 있듯이 모든 케이스에서 가속도 추종 오차 범위 약 $\pm 0.8 m/s^2$ 이내의 합리적 가속도 추종 결과를 확인할 수 있다. 다음 Fig. 21은 기어비에 따른 차량의 모터 토크 변화를 보여준다.

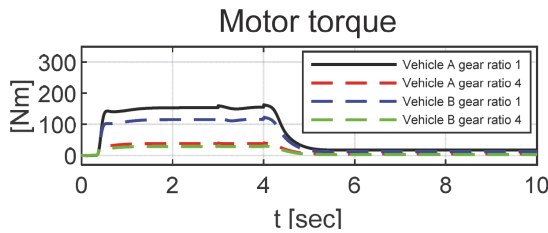


Fig. 21 Motor torque (LQR)

약 0.4초부터 5초까지 선행 차량이 가속 과정에 있기 때문에 상대적으로 큰 모터 토크가 요구된다. 이후 차량이 등속 주행 상태에 도달하면서 모터 토크가 작아지는 것을 확인할 수 있다. 또한, 기어비 1일 때의 모터 토크가 기어비 4일 때의 모터 토크보다 상대적으로 높은 값을 가지

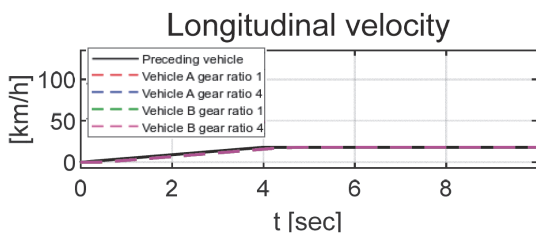


Fig. 22 Longitudinal velocity (LQR)

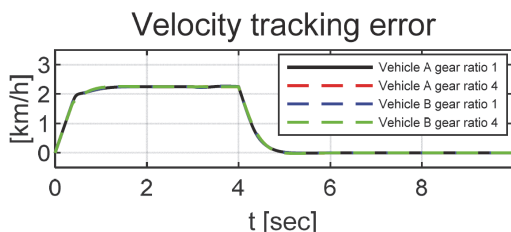


Fig. 23 Velocity tracking error (LQR)

는 것도 확인할 수 있다. Fig. 22와 Fig. 23은 각각 속도 추종값과 제어 오차를 보여준다.

선행 차량의 속도가 변하는 약 4초 구간에서 속도와 상대거리 추종 오차를 확인할 수 있다. Fig. 24와 Fig. 25는 각 시나리오에 대한 선행 차량과의 상대 거리 추종값과 추종 제어 오차를 보여준다.

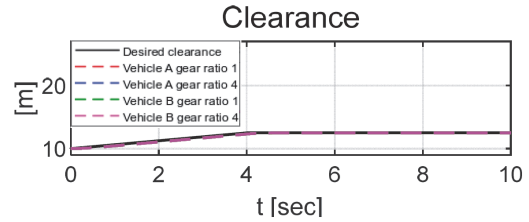


Fig. 24 Desired clearance tracking (LQR)

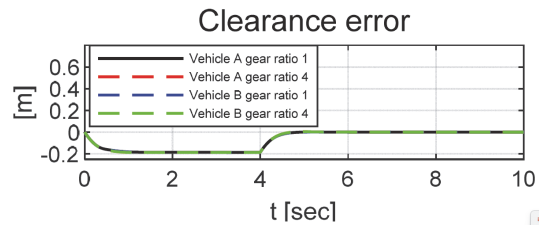


Fig. 25 Clearance tracking error (LQR)

그래프에서 확인할 수 있듯이 모든 케이스에서 선행 차량과의 상대 거리 추종 오차 범위는 약 $\pm 0.2 m$ 이내의 합리적 추종 결과를 확인할 수 있다. Figs. 26 ~ 28은 RLS를 통해 추정된 계수들을 보여준다.

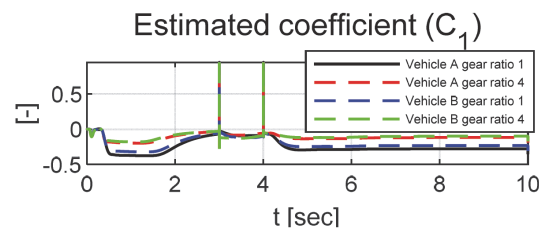


Fig. 26 Estimated coefficient C_1 (LQR)

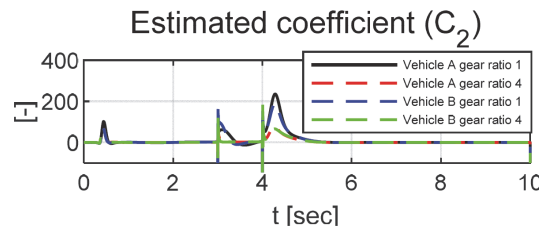


Fig. 27 Estimated coefficient C_2 (LQR)

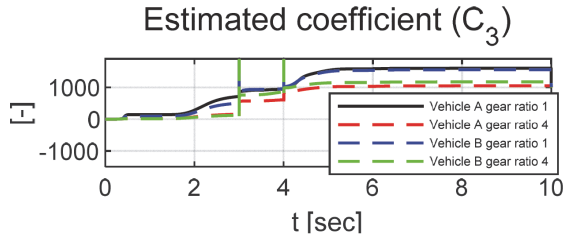


Fig. 28 Estimated coefficient C_3 (LQR)

약 3초에서 4초 사이 계수 추정값들이 상대적으로 큰 값으로 변화를 보여주지만, 이후 안정적으로 수렴하는 경향을 보여주었다. Fig. 29는 해당 시나리오에서 케이스들의 RLS 추정 잔차를 보여준다.

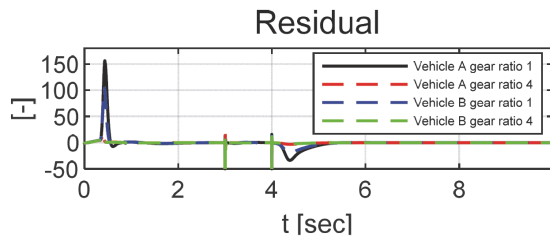


Fig. 29 Residual (LQR)

3.4 Case [4] DC 모터 속도 제어

Case [4]에서는 실 DC 모터 시스템에 목표 속도를 초기 기울기가 적용된 계단 형태로 인가하여 성능평가를 진행하였다.^{15,16} 목표 속도는 1초에서 시작하여 2초까지 선형적으로 증가한 후, 2 rev/s, 3 rev/s, 4 rev/s의 값으로 유지되는 형태로 설정되었다. Fig. 30은 성능평가에 사용된 Quanser사의 DC 모터(QUBE-Servo 2)를 나타내며, Table 5는 해당 플랫폼의 구체적인 파라미터를 보여준다. 또한, Table 6은 성능평가의 구분된 Case를 보여준다. 회전각 정보는 Matlab/Simulink와 연동된 시스템에서 시리얼 통신으로 수집되었고, Kalman filter를 통해 각속도를 추정하여 제안하는 제어 알고리즘에 적용하였다.



Fig. 30 DC motor platform for test

Table 5 Parameters for DC motor

Specification	Value
Rotational moment of inertia [$\text{kg} \cdot \text{m}^2$]	4.07×10^{-6}
Motor torque constant [$\text{V}/\text{rad}/\text{s}$]	0.036
Back EMF constant [Nm/A]	0.036
Inductance [mH]	0.85
Resistance [ohm]	6.3

Table 6 Input conditions for angular velocity control

Category	Case		
Desired angular velocity	2 rev/s	3 rev/s	4 rev/s
Input condition	Step input		

실 DC 모터 시스템의 각속도 제어를 위해 적용된 파라미터는 다음 Table 7과 같다.

Table 7 Parameters used for RLS and control

Parameters	2 rev/s	3 rev/s	4 rev/s
Adaptation gain [-]	0.005	0.010	1.800
Estimation initial value [-]	-0.1	-0.1	-0.1
Covariance initial value [-]	0.01	0.01	0.10
Forgetting factor [-]	0.9920	0.9996	0.9500
Sigmoid slope [-]	0.05	0.05	0.10
Sigmoid scaling gain [-]	8.0	0.5	0.1

Fig. 31과 Fig. 32는 각 케이스에 대한 DC 모터의 각속도 추종값과 추종 제어 오차를 보여준다.

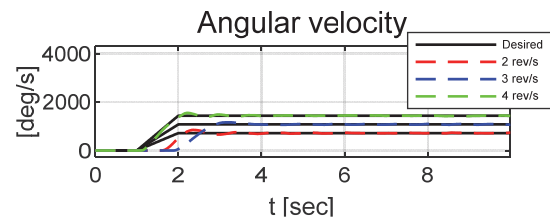


Fig. 31 Angular velocity (DC motor)

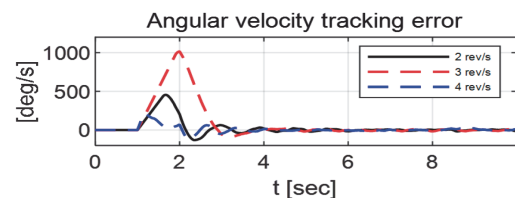


Fig. 32 Angular velocity tracking error (DC motor)

각 케이스 모두 입력 각속도에 대해 합리적 성능을 보인다. 특히 3 rev/s에서 상대적 큰 오버슈트가 확인되었으나, 이후 모든 케이스에서 안정적인 추종 성능을 확인할 수 있다. Fig. 33은 인가된 목표 각속도에 따른 모터의 제어 입력 전압을 보여준다.

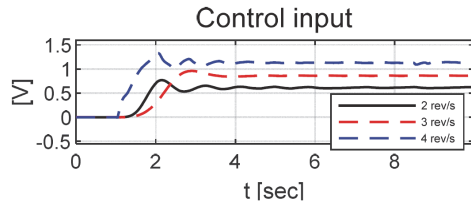


Fig. 33 Motor torque (DC motor)

목표 각속도가 증가함에 따라 요구되는 입력 전압도 증가하며, 모든 케이스에서 약 2초 이내에 빠르게 상승한 후 일정한 수준으로 수렴하는 안정적인 응답 특성을 보였다. Fig. 34는 오차 동역학 모델의 계수 추정 결과와 RLS의 추정 잔차를 보여준다.

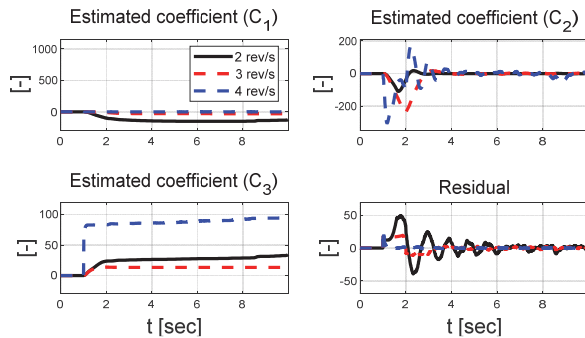


Fig. 34 Estimated coefficients and Residual (DC motor)

모든 계수는 초기 과도 구간 이후 상대적 추정 안정성을 보였으며, 잔차 또한 안정적 수렴 특성을 보이면서 안정적 제어 응답 특성을 보여주었다.

4. 결론

본 논문에서는 자율주행 모빌리티의 목표 가속도 추종을 위한 적응형 휠 토크 제어 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 RLS를 기반으로 변화하는 차량의 상태 및 주행 조건을 고려해 실시간 오차 모델의 계수를 추정하고, 목표 가속도를 추종할 수 있는 휠 토크를 적응적으로 조정한다. 이를 위해 가속도 오차에 대한 동역학 모델을 도출하였고, Lyapunov 직접 방법 기반의 안정성 해석을 통해 제어 입력을 도출하였다. 설계 과정에서 안정

성 확보를 위한 두 가지 외적 제약 조건이 설계되었다. 합리적 성능평가를 위해 상용 소프트웨어 CarMaker와 실제 DC 모터 시스템을 이용하였으며, 두 가지 차량 모델과 두 가지 기어비를 적용한 목표 가속도 추종 및 선행 차량 추종 평가와 DC 모터 속도제어를 수행하였다. 모든 평가 케이스에서 인가된 목표 가속도, 선행 차량, DC 모터의 각속도를 합리적으로 추종할 수 있음을 확인하였으며 이를 통해 제안된 알고리즘의 파라미터 독립성과 유연성을 확인할 수 있었다. 하지만 적용된 RLS의 계수 추정 안정성을 확보할 수 있는 이론적 고도화와 함께 다변수 시스템 제어로의 확장을 계획하고 있다. 또한, 개발된 제어기의 다양한 시스템 및 실 플랫폼 기반 성능평가를 계획하고 있다.

후 기

본 연구는 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(NRF-2022R1F1A1075167)을 받아 수행되었음.

References

- 1) H. S. Kim, S. C. Park and W. S. Lim, "Study on the Torque Distribution Control Method of P1-P2 Parallel Hybrid System," Transactions of KSAE, Vol.32, No.4, pp.363–369, 2024.
- 2) J. Y. Park, J. W. Lee and S. J. Heo, "Study on Control Algorithm Development of Front Wheel Driven Dual Motor Torque Vectoring System and Handling Performance Evaluation," Transactions of KSAE, Vol.27, No.4, pp.301–308, 2019.
- 3) X. Gao, J. Li, R. Liu, S. Zhang and P. Ma, "Research on Vehicle Longitudinal Control Method Based on Model Predictive Control," Frontiers in Computing and Intelligent Systems, Vol.1, No.3, pp.42–47, 2022.
- 4) Z. Feng, H. Jiang, Q. Wei, Y. Hong and A. O. Ojo, "Model-free Adaptive Sliding Mode Control for Intelligent Vehicle Longitudinal Dynamics," Advances in Mechanical Engineering, Vol.14, No.7, 2022.
- 5) R. Zhao, K. Wang, W. Che, Y. Li, Y. Fan and F. Gao, "Adaptive Cruise Control Based on Safe Deep Reinforcement Learning," Sensors, Vol.24, No.8, 2657, 2024.
- 6) S. Kuutti, R. Bowden, H. Joshi, R. D. Templem and S. Fallah, "End-to-end Reinforcement Learning for Autonomous Longitudinal Control using Advantage Actor Critic with Temporal Context," IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), pp.2456–

- 2462, 2019.
- 7) A. Prabu, L. Li, Y. Chen and B. King, "Data-driven Deep Reinforcement Learning for Automated Driving," IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), pp.3790–3795, 2023.
 - 8) F. Adamsyah and Y. Y. Nazaruddin, "Optimization of Longitudinal Control of an Autonomous Vehicle using Flower Pollination Algorithm based on Data-driven Approach," International Journal of Sustainable Transportation Technology, Vol.3, No.2, 2020.
 - 9) Z. Gao, T. Yu, F. Gao, R. Zhao and T. Sun, "Human-like Mechanism Deep Learning Model for Longitudinal Motion Control of Autonomous Vehicles," Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.133, 2024.
 - 10) L. Chu, H. Li, Y. Xu, D. Zhao and C. Sun, "Research on Longitudinal Control Algorithm of Adaptive Cruise Control System for Pure Electric Vehicles," World Electric Vehicle Journal, Vol.14, No.2, 2023.
 - 11) D. H. Ko and K. S. Oh, "An Adaptive Motor Torque Control Algorithm of Autonomous Mobility based on Recursive Least Squares with Multiple Constraints," KSAE Fall Conference Proceedings, pp.709–710, 2024.
 - 12) A. Vahidi, A. Stefanopoulou and H. Peng, "Recursive Least Squares with Forgetting for Online Estimation of Vehicle Mass and Road Grade: Theory and Experiments," Vehicle System Dynamics, Vol.43, No.1, pp.31–55, 2005.
 - 13) S. H. Kim, H. J. Kim, M. J. Jang, S. C. Oh and K. S. Oh, "Development of a Pulse Signal-based Steering and Driving Control Algorithm of Object Tracking Truck Using Single-Layer Laser Scanner," Transactions of KSAE, Vol.30, No.6, pp.463–476, 2022.
 - 14) S. Zhang, Y. Xie, S. Wang and H. Li, "LQR Optimal Composite Control for Mobile Robot Trajectory Tracking System Based on LPV Model," ICMD: International Conference on Mechanical Design. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023.
 - 15) H. J. Kim and K. S. Oh, "Integral Sliding Mode Approach for Adaptive Velocity Control Algorithm of DC Motors Using Recursive Least Squares with MIT Rule," Transactions of KSAE, Vol.29, No.8, pp.703–715, 2021.
 - 16) J. B. S. Freitas, L. Marquezan, P. J. D. de. O. Evald, E. A. G. Penaloza and M. M. H. Cely, "A Fuzzy-Based Predictive PID for DC Motor Speed Control," International Journal of Dynamics and Control, Vol.12, pp.2511–2521, 2024.