

〈응용 논문〉

자율주행 자동차의 범용 경로 추종을 위한 재귀 최소 자승법 기반 파라미터 독립 적응형 조향 제어 알고리즘 개발

이 지 용 · 오 광 석*

한경국립대학교 ICT로봇기계공학부

Development of a Parameter-Free Adaptive Steering Control Algorithm for Universal Path Tracking of Autonomous Vehicles with Recursive Least Squares

Jiung Lee · Kwangseok Oh*

School of ICT, Robotics and Mechanical Engineering, Hankyong National University, Gyeonggi 17579, Korea
(Received 22 August 2023 / Revised 1 November 2023 / Accepted 27 November 2023)

Abstract : This study proposed a parameter-free, adaptive steering control algorithm for universal path tracking of autonomous vehicles with Recursive Least Square(RLS). A parameter-free, steering control algorithm was designed for autonomous driving by using error dynamics with RLS-based parameter estimation. The error dynamics was based on path tracking errors and steering inputs, such as front and rear wheel angles. The path tracking errors used in this study include yaw angle error and lateral error at preview point. The RLS method that relied on multiple forgetting factors was used to estimate coefficients in the error dynamics, and to compute control input. Based on the estimated coefficients and the Lyapunov direct method, the front and rear steering wheel angles are designed to be computed with the sliding mode approach. The proposed control algorithm was tested by conducting a performance evaluation under the Matlab/Simulink environment with co-simulation of the CarMaker software.

Key words : Autonomous vehicle(자율주행 자동차), Adaptive control(적응 제어), Parameter-free control(파라미터 독립 제어), Path tracking(경로 추종), Steering control(조향 제어), Recursive least squares(재귀 최소 자승)

Nomenclature

δ	: desired wheel angle, degree
v_x	: longitudinal velocity, m/s
v_y	: longitudinal velocity, m/s
ψ	: yaw angle, rad
λ	: recursive least squares forgetting factor
$e_{y,p}$: lateral preview error, m
e_ψ	: yaw angle error, rad
ρ	: weighting factor constant
a, b	: RLS-based estimated coefficients for errors

적 신뢰성을 보장하기 위해서는 주행 외부 환경의 변화 및 시스템의 비선형성에 의한 불확실성에도 추종 성능을 합리적으로 유지하는 것이 필요하다. 이를 위한 다양한 연구들이 수행되고 있으며 대표적으로 차량의 수학적 모델에 사용되는 파라미터를 최소화하고, 수학적 모델에 대한 불확실성을 최소화하거나 보상하는 연구들이 진행되고 있다. Radac과 Precup¹⁾은 비선형 상태 피드백 제어를 학습시키기 위한 모델 독립 강화 학습 제어 알고리즘을 개발하였으며, Jiang 등²⁾은 자율주행 차량의 전륜 및 후륜 구동 제어 분배 전략을 이용하는 모델 독립 적응 제어 알고리즘을 개발하였다. Wang 등³⁾은 4륜 독립 조향 차량에 대해 수학적 모델 없이 차량의 입출력 데이터를 기반으로 조향 안정성을 확보하기 위한 모델 독립 4륜 조향 제어 알고리즘을 개발하였다. 또한 Fliess와

1. 서 론

자율주행 자동차의 경로 추종 성능을 확보하고 기능

*A part of this paper was presented at the KSAE 2023 Spring Conference

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

¹⁾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.

Join⁴⁾은 모델 독립 지능형 PID 제어 알고리즘을 이용하여 수학적 모델을 사용하지 않으면서 파라미터 조정 과정을 최소화하기 위한 제어 방법론을 제시하였고, Liu 등⁵⁾은 슬라이딩 모드 제어 기반 불확실성 및 외부 교란에 대한 강건한 제어 성능을 확보할 수 있는 전략으로 수학적 모델의 제약을 고려하지 않는 위치 제어 알고리즘을 제안하였으며, Moreno-Gonzalez 등⁶⁾은 넓은 속도 범위에서 차량의 횡방향 제어를 위한 모델 독립 제어 알고리즘을 개발하였다. Van Waarde 등⁷⁾은 데이터 기반으로 운용되는 제어 시스템을 분석하고, 다양한 모델을 고려하기 위한 데이터 주도 제어 이론을 정리하였으며, Wang과 Wang⁸⁾은 학습 과정 없이 데이터 주도 모델 독립 예측 제어 알고리즘을 제안하였으며 축소된 차량을 이용해 실험적 검증을 진행하였다. Fényes 등⁹⁾은 빅데이터를 이용한 머신러닝 기법을 기반으로 LPV(Linear Parameter Varying) 모델을 이용하는 차량의 경로 추종 제어 알고리즘을 제시하였다. Lefevre 등¹⁰⁾은 선행 차량의 거동 예측 알고리즘을 이용하는 학습기반 강건한 경로 추종 제어 알고리즘을 개발하였다. Rokonzaman 등¹¹⁾은 모델 예측 제어 알고리즘을 기반으로 탑승자의 승차감 향상이 가능한 경로 추종 거동 생성 및 제어 알고리즘을 개발하였으며, De Persis과 Tesi¹²⁾는 데이터 증속 선형 행렬 부등식만을 사용하여 경로 추종 제어 과정에서 존재하는 한계점을 극복하기 위한 선형 피드백 제어 알고리즘을 제안하였다.

기존 연구를 살펴보았을 때 데이터 주도 제어 방법론의 경우 충분한 데이터와 데이터의 신뢰성이 확보될 수 있을 때 시스템의 경로 추종 성능이 합리적일 수 있음을 확인할 수 있다. 수학적 모델 기반 제어 방법론의 경우 제어 대상의 변화 또는 환경 조건의 변화에 따라 수학적 모델과 파라미터가 변해야 하는 한계점이 존재하였다. 이러한 한계점들을 극복하기 위해 적응형 이론을 이용한 파라미터의 실시간 갱신, 모델 독립 제어 등의 방법론들이 연구 개발되고 있음을 확인할 수 있었다. 본 연구에서는 대상 시스템의 파라미터 정보 없이 합리적 경로 추종 성능을 확보할 수 있는 자율주행 자동차의 파라미터 독립 적응형 범용 추종 제어 알고리즘을 제안한다.

논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되었다. 2장에서는 경로 추종을 위한 적응형 조향 제어 알고리즘을 설계하고, 재귀 최소 자승 기반 망각인자를 이용하는 계수 추정 방법에 대해 제시한다. 3장에서는 각종 요소에 따른 제원이 다른 세 차량을 이용한 성능평가 결과를 비교 분석한다. 마지막 4장에서는 본 연구의 결론과 한계점에 대해 정리하고 추후 고도화 방향성을 제시한다.

2. 파라미터 독립 적응형 조향 제어 알고리즘

본 장에서는 자율주행 자동차의 범용 경로 추종 제어를 위한 파라미터 독립 적응형 조향 제어 알고리즘의 설계 과정을 기술한다. Fig. 1은 경로 추종을 위한 파라미터 독립 적응형 제어 알고리즘의 모델 개략도이다. 목표 경로에 대한 요각도 오차와 예견 지점에서의 횡방향 오차를 이용하여 설계된 오차 동역학 모델의 계수를 추정하였고, 추정 방법론으로 망각인자를 이용하는 재귀 최소 자승 기법이 적용되었다. 추정된 계수들을 이용하여 자율주행 차량의 전륜 및 후륜 휠의 조향각을 도출하였다.

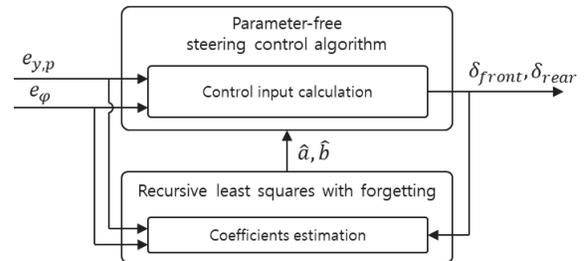


Fig. 1 Model schematics for parameter-free adaptive steering control algorithm

2.1 재귀 최소 자승 기반 추정 알고리즘

망각인자를 이용하는 재귀 최소 자승 기법 기반 파라미터 독립 적응형 조향 제어 알고리즘 설계를 위해 다음과 같은 오차 동역학 모델을 설계하였다. 설계된 오차 동역학 모델은 요각도 오차와 예견 지점에서의 횡방향 오차를 기반으로 하는 두 개의 미분 방정식으로 표현된다. 본 연구에서는 다음 식 (1)과 같은 오차 동역학 모델이 사용되었으며 식은 전륜과 후륜 조향 입력이 각각 횡방향 및 요각도 오차 동역학 모델에 개별 적용될 수 있도록 구성되었다.¹⁴⁾ 오차 동역학 모델은 오차에 대한 1계 미분 방정식의 형태를 가지며 기존 차량 동역학 기반 오차 동역학 모델과는 다르게 제어 입력이 각 모델에 개별 적용된다는 점에서 다른 형태를 보인다.

$$\dot{e}_{y,p} = a_1 e_{y,p} + b_1 e_{\psi} + \delta_{front} \quad (1)$$

$$\dot{e}_{\psi} = a_2 e_{y,p} + b_2 e_{\psi} + \delta_{rear} \quad (2)$$

계수 추정을 위해 설계된 알고리즘은 다중 망각인자 기반 전륜 조향, 후륜 조향, 요각도 오차, 예견 지점에서의 횡방향 오차를 이용하여 실시간 계수를 추정할 수 있도록 설계되었다. 재귀 최소 자승 알고리즘 설계를 위해 정의된 Output(y), Regressor(ϕ), Estimate(θ)의 정의와 관

계는 다음 식 (3)과 같다.

$$y_i = \phi \theta_i^T = [e_{y,p} \ e_{\psi}] [a_i \ b_i]^T \quad (3)$$

식 (3)의 i 는 1과 2 값을 가지며 1은 식 (1)의 계수들을 나타내기 위한 것이고 2는 식 (2)의 계수들을 나타내기 위한 것이다. Lyapunov 직접법을 기반으로 정의된 경로 추종 오차를 최소화하기 위해 설계된 비용 함수는 다음 식 (4)와 같이 정의하였다.

$$J = 1/2 e_{y,p}^2 + 1/2 e_{\psi}^2 \quad (4)$$

식 (4)에서 정의된 비용 함수를 시간에 대해 미분하면 다음 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\dot{J} = e_{y,p} \dot{e}_{y,p} + e_{\psi} \dot{e}_{\psi} \quad (5)$$

식 (5)의 각 오차의 미분항에 식 (1)과 (2)를 대입하면 다음과 같이 시간에 대한 비용 함수를 재정리할 수 있다.

$$\dot{J} = e_{y,p} (a_1 e_{y,p} + b_1 e_{\psi} + \delta_{front}) + e_{\psi} (a_2 e_{y,p} + b_2 e_{\psi} + \delta_{rear}) \quad (6)$$

파라미터 독립 적응 조향 제어 입력 도출을 위해 추종 제어 오차, 추정된 계수 \hat{a} , \hat{b} , 그리고 각 오차의 값에 따라 -1, 0, 1로 출력하는 Sign 함수를 이용하여 다음 식 (7)과 같이 전륜 및 후륜 조향 제어 입력을 설계하였다.

$$\begin{aligned} \delta_{front} &= -\hat{a}_1 e_{y,p} - \hat{b}_1 e_{\psi} - \rho_1 \text{sign}(e_{y,p}) \\ \delta_{rear} &= -\hat{a}_2 e_{y,p} - \hat{b}_2 e_{\psi} - \rho_2 \text{sign}(e_{\psi}) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $\rho_{1,2}$ 는 횡방향 오차와 요 각도에 대한 가중 요소이며, 제어 파라미터이다. 경로 추종 제어에 대한 안정성 해석을 위해 설계된 제어 입력들을 오차 동역학 식 (1)과 식 (2)에 대입하면 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\dot{J} = -\rho_1 e_{y,p} \text{sign}(e_{y,p}) - \rho_2 e_{\psi} \text{sign}(e_{\psi}) = -\rho_1 |e_{y,p}| - \rho_2 |e_{\psi}| \quad (8)$$

비용 함수의 시간에 대한 도함수가 항상 음수가 되도록 $\rho_{1,2}$ 의 값을 양수로 설정하면 $e_{y,p}$, e_{ψ} 값이 모두 0이 아닐 때 비용 함수가 항상 감소하는 감소함수가 된다.

$$\dot{J} < 0, e_{y,p} \neq 0, e_{\psi} \neq 0, \quad (9)$$

오차 동역학 모델의 계수 추정을 위해 사용된 재귀 최소 자승 알고리즘의 비용 함수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} J(\hat{\theta}_1(k), \hat{\theta}_2(k), k) &= 1/2 \sum_{i=1}^k \lambda_1^{k-i} ((y(i) - \phi_1(i), \hat{\theta}_1(k) - \phi_2(i), \theta_2(i)))^2 \\ &+ 1/2 \sum_{i=1}^k \lambda_2^{k-i} ((y(i) - \phi_1(i), \theta_1(i) - \phi_2(i), \hat{\theta}_2(k)))^2 \end{aligned} \quad (10)$$

추정 과정에서 과거 데이터에 대한 기억의 정도를 조절함으로 추정 계수의 변화 정도가 조절될 수 있도록 망각인자(λ_1, λ_2)가 적용되었으며 이론과 합리적 망각인자 값은 기존 연구를 참고하였다.¹³⁾ 인가되는 데이터의 특성과 망각인자의 값 그리고 공분산 갱신 방법은 추정 알고리즘의 안정성에 영향을 줄 수 있으므로 추후 데이터의 특성을 고려한 강건한 추정성능을 확보할 수 있는 재귀 최소 자승 알고리즘의 고도화를 계획하고 있다. 식 (10)의 정의된 비용 함수를 최소화하기 위한 추정값은 다음과 같이 도출될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}_1(k) \\ \hat{\theta}_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & L_1(k)\phi_2(k) \\ L_2(k)\phi_1(k) & 1 \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} \hat{\theta}_1(k-1) + L_1(k)(y(k) - \phi_1(k)\hat{\theta}_1(k-1)) \\ \hat{\theta}_2(k-1) + L_2(k)(y(k) - \phi_2(k)\hat{\theta}_2(k-1)) \end{bmatrix} \quad (11)$$

L 은 계수 추정을 위한 최적 이득 값으로 공분산 P 와 함께 매 단계 갱신되며 아래와 같이 계산된다.

$$\begin{bmatrix} L_1(k) \\ L_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1(k-1)\phi_1(k)/(\lambda_1 + \phi_1^T P_1(k-1)\phi_1(k)) \\ P_2(k-1)\phi_2(k)/(\lambda_2 + \phi_2^T P_2(k-1)\phi_2(k)) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\begin{bmatrix} P_1(k) \\ P_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1 - L_1(k)\phi_1^T(k))P_1(k-1)/\lambda_1 \\ (1 - L_2(k)\phi_2^T(k))P_2(k-1)/\lambda_2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

설계된 알고리즘 기반 추정된 계수를 이용하여 본 연구에서 설계된 오차 동역학 모델을 이용하여 전륜 및 후륜 조향 제어 입력이 도출되었다. 제안된 범용 경로 추종 제어 알고리즘의 평가 결과는 다음 장에서 제시하였다.

3. 성능평가

파라미터 독립 적응 조향 제어 알고리즘의 성능평가를 위해 Matlab/Simulink를 CarMaker와 연동하고 제공되는 차량을 이용한 성능평가를 진행하였다. Fig. 2는 제안된 파라미터 독립 적응형 조향 제어 알고리즘 기반 성능

평가를 위한 전반적 모델 개략도를 보여준다.

추종 경로의 Waypoint 기반 경로 오차를 계산하고 제귀 최소 자승 기반 추정된 계수를 이용하여 조향 제어 입력이 도출되었다. 제시된 알고리즘의 범용성 평가를 위해 제원이 각기 다른 세 차량을 선정하였으며, 평가를 위해 사용된 각 차량의 제원은 Table 1과 같다. 단순화 모델인 자전거 모델 기반 Linear Quadratic Regulator(LQR) 제어기를 이용하여 본 연구의 전륜 및 후륜 조향 제어 성능

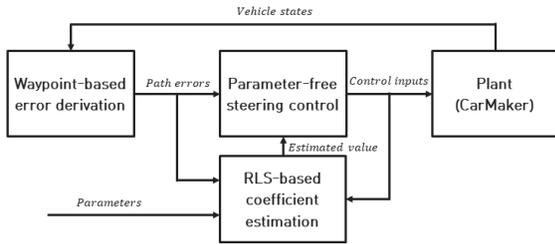


Fig. 2 Schematics diagram for performance evaluation

Table 1 Vehicle specification

Specification \ Vehicle model	Vehicle A	Vehicle B	Vehicle C
Mass (kg)	2,108	1,600	1,644.8
Moment of inertia z-axis (kgm ²)	1,585.3	2,333.6	1,921.3
Distance between front axis and mass center (m)	1.470	1.488	1.240
Distance between rear axis and mass center (m)	1.50	1.487	1.51
Front cornering stiffness	118,270	73,563	105,679
Rear cornering stiffness	117,990	140,740	107,006

Table 2 Recursive Least Square parameters

RLS parameters		
Parameters	Front	Rear
Forgetting factor (λ)	0.9999	0.9999
Initial of estimated value (θ)	0	0
Initial of covariance matrix (P)	0.00001	0.00001

Table 3 Linear Quadratic Regulator parameters

LQR parameters			
Parameters	Vehicle A	Vehicle B	Vehicle C
The weight matrix for states (Q)	$Q_{5 \times 5} = 10 \times I$	$Q_{5 \times 5} = I$	
The weight for input (R)	10	100	10

비교 평가를 진행하였다. 정지 상태에서 10 m/s로 가속 후 등속 주행하는 원 선회와 S-curve 시나리오에 대한 성능평가를 진행하였다. 가중 요소 변화에 따른 후륜 조향 개입의 영향, 알고리즘의 범용적 경로 추종 성능 비교를 위한 평가를 진행하였다. 계수 추정을 위한 제귀 최소 자승 알고리즘과 비교 평가 모델인 LQR의 설계 파라미터는 각각 Table 2와 3에서 확인할 수 있다. Table 2의 망각 인자 값들은 각각 0과 1 사이의 값을 갖도록 설정되었으며 과거 데이터들을 많이 기억하면서 현시점의 데이터 변화에 따라 민감한 추정 성능이 보이지 않도록 1에 가까운 값으로 정의하였다. Table 3의 가중 행렬을 의미하는 Q 는 5×5 크기를 갖는 단위행렬로 상태 물리량에 대하여 같은 가중치를 부여하였다. 파라미터 독립 제어기의 수행된 세 가지 평가 시나리오에서는 모두 동일 파라미터들이 적용되었다.

3.1 성능평가 [Case - 1]: 횡/요 각도 오차에 대한 동일 가중 요소

횡방향 오차와 요 각도에 대한 가중 요소(식 (7))가 1로 동일한 값으로 설정된 세 차량을 이용하여 성능평가를 진행하였다. Fig. 3은 세 차량의 경로 추종 결과이며, Fig. 4는 주행 차량의 종방향 및 횡방향 속도 그래프이다. 세 차량 제원이 다르고 CarMaker 운전자 모델을 사용하였기 때문에 서로 다른 가속 특성으로 인해 최종 속도도 달시간이 다른 것을 확인할 수 있다. 추정 계수에 의한 조향 입력은 Fig. 5와 같이 도출되었다. 파라미터 독립 제어기의 경우 차량의 제원을 이용하지 않기 때문에 전륜과 후륜의 유사한 조향 입력이 도출되었지만, LQR 기반 제어기의 경우 모델 변화에 따라 조향 입력이 다른 결과를 확인할 수 있다. 가중 요소를 동일하게 설정하는 경우 후륜 조향이 동 위상으로 전륜 조향각 대비 비교적 작게 인가됨을 확인할 수 있다. Fig. 6은 추정된 계수를 보여주며 본 연구에서 제안한 오차 동역학 모델은 차량 동역학 기반 모델이 아니므로 비교 대상 없이 추정 결과만 분석되었다. 횡방향 오차에 대한 계수(\hat{a}_1)의 최댓값을 점선

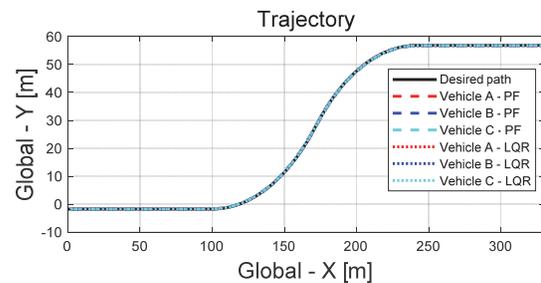


Fig. 3 Trajectory : [Case - 1]

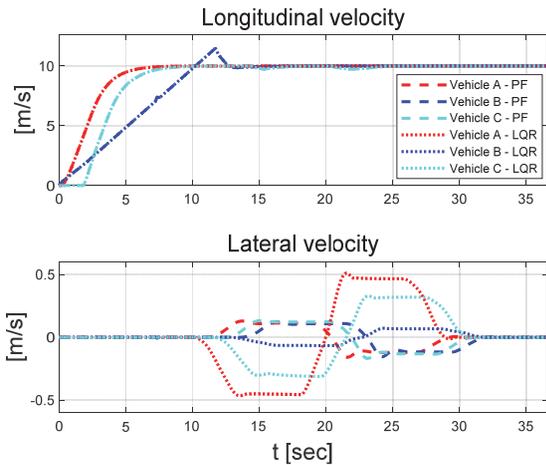


Fig. 4 Longitudinal and lateral velocity : [Case - 1]

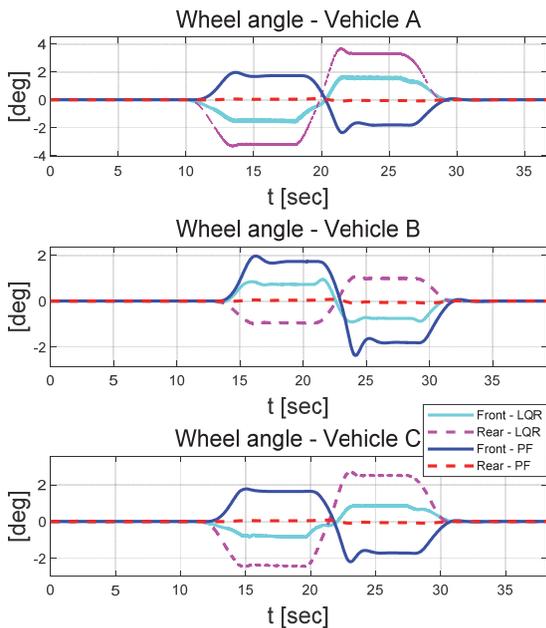
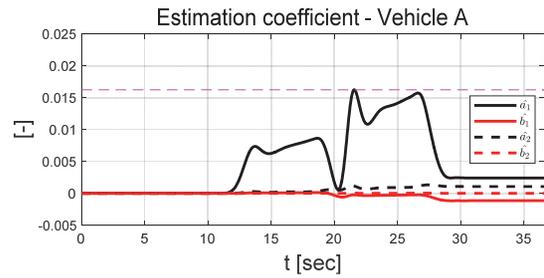


Fig. 5 Steering wheel angles : [Case - 1]

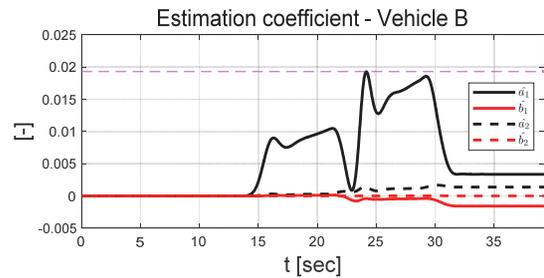
으로 표현하였으며, 모두 전륜 조향 차량으로 \hat{a}_1 가 가장 큰 값으로 추정되었다. 차량 B의 경우 차량 A와 C에 비해 더 큰 값으로 추정되어 횡방향 오차에 대한 제어 입력이 상대적으로 큰 값으로 입력됨을 확인할 수 있다. 또한 횡방향 오차 및 요 각도에 대한 추정 계수는 모두 상대적 유사한 값으로 추정되었음을 확인할 수 있다.

3.2 성능평가 [Case - 2]: 횡방향 오차에 대한 상대적 큰 가중 요소

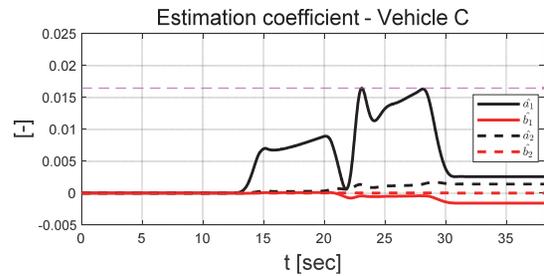
본 절에서는 횡방향 오차에 대한 가중 요소가 요 각도 오차 대비 크게 적용되었을 때의 시나리오가 적용되었



(a) Estimated coefficients for vehicle A



(b) Estimated coefficients for vehicle B



(c) Estimated coefficients for vehicle C

Fig. 6 RLS-based adaptive front and rear estimation coefficients : [Case - 1]

다. 앞서 3.1 절의 동일한 가중 요소가 적용되었을 때의 평가 파라미터가 적용되어 진행되었으며, 횡방향 오차와 요 각도 오차에 대한 가중 요소의 비율이 5:1로 적용되어 평가가 진행되었다(실적용 값 5와 1). Fig. 7은 세 차량에 대한 추종 경로, Fig. 8은 종방향 및 횡방향 속도를 보여준다. Fig. 9는 조향 각도를 나타내며 횡방향 오차에 대한 가중 요소가 더 크게 적용되어 후륜 조향의 입력이 이전 Case - 1보다 상대적으로 작은 결과를 확인할 수 있다. 선회 구간을 진입하는 세차량 모두 선회 구간의 초기 조향 각도가 부분적으로 진동하는 구간이 존재하였다. 이전 Case - 1에 비해 전륜 조향 각도를 상대적으로 적게 사용하고 횡방향 속도가 작아진 결과를 확인할 수 있다. Fig. 10에서는 세 차량의 추정 계수를 비교하였으며, 횡방향 오차에 대한 추정 계수(\hat{a}_1)의 최댓값을 점선으로

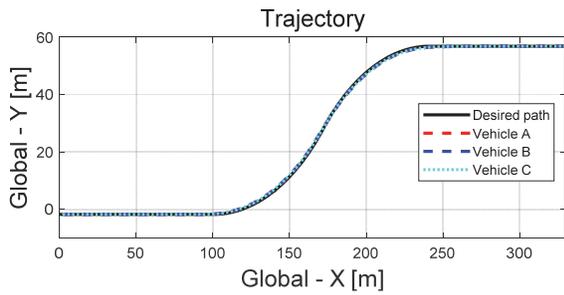


Fig. 7 Trajectory : [Case - 2]

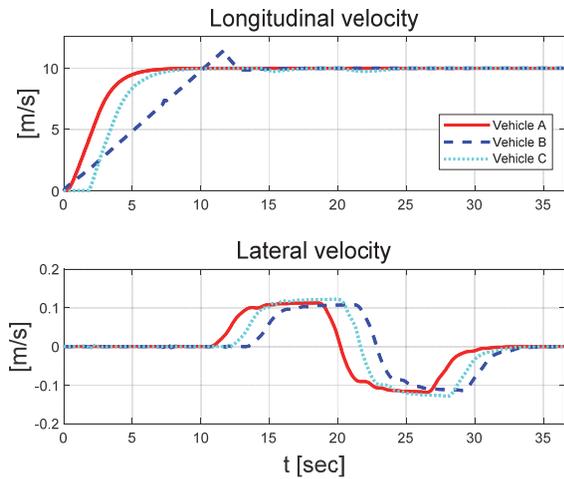


Fig. 8 Longitudinal and lateral velocity : [Case - 2]

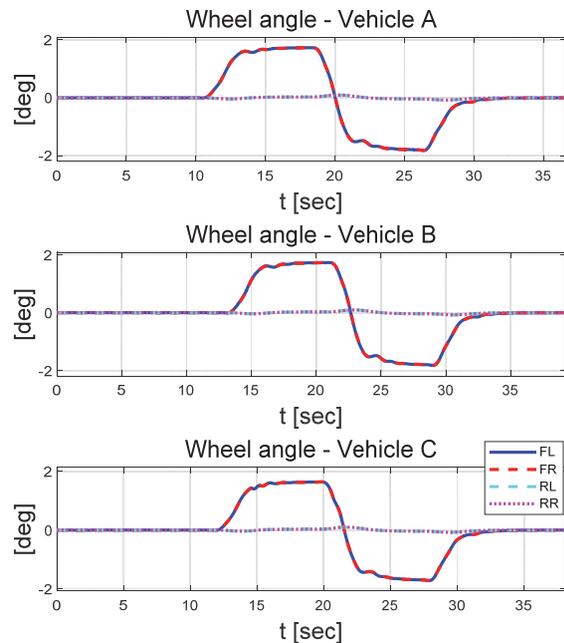
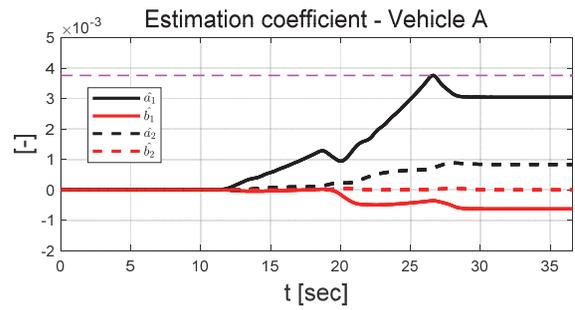
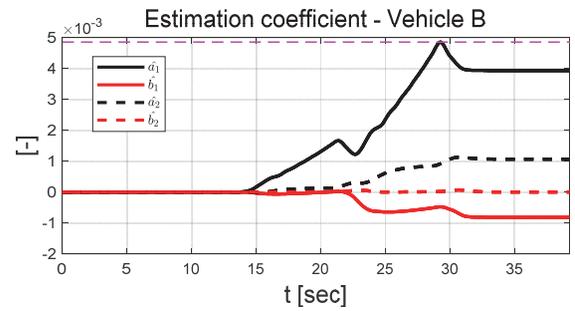


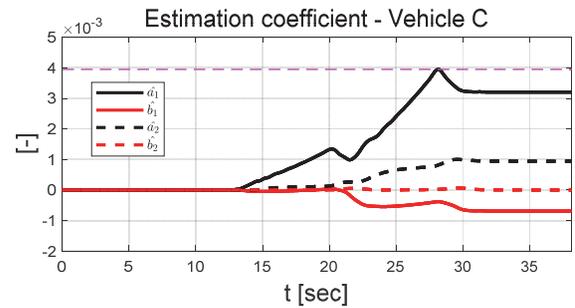
Fig. 9 Steering wheel angle : [Case - 2]



(a) Estimation coefficients for vehicle A



(b) Estimation coefficients for vehicle B



(c) Estimation coefficients for vehicle C

Fig. 10 RLS-based adaptive front and rear estimation coefficient : [Case - 2]

표현하였다. 차량 B에 대한 횡방향 오차와 요 각도에 대한 추정 계수 Fig. 10(b)을 통해 추정 계수 \hat{a}_1 가 상대적으로 큰 값으로 추정되는 것을 확인할 수 있다. 이외의 횡방향 오차와 요 각도 오차에 대한 추정 계수는 세 차량 모두 유사한 값으로 추정되었다.

3.3 성능평가 [Case - 3]: 요 각도 오차에 상대적 큰 가중 요소

횡방향 오차와 요 각도 오차에 대한 가중 요소의 비율을 1:5로 적용하여 성능평가를 진행하였다(실적용 값 1과 5). Fig. 11은 경로 추종 시나리오에 대한 추종 경로를

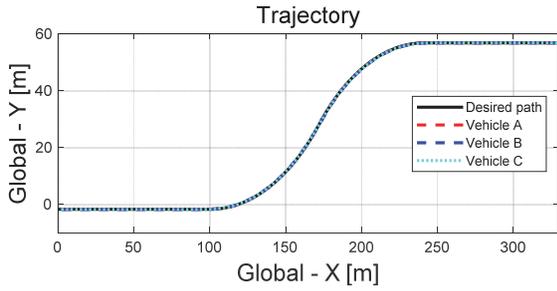
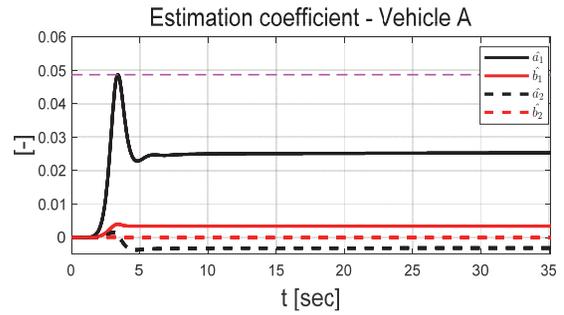


Fig. 11 Trajectory : [Case - 3]



(a) Estimation coefficients for vehicle A

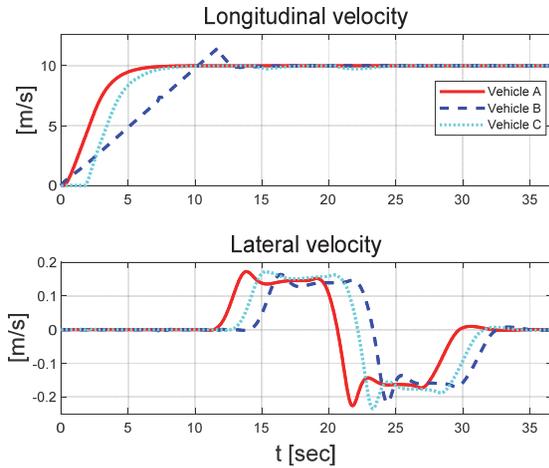
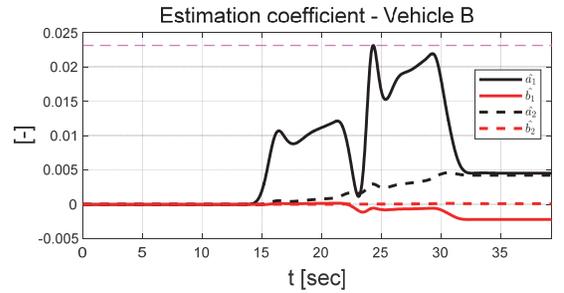
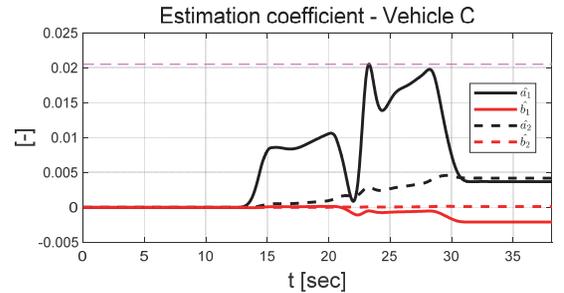


Fig. 12 Longitudinal and lateral velocity : [Case - 3]



(b) Estimation coefficients for vehicle B



(c) Estimation coefficients for vehicle C

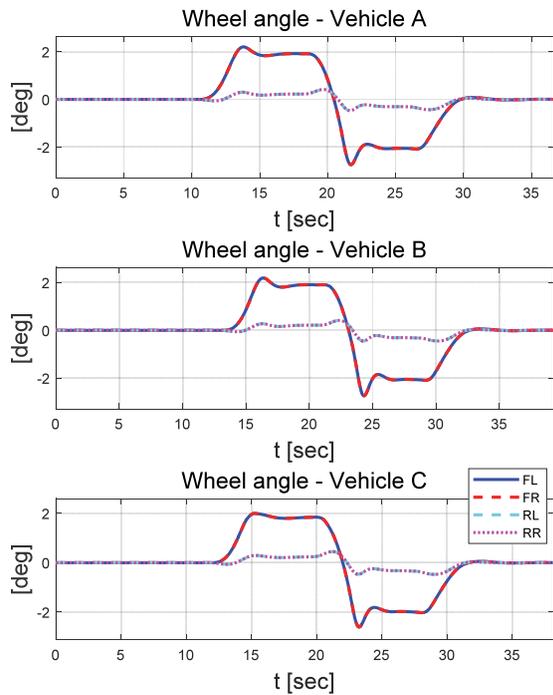


Fig. 13 Steering wheel angle : [Case - 3]

Fig. 14 RLS-based adaptive front and rear estimation coefficient : [Case - 3]

보여주며, Fig. 12는 차량의 종방향 및 횡방향 속도를 보여주는 그래프이다. Fig. 13은 적용된 조향 제어 입력을 보여주는 그래프이며, 이전 Case - 2 시나리오에 비해 후륜 조향 제어 입력이 상대적으로 더 크게 증가되었고 횡방향 속도가 증가했음을 확인할 수 있다. Fig. 14는 추정 계수를 보여주며 전륜 조향 제어 입력을 위해 사용되는 추정 계수(\hat{a}_1)의 최대값을 점선으로 비교하였다. 모든 추정 계수들이 이전 시나리오에 비해 상대적으로 큰 값으로 추정되면서 전륜 및 후륜 조향 제어 입력의 크기도 상대적으로 증가한 것을 확인할 수 있다. 평가를 수행하면서 가중 요소들의 크기가 각각의 시나리오에 따라서 다르게 적용됨과 동시에 차량의 제원에도 변화가 있

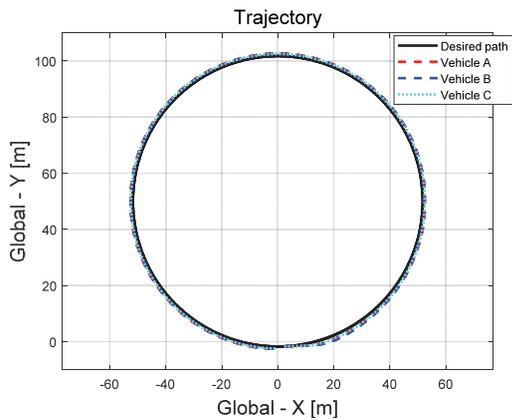


Fig. 15 Trajectory : [Case - 4]

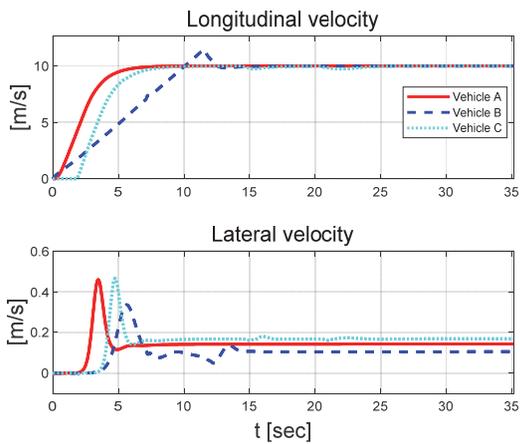


Fig. 16 Longitudinal and lateral velocity : [Case - 4]

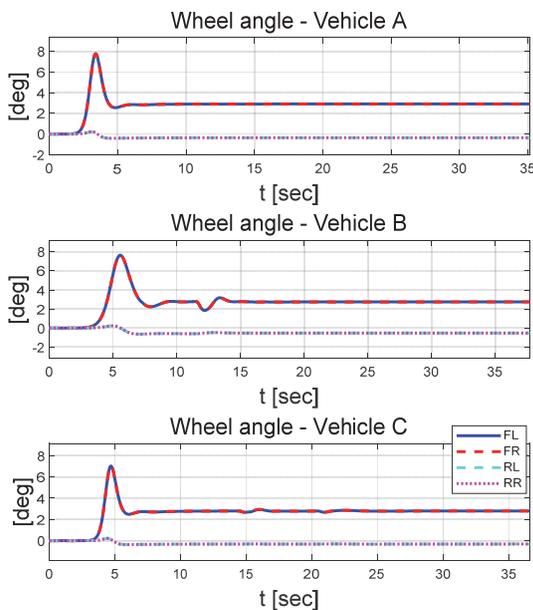
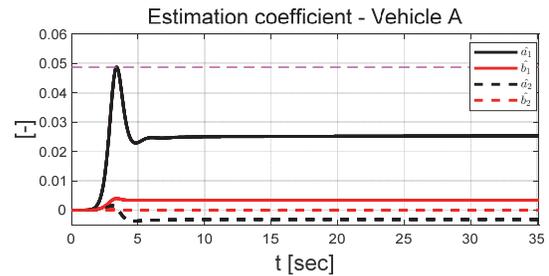


Fig. 17 Steering wheel angle : [Case - 4]

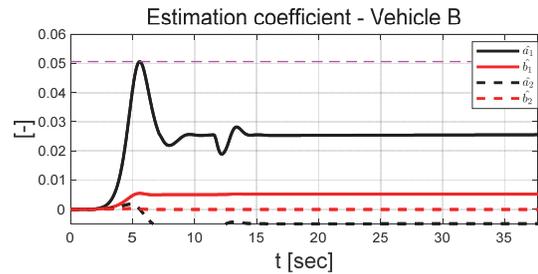
었다. 그럼에도 불구하고 실시간 추정되는 계수에 의해 전/후륜의 조향 제어 입력도 실시간 갱신되며 모든 차량에 대해 합리적 경로 추종 성능을 확보할 수 있었다.

3.4 성능평가 [Case - 4] : 원 선회 시나리오

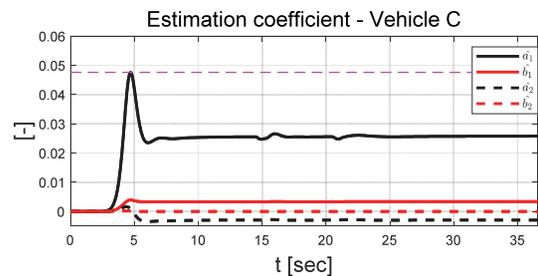
본 절에서는 원 선회 시나리오에 대한 파라미터 독립 제어의 성능평가를 진행하였다. 반경 50 m를 갖는 원형 트랙에 대하여 Waypoint 기반 오차를 도출되었고, 재귀 최소 자승 알고리즘의 설계 파라미터는 앞선 시나리오와 동일 적용되었다. 전륜과 후륜의 가중 요소의 비율은 서로 같은 값이 설정되었으며, Fig. 15는 원 선회에 대한 추종 결과를 보여준다. Fig. 16은 종방향과 횡방향 속도를 각각 보여주며 반시계 방향으로 주행하는 세 차량에 대해 횡방향 속도가 초기 이후 일정한 값을 보임을 확인



(a) Estimation coefficients for vehicle A



(b) Estimation coefficients for vehicle B



(c) Estimation coefficients for vehicle C

Fig. 18 RLS-based adaptive front and rear estimation coefficient : [Case - 4]

할 수 있다. Fig. 17은 세 차량의 개별 휠 각도를 보여주며, Fig. 18에서 재귀 최소 자승 기반 실시간으로 추정되는 계수를 확인할 수 있다. 0~10초 구간에서 추정 계수가 상대적으로 큰 값으로 추정되면서 조향 휠 각도 또한 상대적으로 큰 값으로 도출된 것을 확인할 수 있다. 이후 종방향 속도가 일정한 구간에서 추정 계수들은 큰 변화 없이 수렴하는 현상을 확인할 수 있다.

3.5 성능평가 결과 요약 및 분석

본 절에서는 제원이 다른 세 차량에 대해 가중 요소를 변화 적용하였을 때, 추정 계수의 실시간 추정에 따른 차량의 경로 추종 성능평가 결과를 비교하였다. 각 S-curve 시나리오에 대해 세 차량이 허용한 요 각도 오차와 질량 중심에서의 횡방향 오차를 Fig. 19에서 비교하였다. 횡방향 오차에 대한 가중 요소를 상대적으로 크게 적용하여 평가한 Case - 2의 경우 모든 시나리오에서 가장 큰 횡방향 오차가 발생한 결과를 확인할 수 있다. 또한, 요 각도에 대한 가중 요소를 크게 적용한 Case - 3의 경우 동일한 가중 요소가 적용된 Case - 1과 비교하였을 때 횡방향 오차가 상대적으로 감소한 것을 확인하였다. 예컨 지점 횡방향 오차에 대한 추정 계수가 작게 추정될수록 횡방향 오차를 더 많이 허용하는 결과를 확인하였다. Fig. 20은 요 각도 오차를 S-curve 시나리오가 진행된 세 가지 성능평가에 대해 비교한 그래프이다. 횡방향 오차에 대한 가중 요소가 크게 적용된 Case - 2의 경우를 제외한 두 시나리오에서 후륜 조향의 개입으로 인한 약 10초에서 15초 구간에서는 요 각도 오차가 역 위상인 음의 부호를 갖는 것을 확

인할 수 있다. Table 4는 S-curve로 진행된 세 가지 평가 시나리오에 대해 차량 A, B, C의 최대 조향 각도를 비교한 결과를 보여준다. 전륜 및 후륜 조향 제어기의 비교평가로 진행된 LQR 제어를 통해 진행된 경우와 Case - 1과 비교 평가를 진행하였다. 모델의 정보에 따른 수학적 해가 다른 값을 가지면서 세 차량의 거동이 다르게 나타난 것을 확인할 수 있다. 또한 경로 추종 결과를 도출하기 위한 설계 파라미터 조정으로 인하여 후륜 조향 입력이 상대적으로 큰 값을 가진 것을 확인할 수 있다. Case - 3의 경우 요 각도 오차에 대한 가중 요소가 상대적으로 크게 적용되면서 전륜 조향 각도와 후륜 조향각도 모두 Case - 1, 2에 비해 상대적으로 큰 조향 각도를 사용하는 것을 확인하였다. 하지만 추종 횡방향 오차는 상대적으로 적게 허용하는 경로 추종 결과를 확인할 수 있다. Table 5에서는 S-curve 시나리오에 대한 세차량의 횡방향 오차와 요 각도 오차의 절대 값이 비교되었다. LQR을 이용한 성능평가를 확인해보면 차량 제원과 설계 파라미터가 서로 다른 값이 적용되면서 경로 추종 결과가 각기 다르게 나타난 것을 확인할 수 있다. LQR 기반 평가 결과들을 보았을 때, 차량 모델 변화에 따라 동 위상, 역 위상 형태가 다르게 나타나는 결과를 확인하였다. LQR을 이용할 경우 차량 모델에 따라 다른 차량 및 설계 파라미터가 필요했지만 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 경우 동일한 파라미터를 설정함으로써 차량 모델이 다른 경우에도 각 시나리오별 유사한 경로 추종 결과를 확인할 수 있다.

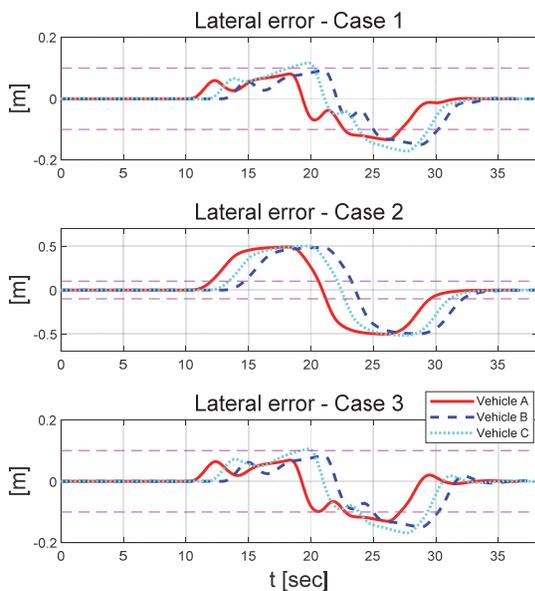


Fig. 19 Lateral errors : 3 cases by S-curve

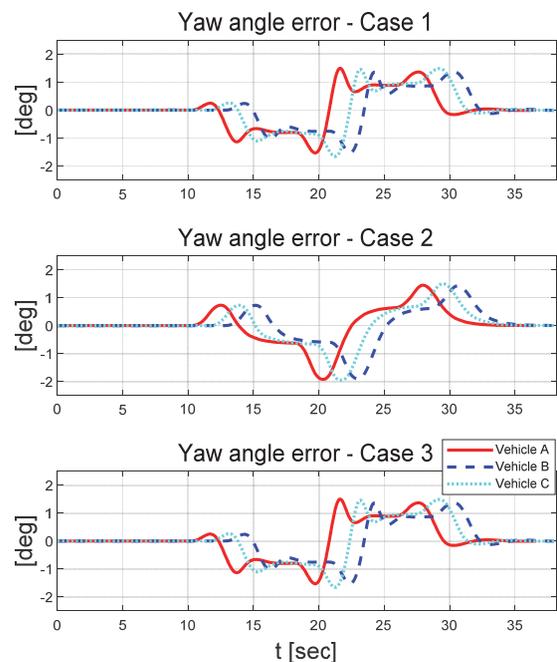


Fig. 20 Yaw angle errors : 3 cases

Table 4 Vehicles steering wheel angles

Case		LQR [Max/Min]	Parameter-free control		
			Case -1 [Max/Min]	Case -2 [Max/Min]	Case -3 [Max/Min]
Vehicle A	Front [deg]	1.6810/ -1.5933	1.9633/ -2.3563	1.7310/ -1.8142	2.2022/ -2.7435
	Rear [deg]	3.7455/ -3.3993	0.0717/ -0.0941	0.0957/ -0.0745	0.4143/ -0.4740
Vehicle B	Front [deg]	0.9468/ -0.9139	1.9693/ -2.3775	1.7276/ -1.8123	2.1923/ -2.7399
	Rear [deg]	1.0815/ -0.9932	0.0732/ -0.0964	0.0945/ -0.0741	0.4161/ -0.4514
Vehicle C	Front [deg]	0.8677/ -0.8575	1.7794/ -2.2093	1.6446/ -1.7249	2.0004/ -2.6114
	Rear [deg]	2.7221/ -2.4910	0.0769/ -0.0946	0.0972/ -0.0775	0.4501/ -0.4751

Table 5 Lateral and yaw angle errors(absolute value)

Case		LQR	Parameter-free control		
			Case -1	Case -2	Case -3
Vehicle A	Lateral error [m]	0.0160	0.1333	0.5026	0.1301
	Yaw angle error [deg]	2.6880	1.1872	1.9259	1.5312
Vehicle B	Lateral error [m]	0.0682	0.1489	0.4982	0.1492
	Yaw angle error [deg]	0.4817	1.1735	1.9048	1.5207
Vehicle C	Lateral error [m]	0.0568	0.1707	0.5175	0.1681
	Yaw angle error [deg]	1.8441	1.2702	1.9518	1.6609

4. 결론

자율주행 차량의 범용 경로 추종을 위한 재귀 최소 자승 기반 파라미터 독립 적응형 조향 제어 알고리즘을 제안하였다. 전륜 및 후륜 조향 각도를 포함하는 오차 동역학 모델을 설계하였고, 망각인자를 이용하는 재귀 최소 자승 방법을 기반으로 오차 동역학 모델의 계수를 추정하였다. 실시간으로 추정되는 계수와 요 각도 오차 및 예견 지점 횡방향 오차를 이용해 전륜 및 후륜 조향 제어 입력을 도출하였다. 제안하는 알고리즘의 합리적 성능평가를 위해 CarMaker에서 제공하는 제원이 서로 다른 세 차량에 이용하였으며, MatLab/Simulink 환경에서 CarMaker 연동을 통해 성능평가를 진행하였다. 횡방향

오차 및 요 각도 오차에 대한 가중 요소의 변화 적용에 따른 조향 제어 입력, 추정 계수, 경로 오차를 비교 평가하였다. 설계 파라미터의 초기값만을 이용하여 시스템의 파라미터 정보 없이 실시간 추정되는 계수를 통해 차량의 제원이 변함에도 합리적 경로 추종 성능을 확보할 수 있었다. 또한, 초기 설계 파라미터값과 가중 요소의 비율을 조정하면 경로 추종 오차를 더 적게 허용할 수 있음을 확인하였다. 결론적으로 다양한 자율주행 차량의 시스템 파라미터 정보 없이 경로 추종 제어가 가능한 범용적 제어 알고리즘을 제안하였고 합리적 성능평가 결과를 확인할 수 있었다. 하지만 전륜과 후륜의 좌/우 조향 제어 입력이 동일한 값으로 적용되었기 때문에, 각 휠에 독립적으로 적용될 수 있는 적응형 4륜 독립 조향 제어 알고리즘의 개발을 계획하고 있다. 또한 재귀 최소 자승 알고리즘의 강건한 안정성 확보를 위해 망각인자 적응 및 공분산 갱신 알고리즘 개발을 계획하고 있다. 제안된 연구와 계획들을 통해 차량의 제원에 관계없이 계수 및 가중 요소가 자동 갱신되는 범용적 알고리즘으로의 고도화가 가능할 것을 기대하며 나아가 자율주행 차량을 포함하는 다양한 모빌리티 시스템의 경로 추종 제어 기술로의 확대 적용을 기대한다.

후 기

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

References

- 1) M. B. Radac and R. E. Precup, "Data-driven Model-free Tracking Reinforcement Learning Control with VRFT-based Adaptive Actor-critic," Applied Sciences, Vol.9, No.9, Paper No.1807, 2019.
- 2) Y. Jiang, X. Xu and L. Zhang, "Heading Tracking of 6WID/4WIS Unmanned Ground Vehicles with Variable Wheelbase Based on Model Free Adaptive Control," Mechanical Systems and Signal Processing, Vol.159, Paper No.107715, 2021.
- 3) J. Wang, G. Tan and C. Sun, "Research on Vehicle Four-wheel Steering Based on Model-free Adaptive Control," 2020 5th International Conference on Electromechanical Control Technology and Transportation(ICECTT) IEEE, pp.372-376, 2020.
- 4) M. Fliess and C. Join, "Model-free Control," International Journal of Control, Vol.86, No.12,

- pp.2228-2252, 2013.
- 5) S. Liu, Z. Hou, T. Tian, Z. Deng and Z. Li, "A Novel Dual Successive Projection-based Model-free Adaptive Control Method and Application to an Autonomous Car," IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol.3, No.11, pp.3444-3457, 2019.
 - 6) M. Moreno-Gonzalez, A. Artuñedo, J. Villagra, C. Join and M. Fliess, "Speed-adaptive Model-free Lateral Control for Automated Cars," IFAC-Papers OnLine, Vol.55, No.34, pp.84-89, 2022.
 - 7) H. J. Van Waarde, J. Eising, H. L. Trentelman and M. K. Camlibel "Data Informativity: A New Perspective on Data-driven Analysis and Control," IEEE Transactions on Automatic Control, Vol.65, No.11, pp.4753-4768, 2020.
 - 8) Z. Wang and J. Wang, "Ultra-local Model Predictive Control: A Model-free Approach and Its Application on Automated Vehicle Trajectory Tracking," Control Engineering Practice, Vol.101, Paper No.104482, 2020.
 - 9) D. Fényes, B. Németh and P. Gáspár, "A Novel Data-Driven Modeling and Control Design Method for Autonomous Vehicles," Energies, Vol.14, No.2, Paper No.517, 2021.
 - 10) S. Lefevre, A. Carvalho and F. Borrelli, "A Learning-Based Framework for Velocity Control in Autonomous Driving," IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, Vol.13, No.1, pp.32-42, 2015.
 - 11) M. Rokouzzaman, N. Mohajer, S. Nahavandi and S. Mohamed, "Learning-Based Model Predictive Control for Path Tracking Control of Autonomous Vehicle," 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics(SMC), pp.2913-2918, 2020.
 - 12) C. De Persis and P. Tesi, "Formulas for Data-driven Control: Stabilization, Optimality, and Robustness," IEEE Transactions on Automatic Control, Vol.65, No.3, pp.909-924, 2019.
 - 13) 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.
 - 14) J. Lee and K. Oh, "Development of a Model-free Adaptive Front and Rear Wheel Steering Control Algorithm for Path Tracking of Autonomous Vehicles with Recursive Least Squares," KSAE Spring Conference Proceedings, pp.330-331, 2023.