

不确定影响下智能车辆纵向干扰估计与运动控制*

荆威¹ 赵文强¹ 魏洪乾¹ 赖晨光³ 张幽彤^{1,2}

(1.北京理工大学机械与车辆学院,北京 100081;2.北京理工大学长三角研究院(嘉兴),嘉兴 314000;3.重庆理工大学节能与新能源汽车关键零部件智能制造与控制教育部国际合作联合实验室,重庆 400054)

【摘要】为了消除外部扰动和环境的不确定性因素干扰,提高车辆的速度跟踪精度,提出了一种融合高增益扩张状态观测器(HGESO)和模型预测控制(MPC)的纵向运动控制器。首先,将外部多源不确定干扰整合为速度控制中存在的随机时变阻力,通过高增益扩张状态观测器进行估计,同时,结合标称状态空间模型,完善车辆纵向动态描述;然后,利用融合干扰阻力的增量式MPC控制器,综合考虑纵向速度跟踪误差、乘坐舒适性以及控制器能耗等因素,设计多目标优化函数并求解最优控制量;最后,精确标定下层控制器映射表,输出油门和制动控制量,提升控制器实时执行能力。结果表明:在大纵坡干扰工况和连续转向工况下,车辆速度跟踪精度分别提升35%~61.54%、26.3%~80.8%,提出的控制策略能够有效消除外部干扰对车辆纵向控制的影响。

关键词:智能车辆 纵向运动控制 外部干扰估计 不确定影响 模型预测控制

中图分类号:U471.15 **文献标志码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20241068

Longitudinal Disturbance Estimation and Motion Control of Intelligent Vehicles under Uncertain Influences

Jing Wei¹, Zhao Wenqiang¹, Wei Hongqian¹, Lai Chenguang³, Zhang Youtong^{1,2}

(1. School of Mechanical and Vehicular Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081; 2. Yangtze Delta Region Academy, Beijing Institute of Technology, Jiaxing 314000; 3. International Cooperation Joint Laboratory of Intelligent Manufacturing and Control of Key Components of Energy-Saving and New Energy Vehicles, Ministry of Education, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054)

【Abstract】To mitigate the interference of external disturbances and environmental uncertainties and improve vehicle speed tracking accuracy, this study proposes a longitudinal motion controller that integrates a High Gain Extended State Observer (HGESO) with Model Predictive Control (MPC). First, the multi-source external uncertainties are consolidated into a stochastic time-varying resistance term in the speed control framework, which is estimated using the HGESO. This approach is combined with a nominal state-space model to enhance the description of vehicle longitudinal dynamics. Subsequently, an incremental MPC controller incorporating the estimated disturbance resistance is employed. This controller designs a multi-objective optimization function that simultaneously considers longitudinal speed tracking error, ride comfort, and energy consumption, ultimately solving for the optimal control input. Finally, precise calibration of the lower-level controller's mapping table is performed to ensure accurate output of throttle and brake commands, thereby enhancing the controller's real-time execution capability. Experimental results demonstrate significant improvements in speed tracking accuracy under challenging conditions: a 35%~61.54% enhancement is achieved on steep slopes, and a 26.3%~80.8% improvement is observed during continuous steering maneuvers. The proposed control strategy effectively eliminates the impact of external disturbances on vehicle longitudinal control.

Key words: Intelligent vehicles, Longitudinal motion control, External disturbance estimation, Uncertain influences, Model Predictive Control (MPC)

【引用格式】荆威, 赵文强, 魏洪乾, 等. 不确定影响下智能车辆纵向干扰估计与运动控制[J]. 汽车技术, 2025(5): 11-21.

JING W, ZHAO W Q, WEI H Q, et al. Longitudinal Disturbance Estimation and Motion Control of Intelligent Vehicles under Uncertain Influences[J]. Automobile Technology, 2025(5): 11-21.

*基金项目:河北省省级科技计划(23227601Z);国家自然科学基金项目(52202461);中国博士后科学基金资助项目(2022TQ0032, 2022M710380);重庆市高校高水平科研创新平台(2022PTTS002, 2024JLJLIMC08)。

通信作者:张幽彤(1965—),教授,主要研究方向为智能装备控制, youtong@bit.edu.cn。

1 前言

自动驾驶作为车辆智能化的体现,包含环境感知、自主决策以及控制执行等关键技术^[1]。其中,控制模块可保证车辆精准、稳定地跟踪目标轨迹。现有研究多集中于车辆的横向控制,但纵向速度控制对提升轨迹跟踪精度同样具有关键影响。在实际行驶中,车辆面临多源不确定性干扰(如道路坡度、转向等),且车辆传动系统存在显著的非线性特性,难以通过精确建模完整表征其实际物理行为。因此,复杂的内、外部不确定因素使高精度纵向速度控制面临严峻挑战。

对于提升车辆纵向速度控制精度,主要采用PI控制器^[2]、自适应控制器^[3]、反步法控制器^[4]等方法,但这些方法通过实时误差反馈调节控制量,并未从机理上分析外部干扰来源,导致对干扰的抑制效果有限^[5]。随着人工智能快速发展,基于神经网络的控制方法^[6-8]得到广泛应用,虽然在一定程度上能够提升系统性能,但其可解释性较差,不便于调试和控制优化。同时,此类方法对计算资源要求较高,在车载嵌入式电控单元中难以实现工程化应用。

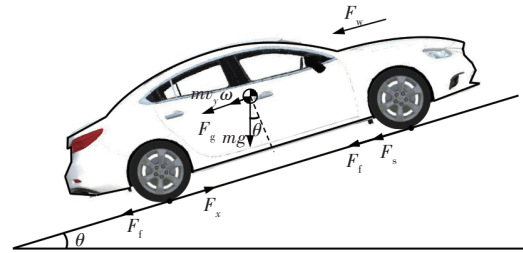
基于最优控制理论的方法兼顾控制精度与实时性优势,线性二次调节器^[9](Linear Quadratic Regulator, LQR)和模型预测控制^[10](Model Predictive Control, MPC)成为解决方案。Zhu等将控制器分为两层,上层MPC控制器输出期望加速度,下层建立传动系统的纵向动力学模型,输出最终的控制量,解决了单层MPC建模不准确的问题^[11-12]。Dong等^[13]系统地分析了纵向阻力的来源,设计考虑纵向干扰的分层MPC控制器,但该方案对外部阻力的估计效果欠佳。Xiong等利用扩张状态观测器实时估计动力系统的不确定性和传感器噪声,为干扰估计提供了新的思路^[14-15]。张忠等^[16]利用线性扩张状态观测器(Linear Extended State Observer, LESO)对外部干扰进行实时估计,但该方法对高频干扰的估计效果较差。

为了提高控制器对外部干扰的抑制能力,降低传动系统建模误差,本文提出一种融合高增益扩张状态观测器(High Gain Extended State Observer, HGESO)与模型预测控制器的纵向运动控制策略。外部干扰经过实时观测后,输入上层MPC控制器;下层控制器为离线标定的映射表,将上层MPC输出的期望加速度映射为油门和制动指令。同时,经过仿真和硬件在环测试验证其控制精度和计算实时性。

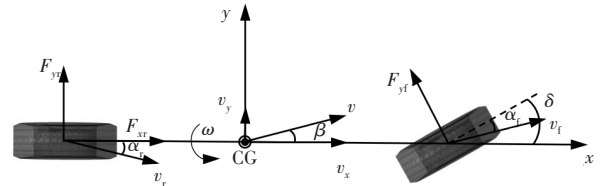
2 纵向控制模型

2.1 整车纵向动力学模型

本文将后轮驱动的智能车辆作为研究对象,车辆动力学模型如图1所示。其中, F_g 为前轮侧向力的纵向分力, F_f 、 F_w 、 F_g 分别为滚动阻力、空气阻力与坡度阻力, $mv_y\omega$ 为科氏力, m 为整车质量, v_y 、 v_x 分别为横向和纵向车速, ω 为横摆角速度, F_{y_r} 、 F_{x_r} 、 F_{y_f} 分别为后轮侧向力、后轮纵向力和前轮侧向力, α_r 、 α_f 分别为后轮和前轮的轮胎侧偏角。



(a) 整车纵向受力模型



(b) 单车受力模型

图1 车辆动力学模型

整车的纵向动态可描述为:

$$\begin{cases} m[a_x(t) - v_y(t)\omega(t)] = F_x(t) - F_{res}(t) \\ F_x(t) = F_d(t) - F_b(t) \\ F_{res}(t) = F_w(t) + F_f(t) + F_g(t) + F_s(t) \\ F_w(t) = \frac{1}{2}\rho AC_d v_x^2(t) \\ F_f(t) = f_r mg \cos[\theta(t)] \\ F_g(t) = mg \sin[\theta(t)] \\ F_s(t) = F_{y_f} \sin[\delta(t)] \end{cases} \quad (1)$$

式中: a_x 为整车纵向加速度, F_d 、 F_b 分别为驱动力和制动力, F_{res} 为纵向阻力的合力, F_x 为驱动力和制动力的合力, ρ 为空气密度, C_d 为空气阻力系数, A 为迎风面积, f_r 为滚动阻力摩擦因数, θ 为路面坡度角, δ 为前轮转角。

为了方便实际应用,仅考虑各项阻力的合力对于车辆动态的影响。因此,引入外部干扰加速度 a_{dis} ,实现对车辆阻力的综合描述:

$$a_{dis}(t) = v_y(t)\omega(t) - \frac{1}{m}F_{res}(t) \quad (2)$$

2.2 纵向控制状态空间模型

车辆的纵向动态主要表现为速度和加速度的变化

关系,由于车辆动力系统存在输出响应滞后,为了准确描述车辆的实际动态特性,将车辆的纵向控制问题使用二阶系统表示:

$$\begin{cases} \dot{v}_x(t) = a_x(t) \\ \dot{a}_x(t) = \frac{K_a}{\tau} [a_{des}(t) - a_x(t)] + a_{dis}(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: K_a 为系统增益, τ 为一阶惯性系统的时间常数, a_{des} 为期望加速度, a_{dis} 为干扰加速度。

以 $\mathbf{x}(t) = [v_x(t) \ a_x(t)]^T$ 为状态变量, $u(t) = a_{des}(t)$ 为控制变量,构建线性时变状态空间模型为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_c \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_{u,c} u(t) + \mathbf{B}_{d,c} d(t) \\ y(t) = \mathbf{C}_c \mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{A}_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{K_a}{\tau} \end{bmatrix}$, $\mathbf{B}_{u,c} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_a}{\tau} \end{bmatrix}$, $\mathbf{B}_{d,c} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{C}_c = [1 \ 0]$,

$d(t) = a_{dis}(t)$, d 为干扰加速度。

基于零阶保持器,采用前向欧拉法对式(4)进行离散化,得到离散状态空间方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_{u,k} u(k) + \mathbf{B}_{d,k} d(k) \\ y(k) = \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k), \mathbf{C}_k = \mathbf{C}_c \\ \mathbf{A}_k = e^{\mathbf{A}_c T_s} \approx \mathbf{I} + T_s \mathbf{A}_c \\ \mathbf{B}_{u,k} = \int_0^{T_s} e^{\mathbf{A}_c t} dt \mathbf{B}_{u,c} \approx T_s \mathbf{B}_{u,c} \\ \mathbf{B}_{d,k} = \int_0^{T_s} e^{\mathbf{A}_c t} dt \mathbf{B}_{d,c} \approx T_s \mathbf{B}_{d,c} \end{cases} \quad (5)$$

式中: T_s 为采样周期。

3 纵向运动控制器设计

基于模型的控制方法引入被控对象的动态过程,能够实现更加灵活、精确的控制。然而,高控制精度以高维度模型为基础,在控制求解过程中带来巨大的计算负担。为了保证控制过程的实时性,本文采用双层结构设计车辆的纵向运动控制器,其结构如图2所示。

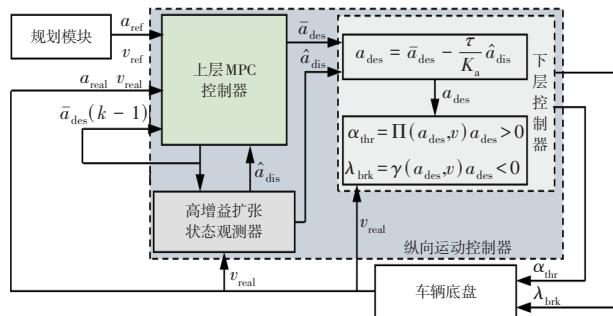


图2 智能车辆纵向运动控制器框架

3.1 外部不确定阻力的实时状态观测

线性扩张状态观测器(LESO)^[16]将系统内部未建模2025年 第5期

动态和式(2)表示的外部干扰整合为总干扰,对低频外部干扰的估计效果较好。但外部干扰常缺少先验结果,同时极易包含高频成分,LESO的观测精度较低。为了实现各类场景下对干扰的精确估计,本文提出一种高增益扩张状态观测器(HGESO),在考虑车辆纵向动态时,对外部干扰单独估计,从而提高观测精度。

将外部阻力产生的等效加速度视为新的状态变量,则式(4)表示的系统可以扩展为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_c \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_{u,c} u(t) + \mathbf{B}_{d,c} d(t) \\ \dot{x}_3 = \dot{d}(t) \\ y(t) = \mathbf{C}_c \mathbf{x}(t) \\ \mathbf{x}(t) = [v(t) \ a(t)]^T \end{cases} \quad (6)$$

因此,观测器可设计为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}_c \hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}_{u,c} u(t) + \mathbf{B}_{d,c} \hat{x}_3(t) - \mathbf{K} [y(t) - \mathbf{C}_c \hat{\mathbf{x}}(t)] \\ \dot{\hat{x}}_3(t) = -k [y(t) - \mathbf{C}_c \hat{\mathbf{x}}(t)] \end{cases} \quad (7)$$

式中: \mathbf{K} 、 k 为增益。

观测器的观测误差为 $\begin{cases} \mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t) \\ e_3(t) = x_3(t) - \hat{x}_3(t) \end{cases}$,则

$\begin{cases} \dot{\mathbf{e}}(t) = (\mathbf{A}_c + \mathbf{K} \mathbf{C}_c) \mathbf{e}(t) + \mathbf{B}_{d,c} e_3(t) \\ \dot{e}_3(t) = k \mathbf{C}_c \mathbf{e}(t) + \dot{d}(t) \end{cases}$ 。根据高增益的思想,

引入三角变换 $\begin{bmatrix} \bar{\mathbf{e}}(t) \\ \bar{e}_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{2 \times 2} & \mathbf{S}_{2 \times 1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & \mathbf{I}_{1 \times 1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{e}(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}$,其中, \mathbf{S} 为

待定的系数矩阵,可得观测器的误差状态空间为:

$$\begin{cases} \dot{\bar{\mathbf{e}}}(t) = [\mathbf{A}_c + (\mathbf{K} + k \mathbf{S}) \mathbf{C}_c] \bar{\mathbf{e}}(t) + \mathbf{S} \dot{d}(t) + \\ \quad \{\mathbf{B}_{d,c} - [\mathbf{A}_c + (\mathbf{K} + k \mathbf{S}) \mathbf{C}_c] \mathbf{S}\} \bar{e}_3(t) \\ \dot{\bar{e}}_3(t) = k \mathbf{C}_c \bar{\mathbf{e}}(t) - k \mathbf{C}_c \mathbf{S} \bar{e}_3(t) + \dot{d}(t) \end{cases} \quad (8)$$

观测器的误差状态空间的系数矩阵满足

$\sigma \left(\mathbf{A}_\omega = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_c + \mathbf{L}_\omega \mathbf{C}_c & \mathbf{0} \\ k \mathbf{C}_c & -k \mathbf{C}_c \mathbf{S} \end{bmatrix} \right) = \{-\omega\}$,该矩阵的特征值

为调节增益 $\omega(\omega > 0)$,则观测矩阵满足稳定性条件。令

中间变量 $\mathbf{L}_\omega = [-2\omega - \mathbf{A}_c(2,2), -\mathbf{A}_c(2,1) - 2\mathbf{A}_c(2,2)^2 - \mathbf{A}_c(2,2)\omega - \omega^2]^T$ 符合上述系数矩阵,可得到 \mathbf{K} 和 k 分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{K} = [-3\omega - \mathbf{A}_c(2,2), \\ \quad -\mathbf{A}_c(2,1) - \mathbf{A}_c(2,2)^2 - 3\mathbf{A}_c(2,2)\omega - 3\omega^2] \\ k = -\omega^3 \end{cases} \quad (9)$$

因此,离散后的观测器为:

$$\begin{cases} e_v(k) = x_1(k) - \hat{x}_1(k) = v(k) - \hat{v}(k) \\ \hat{v}(k+1) = \hat{v}(k) + T_{s,0} \hat{a}(k) - \mathbf{K}(1,1) T_{s,0} e_v(k) \\ \hat{a}(k+1) = [\mathbf{A}_c(2,2) + 1] T_{s,0} \hat{a}(k) + \mathbf{B}_{u,c}(2,1) T_{s,0} u(k) + \\ \quad \mathbf{B}_{d,c}(2,1) T_{s,0} \hat{d}(k) - \mathbf{K}(2,1) T_{s,0} e_v(k) \\ \hat{d}(k+1) = \hat{d}(k) - k T_{s,0} e_v(k) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $T_{s,0}$ 为观测器采样周期, e_v 为速度观测误差。

为了进一步分析 HGESO 观测器的稳定性和收敛性, 观测器的误差状态空间可表示为:

$$\begin{bmatrix} \dot{\bar{e}}(t) \\ \dot{\bar{e}}_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_c + L_\omega C_c & 0 \\ kC_c & -kC_c S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{e}(t) \\ \bar{e}_3(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} S \\ I_{1 \times 1} \end{bmatrix} \dot{d}(t) \quad (11)$$

通过稳定性定理可证明离散后系统稳定^[17], 针对式(6)定义的系统, 对于任意的 $d \in W^{1,\infty}(R^+)$, 设计的观测器满足: $\lim_{t \rightarrow +\infty} [|x_i(t) - \hat{x}_i(t)| + |d(t) - \hat{x}_3(t)|] \leq \frac{M \| \dot{d} \|_\infty}{\omega}$, $i = 1, 2$, 则观测器误差收敛。其中, $M > 0$ 为不依赖 ω 、 t 的常数。

证明: 观测器误差状态空间的系数矩阵可知, 状态变量 $[\bar{e}(t) \ \bar{e}_3(t)]^T$ 的系数矩阵特征值为 $-\omega$ ($\omega > 0$), $A_\omega \in R^{3 \times 3}$ 为 Hurwitz 矩阵, 且特征值均为 $-\omega$ ($\omega > 0$), $B_\omega = [S \ I_{1 \times 1}]^T \in R^3$, 且 B_ω 满足 $\lim_{\omega \rightarrow +\infty} \|(s - A_\omega)^{-1} B_\omega\|_{R^3} = 0$, 一致收敛 $s \in C_+$ 。令 $\varepsilon_j = [0 \ \dots \ 1_j \ \dots \ 0]^T$, 1_j 为第 j 个分量是 1, $j=1, 2, 3$ 。故 $\lim_{\omega \rightarrow +\infty} \|\varepsilon_j^T (s - A_\omega)^{-1} B_\omega\|_{R^3} = 0$, 一致收敛 $s \in C_+$ 。由 Laplace 反变换可得:

$$\begin{aligned} & \lim_{\omega \rightarrow +\infty} \|\varepsilon_j^T e^{A_\omega t} B_\omega\|_{R^3} \\ &= \frac{1}{2\pi i} \lim_{\omega \rightarrow +\infty} \lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{\gamma - iT}^{\gamma + iT} e^{st} \varepsilon_j^T (s - A_\omega)^{-1} B_\omega ds \\ &= \frac{1}{2\pi i} \lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{\gamma - iT}^{\gamma + iT} e^{st} \lim_{\omega \rightarrow +\infty} \varepsilon_j^T (s - A_\omega)^{-1} B_\omega ds \\ &= \frac{1}{2\pi i} \lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{\gamma - iT}^{\gamma + iT} e^{st} \times 0 ds = 0, t > 0 \end{aligned} \quad (12)$$

式中: γ 为积分收敛的实数。

由于 $A_\omega \in R^{3 \times 3}$ 是 Hurwitz 矩阵, 得到:

$$\|e^{A_\omega t} B_\omega\|_{R^3} \leq M e^{-\omega t}, t \geq 0 \quad (13)$$

$$\begin{aligned} & \lim_{t \rightarrow +\infty} [|x_i(t) - \hat{x}_i(t)| + |d(t) - \hat{x}_3(t)|] = \\ & \lim_{t \rightarrow +\infty} [|\bar{e}(t)| + |\bar{e}_3(t)|] \leq \lim_{t \rightarrow +\infty} e^{A_\omega t} |\bar{e}(0)| + \\ & \lim_{t \rightarrow +\infty} e^{A_\omega t} |\bar{e}_3(0)| + \lim_{t \rightarrow +\infty} \int_0^t e^{A_\omega(t-s)} B_\omega |d(s)| ds \leq \\ & \lim_{t \rightarrow +\infty} M \| \dot{d} \|_\infty \int_0^t e^{-\omega(t-s)} ds \leq \frac{M \| \dot{d} \|_\infty}{\omega} \end{aligned} \quad (14)$$

因此, 可证明观测器稳定且收敛。

3.2 融合外部干扰的上层控制器设计

基于经典 MPC 控制器, 通过融合外部干扰加速度 $\hat{d}(k)$, 进一步完善状态空间。为了保证控制量平稳输出, 设计增量式 MPC, 并将其作为上层控制器, 根据控制量 $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$, 得到新的离散状态空间

方程为:

$$\begin{cases} \xi(k+1) = F_k \xi(k) + G_{u,k} \Delta u(k) + G_{d,k} d(k) \\ \eta(k) = H \xi(k) \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\xi(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix}$, $F_k = \begin{bmatrix} A_k & B_{u,k} \\ 0_{N_u \times N_u} & I_{N_u} \end{bmatrix}$, $G_{u,k} = \begin{bmatrix} B_{u,k} \\ I_{N_u} \end{bmatrix}$, $G_{d,k} = \begin{bmatrix} B_{d,k} \\ 0_{N_u} \end{bmatrix}$, $H = [C_k \ 0_{1 \times N_u}]$, N_x, N_u 分别为系统状态量和控制量的维度。

MPC 采用滚动有限时域优化策略, 通过模型预测系统输出, 结合代价函数得到控制时域内的最优控制量序列。为了提高预测模型精度, 可将观测的干扰加速度纳入预测方程:

$$Y(k) = \Phi(k) \xi(k) + \Theta(k) \Delta U(k) + \Gamma(k) \Omega(k) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} & \text{式中: } Y(k) = \begin{bmatrix} \eta(k+1) \\ \eta(k+2) \\ \vdots \\ \eta(k+N_p) \end{bmatrix}, \Phi(k) = \begin{bmatrix} HF_k \\ HF_k^2 \\ \vdots \\ HF_k^{N_p} \end{bmatrix}, \\ & \Delta U(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix}, \Omega(k) = \begin{bmatrix} G_{d,k} d(k) \\ G_{d,k} d(k) \\ \vdots \\ G_{d,k} d(k) \end{bmatrix}, \\ & \Theta(k) = \begin{bmatrix} HG_{u,k} & 0 & \dots & 0 \\ HF_k G_{u,k} & HG_{u,k} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ HF_k^{N_p-1} G_{u,k} & HF_k^{N_p-2} G_{u,k} & \dots & HF_k^{N_p-N_c} G_{u,k} \end{bmatrix}, \\ & \Gamma(k) = \begin{bmatrix} H & 0 & \dots & 0 \\ HF_k & H & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ HF_k^{N_p-1} & HF_k^{N_p-2} & \dots & H \end{bmatrix}, N_p, N_c \text{ 分别为预测} \end{aligned}$$

时域和控制时域。

为了提高控制器的速度跟踪精度, 保证控制量平滑输出, 降低控制器消耗能量, 定义多目标优化代价函数为:

$$\begin{cases} J(\eta, \Delta u, u) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta(k+ilk) - \eta_{ref}(k+ilk)\|_Q^2 + \\ \sum_{i=0}^{N_c-1} \|\Delta u(k+ilk)\|_R^2 + \sum_{i=0}^{N_c-1} \|u(k+ilk)\|_S^2 \\ Q = \text{diag}(q_v)_{N_p} \\ R = \text{diag}(r_{\Delta a_{des}})_{N_c} \\ S = \text{diag}(s_{a_{des}})_{N_c} \end{cases} \quad (17)$$

式中: Q, R, S 分别为速度跟踪精度 q_v 、控制量增量 $r_{\Delta a_{des}}$ 和控制量 $s_{a_{des}}$ 的权重矩阵, $\text{diag}()$ 为创建对角矩阵函数。

为了便于求解控制量,将多目标优化问题转化为标准的二次规划问题,并进行约束量设计,得到:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta U} & \frac{1}{2} \Delta U^T P \Delta U + g^T \Delta U \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \Delta U_{\min} \leq \Delta U \leq \Delta U_{\max} \\ U_{\min} \leq U_t + I_{N_c} \Delta U \leq U_{\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (18)$$

式中: $P = 2[\Theta(k)^T Q \Theta(k) + R + I_{N_c}^T S I_{N_c}]$, $g^T = 4[E^T Q \times \Theta(k) + U(k-1)^T S I_{N_c}]$, $E = \Phi(k)\xi(k) + \Gamma(k)\Omega(k) - Y_{\text{ref}}(k)$, $U_{\min} = [u_{\min} \ u_{\min} \ \cdots \ u_{\min}]^T$, $U_{\max} = [u_{\max} \ u_{\max} \ \cdots \ u_{\max}]^T$, $\Delta U_{\min} = [\Delta u_{\min} \ \Delta u_{\min} \ \cdots \ \Delta u_{\min}]^T$, $\Delta U_{\max} = [\Delta u_{\max} \ \Delta u_{\max} \ \cdots \ \Delta u_{\max}]^T$, I_{N_c} 为 $N_c \times N_c$ 的下三角矩阵。

通过二次规划求解,得到控制时域内的控制量为 $\Delta U(k) = [\Delta u(k) \ \Delta u(k+1) \ \cdots \ \Delta u(k+N_c-1)]^T$,将该控制序列中第一个元素作为实际控制输入增量,得到最终的控制量为 $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$ 。

3.3 考虑延迟和非线性因素的下层控制器设计

设计传统车辆的下层控制器时多使用传动系统的逆纵向动力学模型,即基于模型的控制器的设计方法。实际上,传动系统具有延迟、非线性等特性,模型很难准确描述传动系统的动态响应。因此,本文通过离线标定油门和制动控制量,对下层控制器进行设计。

在平坦路面直线行驶工况下进行驱动、制动试验,观测由风阻、滚动阻力产生的外部干扰加速度为 $\hat{a}_{\text{dis},0}$,并记录速度、加速度、油门、制动等信息。理想状态下,仅由控制量引起的纵向加速度响应为:

$$a_{\text{des}} = \bar{a}_{\text{des},0} - \frac{\tau}{K_a} \hat{a}_{\text{dis},0} \quad (19)$$

式中: $\bar{a}_{\text{des},0}$ 为实际加速度。

将理想状态的纵向加速度代入式(3),纵向控制系统等效为无外部干扰的理想系统:

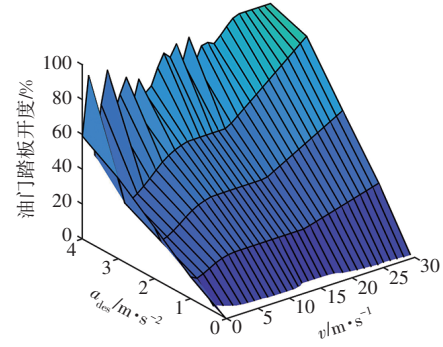
$$\begin{aligned} \dot{a}_x(t) &= -\frac{K_a}{\tau} a_x(t) + \frac{K_a}{\tau} a_{\text{des}}(t) + a_{\text{dis},0}(t) \\ &= -\frac{K_a}{\tau} a_x(t) + \frac{K_a}{\tau} \bar{a}_{\text{des},0}(t) + [a_{\text{dis},0}(t) - \hat{a}_{\text{dis},0}(t)] \quad (20) \\ &\approx -\frac{K_a}{\tau} a_x(t) + \frac{K_a}{\tau} \bar{a}_{\text{des},0}(t) \end{aligned}$$

将油门/制动开度,速度、加速度等间隔离散,记录相应的外部阻力加速度,经式(19)修正得到理想状态下的期望加速度。因此,标定后的油门制动映射表如图3所示,其表达式为:

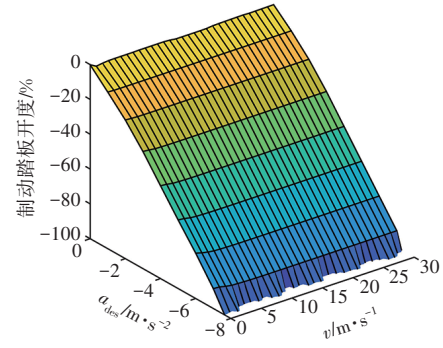
$$\begin{cases} \alpha_{\text{thr}} = \Pi(a_{\text{des}}, v), a_{\text{des}} > 0 \\ \lambda_{\text{brk}} = r(a_{\text{des}}, v), a_{\text{des}} < 0 \end{cases} \quad (21)$$

式中: α_{thr} 、 λ_{brk} 分别为油门和制动踏板开度, Π 、 r 分

别为油门和制动的期望加速度和实际车速的映射函数。



(a)驱动映射表



(b)制动映射表

图3 下层控制器映射表

在实际控制中,上层MPC计算的期望加速度 \bar{a}_{des} 经式(19)修正后,得到理想状态下的期望加速度 a_{des} ,实现了上层控制指令到油门、制动指令的映射。因此,油门、制动指令的映射过程分别为:

$$\begin{cases} a_{\text{des}} = \bar{a}_{\text{des}} - \frac{\tau}{K_a} \hat{a}_{\text{dis}} \\ \alpha_{\text{thr}} = \text{MAP}_{\text{thr}}(a_{\text{des}}, v) \\ \lambda_{\text{brk}} = \text{MAP}_{\text{brk}}(a_{\text{des}}, v) \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\text{MAP}()$ 为油门、制动映射函数的合函数。

4 仿真试验结果与分析

为了验证本文方案的优势,搭建Matlab/Simulink与CarSim联合仿真平台,利用Matlab/Simulink开发控制器,使用CarSim建立高保真车辆模型,形成控制闭环,测试分为大纵坡干扰工况仿真试验、大曲率弯道转向工况硬件在环试验。

对比本文控制器(HGESO-MPC)与引入反步法、MPC、LESO-MPC等控制器,记录不同控制器的速度跟踪精度以及LESO、HGESO的观测精度。其中,对比试验的3种控制器设计过程为:

a. 反步法控制器。通过反馈线性化方法,根据奈

雅普诺夫稳定性要求设计虚拟控制率,从外层子系统向内层子系统依次推进,最终由最内层的子系统设计实际的控制输入,使闭环系统满足稳定性要求。最终的控制量为^[4]:

$$a_{des} = \int_0^t (e + \ddot{x}_{1d} + k_1(\dot{x}_{1d} - x_2) + k_2\delta) dt \quad (23)$$

式中: e 、 δ 为虚拟控制量, x_{1d} 为期望加速度, x_2 为实际加速度, k_1 、 k_2 为比例系数。

b. MPC控制器。经典MPC控制器未考虑纵向外部干扰,状态空间和预测方程中不包含干扰项,根据理想情况下的动力学方程设计控制器^[12]。

c. LESO-MPC控制器。LESO观测器将外部干扰 $a_{dis}(t)$ 和纵向加速度 $a_x(t)$ 作为总的外部干扰进行估计,忽略了部分系统动态,所以在外部干扰高频变化时,观测精度欠佳^[16]。

为了满足无人驾驶车辆上层控制器的高频控制需求,本文控制器的采样周期为 $T_s=20$ ms,观测器的采样周期为 $T_{s,o}=10$ ms。仿真车辆参数及控制器参数分别如表1和表2所示。

表1 车辆参数

参数	取值	参数	取值
整车质量/kg	1 413	电机功率/kW	180
传动系传动比	4	电机最大转矩/N·m	380
滚动半径/m	0.325		

表2 控制器参数

参数	取值	参数	取值
预测时域	20	控制器周期/s	0.02
控制时域	5	观测器周期/s	0.01
控制量下界/ $m \cdot s^{-2}$	-5.0	控制增量下界/ $m \cdot s^{-2}$	-0.2
控制量上界/ $m \cdot s^{-2}$	3.5	控制增量上界/ $m \cdot s^{-2}$	0.2
速度跟踪误差权重	20	时间常数/s	0.1
控制量增量权重	15	观测器调节增益	10
控制量权重	1	系统增益	1

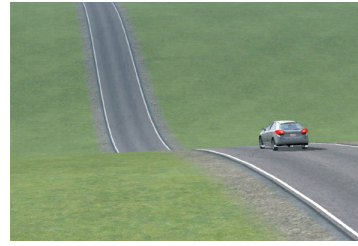
4.1 仿真试验

仿真工况可分为3个阶段:

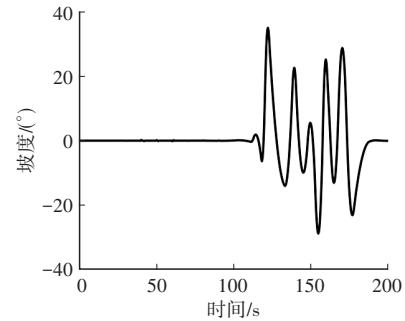
a. 阶段1:前100 s为平坦路面行驶,其中,第0~70 s为车速阶跃阶段,最高车速达到81 km/h,测试控制器的响应速度和稳态误差。

b. 阶段2:第70~100 s为匀加速和匀减速阶段,测试控制器的稳定性和速度跟踪精度。

c. 阶段3:第100 s后,车辆以72 km/h匀速上、下坡,坡度在 $-40^\circ \sim 40^\circ$ 间连续变化,测试控制器在大纵坡干扰工况的抗扰能力,坡度信息见图4。



(a) 仿真过程



(b) 路面坡度

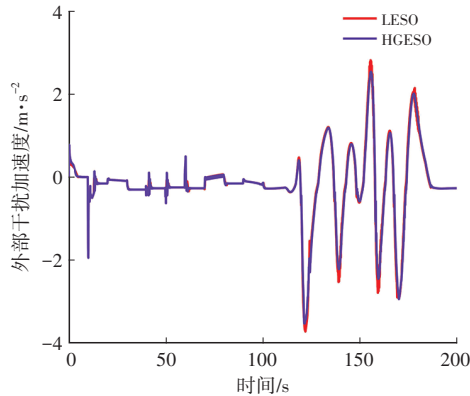
图4 路面坡度信息

仿真试验观测结果如图5所示。图5a中,LESO与HGESO控制器观测结果基本一致,在平坦道路行驶时,由于存在滚动阻力、空气阻力等不确定外部因素,所以观测值为负值;第100 s后,受坡度阻力干扰,外部干扰加速度也相应变化。

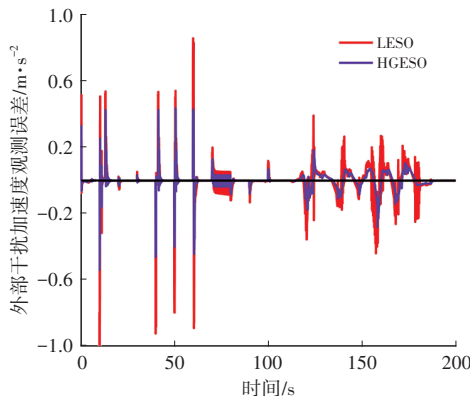
本文将当前时刻的实际加速度 $a_{real}(k)$ 与控制输出的上一时刻期望加速度 $a_{des}(k-1)$ 的差值作为外部干扰加速度。图5b中,前100 s为速度阶跃阶段,除了在阶跃处的尖峰外,LESO与HGESO控制器的外部干扰加速度观测误差均小于 $0.2 m/s^2$,由于该阶段仅受空气阻力和滚动阻力影响,外部干扰较小,故二者观测结果接近;第100 s后,外部干扰剧烈变化,LESO最大干扰加速度观测误差达到 $0.44 m/s^2$,HGESO因对系统动态的考虑更加精确,观测误差基本保持在 $0.28 m/s^2$ 内,观测精度提升了36.4%。

相同工况下,车辆速度跟踪结果如图6所示。在第10~20 s时,阶跃参考速度为36 km/h,反步法、LESO-MPC控制器和HGESO-MPC控制器均能够在5 s内达到稳态,传统MPC控制器由于未考虑干扰阻力,而产生较大的响应滞后;在第50~60 s最大稳态车速阶段,HGESO-MPC控制器的最大误差值最低(0.03 m/s),相较于反步法控制器(0.15 m/s)、传统MPC控制器(0.1 m/s)、LESO-MPC控制器(0.07 m/s),该控制器控制效果分别提升了80.00%、70.00%、57.14%;在100 s后存在大纵坡干扰,反步法控制器、传统MPC控制器和LESO-MPC控制器的最大速度误差分别为1.69 m/s、1.21 m/s和1.00 m/s,而HGESO-MPC控制器的误差始终

最小(0.65 m/s)。因此, HGESO-MPC 控制器能够更精确地考虑不确定阻力干扰下的车辆动态, 输出更符合实际需求的控制量, 从而提高速度跟踪精度。



(a) 外部干扰加速度



(b) 外部干扰加速度观测误差

图5 外部干扰观测结果

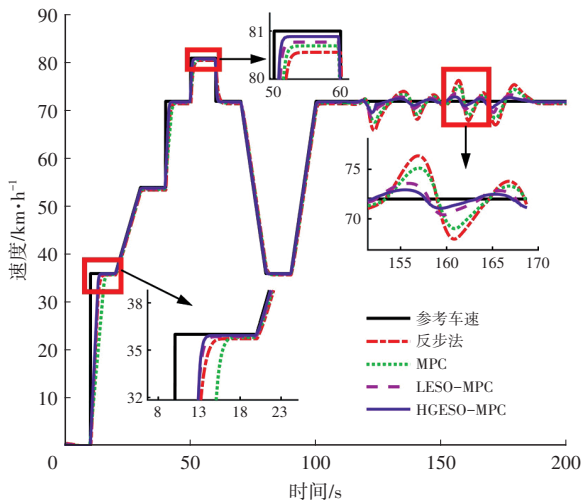


图6 速度跟踪结果

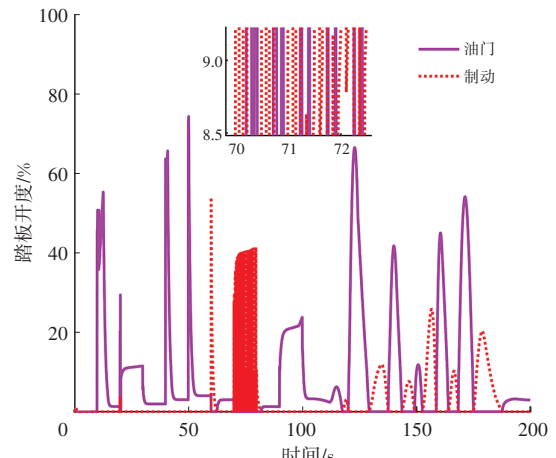
4种控制器的油门、制动控制量的变化情况如图7所示。由图7a可知, 在第70~80 s匀减速期间, 反步法控制器出现了明显的油门、制动高频切换现象, 这在实际控制中属于完全不合理行为。图7b中, 第10~20 s间, MPC控制器的油门开度明显小于其他3种控制器, 控制量输出不足导致车速控制响应滞后。

速度均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为所有时刻目标值与实际值的误差平方均值, 其值越小, 表示控制器输出越接近目标值, 整体精度越高。相关公式为:

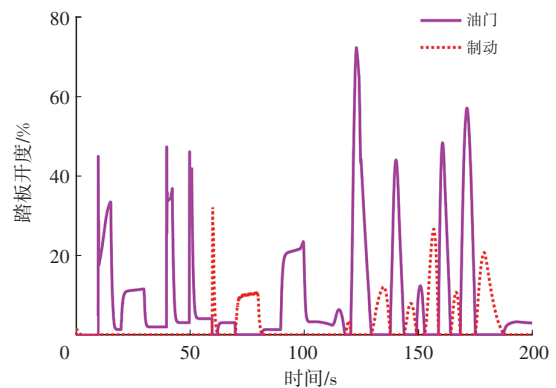
$$n_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_{i,\text{ref}} - v_i)^2} \quad (24)$$

式中: $v_{i,\text{ref}}$ 为第 i 个数据点的参考车速, v_i 为实际车速, N 为单个工况的数据点数量。

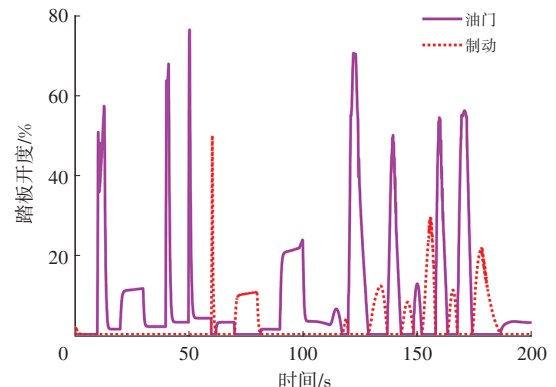
仿真试验各阶段车速均方根误差如表3所示, 相较于其他控制器, 本文提出方法具有最低水平的RMSE, 即整体跟踪精度更高。



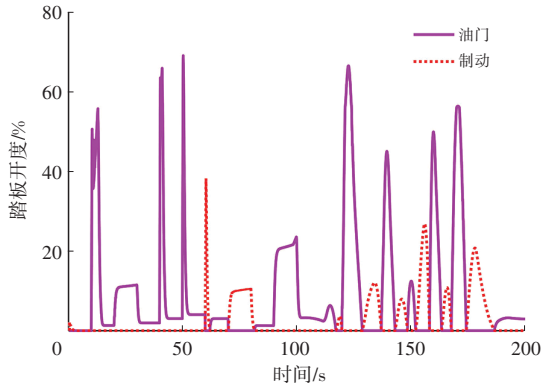
(a) 反步法



(b) MPC



(c) LESO-MPC



(d)本文

图7 油门、制动开度曲线

表3 仿真工况车速均方根误差 $m \cdot s^{-1}$

控制器	阶段1	阶段2	阶段3
反步法	1.464 2	0.396 3	0.576 3
MPC	1.689 1	0.297 2	0.408 9
LESO-MPC	1.289 6	0.191 2	0.260 0
HGESO-MPC	1.284 5	0.110 7	0.151 8

4.2 硬件在环测试

为了验证本文控制器在嵌入式平台的应用效果,进行控制器在环测试,试验环境如图8所示。将算法部署在整车控制器(Vehicle Controller Unit, VCU),VCU的型号为芯驰 E3640,相关硬件配置如表4所示。VCU、Matlab、CarSim 通过控制器局域网(Controller Area Network, CAN)(型号为 Kvaser)进行通信交互控制命令与反馈信息,仿真数据由上位机(电脑)进行监控和记录。

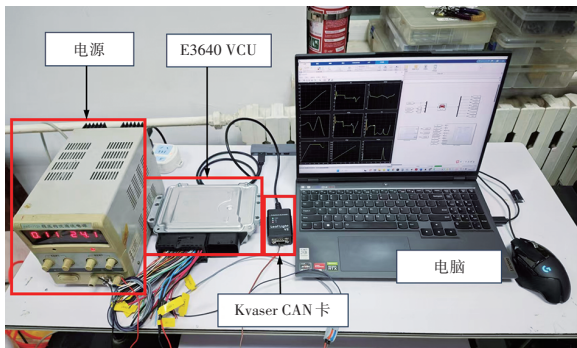


图8 硬件在环仿真平台

表4 芯驰 E3640 处理器硬件配置

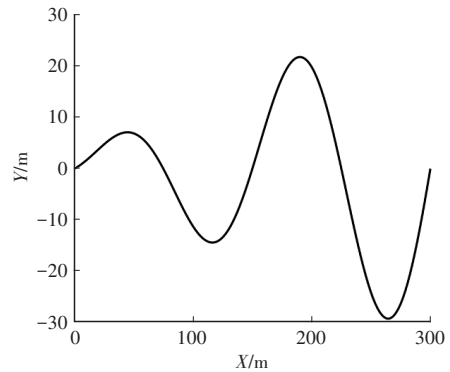
项目	参数
中央处理器	3对双核锁步 ARM-Cortex R5
中央处理器算力	6000 DMIPS
最大主频/MHz	600
静态随机存取存储器/MB	5
控制器局域网接口	24路 CAN-FD

本文通过简单的纯跟踪算法,控制前轮转角跟踪参考轨迹,如图9所示。该工况下,车辆的速度跟踪测试分为3个阶段:

- 匀加速阶段:第1~10 s,车速从0匀加速至54 km/h。
- 匀速阶段:第10~20 s,纵向车速保持在54 km/h。
- 变加速阶段:第20 s后,车辆先减速后加速。



(a)仿真过程



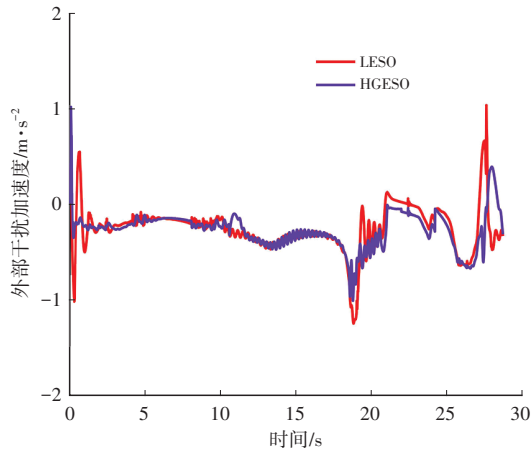
(b)参考路径

图9 在环测试路径信息

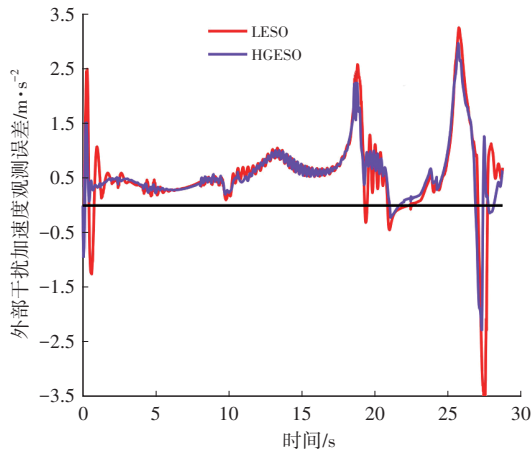
观测器的观测结果如图10所示,图10a反映了外部干扰加速度的观测结果,由于连续转向,前轮侧向力在纵向产生分力使运动过程始终存在纵向干扰;第27 s后,两种观测器均为正,这是由于完成大曲率弯道左转后,车辆依然有一定的横摆角速度,而此时前轮转角、侧向力较小,外部干扰加速度大于零。若式(2)中科氏加速度大于外部阻力合力产生的加速度,二者差值为正值,试验结果与理论分析一致;图10b中,HGESO的外部干扰加速度观测误差更小,在曲率最大处的观测误差为 $-2.28 m/s^2$,LESO的观测误差为 $-3.68 m/s^2$,HGESO的观测精度提升了38%。

硬件在环测试速度跟踪结果如图11所示,在匀加速阶段,反步法控制器和MPC控制器由于未考虑轮胎侧向力引起的纵向外部干扰,控制量输出不合理,导致速度跟踪存在较大误差,分别达到 $0.94 m/s$ 、 $0.62 m/s$ 。LESO-MPC控制器和HGESO-MPC控制器对外部干扰进行了估计,并融入对控制量的求解,提升了速度跟踪精度,最大误差分别达到 $0.28 m/s$ 、 $0.23 m/s$ 。相较于

LESO-MPC方法,HGESO-MPC控制精度更高,主要在于该控制器详细地考虑了系统的动态特性,具有更高的外部干扰加速度的观测精度,从而控制输入更符合实际加/减速需求。



(a)外部干扰加速度



(b)外部干扰加速度观测误差

图10 硬件在环测试结果

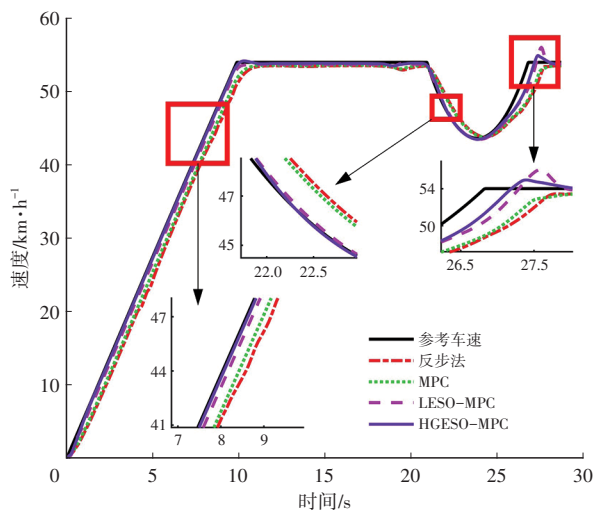


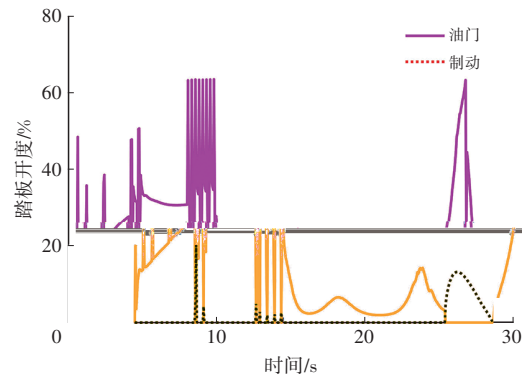
图11 在环测试速度跟踪结果

在匀速阶段,4种控制器均能在转向情况下保持相对稳定的车速,HGESO-MPC控制器在这一阶段的最大

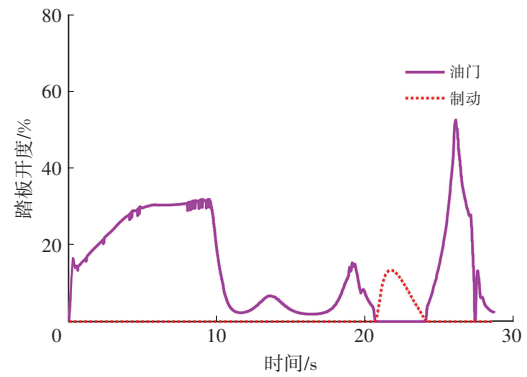
误差(0.14 m/s)相较于反步法控制器(0.73 m/s)、MPC控制器(0.52 m/s)、LESO-MPC(0.19 m/s),分别降低80.8%、73.1%、26.3%。

在变速阶段,本文提出的方法控制精度明显优于其他控制器:减速时,HGESO-MPC控制下的车速与参考值重合;加速时,虽然HGESO-MPC的误差增大,但仍远小于其他方法。

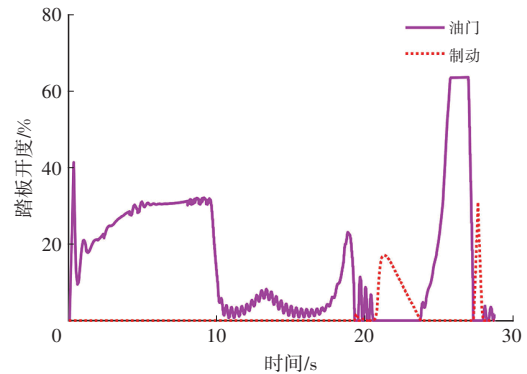
4种控制器的油门、制动开度曲线如图12所示。反步法控制器存在控制量急剧抖动现象,在刚起步加速时,反步法和MPC控制器油门开度均低于20%,且小于其他两种控制器,控制量输出不足。而本文设计的控制器相较于传统LESO-MPC控制器,其控制指令抖动幅度更小(见图12c和图12d),外部干扰高频变化时控制量输出相对平稳。



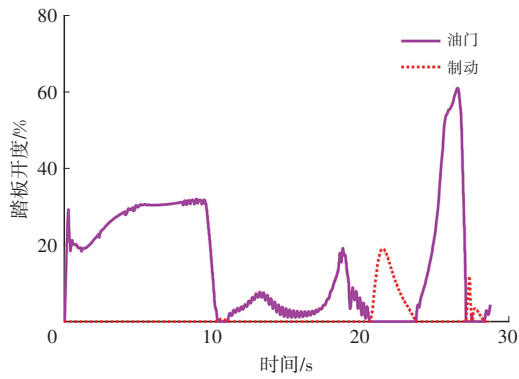
(a)反步法



(b)MPC



(c)LESO-MPC



(d)本文方法

图12 油门、制动开度曲线

硬件在环测试中,4种控制器的速度跟踪均方根误差如表5所示,本文开发的控制器具有更小的误差水平,整体跟踪精度更高。

表5 硬件在环测试速度均方根误差 $m \cdot s^{-1}$

控制器	阶段1	阶段2	阶段3
反步法	0.708 4	0.192 5	0.559 6
MPC	0.540 9	0.150 8	0.504 7
LESO-MPC	0.178 1	0.084 7	0.302 3
HGESO-MPC	0.060 8	0.053 6	0.232 0

为了验证 HGESO-MPC 控制器的运行速度,其在嵌入式平台计算时间如图13所示。该控制器的单步求解时间均低于5 ms,满足20 ms的高频控制需求。

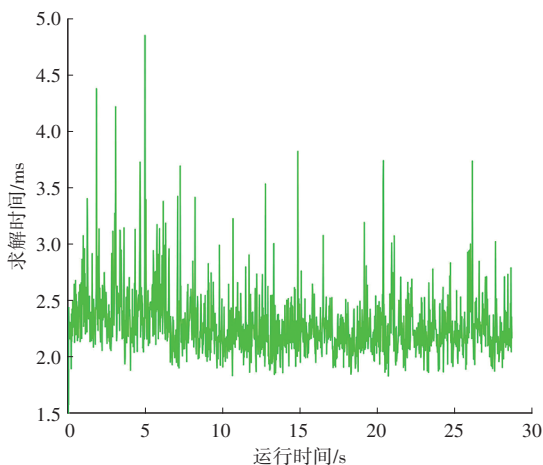


图13 VCU计算时间

5 结束语

针对外部干扰导致车辆速度跟踪精度下降问题,本文提出了一种融合干扰观测的双层纵向运动控制器,改善了车辆的纵向控制精度。上层MPC控制器结合干扰观测结果,通过多目标优化的模型预测控制实现了最优期望加速度计算;下层控制器基于试验数据和干扰阻力,实现了期望加速度到油门和制动的全工况映射。在

大纵坡干扰与连续转向工况下,本文提出方法均表现出较高的速度跟踪精度,在实际嵌入式平台的单次求解时间约为2~5 ms,具有较高的执行效率。

参考文献

- [1] 李克强,戴一凡,李升波,等.智能网联汽车(ICV)技术的发展现状及趋势[J].汽车安全与节能学报,2017,8(1):1-14.
- [2] LI K Q, DAI Y F, LI S B, et al. Current Status and Trends of Intelligent Connected Vehicle (ICV) Technology[J]. Journal of Automotive Safety and Energy Conservation, 2017, 8(1): 1-14.
- [3] THRUN S, MONTEMERLO M, DAHLKAMP H, et al. Stanley: The Robot That Won the DARPA Grand Challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(9): 661-692.
- [4] KIM H, KIM D, SHU I, et al. Time-Varying Parameter Adaptive Vehicle Speed Control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(2): 581-588.
- [5] DONG H T, XU S H, LI D, et al. A Longitudinal Motion Control Method for Unmanned Truck Based on Acceleration Replanning[C]// 2019 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Beijing, China: IEEE, 2019: 72-78.
- [6] BOULKROUNE B, VAN AALST S, LEHAEN K, et al. Observer-Based Controller with Integral Action for Longitudinal Vehicle Speed Control[C]// 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Los Angeles, CA, USA: IEEE, 2017: 322-327.
- [7] 赵健,杜金朋,朱冰,等.基于自适应动态滑模控制的智能汽车纵向巡航控制[J].汽车工程,2022,44(1):8-16.
- [8] ZHAO J, DU J P, ZHU B, et al. Intelligent Vehicle Longitudinal Cruise Control Based on Adaptive Dynamic Sliding Mode Control[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(1): 8-16.
- [9] GUO J H, LUO Y G, LI K Q. Adaptive Neural-Network Sliding Mode Cascade Architecture of Longitudinal Tracking Control for Unmanned Vehicles[J]. Nonlinear Dynamics, 2017, 87: 2497-2510.
- [10] 梁旺,秦兆博,陈亮,等.基于改进BP神经网络的智能车纵向控制方法[J].汽车工程,2022,44(8):1162-1172.
- [11] LIANG W, QIN Z B, CHEN L, et al. Longitudinal Control Method of Intelligent Vehicle Based on Improved BP Neural Network[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(8): 1162-1172.
- [12] CHU H Q, GUO L L, CHEN H, et al. Optimal Car-Following Control for Intelligent Vehicles Using Online Road-Slope Approximation Method[J]. Science China Information Sciences, 2021, 64: 1-16.

- [10] AMINI M R, KOLMANOVSKY I, SUN J. Hierarchical MPC for Robust Eco-Cooling of Connected and Automated Vehicles and Its Application to Electric Vehicle Battery Thermal Management[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 29(1): 316-328.
- [11] WALZ F, HOHMANN S. Model Predictive Longitudinal Motion Control for Low Velocities on Known Road Profiles[J]. Vehicle System Dynamics, 2020, 58(8): 1310-1328.
- [12] ZHU M, CHEN H Y, XIONG G M. A Model Predictive Speed Tracking Control Approach for Autonomous Ground Vehicles[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 138-152.
- [13] DONG H T, XI J Q. Model Predictive Longitudinal Motion Control for the Unmanned Ground Vehicle with A Trajectory Tracking Model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 71(2): 1397-1410.
- [14] XUE W C, BAI W Y, YANG S, et al. ADRC with Adaptive Extended State Observer and Its Application to Air-Fuel Ratio Control in Gasoline Engines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(9): 5847-5857.
- [15] XIONG S, XIE H, SONG K, et al. A Speed Tracking Method for Autonomous Driving via ADRC with Extended State Observer[J]. Applied Sciences, 2019, 9(16).
- [16] 张忠, 吴晓建, 江会华, 等. 多源干扰下的智能车模型预测纵向运动抗干扰控制[J]. 汽车工程, 2024, 46(10): 1816-1828+1919.
- ZHANG Z, WU X J, JIANG H H, et al. Model-Predicted Anti-Disturbance Control of Longitudinal Motion of Intelligent Vehicles under Multi-Source Disturbances [J]. Automotive Engineering, 2024, 46(10): 1816-1828+1919.
- [17] 刘豹, 唐万生. 现代控制理论[M]. 北京:机械工业出版社, 2011.
- LIU B, TANG W S. Modern Control Theory[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2011.

(责任编辑 瑞 秋)

修改稿收到日期为2025年1月21日。

《汽车文摘》2025年专项征稿启事

尊敬的汽车及相关技术领域专家学者、研发工程师、高校师生:

在全球汽车产业迎来深刻变革的今天,2025年将成为汽车技术发展的关键节点,新技术、新材料、新理念将不断涌现,推动汽车行业向更智能、更环保、更安全的方向发展。《汽车文摘》期刊作为中国汽车工程学会会刊,秉承“览全球汽车技术文献,指中国汽车技术之道”的使命,致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。在此,我们特别发布2025年专项征稿启事,聚焦以下十大技术方向,旨在征集具有前瞻性、综述性的高质量文章,以期汽车技术的创新与进步提供创新的方向和理论的支持。

1. 人工智能在汽车创新发展中的应用综述:征集探讨人工智能技术在车辆自动驾驶、智能座舱、智能控制以及仿真和优化中的应用综述文章。

2. 智能网联汽车信息安全技术综述:征集分析智能网联汽车面临的信息安全挑战及解决方案的综述文章。

3. 环境感知与智能决策技术综述:征集研究环境感知技术的未来发展,包括新型传感器技术、多模态感知融合算法的最新进展等前瞻综述。

4. 氢能技术在汽车产业中的应用综述:征集探讨氢能技术在汽车产业中的应用,包括氢燃料电池、氢内燃机以及氢能汽车能源系统中的整合等综述文章。

5. 固态电池技术发展综述:征集研究固态电池技术的最新进展,包括材料科学、电化学性能和系统集成等方面的综述。

6. 汽车动力总成电动化技术综述:征集探讨电动化动力总成设计、控制和集成技术的综述文章。

7. 智能底盘技术发展综述:征集探讨智能底盘技术的最新进展,包括底盘控制系统、悬挂系统和驱动系统的智能化技术综述。

8. 自动驾驶法规与伦理问题综述:征集分析自动驾驶技术发展中的法规和伦理问题的综述文章。

9. 汽车共享经济与商业模式创新综述:征集探讨汽车共享经济的发展及其对传统汽车产业影响的综述。

10. 智能交通系统(ITS)技术发展综述:征集研究智能交通系统技术如车路协同、交通流量管理等的综述。

征稿要求:

1. 投稿请注明“*****”技术方向专项征稿字样,本刊对符合征稿技术方向的稿件将优先审核,一经录用优先发表;

2. 综述篇幅在8 000~15 000字,图文并茂,图、表和公式非原创要求标注引用文献;

3. 请按科技论文要求撰写文章摘要,摘要中文字数在200字左右;

4. 文章必须附有公开发表、体现本领域最新研究成果和高影响力出版物作为参考文献,一般要求参考文献在20篇以上,一半左右为外文参考文献,且在文中标注所引用文献;

5. 来稿保密审查工作由作者单位负责,确保署名无争议,文责自负;

6. 切勿一稿多投,《汽车文摘》投稿网址: <http://www.qcwz.cbpt.cnki.net>, 邮箱: autodigest@faw.com.cn。

《汽车文摘》期刊期待您的精彩综述文章,共同探索汽车技术的未来发展。感谢您对《汽车文摘》期刊的支持与贡献,让我们携手推动汽车技术的创新与进步。

《汽车文摘》编辑部