

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.10.009

# 多源干扰下的智能车模型预测纵向运动抗干扰控制\*

张忠<sup>1,2</sup>, 吴晓建<sup>1</sup>, 江会华<sup>2</sup>, 张超<sup>2</sup>, 万宇康<sup>2</sup>

(1. 南昌大学先进制造学院, 南昌 330031; 2. 江铃汽车股份有限公司, 南昌 330052)

**[摘要]** 智能车纵向运动控制面临模型失配和外部环境变化等多源干扰, 影响速度跟踪的精确性, 本文针对性提出一种结合扰动观测和模型预测控制(model predict control, MPC)算法的纵向运动抗干扰控制方法。首先, 根据车辆纵向动力学模型分析车辆纵向加速度与各项作用力之间的关系, 然后将其简化为含多源扰动的质点运动型并设计模型预测控制器作为上层控制器。其次, 针对内部未建模动态干扰及外部随机干扰, 设计线性扩张状态观测器(linear extended state observe, LESO)进行实时估计, 并通过前馈环节实施补偿, 且分析了MPC闭环稳定性和LESO收敛性, 最终形成扰动补偿和状态反馈的模型预测最优调节控制律。进一步地, 为确保控制策略的高效执行, 提出1阶自抗扰控制器作为下层控制器, 将期望加速度转换为发动机转矩, 从而实现对车速的闭环控制。最后, 将算法部署在车载微控制单元(microcontroller unit, MCU)上, 在多个速度和道路工况下进行实车测试。实验结果表明, 所提出的策略可以快速且精确跟踪目标车速, 具备良好的抗干扰能力。

**关键词:** 智能汽车; 纵向速度跟踪; 抗干扰控制; 模型预测控制; 扩张状态观测器

## Model Predictive Anti-disturbance Control for Longitudinal Motion of Intelligent Vehicles Under Multi-source Disturbances

Zhang Zhong<sup>1,2</sup>, Wu Xiaojian<sup>1</sup>, Jiang Huihua<sup>2</sup>, Zhang Chao<sup>2</sup> & Wan Yukang<sup>2</sup>

1. School of Advanced Manufacturing, Nanchang University, Nanchang 330031; 2. Jiangling Motors Co., Ltd., Nanchang 330052

**[Abstract]** The precision of speed tracking in the longitudinal motion control of intelligent vehicles is affected by multiple sources of disturbances, such as model mismatch and changes in external environments. In this paper, a longitudinal motion anti-disturbance control method that combines disturbance observation and Model Predictive Control (MPC) algorithm is accordingly proposed. Firstly, the relationship between the longitudinal acceleration of the vehicle and various forces is analyzed according to the longitudinal dynamics model of the vehicle, and then it is simplified into a particle motion model with multiple sources of disturbance and a model predictive controller is designed as the upper controller. Secondly, for the internal unmodeled dynamic disturbances and external random disturbances, a linear extended state observer (LESO) is designed to perform real-time estimation and compensation is implemented through a feedforward loop. The closed-loop stability of MPC and the convergence of LESO are analyzed, and finally a model predictive optimal regulation control law of disturbance compensation and state feedback is formed. Furthermore, in order to ensure efficient execution of the control strategy, a first-order anti-disturbance controller is proposed as the lower controller to convert the desired acceleration into engine torque, thereby realizing closed-loop control of the vehicle speed. Finally, the algorithm is deployed on a in-vehicle Microcontroller Unit (MCU) and tested on a real vehicle under multi-speeds and road conditions. The results show that the proposed strategy can quickly and accurately track the target vehicle speed, with excellent anti-disturbance ability.

**Keywords:** intelligent vehicle; longitudinal speed tracking; anti-disturbance control; model predictive control; extended state observer

\* 国家自然科学基金(52262054, 52202466, 52062036)和江西省研究生创新专项资金(YC2023-S158)资助。

原稿收到日期为2024年06月23日, 修改稿收到日期为2024年08月03日。

通信作者: 吴晓建, 副教授, 博士, E-mail: saintwu520@163.com。

## 前言

智能车纵向运动的速度控制是经典的动态控制问题<sup>[1]</sup>,其目标是确保车辆在满足约束条件下跟踪参考速度,并保证车辆行驶安全、提高车辆通行效率、提升行驶舒适性和节约能源消耗<sup>[2]</sup>。目前,纵向运动控制方法按控制结构可分为分层控制和直接控制。分层结构中,上层控制器计算车辆所需的加速度,下层控制器控制执行机构以实际输出该加速度值,从而实现期望速度的跟踪。Wang等<sup>[3]</sup>提出了一种分层结构纵向控制方法,上层通过终端无约束模型预测控制算法计算期望加速度,下层建立基于驱动力MAP(manifold absolute pressure)图的前馈控制器将期望加速度转换成期望节气门开度,提高了扰动抑制能力。另一种是直接控制结构,其直接控制执行机构,如通过无量纲的PID(proportional-integral-derivative)控制器对驱动/制动进行控制以跟踪期望速度。这种基于经典控制理论的方法易于部署在车辆上,在量产车型中有不少应用。Xu等<sup>[4]</sup>设计了一种动力总成模型未知情况下的PID速度跟踪方法,以完成精确的速度跟踪。梁旺等<sup>[5]</sup>提出了一种基于改进BP神经网络的智能汽车纵向速度控制方法,采用了粒子群算法进行网络参数的优化,最终将BP神经网络的输出应用于PI控制器,从而实现车辆纵向速度的精确控制。然而,这些方法难以同时减少稳态误差并克服各种驾驶场景中的速度过冲和振荡问题。

如上所述,车辆纵向运动控制过程中须满足一些约束条件,以确保行驶安全和乘坐舒适性要求。模型预测控制通过在线求解优化问题计算控制输入,对参考信号的变化不敏感,且能充分利用未来的信息,通过滚动在线优化来获得最优控制序列<sup>[6]</sup>。与其它控制算法相比,MPC最显著的优势在于能够灵活处理多种约束<sup>[7]</sup>,可以直接将约束条件嵌入控制器中进行求解,因此在车辆纵向运动控制中得到广泛研究。Dong等<sup>[8]</sup>考虑了纵向速度误差、乘坐舒适性和能源经济性,设计了一种多目标模型预测纵向运动控制方法。为保持车辆行驶在弯曲道路和坡道时的舒适性,Incremona等<sup>[9]</sup>提出了一种切换非线性模型预测控制。然而,当模型存在误差时,MPC算法在预测车辆纵向动力学系统的未来行为时会出现偏差。这种偏差不仅会影响控制策略的准确性,还可能导致车辆的实际性能与预期目标之间存在显

著的差异。

值得注意的是,外部环境的扰动和模型的失配对纵向运动控制有重要影响<sup>[10]</sup>,控制器的参数会因为外部扰动和模型失配而不适应,从而导致速度跟踪效果不佳。扩张状态观测器因其突出的扰动估计能力成为一种有效的工具<sup>[11]</sup>。Nguyen等<sup>[12]</sup>针对具有未知边界不确定性问题,采用扩张状态观测器对系统的总不确定性进行实时估计,提出了一种用于机器人路径跟踪控制的自抗扰控制器。Xiong等<sup>[13]</sup>采用扩张状态观测器实时估计车辆和传感器的不确定性,提出了一种基于扩张状态器的纵向速度自抗扰控制器。然而,在智能车纵向控制中,利用模型预测控制与扩张状态观测器相结合以提高速度跟踪精度的研究仍鲜有涉及,这一现状激发了探索两者结合在车辆纵向控制中应用的研究动机。

鉴于车辆纵向控制系统固有的强非线性、参数不确定性及多源干扰特性,本文中采用分层控制架构以应对这些挑战。在上层控制层面,基于MPC理论框架,设计了模型预测控制算法,以计算车辆的期望加速度。为实时估计建模误差和外部扰动,引入了扩张状态观测器,并在MPC控制过程中实施扰动补偿策略。此外,本文还分析了MPC的稳定性和扩张状态观测器的收敛性,以确保系统的鲁棒性。针对逆纵向动力模型复杂度高和可移植性差的问题<sup>[14]</sup>,提出了一种基于误差的1阶自抗扰控制器作为下层控制器,从而将上层计算得出的期望加速度转化为发动机转矩,确保了控制策略的高效执行。最后,为验证这一控制策略的有效性和实用性,将算法部署在车载MCU上,并在实车上进行了全面验证。实验结果表明,该算法显著减少了稳态速度误差,并在多种驾驶场景中有效避免了过冲和振荡现象,极大地提升了速度跟踪性能和乘坐舒适性。

## 1 车辆纵向运动模型

### 1.1 纵向动力学模型

车辆纵向运动受到驱动、制动、坡度、空气阻力、滚动摩擦和转向等因素的影响。前轮转向车辆的单轨车辆纵向运动模型如图1所示。

$$\begin{aligned} m\ddot{x}_o &= F_{tx} \cos \delta_f + F_{rx} - F_{fy} \sin \delta_f - F_g - F_a + \\ & m\dot{y}_o \dot{\phi} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $x_o$ 和 $y_o$ 分别为车身坐标系下车辆纵向位移和横向位移; $m$ 为车辆质量; $v$ 为车辆质心速度; $\phi$ 为车

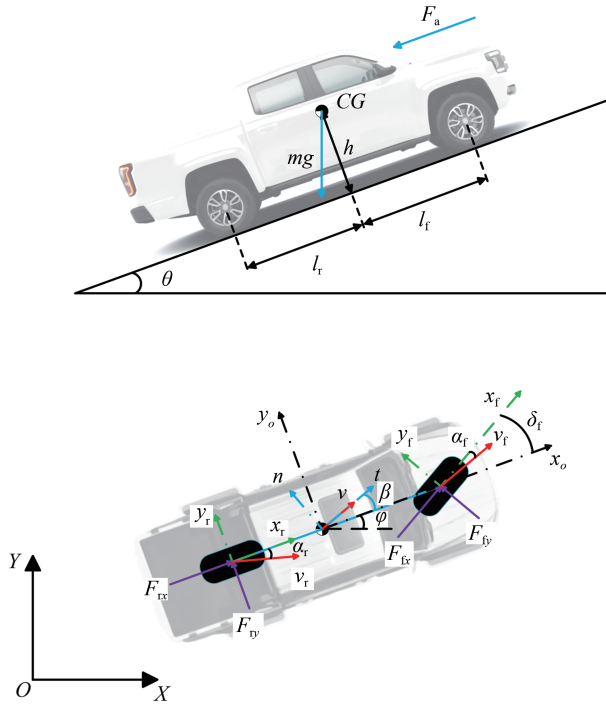


图1 单轨车辆模型

辆横摆角;  $F_g = mg \sin \theta$  为坡度阻力;  $F_{fx}$ 、 $F_{fy}$ 、 $F_{rx}$  分别为前轮纵向力、前轮侧向力和后轮纵向力;  $\delta_f$  为前轮转角;  $g$  为重力加速度;  $F_a$  为空气阻力;  $\beta$  为质心侧偏角 ( $\beta = \phi - \varphi$ ),  $\phi$  为车辆航向角。本文主要研究稳态条件下的车辆纵向动力学, 合理假设质心侧偏角的绝对值小于  $15^\circ$ , 因此, 车辆纵向速度近似等于车辆质心速度, 即  $v_x = v \cos \beta \approx v$ 。车轮不打滑的情况下, 前后轮上的纵向力等于地面切向反作用力减去滚动阻力:

$$\begin{cases} F_{fx} = F_f(1 - \lambda) - F_{fb} - F_{ff} \\ F_{rx} = F_r\lambda - F_{fb} - F_{ff} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $F_f$  为驱动力;  $F_{fb}$  和  $F_{fb}$  分别为前后轮制动力;  $F_{ff}$  和  $F_{ff}$  分别为前后轮滚动阻力;  $\lambda = T/(T_f + T_r)$  为转矩分配系数 ( $T_f$  和  $T_r$  分别为前后轴上的转矩)。根据前述假设, 轮胎力不会进入饱和区域, 轮胎的侧偏角很小, 横向力与侧偏角成正比。前轮横向力可通过  $F_{fy} = C_{af}\alpha_f$  计算, 其中  $C_{af}$  为前轮的侧偏刚度,  $\alpha_f = (\dot{\phi}l_f + v_y)/v_x - \delta_f$  为前轮轮胎侧偏角。质心航向角速度可按式(3)计算:

$$\begin{cases} \beta = \arctan(v_y/v_x) \\ \dot{\phi} = \dot{\phi} + \dot{\beta} \end{cases} \quad (3)$$

如式(4)所示, 车辆质心位置速度的导数近似等于车辆纵向速度的导数, 由车辆动力传动系统产生的加速度  $a_{in}$  和外部加速度  $a_{ex}$  组成。外部加速度  $a_{ex}$

包括滚动阻力加速度、空气阻力加速度、坡道阻力加速度和转向阻力加速度。

$$\dot{v} = a_x = a_{in} + a_{ex} \quad (4)$$

$$a_{in} = \begin{cases} \frac{(1 - \lambda) \cos \delta + \lambda}{r_\omega m} T_t, & \text{驱动} \\ k_b p_b, & \text{制动} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $r_\omega$  为车轮滚动半径;  $T_t = (n_e \eta_T / n_\omega) T_e$  为驱动轮转矩,  $n_e$  和  $n_\omega$  分别为发动机转速和驱动轮转速,  $\eta_T$  为传动系统的效率,  $T_e$  为发动机转矩;  $k_b$  为制动比例系数;  $p_b$  为制动主缸压力。

$$a_{ex} = a_{res} + a_{slope} + a_{aero} + a_{steer} = \frac{-F_{ff} \cos \delta - F_{ff}}{m} - g \sin \theta - \frac{F_a}{m} - \frac{F_{fy} \sin \delta_f}{m} + \dot{y} \dot{\phi} \quad (6)$$

以上纵向动力学模型反映了车辆的实际加速度和各项作用力之间的关系。接下来将介绍外部加速度的获取方法和实际车辆应用方案。

(1) 滚动阻力加速度和空气阻力加速度: 这部分阻力与速度直接相关, 本文采取滑行实验来获取, 实验结果如图2所示。具体方法为: 在风速小于  $5 \text{ km/h}$  的环境下, 将车辆加速至  $110 \text{ km/h}$  后挡位置于N挡, 并松开油门和制动踏板, 记录车辆速度和加速度值。在控制过程中, 控制器根据当前车速查找车辆因车轮滚动阻力和空气阻力导致的加速度值。需要注意的是, 因轮胎滚动阻力受道路特性的影响, 空气阻力受风速的影响, 外部环境变化将被视为扰动, 由扰动观测器进行估计并补偿。

(2) 坡道阻力加速度: 由于实验车辆尚未配备高精地图和坡度传感器, 这使得处理道路坡道信息时面临一定的挑战。然而, 根据中国的公路设计标准, 二级及以上公路的坡度通常不会超过  $6\%$ , 可将坡度变化带来的行驶阻力视为一种外部扰动。

(3) 转向阻力加速度: 转向阻力加速度由两部分组成, 一部分是前轮侧向力在车辆纵轴上的分力, 另一部分是车辆质心的横摆运动引起。其值由式(6)计算。因此, 可将不可测量和计算不精确的外部环境变化视为扰动  $f_1$ , 则式(4)改写为

$$a_x = a_{in} + a_{res} + a_{aero} + a_{steer} + f_1 \quad (7)$$

## 1.2 2阶纵向运动学模型

车辆动力传动系统存在强非线性特性, 为在车载MCU上部署所提出的控制算法, 须简化模型复杂程度。因此, 参考Zhu等<sup>[15]</sup>将车辆的纵向运动简化为含多源干扰的质点运动, 期望加速度和实际加速度的关系可以近似为1阶传递函数:

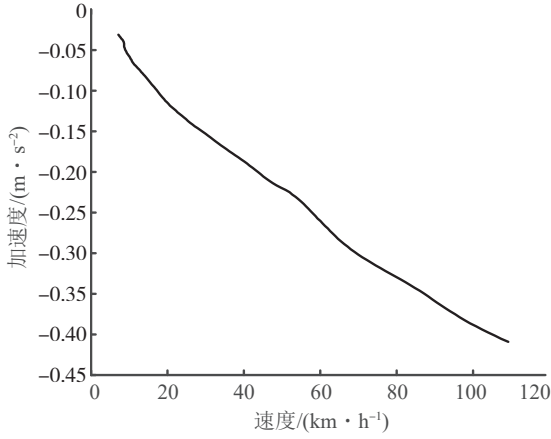


图2 滑行实验结果

$$\dot{a}_x(t) = \frac{k_a}{\tau_d} (a_{\text{des}}(t) - a_x(t)) + f(t) \quad (8)$$

式中:  $k_a$  为系统增益;  $\tau_d$  为时间常数;  $a_x$  为实际加速度;  $a_{\text{des}}$  为期望加速度;  $f(t) = f_1 + f_2$  为总扰动,  $f_2$  为未建模动态扰动, 假设  $f(t)$  可微且  $\dot{f}(t)$  有界。

车辆纵向控制系统的状态空间方程为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_c(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_c(t)u(t) + \mathbf{D}_c(t)f(t) \\ y(t) = \mathbf{C}_c(t)\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{A}_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -k_a/\tau_d \end{bmatrix}$ ;  $\mathbf{B}_c = [0 \quad k_a/\tau_d]^T$ ;  $\mathbf{C}_c = [1 \quad 0]$ ;  $\mathbf{D}_c(t) = [0 \quad 1]^T$ ;  $\mathbf{x}(t) = [v_x(t) \quad a_x(t)]^T$  为系

统状态向量;  $u(t) = a_{\text{des}}(t)$  为系统控制量;  $y(t) = v_x(t)$  为输出量。

采用前向欧拉法可进一步获得离散系统状态空间方程:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_k\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k u(k) + \mathbf{D}_k(t)f(k) \\ y(k) = \mathbf{C}_k\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 - Tk_a/\tau_d \end{bmatrix}$ ;  $\mathbf{B}_k = [0 \quad Tk_a/\tau_d]^T$ ;  $\mathbf{C}_k = [1 \quad 0]$ ;  $\mathbf{D}_k(k) = [0 \quad T]^T$ ;  $T$  为采样时间。

## 2 控制器设计与稳定性分析

图3为本文所提控制器的总体架构。其中上层控制器由基于运动学模型的MPC算法和扩张状态观测器组成, 下层是以加速度误差为输入的1阶自抗扰控制器组成。MPC接收参考速度并计算所需的加速度, 然而外部环境的变化和建模误差会导致预测模型不准确, 进而影响控制性能。因此, 本文设计扩张状态观测器估计系统总扰动  $\hat{f}$ , 并对期望加速度进行补偿校正。为减轻扩张状态观测器的工作负担, 对易测量的环境干扰进行实时测量, 并将这些因素作为已知扰动, 这不仅可以降低观测器的计算复杂度, 还可以提高系统状态估计的准确性和鲁棒性。

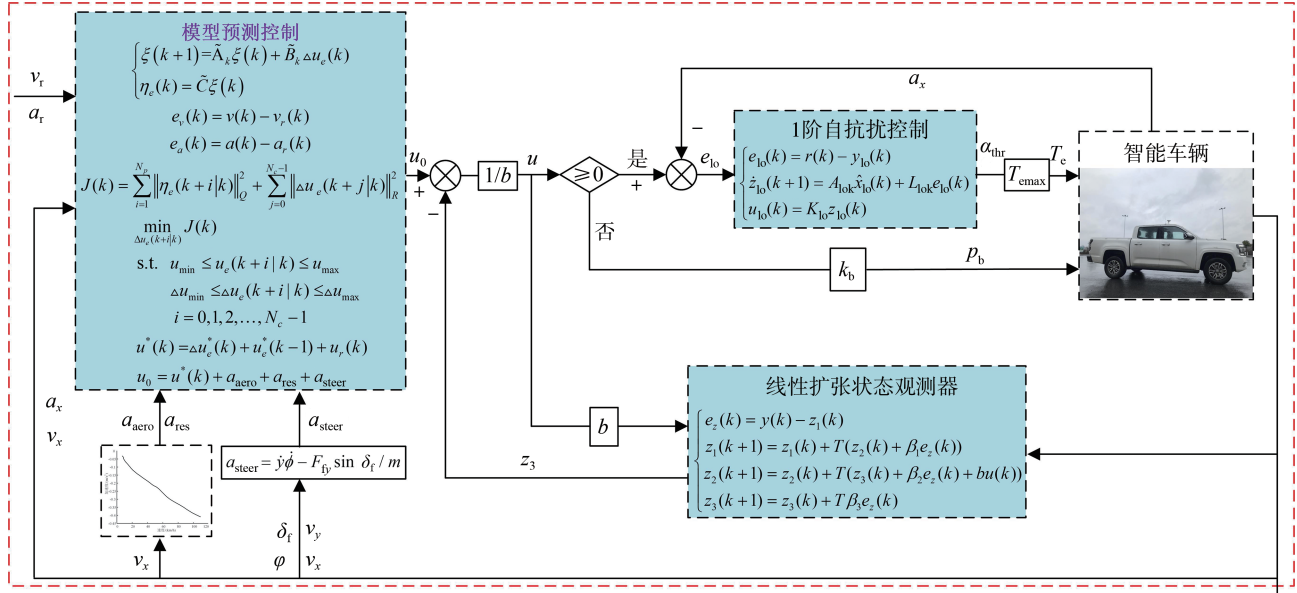


图3 所提控制器的总体架构

### 2.1 上层控制器设计

#### 2.1.1 MPC控制器设计

由于外部环境的随机扰动和系统建模误差是未

知的, 扰动项  $f$  的存在将增加速度跟踪误差, 因此, 参考 Mata 等<sup>[16]</sup>提出的鲁棒 MPC 方法, 将不带扰动的状态空间的标称模型定义为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k u(k) \\ y(k) = \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (11)$$

为方便应用,将上述状态空间表达式写成误差形式:

$$\begin{cases} \mathbf{e}(k+1) = \mathbf{A}_k(k) \mathbf{e}(k) + \mathbf{B}_k(k) u_e(k) \\ y_e(k) = \mathbf{C}_k(k) \mathbf{e}(k) \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{e}(k) = [e_v(k) \quad e_a(k)]^T$ ;  $e_v(k) = v(k) - v_r(k)$ ;  $e_a(k) = a(k) - a_r(k)$ ;  $v_r(k)$  和  $a_r(k)$  分别为参考速度和参考加速度。令  $u_e(k) = u(k) - u_r(k)$ ,  $y_e(k) = y(k) - y_r(k)$ 。其中  $u_r(k)$  为参考控制信号(通常为0),  $y_r(k)$  为参考输出信号。

为确保平稳控制并避免控制命令发生突变,将控制命令转换成增量形式,得到新的状态空间方程为

$$\begin{cases} \xi(k+1) = \tilde{\mathbf{A}}_k \xi(k) + \tilde{\mathbf{B}}_k \Delta u_e(k) \\ \eta_e(k) = \tilde{\mathbf{C}}_k \xi(k) \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $\xi(k) = [e(k) \quad u_e(k-1)]^T$ ;  $\tilde{\mathbf{A}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{B}_k \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & 1 \end{bmatrix}$ ;  $\tilde{\mathbf{B}}_k = [\mathbf{B}_k \quad 1]^T$ ;  $\Delta u_e(k) = u_e(k) - u_e(k-1)$ ;  $\tilde{\mathbf{C}}_k = [1 \quad 0 \quad 0]$ ;  $(\tilde{\mathbf{A}}_k, \tilde{\mathbf{B}}_k)$  可控。

接着,为在控制输入平滑的情况下实现最优速度跟踪性能,将标称模型的成本函数设计为

$$J(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta_e(k+i|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N_c-1} \|\Delta u_e(k+j|k)\|_R^2 \quad (14)$$

式中:  $Q$  为状态变量权重矩阵;  $R$  为控制变量增量的权重矩阵;  $N_p$  和  $N_c$  分别为预测时域和控制时域。通过求解式(15)中的优化问题得到  $k$  时刻的最优标称控制增量  $\Delta u_e^*(k)$ 。

$$\begin{cases} \min_{\Delta u_e(k+i|k)} J(k) \\ \text{s. t. } u_{\min} \leq u_e(k+ilk) \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} \leq \Delta u_e(k+ilk) \leq \Delta u_{\max} \\ i = 0, 1, 2, \dots, N_c - 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $u_{\min}$  和  $u_{\max}$  分别为控制量  $u_e(k)$  的上下界;  $\Delta u_{\min}$  和  $\Delta u_{\max}$  分别为控制增量  $\Delta u_e(k)$  的上下界。

则最优标称控制量可通过式(16)求得:

$$u^*(k) = \Delta u_e^*(k) + u_e^*(k-1) + u_r(k) \quad (16)$$

### 2.1.2 模型预测控制稳定性分析

定理1:将MPC算法应用于误差系统式(13),如果  $k=0$  时刻,约束优化问题式(15)有解,且  $\eta_e(k)$  是零状态可观测的,则系统式(13)是名义渐近稳定的。

证明:  $k$  时刻优化问题式(15)求解的控制增量序列记为

$$\Delta U_e^*(k) = \begin{bmatrix} \Delta u_e^*(k|k) \\ \Delta u_e^*(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u_e^*(k+N_c-1|k) \end{bmatrix} \quad (17)$$

$k+1$  时刻系统的状态为

$$\xi^*(k+1) = \tilde{\mathbf{A}}_k \xi^*(k) + \tilde{\mathbf{B}}_k \Delta u_e^*(k|k) \quad (18)$$

根据预测控制原理,  $k+1$  时刻的控制输入序列为

$$\Delta U_e(k+1) = \begin{bmatrix} u_e(k+1|k+1) \\ u_e(k+2|k+1) \\ \vdots \\ u_e(k+N_c-1|k+1) \\ u_e(k+N_c|k+1) \end{bmatrix} \stackrel{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} \Delta u_e^*(k+1|k) \\ \Delta u_e^*(k+2|k) \\ \vdots \\ \Delta u_e^*(k+N_c-1|k) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

选择的控制量序列的前  $N_c-1$  个元素是  $k$  时刻的优化解去掉第一个元素,最后一个元素补入  $\Delta u = 0$ 。显然,控制增量序列是满足控制增量约束的。因为有  $\xi(k+1) = \xi^*(k+1|k)$ , 预测时域内对应的状态序列和控制输出序列分别为

$$\begin{cases} \xi(k+1+ilk+1) = \xi^*(k+1+ilk), i = 0, \dots, N_p \\ \eta_e(k+1+ilk+1) = \eta_e^*(k+1+ilk), i = 0, \dots, N_p \end{cases} \quad (20)$$

将MPC的最优目标函数  $J^*(k)$  设计为 Lyapunov 函数  $V_1(k)$ , 则

$$V_1(k) = \min J^*(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta_e^*(k+i|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N_c-1} \|\Delta u_e^*(k+j|k)\|_R^2 \quad (21)$$

式中函数  $V_1(k)$  满足  $V_1(0) = 0$ , 且任意  $k \neq 0$  时,  $V_1(k) > 0$ 。将式(19)和式(20)代入式(14),可计算对应  $k+1$  时刻的目标函数:

$$\begin{aligned} J(k+1) &= \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta_e(k+i+1|k+1)\|_Q^2 + \\ &\sum_{j=0}^{N_c-1} \|\Delta u_e(k+j+1|k+1)\|_R^2 = \\ &\sum_{i=1}^{N_p-1} \|\eta_e^*(k+i+1|k)\|_Q^2 + \\ &\sum_{j=0}^{N_c-2} \|\Delta u_e^*(k+j+1|k+1)\|_R^2 = \\ &\sum_{i=2}^{N_p} \|\eta_e^*(k+i|k)\|_Q^2 + \sum_{j=1}^{N_c-1} \|\Delta u_e^*(k+j|k)\|_R^2 = \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^{N_e} \|\eta_e^*(k+i|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N_e-1} \|\Delta u_e^*(k+j|k)\|_R^2 - \|\eta_e^*(k+1|k)\|_Q^2 - \|\Delta u_e^*(k|k)\|_R^2 = V_1(k) - \|\eta_e^*(k+1|k)\|_Q^2 - \|\Delta u_e^*(k|k)\|_R^2 \quad (22)$$

因为  $Q > 0, R \geq 0$ , 上述不等式表明  $J(k+1)$  有界。综上,  $k+1$  时刻的控制输入序列式(19)满足约束且使目标函数值有界。因此,  $\Delta U_e(k+1)$  是约束优化问题式(15)的一个可行解。若  $k+1$  时刻优化问题存在优化解, 则优化解不会差于可行解。结合式(22)得:

$$V_1(k+1) \leq J(k+1) \leq V_1(k) - \|\eta_e^*(k+1|k)\|_Q^2 - \|\Delta u_e^*(k|k)\|_R^2 \quad (23)$$

当  $\xi = 0$  时,  $\Delta u = 0$ , 此时  $\Delta U^* = 0$  是优化问题的可行解, 对应的  $J^* = 0$ 。由式(14)知, 对于任意的  $k \geq 0$ , 都有  $J^*(k) \geq 0$ 。由式(23)知,  $J^*(k)$  是单调递减的, 且  $J^*(k)$  在  $x = 0$  时取得最小值。因此, 闭环系统名义渐近稳定。

### 2.1.3 扩张状态观测器设计及收敛性证明

将系统建模误差和实际环境因素造成的干扰视为总扰动, 设计线性扩张状态器对其进行观测, 然后将估计的总扰动作用于系统的前馈环节实施鲁棒补偿以获得校正后的加速度。

对式(8)进行如下变换:

$$\begin{cases} x_1 = v_x \\ \dot{x}_1 = x_2 = a_x \\ \dot{x}_2 = k_a(a_{des} - a_x)/\tau_d + f(t) = \partial + bu \end{cases} \quad (24)$$

式中:  $b = \frac{k_a}{\tau_d}$ ;  $\partial = f(t) - bx_2$ 。由于  $x_2$  是由惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)精确测量, 故  $bx_2$  有界, 因此  $\partial$  有界。将  $\partial$  作为一个新的系统状态变量  $x_3$  进行扩展, 获得新的系统状态空间表达式为

$$\begin{cases} \dot{x} = A_e x + B_e u + E_e h \\ y = C_e x \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $h = \dot{\partial}$ ;  $y$  为系统输出, 即纵向车速;  $A_e = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $B_e = [0 \ b \ 0]^T$ ,  $E_e = [0 \ 0 \ 1]^T$ ,  $C_e = [1 \ 0 \ 0]$ 。

根据状态观测器理论, LESO 可以设计为

$$\begin{cases} \dot{z} = A_e z + B_e u + L(y - \hat{y}) + E_e h \\ \hat{y} = C_e z \end{cases} \quad (26)$$

式中:  $L = [\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3]^T$  为观测器增益向量, 为简化参数整定过程, 参考 Gao<sup>[17]</sup> 使用极点配置方法, 令  $L = [3\omega_0 \ 3\omega_0^2 \ \omega_0^3]^T$ ;  $z = [z_1 \ z_2 \ z_3]^T$ ,  $z_1, z_2, z_3$  分别为  $x_1, x_2, x_3$  的观测值, 其数学表达式为

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 + \beta_1(y - \hat{y}) \\ \dot{z}_2 = z_3 + \beta_2(y - \hat{y}) + bu \\ \dot{z}_3 = \beta_3(y - \hat{y}) + h \end{cases} \quad (27)$$

观测器的离散形式为

$$\begin{cases} e_z(k) = y(k) - z_1(k) \\ z_1(k+1) = z_1(k) + T(z_2(k) + \beta_1 e_z(k)) \\ z_2(k+1) = z_2(k) + T(z_3(k) + \beta_2 e_z(k) + bu(k)) \\ z_3(k+1) = z_3(k) + T(\beta_3 e_z(k) + h(k)) \end{cases} \quad (28)$$

将扰动估计值输入控制端进行补偿, 得到新的控制律为

$$u(k) = \frac{u_0(k) - z_3(k)}{b} \quad (29)$$

LESO 收敛性证明如下。

令观测器增益参数为

$$[\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3] = [\alpha_1 \omega_0 \ \alpha_2 \omega_0^2 \ \alpha_3 \omega_0^3]$$

式中:  $\omega_0$  为观测器带宽, 且  $\omega_0 > 0$ ; 令  $\alpha_i = \frac{3!}{i!(3-i)!}$ ,  $i = 1, 2, 3$ , 使得特征多项式  $s^3 + \alpha_1 s^2 + \alpha_2 s + \alpha_3$  为 Hurwitz。

令  $s^3 + \alpha_1 s^2 + \alpha_2 s + \alpha_3 = (s+1)^3$ , 则式(27)的特征方程为

$$\lambda_0(s) = (s + \omega_0)^n \quad (30)$$

其中观测器带宽  $\omega_0$  为唯一须调节的参数。

令观测误差  $e_i = x_i - z_i$ ,  $i = 1, 2, 3$ , 观测误差可表示为

$$\begin{cases} e_1 = e_2 - \omega_0 \alpha_1 e_1 \\ e_2 = e_3 - \omega_0 \alpha_2 e_1 \\ e_3 = h(x, \omega) - h(z, \omega) - \omega_0^2 \alpha_3 e_1 \end{cases} \quad (31)$$

令  $\varepsilon_i = \frac{e_i}{\omega_0^{i-1}}$ ,  $i = 1, 2, 3$ , 则式(31)可以改写为

$$\varepsilon = \omega_0 A_0 \varepsilon + B_0 \frac{h(x, \omega) - h(z, \omega)}{\omega_0^2} \quad (32)$$

其中:  $A_0 = \begin{bmatrix} -\alpha_1 & 1 & 0 \\ -\alpha_2 & 0 & 1 \\ -\alpha_3 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ;  $B_0 = [0 \ 0 \ 1]^T$

定理 2: 假设  $h(x, \omega)$  是关于  $x$  的全局 Lipschitz, 则存在一个常数  $\omega_0 > 0$ , 使得  $\lim_{t \rightarrow \infty} z_i(t) = 0, i = 1, 2, 3$ 。

证明: 因为  $A_0$  是 Hurwitz, 存在一个唯一的正定

矩阵  $P_0$  使得  $A_0^T P_0 + P_0 A_0 = -I$ , 选择 Lyapunov 函数为  $V(\varepsilon) = \varepsilon^T P_0 \varepsilon$ , 则:

$$\dot{V}(\varepsilon) = 2\varepsilon^T P_0 B_0 \frac{h(x, \omega) - h(z, \omega)}{\omega_0^2} - \omega_0 \|\varepsilon\|^2 \quad (33)$$

由于函数  $h(x, \omega)$  对  $x$  是全局 Lipschitz, 因此, 存在一个常数  $c'$  使得:  $|h(x, \omega) - h(z, \omega)| \leq c' \|x - z\|$  对所有的  $x, z$  和  $\omega$  满足:

$$2\varepsilon^T P_0 B_0 \frac{|h(x, \omega) - h(z, \omega)|}{\omega_0^2} \leq 2\varepsilon^T P_0 B_0 c' \frac{\|x - z\|}{\omega_0^2} \quad (34)$$

当  $\omega_0 > 1$  时, 有

$$\frac{\|x - z\|}{\omega_0^2} = \frac{\|e\|}{\omega_0^2} = \frac{\|\sqrt{\varepsilon_1^2 + \varepsilon_1^2 \omega_0^2 + \varepsilon_1^2 \omega_0^4}\|}{\omega_0^2} \leq \|\varepsilon\|$$

$$\text{可得: } 2\varepsilon^T P_0 B_0 \frac{|h(x, \omega) - h(z, \omega)|}{\omega_0^2} \leq c \|\varepsilon\|^2 \quad (35)$$

其中  $c = 1 + \|P_0 B_0 c'\|^2$

根据式(33)和式(35), 存在:

$$\dot{V}(\varepsilon) \leq -(\omega_0 - c) \|\varepsilon\|^2 \quad (36)$$

即: 如果  $\omega_0 > c$ , 则  $\dot{V}(\varepsilon) \leq 0$ 。因此, 对于  $\omega_0 > c$  有:  $\lim_{t \rightarrow \infty} e_i(t) = 0, i = 1, 2, 3$ 。证毕。

## 2.2 下层控制器设计

控制器切换策略: 上层控制器将期望加速度输入到下层控制器, 由下层控制器生成驱动或制动命令。为使制动和驱动平滑切换, 设置如下切换逻辑:

$$\begin{cases} T_e(k) = \alpha_{\text{thr}}(k) T_{e, \text{max}}, & a_{\text{des}}(k) \geq 0 \\ P_b = -k_b a_{\text{des}}, & a_{\text{des}}(k) < 0 \end{cases} \quad (37)$$

实验车辆可直接响应发动机转矩和制动减速度指令。因此, 通过设计 1 阶 ADRC (active disturbance rejection control) 控制器计算  $a_{\text{des}} \geq 0$  时的发动机驱动转矩。

本文采用 Madonski 等<sup>[18]</sup>提出的基于误差的 1 阶线性 ADRC:

$$\begin{cases} e_{10}(t) = r(t) - y_{10}(t) \\ \dot{e}_{10}(t) = \dot{r}(t) - \dot{y}_{10}(t) = \dot{r}(t) - b_{10} u_{10}(t) - f_{10}(t) \end{cases} \quad (38)$$

式中:  $r(t)$  为期望纵向加速度;  $y_{10}(t)$  为实际纵向加速度;  $b_{10}$  为被控对象的系统增益;  $u_{10}(t)$  为油门开度  $\alpha_{\text{thr}}(t)$ ;  $f_{10}(t)$  为广义扰动, 包括被控对象的建模误差和外部扰动。定义基于误差的 1 阶线性 ADRC 状态量为

$$x_{101}(t) = e(t), x_{102}(t) = \dot{r}(t) - f(t) \doteq f^*(t)$$

式中  $f^*(t)$  为基于误差的 1 阶线性 ADRC 的总扰动。

则式(38)的线性扩张状态观测器为

$$\begin{cases} \dot{z}_{101}(t) = A_{10c} \hat{x}_{10}(t) + \beta_{101}(e_{10}(t) - \hat{x}_{101}(t)) - b_{10} u_{10}(t) \\ \dot{z}_{102}(t) = \beta_{102}(e_{10}(t) - z_{101}(t)) \end{cases} \quad (39)$$

状态反馈控制率为

$$u_{10}(t) = \frac{k_{10} z_{101}(t) + z_{102}(t)}{b_{10}} \quad (40)$$

基于误差的 1 阶线性 ADRC 具有以下形式的状态空间表达式:

$$\begin{cases} \dot{z}_{10}(t) = A_{10c} z_{10}(t) + L_{10} e_{10}(t) \\ u_{10}(t) = \frac{k_{10} z_{101}(t) + z_{102}(t)}{b_{10}} = K_{10} z_{10}(t) \end{cases} \quad (41)$$

式中:  $A_{10c} = \begin{bmatrix} -\beta_{101} - k_{10} & 0 \\ -\beta_{102} & 0 \end{bmatrix}$ ;  $L_{10} = [\beta_{101} \quad \beta_{102}]^T$ ;  $K_{10} = [k_{10} \quad 1]/b_{10}$ ;  $L_{10}$  为观测器增益矩阵;  $K_{10}$  为下层控制器增益矩阵。

根据前向欧拉法离散化处理后得到状态空间方程:

$$\begin{cases} \dot{z}_{10}(k+1) = A_{10c} \hat{x}_{10}(k) + L_{10c} e_{10}(k) \\ u_{10}(k) = \frac{k_{10} z_{101}(k) + z_{102}(k)}{b_{10}} = K_{10} z_{10}(k) \end{cases} \quad (42)$$

其中:  $A_{10c} = \begin{bmatrix} -\beta_{101} T - k_{10} T + 1 & 0 \\ -\beta_{102} T & 1 \end{bmatrix}$ ;  $L_{10c} = \begin{bmatrix} \beta_{101} T \\ \beta_{102} T \end{bmatrix}$

参考文献[19]可得到基于误差的 1 阶线性 ADRC 参数如下:

$$\beta_{101} = 2\omega_{100}; \beta_{102} = \omega_{100}^2; k_{10} = \omega_{10c} \quad (43)$$

式中:  $\omega_{100}$  为下层观测器带宽;  $\omega_{10c}$  为下层控制器带宽。

## 3 实验设计及分析

### 3.1 实验平台

为验证本文所提出的速度跟踪控制算法的有效性, 在某智能车辆上进行实验。该车型配备 IMU、摄像头、前向毫米波雷达和 4 个角雷达。控制算法运行在 MCU 中, BOSCH 公司开发的车身电子稳定系统 (electronic stability program, ESP) 可精确响应发动机转矩和制动减速度指令, 实验数据使用 CANoe 设备采集。测试车辆、设备和参数如图 4 和表 1 所示。

### 3.2 实验结果和分析

设计了 4 种不同工况下的实验, 以验证所提出的控制器性能, 并与传统 PID 和 MPC-PI 控制器进行

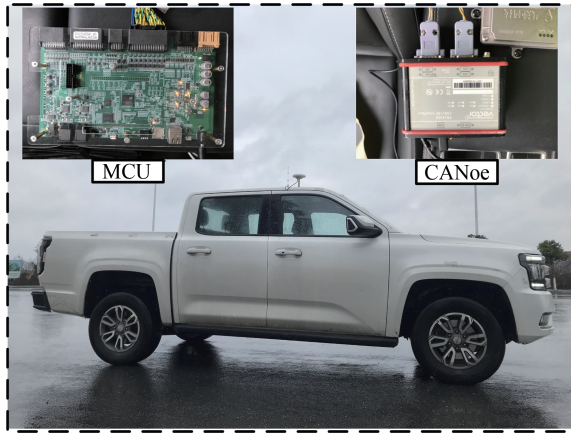


图4 测试车辆及设备

表1 实车验证算法参数

参数	数值	参数	数值
车辆质量 $m/\text{kg}$	2 850	控制增量上限 $\Delta u_{\max}$	5
前轮侧偏刚度 $C_{\alpha f}/(\text{N}\cdot\text{rad}^{-1})$	180 000	上层系统增益 $b$	5
系统增益 $k_s$	1	上层观测器带宽 $\omega_0$	14
时间常数 $\tau_d$	0.01	下层控制器带宽 $\omega_{loc}$	1
质心到前轴的距离 $l_f/\text{m}$	1.465	下层系统增益 $b_{lo}$	10
采样时间 $T/\text{s}$	0.01	下层观测器带宽 $\omega_{lo0}$	2
预测时域 $N_p$	10	控制量下限 $u_{\min}$	-5
控制时域 $N_c$	5	控制量上限 $u_{\max}$	3.5
控制增量下限 $\Delta u_{\min}$	-5		

对比,实验结果和分析如下。

#### (1)阶跃速度工况(工况1)

该工况旨在验证所提出的控制器对阶跃速度曲线的跟踪能力。实验过程中,车辆在沥青直路上行驶,参考速度在1 s时由0阶跃到20 km/h,并在30–36 s施加一个转向干扰,以验证控制器的抗干扰能力。

图5(a)中左侧的放大视图表明了各控制器的瞬态性能,MPC-PI控制器和本文提出的控制器有较好的动态响应性能,这是因为它们能够很好地对加速度进行约束。然而,由于MPC-PI控制器所采用的模型存在误差,以及未考虑外部环境的干扰,其最大超调量和调整时间均大于MPC-LESO-ADRC控制器。PID控制器在接近目标阶跃值时,其调节速率显著下降,这一点在图5(c)所示的发动机转矩对比图中也有直观的体现。这是因为PID控制器对速度误差的收敛特性随速度范围的变化而异,因此须针对不同的速度误差范围调整适当的参数以达到更好的效果。在图5(a)右侧的放大视图中,PID控制器出现了明显的车速下降现象,MPC-PI控制器也出现

了抖振,这种变化是因为转向盘转动了如图5(e)所示的转角,从而导致了转向阻力的产生。值得注意的是,尽管在转向干扰下,本文所提出的控制器仍能保持较小的速度误差。根据图5(b)所示的速度误差,可计算速度稳定后MPC-LESO-ADRC、PID和MPC-PI控制器的速度均方根误差分别为0.19、0.25和0.47 km/h。本文所提出的控制器在稳态误差方面表现最佳,这是归因于系统扰动能够被实时估计,并通过式(29)进行有效补偿,总扰动的估计值如图5(d)所示。

#### (2)匀速上坡工况(工况2)

该工况旨在模拟车辆在常见坡道上的速度跟踪情况,稳定速度设置为30 km/h。车辆从直道开始行驶,40–70 s经过一个6%左右的坡道。

从图6(a)和图6(b)可以发现,在上坡行驶阶段,所有控制器都出现了速度偏离参考值的现象。尽管如此,本文所提出的控制器仍然取得了更令人满意的效果。在坡道上,MPC-LESO-ADRC、PID和MPC-PI控制器的最大速度误差分别为-0.55、-1.08和-0.86 km/h。如图6(d)所示,当车辆上坡时,观测器估计外部扰动,并通过下层控制器发出更大的转矩指令以抵消坡道阻力,发动机输出转矩如图6(c)所示。以上可表明本文设计的LESO能够实时估计道路坡度造成的干扰,并通过扰动补偿达到更好的控制效果。

#### (3)多项式速度工况(工况3)

该工况主要验证控制器对加速度连续变化的速度曲线的跟踪效果。车辆在沥青路面行驶,速度从静止加速至67 km/h再减速停车。

如图7(a)和图7(b)所示,在加速阶段,MPC-LESO-ADRC的最大速度误差为-1.35 km/h,相对于PID控制器改善了28.57%,相对于MPC-PI控制器改善了49.43%。在减速阶段,MPC-LESO-ADRC的最大速度误差为0.89 km/h,相对于PID控制器改善了24.42%,相对于MPC-PI控制器改善了37.16%。结合图7(d)所示的总扰动估计值,可发现在加速和减速过程中,系统的真实模型与理想模型存在较大误差。从图7(c)所示的发动机转矩对比中可以发现,当速度变化范围较大时,发动机转矩的变化幅度更大,且频率也更加频繁,这是燃油车换挡导致的。

#### (4)城市复杂速度工况(工况4)

该工况主要验证控制器在速度频繁变化的工况下的跟踪效果。车辆在沥青路面行驶,速度在0–

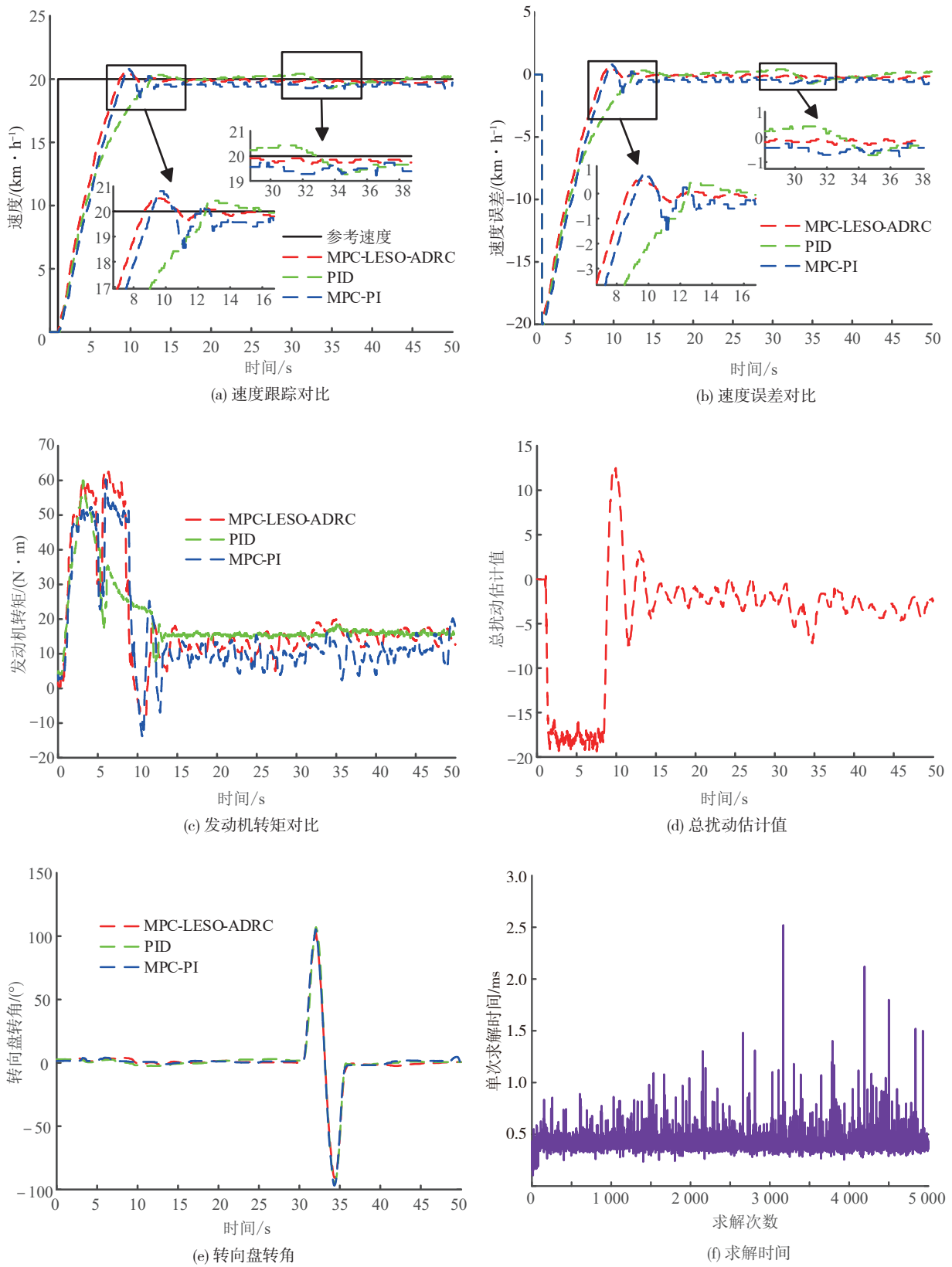


图5 阶跃工况速度跟踪性能

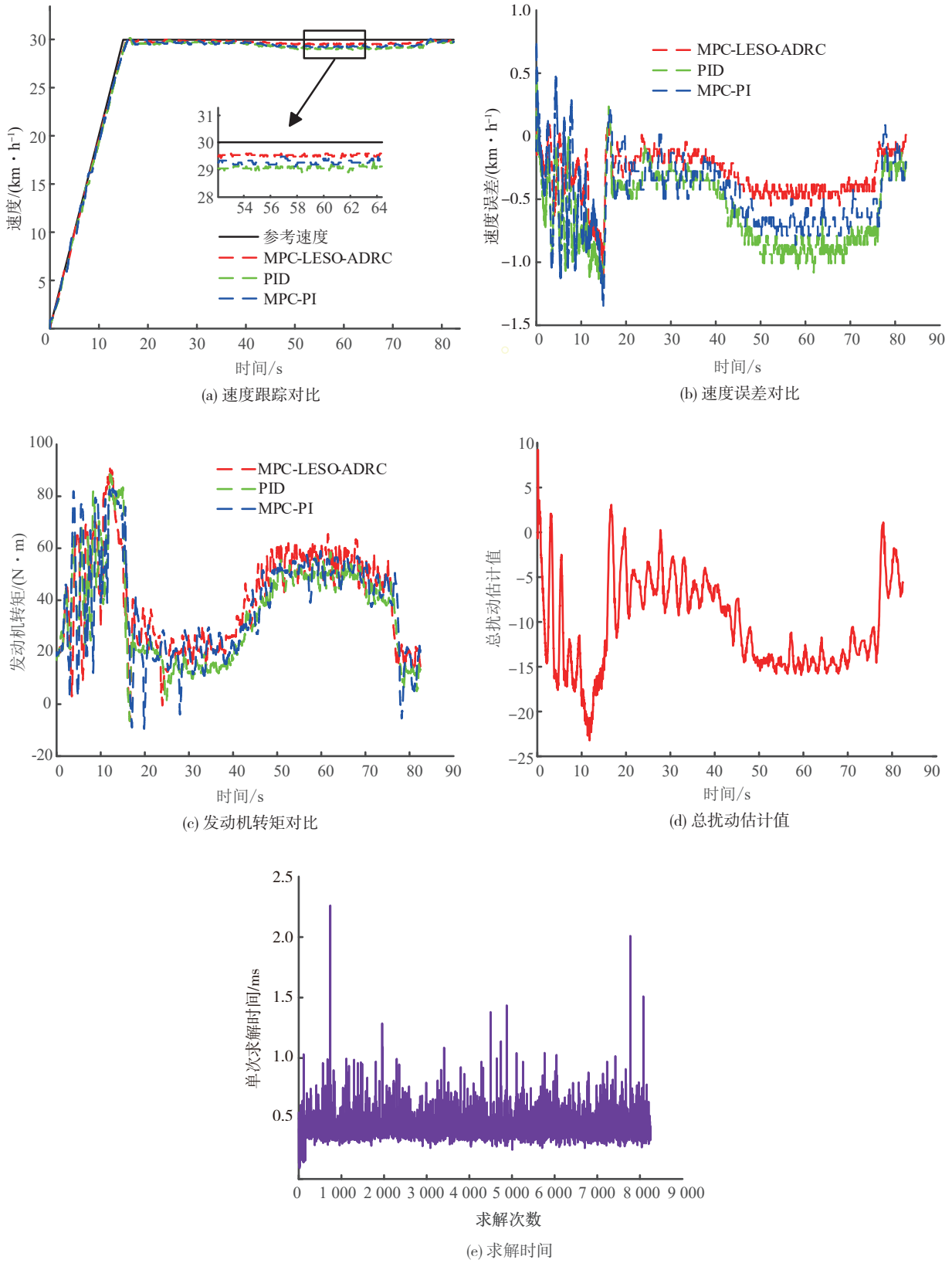


图6 匀速上坡工况速度跟踪性能

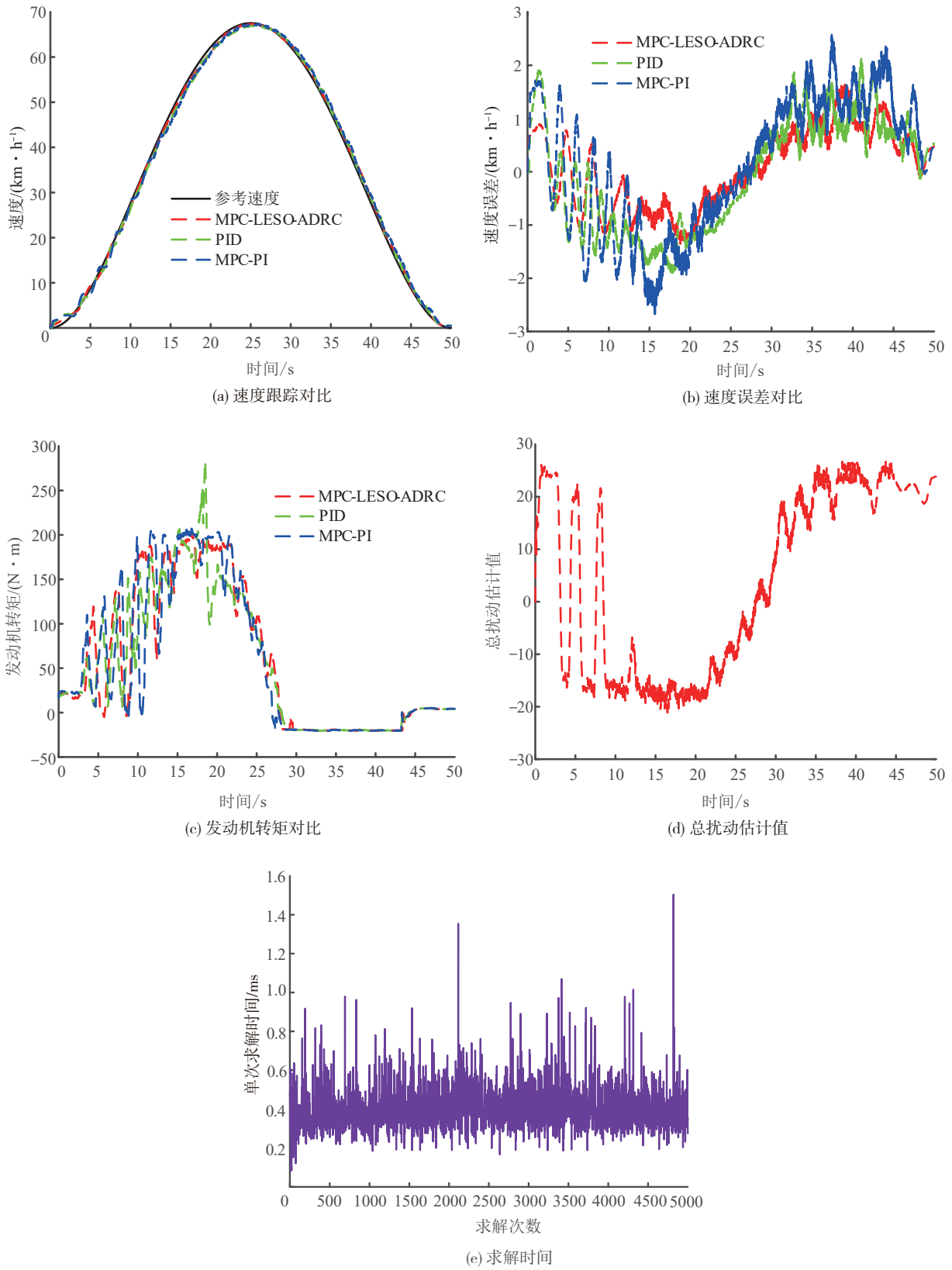
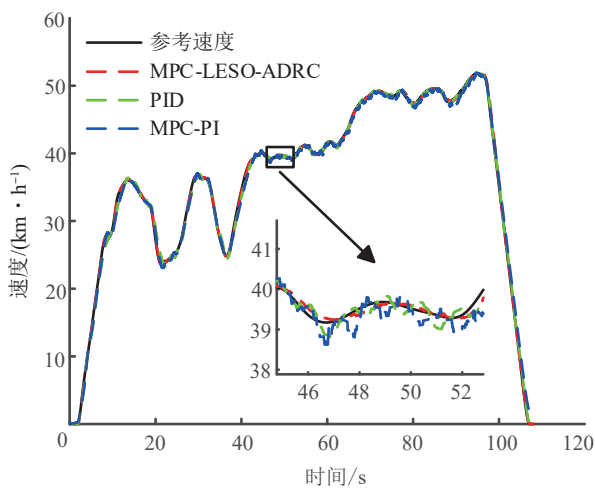


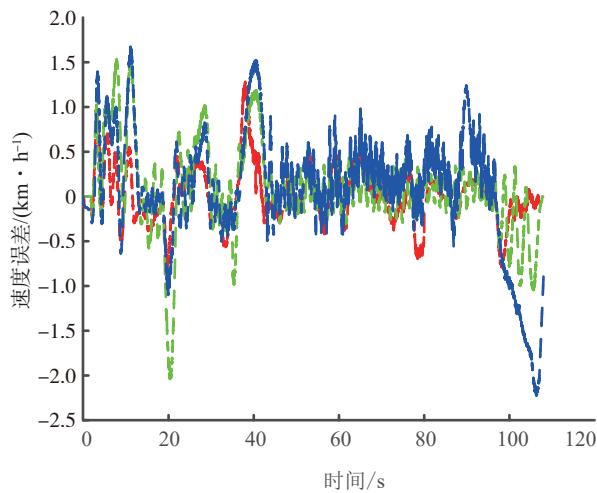
图7 多项式工况速度跟踪性能

60 km/h之间频繁变化,与城市复杂行车工况较为一致。

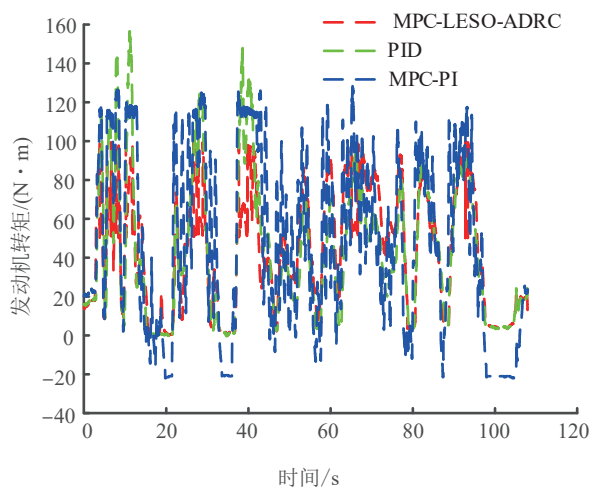
如图8(a)和图8(b)所示,MPC-LESO-ADRC的最大速度误差为-1.27 km/h,相对于PID控制器改



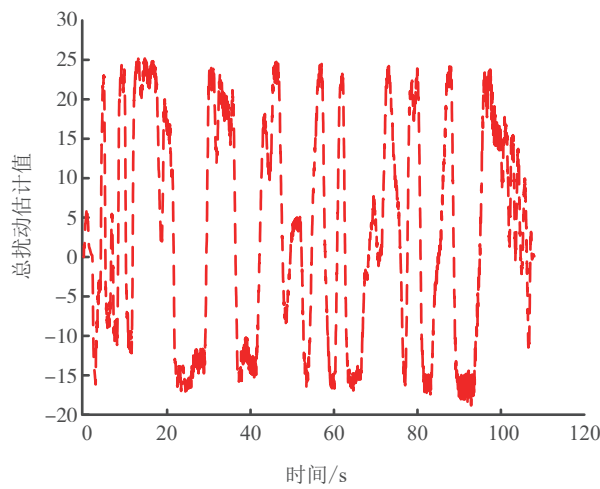
(a) 速度跟踪对比



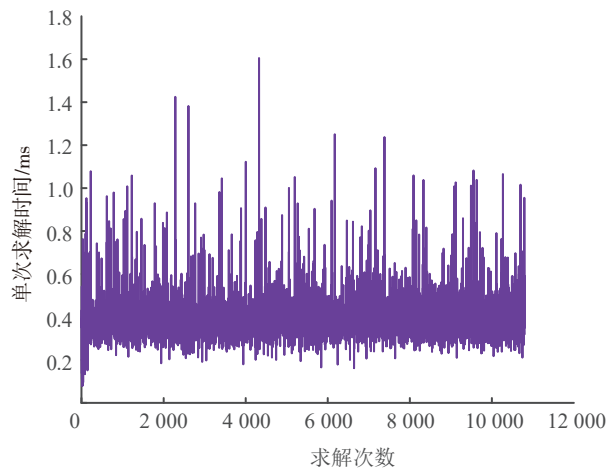
(b) 速度误差对比



(c) 发动机转矩对比



(d) 总扰动估计值



(e) 求解时间

图8 城市复杂工况速度跟踪性能

善了 37.77%，相对于 MPC-PI 控制器改善了 42.86%。如图 8(a) 中的放大图所示，当速度频繁变化时，PID 和 MPC-PI 控制器均出现较大的振荡。从图 8(c) 所示的发动机转矩对比中也可以发现，MPC-PI 控制器所得到的发动机转矩波动最大。图 8(d) 表明尽管速度频繁变化，扰动仍然能够被较为准确地估计，从而保证较小的速度误差。

从图 5(f)、图 6(e)、图 7(e) 和图 8(e) 可知，所提出的控制器的最大单次求解时间未超过 3 ms，小于 MCU 的采样时间 10 ms，具备较低的计算成本和良好的实时性。

表 2 列出了 4 种工况下的速度均方根误差 (root

mean square error, RMSE)，其中  $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_v^2(i)}$ 。

表 2 速度均方根误差 RMSE km/h

方法	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4
MPC-LESO-ADRC	4.163 5	0.354 8	0.744 7	0.315 5
PID	4.506 1	0.665 2	1.050 0	0.514 3
MPC-PI	4.560 4	0.543 3	1.262 7	0.665 5

以上实验可表明，所设计的扩张状态观测器能够实时地估算出系统状态与真实状态之间的误差，估计的总扰动被补偿到本文所提出的控制器中，从而获得良好的跟踪性能。

## 4 结论

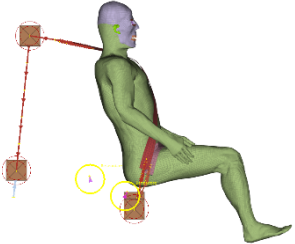
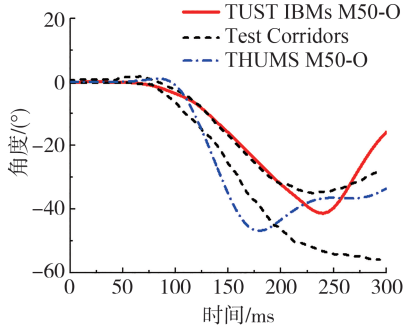
针对智能车辆纵向运动控制问题，本文提出了一种考虑多源干扰的纵向速度控制算法。首先，建立了描述车辆纵向运动特性的动力学模型和 2 阶运动学模型。其次，为了实现对车辆期望加速度的计算，设计了基于运动学模型的 MPC 算法，并利用李雅普诺夫函数证明其稳定性。为提高控制算法的精确性，针对 MPC 算法中的模型误差和外部干扰，设计了线性扩张状态观测器，从而有效提升了控制算法的鲁棒性。此外，为准确地将期望加速度转换为发动机转矩，本文提出了一种基于误差的 1 阶自抗扰控制器。最后，将所提出的控制策略部署在智能车辆上，并在多种速度和道路工况下与 PID 和 MPC-PI 控制器进行对比实验。实验结果表明，相比 PID 和 MPC-PI 控制器，所提出的控制策略在不同工况下具有更好的瞬态和稳态性能，抗干扰能力也显著提高。

## 参考文献

- [1] XU S, LI S E, CHENG B, et al. Instantaneous feedback control for a fuel-prioritized vehicle cruising system on highways with a varying slope[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 18(5): 1210-1220.
- [2] LI S E, GAO F, CAO D, et al. Multiple-model switching control of vehicle longitudinal dynamics for platoon-level automation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(6): 4480-4492.
- [3] WANG Y, DENG Y, WANG H, et al. Terminal constraint-free model predictive longitudinal control for unmanned ground vehicles with driving force table[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 72(3): 3051-3062.
- [4] XU S, PENG H, SONG Z, et al. Design and test of speed tracking control for the self-driving lincoln MKZ platform[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 5(2): 324-334.
- [5] 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.  
LIANG Wang, QIN Zhaobo, CHEN Liang, et al. Longitudinal control method of intelligent vehicles based on the improved BP neural network[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(8): 1162-1172.
- [6] LI S, LI K, RAJAMANI R, et al. Model predictive multi-objective vehicular adaptive cruise control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2010, 19(3): 556-566.
- [7] 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.
- [8] DONG H, XI J. 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.
- [9] INCREMONA G P, POLTERAUER P. Design of a switching nonlinear MPC for emission aware ecodriving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 8(1): 469-480.
- [10] HAO S, LUO P, XI J. Estimation of vehicle mass and road slope based on steady-state Kalman filter[C]. 2017 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). IEEE, 2017: 582-587.
- [11] ZHAO Z L, GUO B Z. A nonlinear extended state observer based on fractional power functions[J]. Automatica, 2017, 81: 286-296.
- [12] NGUYEN V T, LIN C Y, SU S F, et al. Global finite time active disturbance rejection control for parallel manipulators with unknown bounded uncertainties[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 51(12): 7838-7849.

(下转第 1919 页)

续表

试验项目	仿真结果
	 <p style="text-align: center;">头部质心旋转角度-时间曲线</p>
(c) 后碰撞滑车试验	

(上接第 1828 页)

- [13] 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): 3339.
- [14] 江浩斌,冯张棋,洪阳珂,等.应用于车辆纵向控制的无模型自适应滑模预测控制方法[J].汽车工程, 2022, 44(3):319-329. JIANG Haobin, FENG Zhangqi, HONG Yangke, et al. Model-free adaptive sliding mode predictive control algorithm for vehicle longitudinal control [J].Automotive Engineering, 2022, 44(3): 319-329.
- [15] ZHU M, CHEN H, XIONG G. A model predictive speed tracking control approach for autonomous ground vehicles [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 138-152.
- [16] MATA S, ZUBIZARRETA A, PINTO C. Robust tube-based model predictive control for lateral path tracking [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(4): 569-577.
- [17] GAO Z. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning [C]. Proc. of American Control Conference. Denver, Colorado, 2003: 4989-4996.
- [18] MADONSKI R, SHAO S, ZHANG H, et al. General error-based active disturbance rejection control for swift industrial implementations [J]. Control Engineering Practice, 2019, 84: 218-229.
- [19] ZHANG B, TAN W, LI J. Tuning of linear active disturbance rejection controller with robustness specification [J]. ISA Transactions, 2019, 85: 237-246.