

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2025.212

引用格式:盛云龙,刘永刚,廖熠华,等.考虑环境与摩擦因素的工程车辆起步自适应控制策略[J].重庆大学学报,2025,48(7):27-37.



考虑环境与摩擦因素的工程车辆起步自适应控制策略

盛云龙¹,刘永刚¹,廖熠华¹,秦大同¹,吕 昌²

(1. 重庆大学 高端装备机械传动全国重点实验室,重庆 400044; 2. 徐州徐工传动科技有限公司,江苏 徐州 221004)

摘要:工程车辆在高扭矩、高负载和复杂运行环境下工作时,面临着诸多技术挑战,特别是在起步阶段,离合器片的滑摩现象显著影响了离合器转矩的控制精度。为实现搭载AMT的工程车辆在不同条件下的起步自适应控制,提出了一种融合二次型控制(linear quadratic regulator, LQR)和深度神经网络的AMT起步过程自适应控制方法。在控制策略的上层,根据不同起步意图制定了发动机恒转速策略,并利用线性二次调节器求得不同环境下的离合器参考转速对应的参考转矩;考虑到运行环境的复杂性,在车辆动力学模型中引入一定范围的扰动,生成一系列参考转速轨迹作为深度神经网络的训练数据集,离线得到鲁棒性较强的数据模型。在控制策略的下层,设计了离合器摩擦因数自适应控制器实时估计离合器的摩擦因数。通过仿真测试验证了搭载AMT的工程车辆起步自适应控制方法的有效性。结果表明:在未知摩擦因数变化规律条件下所提方法具有良好的起步性能,能够适应不同的起步意图与行驶环境,相较于工程上常用的PID控制器具有更强的自适应能力和鲁棒性。

关键词:工程车辆;起步控制;最优二次型控制器;深度神经网络

中图分类号:U463

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2025)07-027-11

Adaptive starting control strategy for engineering vehicles considering environmental and friction factors

SHENG Yunlong¹, LIU Yonggang¹, LIAO Yihua¹, QING Datong¹, LYU Chang²

(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University,

Chongqing 400044, P. R. China; 2. Xuzhou XCMG Driveline Technol Co., Ltd., Xuzhou,

Jiangsu 221004, P. R. China)

Abstract: Engineering vehicles operate under high torque, high load, and complex environmental conditions, facing numerous technical challenges. Particularly during the starting phase, the significant slippage of clutch discs significantly impacts the precision of clutch torque control. Therefore, to achieve adaptive start-up control

收稿日期:2024-11-24 网络出版日期:2025-02-24

基金项目:国家重点研发计划(2023YFB3406505);江苏省科技成果转化专项资金项目(BA2022033);江苏省双创团队项目(JSSCTD202239)。

Supported by National Key Research and Development Plan(2023YFB3406505), Jiangsu Provincial Science and Technology Achievement Transformation Special Project (BA2022033), and Jiangsu Double Innovation Team Project (JSSCTD202239).

作者简介:盛云龙(2000—),男,硕士研究生,主要从事车辆动力传动与控制研究,(E-mail)572331788@qq.com。

通信作者:刘永刚,男,教授,博士研究生导师,(E-mail)andyliuyg@cqu.edu.cn。

for AMT engineering vehicles, an adaptive control method combining linear quadratic regulator (LQR) and deep neural network was proposed for the AMT start-up process. At the upper level of the control strategy, a constant engine speed strategy was formulated based on different starting intentions, and the LQR was used to obtain the reference speed corresponding to the reference torque of the clutch under different environments. With considering the complexity of the operating environment, a certain range of perturbations was introduced into the vehicle dynamics model to generate a series of reference rotational speed trajectories as the training data set for the deep neural network, and a robust data model offline was obtained. At the lower level of the control strategy, a clutch friction factor adaptive controller was designed to estimate the clutch friction factor in real time. Finally, the effectiveness of the adaptive start control method for engineering vehicles equipped with AMT was verified by simulation tests. The results show that the proposed method has good starting performance under the condition of unknown friction coefficients and can adapt to different starting intentions and driving environments. Compared with the PID controller which does not depend on the mechanism model, it has higher adaptive ability and robustness.

Keywords: engineering vehicle; starting control; optimal secondary controller; deep neural network

由于工程车辆起步过程中离合器传递的转矩会发生突变,摩擦因数的瞬态变化较为剧烈,严重影响了离合器转矩的控制精度^[1]。驾驶者的起步意图和工程车辆复杂的工作环境使得实现良好的起步控制更加困难。工程上常用的PID控制器对复杂起步工况的适应性和鲁棒性较差^[2],无法满足起步控制的需求。针对上述问题,众多学者对起步过程的控制策略进行了研究。

米林等^[3]针对传统PID控制器鲁棒性差的问题,在PID控制的基础上引入模糊控制策略,对起步控制过程中的滑摩控制过程进行了优化。黄兴^[4]根据离合器目标位置与离合器实际位置之间的误差与当前变速箱油温进行查表,实时对PID控制器的参数进行调节。赵克刚等^[5]采用极小值原理,将发动机与离合器最优协调控制问题转化为求解微分方程组的边界问题,提高了控制策略的求解效率。金辉等^[6]根据驾驶员的驾驶风格确定了起步过程目标优化函数中各权系数的边界值,分析了各权重系数对起步性能指标的影响。罗勇等^[7]提出了考虑起步意图的双层模糊起步控制策略,建立了驾驶员模糊控制器和结合速度模糊控制器,将起步过程中的摩擦因数设定为常数。Geng等^[8]设计了一种基于模糊神经网络(fuzzy neural network, FNN)的车辆起步状态识别系统,用于识别驾驶员的起步意图和车辆的起步等效阻力矩。Zhao等^[9]建立了车辆传动系统模型和离合器模型,利用无迹卡尔曼滤波器估计了离合器转矩。赵治国等^[10]根据估计的车辆阻力矩、离合器转速、发动机转矩和转速,设计了高阶滑模观测器和未知输入观测器估计发动机和输出轴角加速度及离合器转矩。鲁佳等^[11]针对坡道起步问题,提出了基于油门开度、发动机转速和发动机转速下降率来估算离合器传递转矩的思想。目前对于搭载自动机械变速器(automated mechanical transmission, AMT)的工程车辆起步过程中摩擦因数变化的研究较少考虑车辆运行环境对于转矩控制的影响。

针对搭载AMT的工程车辆起步过程离合器摩擦因数变化规律复杂和工作条件多变的问题,文中提出了一种基于LQR(linear quadratic regulator, LQR)和深度神经网络结合的AMT起步过程自适应鲁棒控制策略。首先,以某搭载AMT自动变速器的工程车辆为研究对象,建立了起步阶段AMT的动力学方程,利用LQR控制器优化起步过程的离合器参考转矩。然后,根据车辆的行驶环境,在动力学模型中给定不同行驶工况下的行驶阻力,离线得到多条目标参考轨迹用于深度神经网络训练调用,并在控制策略的下层设计摩擦因素自适应控制器,跟踪时变的摩擦因数导致的参考转矩变化以输出最优的离合器压力。最后,通过仿真测试验证了所提策略在变意图、不同行驶环境、摩擦因数变化规律未知的情况下起步过程的自适应控制性能。

1 AMT 起步过程动力学建模

搭建 AMT 起步过程动力学模型是实现起步控制的基础,模型主要包括发动机稳态转矩模型、离合器转阻滑摩转矩和行驶阻力模型。以 1 挡起步为例,AMT 系统模型简图如图 1 所示。

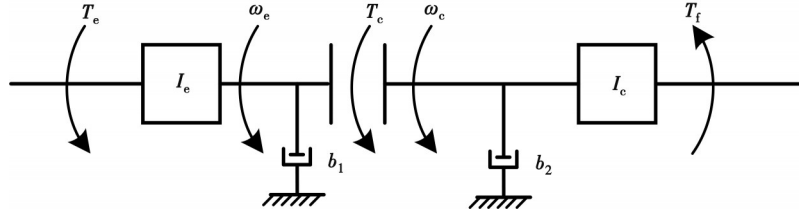


图 1 AMT 系统模型简图

Fig. 1 Sketch of AMT system model

起步阶段的动力学方程为

$$\begin{cases} I_e \dot{\omega}_e = T_e - b_1 \omega_e - T_c, \\ I_c \dot{\omega}_c = T_c - b_2 \omega_c - T_f. \end{cases} \quad (1)$$

式中: T_e 为发动机输出端转矩; T_c 为离合器传递转矩; T_f 为车辆行驶阻力作用在离合器从动盘的等效阻力矩; ω_e 为离合器主动盘转速; ω_c 为离合器从动盘转速; I_e 、 I_c 分别为主、从动端的当量转动惯量; b_1 、 b_2 分别为发动机和离合器的旋转阻尼系数。

当主、从动盘完成结合时, $\omega_e = \omega_c = \omega$, ω 为同步后的离合器转速,此时,AMT 动力学模型为

$$(I_e + I_c) \dot{\omega} = T_e - (b_1 + b_2) \omega - T_f. \quad (2)$$

实验测试数据如图 2 所示,采用 5 阶多项式拟合模型来描述发动机的稳态转矩,为

$$T_e = \sum_{i=0, j=0}^5 p_{ij} \alpha^i \omega_e^j, \quad (3)$$

式中: p_{ij} 为多项式拟合系数; α 为油门开度。AMT 系统的主要动力学参数如表 1 所示。

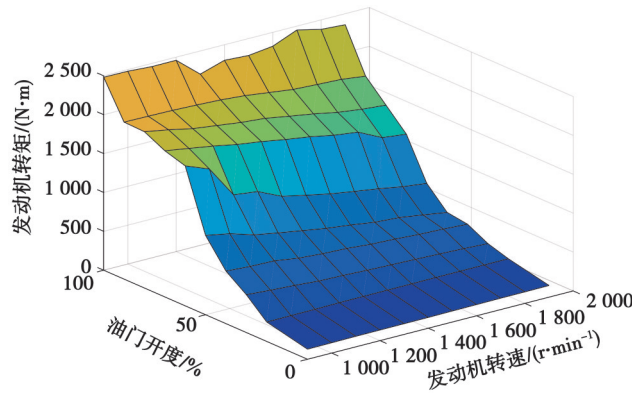


图 2 发动机稳态转矩模型

Fig. 2 Steady state engine torque model

离合器滑摩转矩模型为

$$T_c = N_c \mu R_c P_c, \quad (4)$$

式中: N_c 为离合器摩擦副数; R_c 为离合器等效半径; μ 为离合器摩擦因数; P_c 为离合器压力。

离合器摩擦因数受离合器主、从动盘转速差、离合器油温、离合器表面温度、老化等多个因素的影响而实时变化。因此,通过实验数据建立准确的离合器摩擦因数模型较为困难^[12-13]。在进行仿真验证时,可以根据台架实验数据对不同转速差下的离合器摩擦因数进行拟合,得到离合器摩擦因数的指数模型,如图 3 所示,该模型仅用于检验后文所设计的摩擦因数自适应控制器的估计效果。

表1 AMT系统动力学模型参数表

Table 1 AMT system dynamics model parameter table

参数名称	数值	参数名称	数值
整备质量 m/kg	34 000	变速箱1挡传动比	16.69
空气阻力系数 C_d	0.85	变速箱2挡传动比	12.92
迎风面积 A/m^2	17.3	变速箱3挡传动比	9.93
车轮半径 r/m	0.737	主减速比 i_0	11.7
旋转质量换算系数 δ	1.05	主动端等效转动惯量 $I_e/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	14.147 9
发动机转速范围 $n_e/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	900~1 900	从动端等效转动惯量 $I_c/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	4.88

$$\mu = a_1 \exp(b_1 |\Delta\omega_c|) + a_2 \exp(b_2 |\Delta\omega_c|), \quad (5)$$

式中: a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 为指数函数的拟合系数; $\Delta\omega_c$ 为离合器主、从动盘转速差。

在仿真验证的过程中,为了更加贴近实际的工作情况,利用时变扰动来模拟真实路况中的颠簸、路面不平整等扰动,建立了高斯随机数转矩扰动模型,确保所设计控制策略的稳定性,如图4所示。

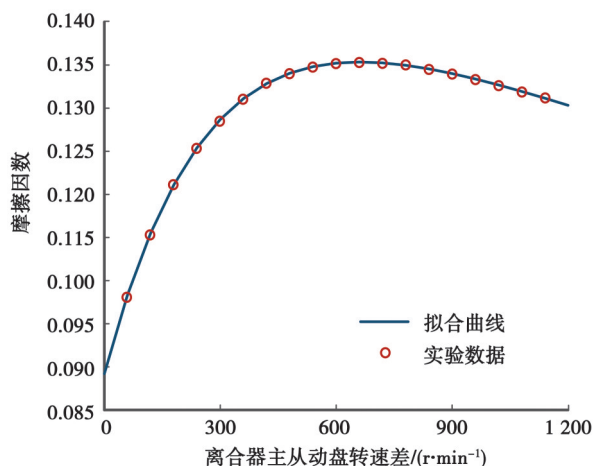


图3 离合器摩擦因数模型

Fig. 3 Clutch coefficient of friction model

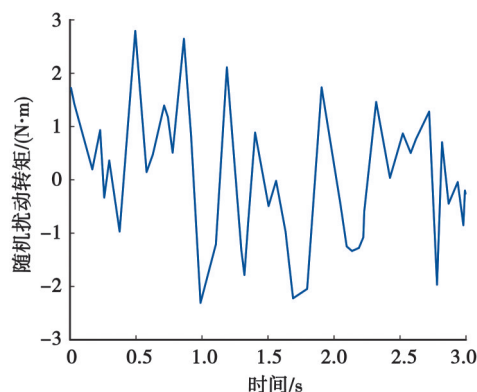


图4 高斯随机数转矩扰动模型

Fig. 4 Gaussian random number torque perturbation model

由于起步过程中车速较慢,故忽略车辆起步过程中空气阻力,行驶阻力主要为滚动阻力和坡道阻力为

$$T_{\text{load}} = mgr(f + i), \quad (6)$$

式中: m 为汽车质量; g 为重力加速度; f 为滚动阻力系数; i 为坡度。

滚动阻力系数 f 在实际的工程车辆作业环境中受到环境的影响较大,在不同的路面有不同的参考值,如表2所示。

表2 低速行驶时滚动阻力系数参考数值

Table 2 Rolling resistance coefficient reference value for low speed

路面行驶环境	滚动阻力系数参考值	路面行驶环境	滚动阻力系数参考值
碎石路面	0.020~0.025	湿砂路面	0.060~0.150
压紧土路	0.025~0.035	泥泞土路	0.100~0.250

2 AMT 起步过程控制策略

起步开始阶段,在控制策略的上层,根据驾驶员不同的起步意图确定相应的发动机目标参考转速,通过发动机恒转速控制策略^[14]调节油门开度,以控制发动机转矩,使其快速达到目标转速。利用 LQR 控制器,根据设计的系统状态和控制律,生成单条静态离合器最优参考转矩曲线。考虑工程车辆的行驶环境,在动力学模型中设定不同行驶工况下的行驶阻力,离线得到多条目标参考轨迹,以供深度神经网络训练调用。在控制策略的下层,设计摩擦因素自适应鲁棒控制器,跟踪时变的摩擦因数,从而实现离合器压力的准确控制。控制过程如图 5 所示。

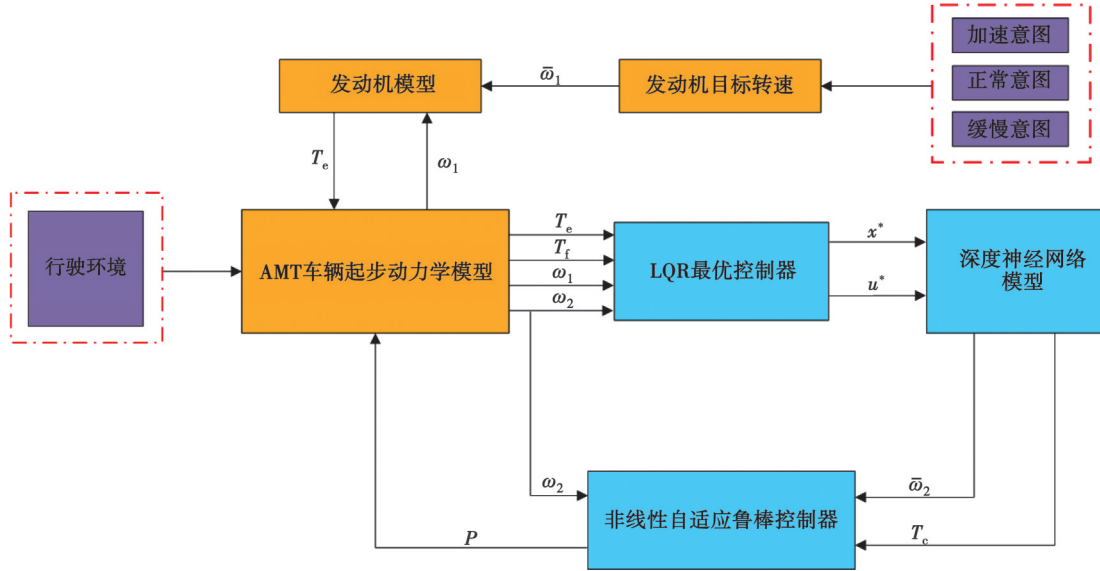


图 5 AMT 起步过程控制结构图

Fig. 5 AMT starting process control structure

2.1 基于线性最优二次型的 AMT 起步过程优化

根据以上的分析,设计 AMT 起步过程控制的状态空间方程为

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{F}, \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x}. \quad (7)$$

式中:系统的状态变量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$, $x_1 = \omega_e$, $x_2 = \omega_c - \omega_e$, $x_3 = T_c$; 控制变量 $\mathbf{u} = [\dot{T}_c]$, 将发动机转矩 T_e 和工程车辆的阻力转矩 T_f 作为扰动变量; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 分别为系统的状态矩阵和控制矩阵; \mathbf{F} 为扰动变量矩阵; \mathbf{C} 为输出系数矩阵。

通过式(1)和式(7)可以得到离合器滑摩阶段系统的状态空间方程如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \frac{T_c}{I_e} - \frac{b_1}{I_e} x_1 - \frac{x_3}{I_e}, \\ \dot{x}_2 = \left(-\frac{b_1}{I_e} + \frac{b_2}{I_e} \right) x_1 - \frac{b_2}{I_e} x_2 \left(-\frac{1}{I_c} + \frac{1}{I_e} \right) x_3 + \frac{T_c}{I_e} + \frac{T_f}{I_e}, \\ \dot{x}_3 = u. \end{cases} \quad (8)$$

系统约束为

$$\text{s.t.} \begin{cases} \omega_l \leq x_1 \leq \omega_h, \\ 0 \leq x_2, \\ x_3 \leq T_{\max}, \\ x_{2_{\text{off}}} = 0, \end{cases} \quad (9)$$

式中: ω_l 和 ω_h 分别为发动机的最低转速和最高转速; T_{\max} 为离合器的最大许用传递扭矩; $x_{2_{\text{off}}}$ 为结合末端时刻的主、从动盘转速差。

设计起步控制过程的目标函数为

$$J = \frac{1}{2} \int_0^{t_f} (q_1 (\omega_c - \omega_e)^2 + q_2 T_c (\omega_c - \omega_e) + r \dot{T}_c^2) dt, \quad (10)$$

式中: q_1 、 q_2 、 r 分别为目标函数中起步滑摩时间、滑摩功、冲击度指标的权重系数。

根据极小值原理构造哈密顿函数

$$H = \frac{1}{2} (q_1 (\omega_c - \omega_e)^2 + q_2 T_c (\omega_c - \omega_e) + r \dot{T}_c^2) + \lambda^T (Ax + Bu + \Gamma), \quad (11)$$

$$\dot{\lambda} = -px + h\Gamma, \quad (12)$$

式中: λ 是协状态函数, 与 $x(t)$ 齐次; p 和 h 为待求解的系数矩阵。

在寻求泛函极值时, 必须满足极值条件:

$$\frac{\partial H}{\partial u} = ru + B\lambda^T = 0. \quad (13)$$

解得

$$u^* = -r^{-1} B^T \lambda, \quad (14)$$

其中, u^* 为最优控制, 式(12)中的 p 可以通过黎卡提方程来求解。

$$pA - pBr^{-1} B^T p + Q + A^T p = 0, \quad (15)$$

$$h = -(A^T - pBr^{-1} B^T) p. \quad (16)$$

将 p 和 h 代入式(12)中, 即可得到最优控制律为

$$u^* = -r^{-1} B^T px + r^{-1} B^T (A^T - pBr^{-1} B^T) p\Gamma. \quad (17)$$

2.2 基于深度神经网络的最优轨迹簇拟合

传统的基于最优控制求得的静态参考轨迹, 很难满足变化的摩擦因数与行驶环境等因素。因此, 在考虑起步意图的情况下, 将环境因素考虑到动力学模型中, 利用深度神经网络^[15]对不同扰动条件下 LQR 控制器求得的状态量和控制律进行离线拟合, 之后在线调用所训练神经网络来获得最优轨迹, 以增强起步过程控制的鲁棒性。将环境因素中的路面状况和坡度状况输入到 LQR 控制器模型中, 离散道路阻力模型中的滚动阻力系数 $f \in [0.020, 0.250]$ 和坡度 $i \in [-6\%, 6\%]$, 区间内的离散步长为 $\eta = 0.002$ 。发动机目标转速根据加速踏板开度查表获得, 为了防止踏板抖动导致发动机参考转速波动, 将油门踏板开度区间与发动机目标转速值进行对应, 如表 3 所示。在每一种起步意图下离散得到多条发动机和离合器最优参考转速, 以正常起步意图为例, 求解得到不同环境下的部分训练数据如图 6 所示。

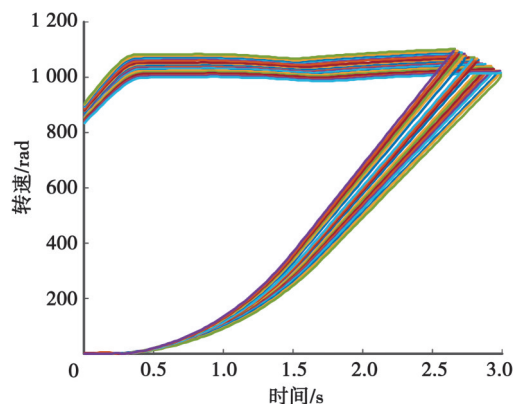


图6 正常起步意图下深度神经网络部分训练数据集
Fig. 6 Partial training data of deep neural network with normal starting intention

表3 不同意图下的发动机参考转速

Table 3 Reference engine speeds for different intentions

起步意图	油门踏板开度	发动机目标转速/(r·min ⁻¹)
慢起步	[0, 15%)	950
正常起步	[15%, 40%)	1 050
急起步	[40%, 100%)	1 200

建立的深度神经网络模型为

$$o_{ij} = g(w_{ij} o_{i-1} + b_{ij}), \quad (18)$$

式中: w_{ij} 为权重偏置; o_{i-1} 为前一层的完整输出; b_{ij} 为对应于该单元的偏置; g 为非线性函数。

起步过程中的跟踪轨迹是发动机和离合器的转速,因此,深度神经网络的输入特征为起步开始时的时间特征 t 、道路坡度信息 i 、滚动阻力信息 f 和起步初始时刻油门踏板开度 p_{init} , ω_e 和 ω_c 为输出特征,设 $\mathbf{x} = (t, i, f, p_{\text{init}})$, $\mathbf{y} = (\omega_e, \omega_c)$, 则训练数据集为

$$\mathbf{T} = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), (\mathbf{x}_2, \mathbf{y}_2), \dots, (\mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n)\}。 \quad (19)$$

所设计的深度神经网络包含 2 层隐藏层,隐藏层 1 和 2 的节点数均设置为 15,激活函数使用 ReLU^[16] 函数。所训练的神经网络模型的拟合误差如图 7 所示。

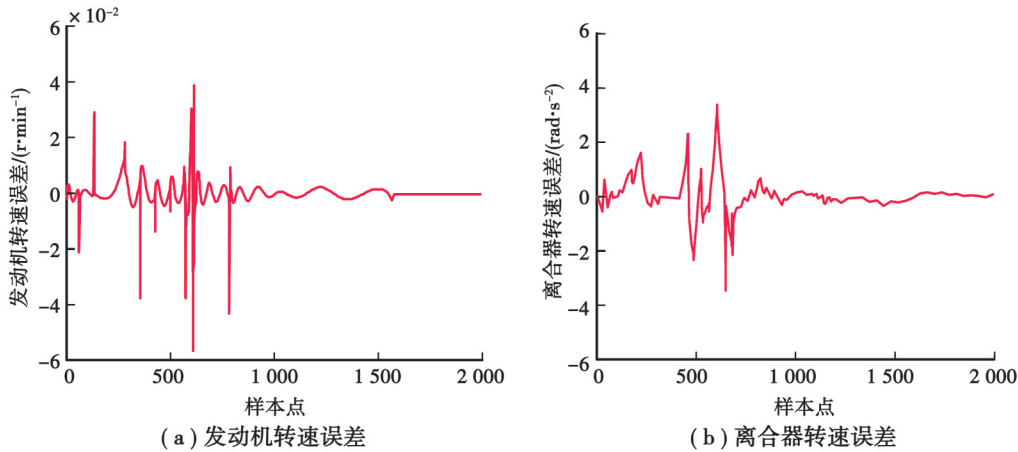


图 7 神经网络拟合误差

Fig. 7 Neural network fitting error

3 摩擦因数自适应控制器设计

在控制策略的上层得到了不同起步意图下的最优离合器参考转矩,然而离合器的摩擦因数在离合器结合的过程中产生的瞬态变化将直接影响控制策略下层离合器转矩和离合器油压的映射关系,由此根据李雅普诺夫理论设计起步过程离合器摩擦系数的自适应控制器,实现对摩擦因数的实时跟踪。

选定离合器从动端的转速 ω_c 作为系统的跟踪变量 x , 定义跟踪误差及其导数为

$$e = x_d - x, \quad (20)$$

$$\dot{e} = \dot{x}_d - \dot{x}, \quad (21)$$

式中, x_d 为深度神经网络调用离合器最优传递转矩下对应的轨迹。

将式(4)代入式(1)可得

$$\dot{x} = \frac{1}{I_c} (\mu N_c R P_c - b_2 x - T_f), \quad (22)$$

式中: μ 为时变的离合器摩擦因数; P_c 为离合器压力是所需设计的控制变量。

定义李雅普诺夫函数 $V(x)$ 为

$$V(x) = \frac{1}{2} e^2, \quad (23)$$

对其求导得到 $\dot{V}(x)$ 为

$$\dot{V}(x) = e \dot{e} = e (\dot{x}_d - \dot{x}). \quad (24)$$

当 $\dot{x}_d - \dot{x} = -\varepsilon e$ 时, 满足 $V(x)$ 正定, $\dot{V}(x) = -\varepsilon e^2$ 负定, ε 为控制参数, 满足 $\varepsilon > 0$, 因此设计控制律为

$$P_c = \frac{I_c (\dot{x}_d + \varepsilon e) + b_2 x + T_f}{\mu N_c R}. \quad (25)$$

根据起步阶段的动力学方程设计状态观测器为

$$\begin{cases} I_c \hat{\dot{\omega}}_c = T_c - b_1 \hat{\omega}_c - N_c \mu_0 R_c P_c, \\ I_c \hat{\dot{\omega}}_c = N_c \mu_0 R_c P_c - b_2 \hat{\omega}_c - T_f, \end{cases} \quad (26)$$

式中: μ_0 为离合器静摩擦因数, 在此系统中为定值; $\hat{\omega}_c$ 、 $\hat{\omega}_c$ 、 $\hat{\dot{\omega}}_c$ 、 $\hat{\dot{\omega}}_c$ 分别为离合器主、从动盘的转速及其变化率的观测值。

定义摩擦系数

$$\mu = \mu_0 + \Delta\mu, \quad (27)$$

式中: $\Delta\mu$ 为摩擦因数的变化值; μ 的变化遵循式(5)。

将式(27)代入式(26)可得:

$$I_c \dot{\omega}_c = (\mu - \mu_0) N_c R_c P_c + b_2 \hat{\omega}_c - b_2 \omega_c + I_c \hat{\dot{\omega}}_c. \quad (28)$$

整理得到:

$$\Delta\mu N_c R_c P_c = I_c (\dot{\omega}_c - \hat{\dot{\omega}}_c) + b_2 (\omega_c - \hat{\omega}_c). \quad (29)$$

设 $\Delta\mu N_c R_c P_c = \zeta$, 式(25)中的控制律可以改写为

$$P_c = \frac{I_c (\dot{x}_d + \varepsilon e) + b_2 x + T_f - \zeta}{\mu_0 N_c R}. \quad (30)$$

基于所得到的控制规律, 观测器所得的摩擦因数 μ 和离合器转速 ω_c 的跟踪效果如图8和图9所示, 其观测值和真实值之间的误差相对较小, 具有较高的准确性。

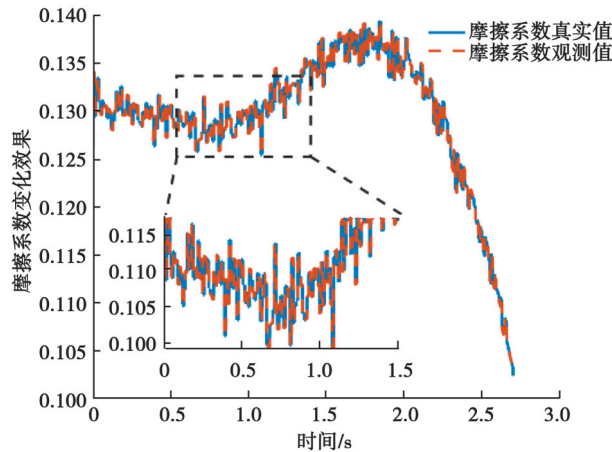


图8 摩擦因数变化值及跟踪结果图

Fig. 8 Friction coefficient change values and tracking result

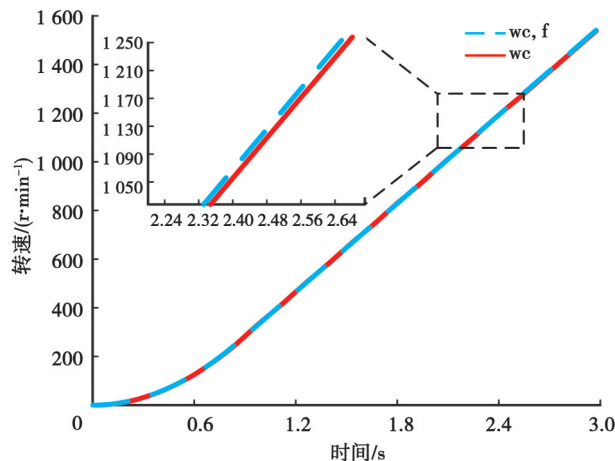


图9 离合器转速跟踪结果图

Fig. 9 Clutch speed tracking result graphs

4 仿真分析

为了验证所设计控制策略的有效性,根据AMT系统起步动力学方程,利用Matlab/Simulink搭建了起步过程控制策略仿真模型,对不同起步意图和不同环境工况下的起步过程进行了仿真和分析。

针对不同起步意图下控制策略的有效性,对比分析了在缓慢起步、正常起步和急起步3种起步意图下的起步情况,将环境工况均设置为水平碎石路面,仿真结果如图10所示。

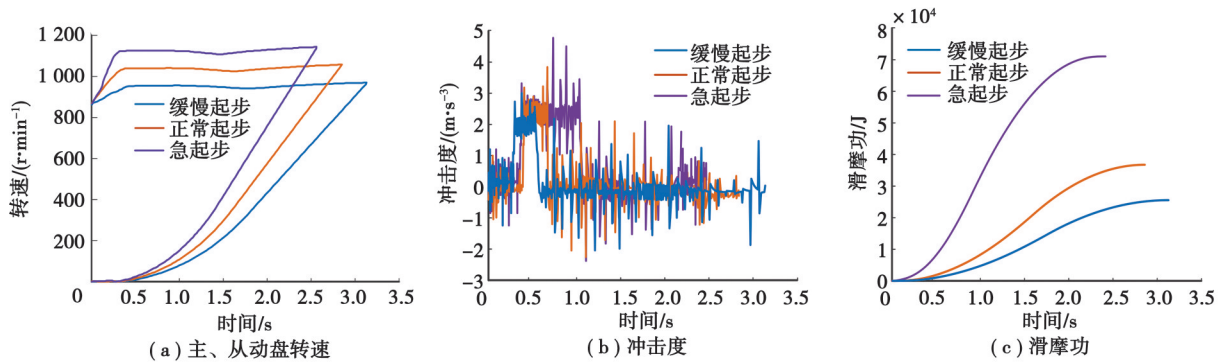


图10 不同起步意图下仿真结果图

Fig. 10 Simulation results for different starting intentions

为验证不同行驶环境下控制策略的有效性,将起步意图均设置为正常起步意图,即发动机目标转速为1 050 r/min,路面环境选择碎石路面和湿砂路面,此外考虑5%和12%的2种坡度情况,仿真结果如图11所示。

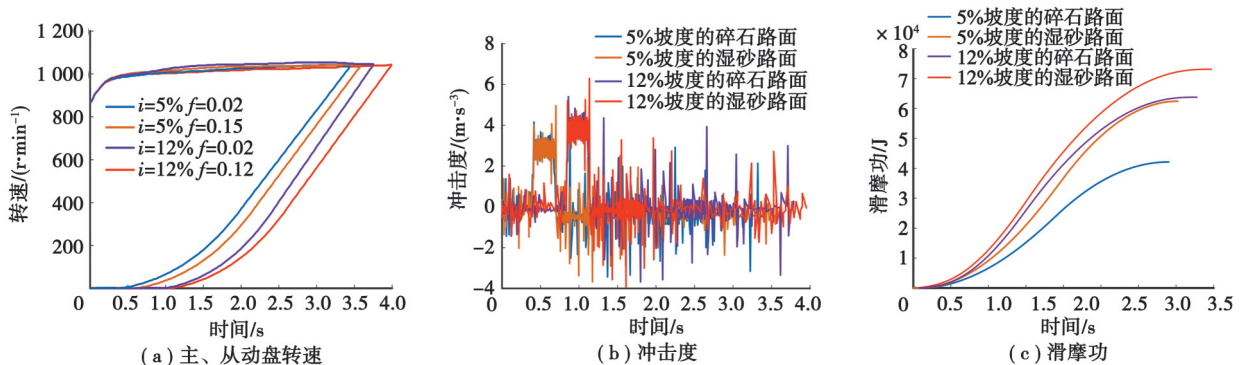


图11 正常起步意图下不同行驶环境下仿真结果图

Fig. 11 Simulation results under different driving environments with normal starting intention

从图10可以看出,当发动机目标转速变化时,所设计的控制策略可以根据驾驶员的不同起步意图完成离合器的同步过程。在慢起步意图下发动机的目标转速950 r/min,最大冲击度约3.51 m/s³,起步过程滑磨功为27.35 kJ,起步时间为3.125 s。在急起步意图下,发动机目标转速为1 150 r/min,起步时间为2.456 s,最大冲击度为4.93 m/s³。急起步意图情况下,滑磨功的上升速度明显快于另外2种情况,起步消耗时间较短,整个起步过程的滑磨功为71.06 kJ。

从图11可以看出,随着坡度和滚动阻力系数的逐渐增大,起步时间逐渐增加,在滚动阻力系数为0.02的条件下,坡度从5%上升到12%时,起步时间从3.424 s增加到3.999 s。原因在于坡度和滚动阻力系数的增加提高了车辆起步时的阻力,车辆起步时离合器所需要传递的转矩增大。由于车辆起步时的阻力增大,离合器主、从动盘结合过程中的冲击度也有所增加,仿真过程中最大的起步冲击度和离合器滑磨功分别为

6.295 m/s³和74.34 kJ。对比图10的仿真结果,坡度和阻力系数的增加增大了车辆起步的难度,从图11的结果可以看出,所设计的控制策略在不同的环境条件下均能完成车辆的起步过程,证明所训练的深度神经网络模型具有较强的鲁棒性和适应性。

为验证所提策略的优良性,将所设计的自适应鲁棒控制器与工程上常用的不依赖机理模型的PID控制器进行对比验证,在正常起步意图和水平碎石路面工况,起步仿真结果如图12所示。

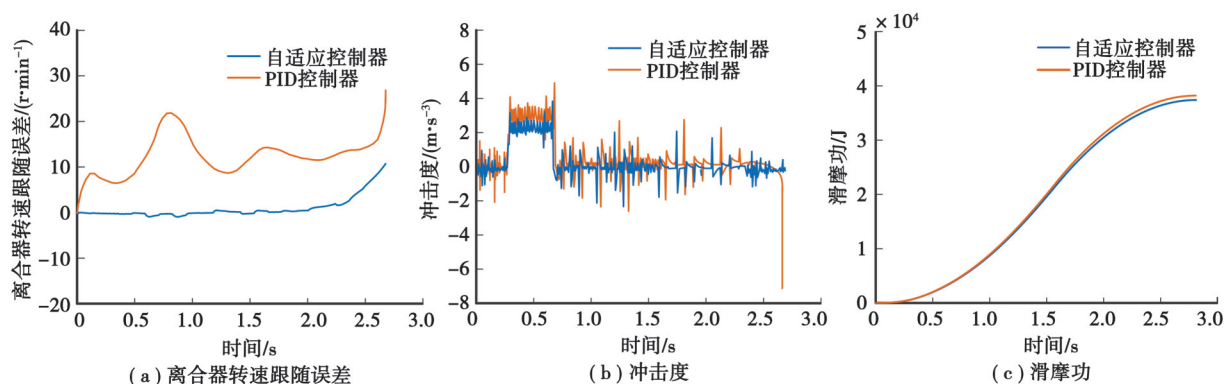


图12 不同控制器对比仿真验证

Fig. 12 Comparative simulation verification of different controllers

将工程常用的PID控制器与所设计的自适应控制器的仿真结果进行对比,对比结果如图12所示。可以看出,虽然PID控制器与所设计的自适应控制器均可以实现起步时离合器的同步过程,PID控制器的跟随转速误差明显大于所设计的自适应控制器,PID控制器最大跟随误差达到了25 r/min,且在主、从动盘结合的末端时刻,PID控制器下的起步冲击度出现了突变的情况,最大瞬间冲击超过了7 m/s³,原因是在即将完成同步的时刻,主、从动盘转速差接近0,由图3可知,在主、从动盘转速差较小的范围离合器片摩擦因数的瞬态变化规律较明显。由于PID控制器的控制参数是根据工程经验给的固定数值,无法适应由于离合器片摩擦因数快速变化引起的离合器转矩变化,而文中所提出的自适应控制策略,能够快速跟踪由于摩擦因数变化导致的转矩变化,有效抑制了末端时刻冲击度的突变。

5 结 论

1)建立了AMT系统起步动力学方程,设计了AMT车辆起步过程的目标函数,基于二次型控制器求得不同意图与行驶环境下的离合器最优参考转矩,并生成一系列参考轨迹用于训练深度神经网络,增加起步过程的鲁棒性。

2)制定了离合器摩擦因数自适应的AMT工程车辆起步过程控制策略,用于在时变的摩擦因数下跟踪离合器参考转矩。

3)仿真测试验证了所提方法的有效性,结果表明:所提策略与控制方法在不同驾驶意图和行驶环境下,比工程上常用的PID控制器具有更高的自适应能力和鲁棒性。

参考文献

[1] 胡明辉,王斐,谢红军,等.摩擦系数对AMT起步的影响分析[J].重庆大学学报,2013,36(5):8-12.

Hu M H, Wang F, Xie H J, et al. Analysis on the influence of friction coefficient on the starting control of automatic mechanical transmission[J]. Journal of Chongqing University, 2013, 36(5): 8-12. (in Chinese)

[2] 刘永刚,张静晨,王鑫,等.摩擦因数自适应的双离合器自动变速器起步智能控制[J].机械工程学报,2023,59(10):197-209.

Liu Y G, Zhang J C, Wang X, et al. Intelligent control of starting process for dual clutch transmissions for friction coefficient self-adaptation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(10): 197-209. (in Chinese)

- [3] 米林, 刘瑞杰, 谭伟. 机械式自动变速器的离合器起步控制[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2014, 28(5): 7-12.
Mi L, Liu R J, Tan W. Research control of AMT clutch for starting process[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2014, 28(5): 7-12. (in Chinese)
- [4] 黄兴. AMT离合器位置闭环PID控制参数优化[J]. 内燃机与配件, 2018(3): 57-61.
Huang X. Optimization of closed-loop PID control parameters for AMT clutch position[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2018(3): 57-61. (in Chinese)
- [5] 赵克刚, 宁武林, 叶杰. 基于极小值原理的AMT车辆起步最优协调控制策略[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(2): 17-25.
Zhao K G, Ning W L, Ye J. Optimal coordinating control strategy for vehicle launching with AMT based on the minimum principle[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(2): 17-25. (in Chinese)
- [6] 金辉, 于倩. 离合器最优控制权系数变化对车辆性能的影响[J]. 汽车工程, 2019, 41(5): 550-555.
Jin H, Yu Q. A research on the relationship between weight coefficient variation of clutch optimal control and the vehicle performances[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(5): 550-555. (in Chinese)
- [7] 罗勇, 柳明生, 阚英哲, 等. 考虑起步意图的P3构型AMT-PHEV双层模糊起步控制策略研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(10): 12-20.
Luo Y, Liu M S, Kan Y Z, et al. Dual fuzzy starting control strategy for P3 AMT-PHEV considering starting intention[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022, 36(10): 12-20. (in Chinese)
- [8] Geng X H, Liu W D, Liu X Y, et al. Optimal torque control of the launching process with AMT clutch for heavy-duty vehicles[J]. Machines, 2024, 12(6): 363.
- [9] Zhao Z G, He L, Yang Y Y, et al. Estimation of torque transmitted by clutch during shifting process for dry dual clutch transmission[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 413-433.
- [10] 赵治国, 顾佳鼎, 何露. 干式双离合器自动变速器换挡过程离合器传递转矩估计[J]. 机械工程学报, 2017, 53(14): 77-87.
Zhao Z G, Gu J D, He L. Estimation of torques transited by twin-clutch during shifting process for dry dual clutch transmission[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(14): 77-87. (in Chinese)
- [11] 鲁佳, 刘海鸥, 彭建鑫, 等. 机械式自动变速器重型军用轮式车辆坡道起步控制策略研究[J]. 兵工学报, 2013, 34(8): 929-934.
Lu J, Liu H O, Peng J X, et al. Research on hill-start control strategy for military heavy-duty wheeled vehicles with AMT[J]. Acta Armamentarii, 2013, 34(8): 929-934. (in Chinese)
- [12] Wu B Z, Qin D T, Hu J J, et al. Experimental data mining research on factors influencing friction coefficient of wet clutch[J]. Journal of Tribology, 2021, 143(12): 121802.
- [13] Li A T, Qin D T. Adaptive model predictive control of dual clutch transmission shift based on dynamic friction coefficient estimation[J]. Mechanism and Machine Theory, 2022, 173: 104804.
- [14] Kim Y K, Kim H W, Lee I S, et al. A speed control for the reduction of the shift shocks in electric vehicles with a two-speed AMT[J]. Journal of Power Electronics, 2016, 16(4): 1355-1366.
- [15] Kawakami T, Ide T, Moriyama E, et al. Development of artificial intelligence to classify quality of transmission shift control using deep convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 16168-16172.
- [16] Hanin B. Universal function approximation by deep neural nets with bounded width and ReLU activations[J]. Mathematics, 2019, 7(10): 992.

(编辑 詹燕平)