

高速列车离散径向基函数自适应鲁棒滑模网络 控制方法^{*}

刘 勇¹ 张 彤² 赵 科³

(1. 人工智能四川省重点实验室, 644000, 宜宾; 2. 大连交通大学机车车辆工程学院, 116028, 大连;
3. 大连交通大学自动化与电气工程学院, 116028, 大连)

摘 要 [目的]为实现列车牵引制动关键系统的可靠控制,同时抑制通信时延对列车控制产生的影响,针对高速列车关键网络系统提出一种离散 RBF(径向基函数)自适应鲁棒滑模控制方法。[方法]介绍了高速列车牵引制动网络系统;设计了考虑时延分数项的自适应鲁棒滑模控制方法,并对其进行了稳定性分析;在测试平台上利用组态软件对所提离散 RBF 自适应鲁棒滑模控制方法进行联合仿真分析。[结果及结论]将离散系统中的时延分为整数项和分数项,在充分考虑时延分数项的基础上,推导出离散趋近律下的时延补偿滑模牵引制动力,其中的未知非线性函数利用具有自适应调节特性的 RBF 神经网络进行精确逼近。为抑制列车运行过程中受到的较强干扰,将基于干扰观测器的滑模牵引制动力融入模型中,以增强其抗干扰性能。所提离散 RBF 自适应鲁棒滑模控制方法在稳定性能和响应性能方面优于其他控制方法,具有更为理想的时延补偿效果和鲁棒性能。

关键词 高速列车;滑模网络控制;RBF 神经网络

中图分类号 U284

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.07.008

Discrete RBF Adaptive Robust Sliding Mode Network Control Method for High-speed Trains

LIU Yong¹, ZHANG Tong², ZHAO Ke³

(1. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, 644000, Yibin, China; 2. College of Locomotive and Rolling Stock Engineering, Dalian Jiaotong University, 116028, Dalian, China; 3. College of Automation and Electrical Engineering, Dalian Jiaotong University, 116028, Dalian, China)

Abstract [Objective] To achieve reliable control of traction and braking key systems in trains while suppressing the impact of communication delay on train control, a discrete RBF (radial basis function) adaptive robust sliding mode control (abbreviated as ARSMC) method is proposed for critical network systems in high-speed trains. [Method] The traction and braking network systems in high-speed trains are introduced. An ARSMC method considering fractional delay terms is designed, and its stability is analyzed. The proposed discrete RBF ARSMC method is jointly simulated and analyzed using configuration software on a testing platform. [Result & Conclusion] The delay in discrete systems is divided into integer and fractional terms. By fully considering the fractional delay terms, the sliding mode traction and braking force with delay compensation under discrete approximate law is derived. The unknown nonlinear function in which is accurately approximated using an RBF neural network with adaptive adjustment characteristics. To suppress strong disturbances encountered during train operation, the sliding mode traction and braking force based on disturbance observer is integrated into the model to enhance its disturbance rejection performance. The proposed discrete RBF ARSMC method demonstrates superior stability and responsiveness compared to other control methods, exhibiting more ideal delay compensation effect and robust performance.

Key words high-speed train; sliding mode network control; RBF neural network

TCN(列车通信网络)为列车的控制和诊断提供了重要的媒介,但网络控制信息往往会由于网络传输过程中产生的各类时延而导致延误甚至失效,成为了列车稳定、安全运行的重要隐患。因此,有必要采用合理的方法抑制或补偿时延带来的不良影响。

大部分 NCS(网络控制系统)中的时延都是随机或时变的,已有学者对其进行了研究。文献[1]使用 Smith 预估器补偿时变网络时延。文献[2]提出一种将经验模式分解与最小二乘支持向量机相结合的时延预测方法。

滑模变结构控制方法以其响应快、对被控对象

^{*} 人工智能四川省重点实验室开发基金项目(2021RZJ04)

参数和扰动变化不灵敏、无须获取被控对象参数等优点而被广泛应用于非线性网络控制系统中,用以补偿网络时延和丢包的影响,为复杂非线性网络系统的控制提供了理想的解决方案。文献[3]提出一种 NCS 连续时域的模糊间接滑模控制方法,并利用 Pade 方法近似补偿随机时延。文献[4]的研究结果表明,对于多包传输的情况,采用卡尔曼预估器的滑模控制器能够补偿时延和丢包。文献[5]基于马尔科夫链设计滑模控制器,以补偿数据包丢失的影响。文献[6]针对时延小于采样周期的离散系统,设计了一种分数滑模补偿控制方法。上述这些研究方法的网络应用环境和非线性被控对象同列车 NCS 完全不同,既无法实现 TCN 长时延及分数时延的补偿,也不适用于高速列车这类伴随强干扰的牵引制动系统的非线性控制。因此,这些文献研究结论均难以适用于实时性能要求较高的高速列车系统。

基于此,本文提出一种离散 RBF(径向基函数)自适应鲁棒滑模网络控制时延补偿方法(以下简称“自适应时延方法”)。所提自适应时延方法不但设计了基于离散趋近律的滑模控制器,还能充分考虑前向通道时延的分数项和整数项对通信的影响。本文研究可为列车自动运行系统实现网络的精确、可靠控制提供理论基础。

1 高速列车牵引制动网络系统

高速列车的中央控制单元通过 MVB(多功能车辆总线)向牵引制动系统传递各种控制信号,牵引制动系统的非线性离散模型可以描述为^[7]:

$$x(k+1) = f(x(k)) + \xi[u(k - \tau_{ca,1}) + d(k)] \quad (1)$$

$$f(x(k)) = x(k) - \xi\alpha_0(k) - \xi\alpha_1(k)x(k) - \xi\alpha_2(k)x^2(k) \quad (2)$$

式中:

u ——牵引制动力;

x ——列车行驶速度;

ξ ——加速度系数;

$\tau_{ca,1}$ ——控制量时延, $\tau_{ca,1} = \tau_{ca}/T$, τ_{ca} 为前向通道时延, T 为采样周期;

$d(k)$ ——由列车运行时的雨雪、大风、坡度等复杂运行环境造成的第 k 个采样点的附加阻力干扰;

$\alpha_0(k)$ ——第 k 个采样点的滚动机械阻力

系数;

$\alpha_1(k)$ ——第 k 个采样点的其他机械阻力系数;

$\alpha_2(k)$ ——第 k 个采样点的外部空气阻力系数。

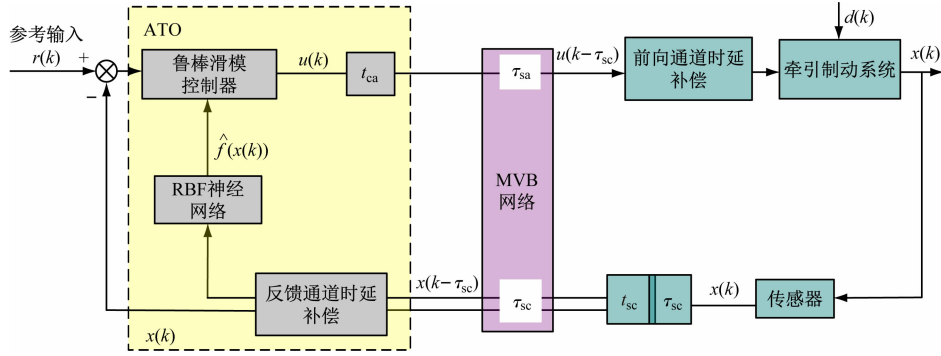
由 $\alpha_0(k)$ 、 $\alpha_1(k)$ 、 $\alpha_2(k)$ 的特性可知,牵引制动系统在运行过程中存在多工况、非线性的特点。同时,列车受到的附加阻力干扰会随着环境的改变,以及运行速度的增加而发生剧烈的变化。

TCN 中的前向通道和反馈通道时延具有随机分布的特点。若数据属于需频繁传输类型,则网络负载率增加,时延值曲线抖动剧烈;若数据属于非频繁传输类型,则时延值随着特征周期、任务周期等时间参数的增加而增加。然而,无论通信数据属于哪种类型,其时延值都较长(其值是采样周期的几倍有余),即使采用合理的计算方法能够精确预测时延值,若忽略前向通道的时延分数项,也会使时延补偿效果受到一定的影响。综上所述,在实现 TCN 长时延及分数时延项精确补偿的基础上,综合考虑各种环境干扰带来的影响,并根据高速列车牵引制动系统的非线性特性设计控制策略,才能获得理想的高速列车运行性能。

2 考虑时延分数项的自适应鲁棒滑模控制

考虑列车牵引制动关键系统各类参数非线性时变的特点,本文提出一种自适应时延方法,其示意图如图 1 所示。首先,获取传感器测量前的系统实际输出,再采用 RBF 神经网络对 $f(x(k))$ 进行逼近,在所提带有干扰观测器的鲁棒滑模控制算法中,获得合适的牵引制动力 $u(k)$ 。所设计的牵引制动力需充分考虑前向时延对网络控制效果的影响,基于整数时延项合理安排控制量序列,并将分数时延项融合其中,以实现前向通道时延的精确补偿,从而达到理想的非线性网络控制效果。

控制器将计算获得的 $u(k)$ 和前向通道时间戳 t_{ca} 打成一个过程数据包发送给执行器;执行器记录实际的 τ_{ca} 并对前向通道时延进行补偿后,执行最新的牵引制动力指令;传感器根据所设定的采样时间定期获取 $x(k)$,并将 $x(k)$ 、 t_{ca} 和 τ_{ca} 打成一个过程数据包发送回控制器。控制器记录实际的 τ_{sc} ,实现反馈时延补偿后解析出当前的 $x(k)$,发送给鲁棒滑模控制器,以计算下一时刻的牵引制动力。由于各子设备的时钟不一致,还需在接收时间戳的同时进行



注:ATO 为列车自动运行系统; τ_{sc} 为反馈通道时延; $\hat{f}(x(k))$ 为 $f(x(k))$ 的估计值; τ_{sc} 为反向通道时间戳; t_{ca} 为前向通道时间戳。

图1 自适应时延方法示意图

Fig. 1 Diagram of adaptive delay method

时钟校正。

2.1 离散趋近律的滑模面设计

所选取的滑模面 $s_c(k)$ 可以表示为:

$$s_c(k) = C_s [x(k) - r(k)] \quad (3)$$

式中:

C_s ——滑模权值;

$r(k)$ ——参考输入量。

所设计的基于指数的离散趋近律可以表示为:

$$s_c(k+1) = (1 - qT)s_c(k) - \varepsilon T \text{sgn}(s_c(k)) \quad (4)$$

$$\varepsilon > 0, q > 0, 1 - qT > 0$$

式中:

q, ε ——自定义常数。

本文设计的牵引制动力 u , 由鲁棒滑模牵引制动力 u_s 和为补偿干扰所设计的滑模控制力 u_c 组成。为计算 u_s , 将式(4)式带入式(3), 则有:

$$C_s [f(x(k)) + \xi(u_s(k - \tau_{ca,1}))] - C_s r(k+1) = (1 - qT)s_c(k) - \varepsilon T \text{sgn}(s_c(k)) \quad (5)$$

$$\tau_{ca,1} = \tau_{ca}/T = \tau_{cai} + \tau_{car} \quad (6)$$

式中:

τ_{cai} —— $\tau_{ca,1}$ 的整数时延项;

τ_{car} —— $\tau_{ca,1}$ 的分数时延项。

因此,带整数时延补偿的鲁棒滑模牵引制动力可以表示为:

$$u_s(k - \hat{\tau}_{cai}) = [(1 - qT)s_c(k) - \varepsilon T \text{sgn}(s_c(k)) + C_s r(k+1) - C_s f(x)] / (C_s \xi) \quad (7)$$

考虑前向通道分数时延项对牵引制动力的影响,利用 z 变换和 Thiran 近似^[6]方法,可得:

$$z^{-\tau_{ca,1}} = 1 - \alpha z^{-1} \quad (8)$$

$$\alpha = \frac{\tau_{car}}{\tau_{car} + 1} \quad (9)$$

鲁棒滑模牵引制动力可以表示为:

$$u_s(k - \tau_{ca,1}) = u_s(k - \tau_{cai}) - \alpha u_s(k - \tau_{cai} - 1) \quad (10)$$

2.2 基于干扰观测器的滑模控制器

牵引制动力中的 $\text{sgn}(s_c(k))$ 项虽然可以在一定程度上克服干扰误差和神经网络逼近误差,但由于列车的各种阻力及外部干扰因素随环境变化频繁,且与列车运行速度、风力、天气状况等因素有复杂的多维耦合关系,因此需要设计带有干扰补偿的滑模控制力 u_c , 以补偿复杂干扰对控制带来的影响。 u, u_s 和 u_c 的关系可以表示为:

$$u(k - \tau_{ca,1}) = u_s(k - \tau_{ca,1}) - u_c(k) \quad (11)$$

若存在正常数 m , 保证 $|d(k+1) - d(k)| < m$, 选择合适的常数 g ($0 < g < 1$) 和 C_s 满足 $0 < C_s \xi \frac{m}{g} < \varepsilon$, 则存在干扰补偿的滑模控制器 $u_c(k)$:

$$u_c(k) = u_c(k-1) + g[s_c(k) - qTs_c(k-1) + \varepsilon T \text{sgn}(s_c(k-1))] / (C_s \xi) \quad (12)$$

2.3 RBF 神经网络逼近和自适应权值调节

RBF 神经网络以训练速度快、精度高、不易陷入局部极值等优势,被广泛应用于非线性系统的逼近和控制领域。为获取非线性时变函数 $f(x(k))$ 的实时信息,采用可自适应调节的 RBF 神经网络对其进行逼近。RBF 神经网络的输入为前一时刻的实际输出 $x(k-1)$, 隐含层的输出 h_j 为高斯函数, 则有:

$$h_j(x(k-1)) = \exp\left(-\frac{\|x(k-1) - c_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (13)$$

$$j = 1, 2, \dots, n$$

式中:

n ——隐层神经元的数量;

b_j, c_j ——第 j 个隐含层神经元高斯基函数的中心点和宽度。

神经网络的输出估计值 $\hat{f}(x(k))$ 可以表示为:

$$\hat{f}(x(k)) = \mathbf{w}^T(k) \mathbf{h}(x(k)) \quad (14)$$

式中:

$\mathbf{w}^T(k)$ ——神经网络输出权值向量;

$\mathbf{h}(x(k))$ ——隐含层输出向量。

定义自适应权值调节律为^[8]:

$$\Delta \mathbf{w}(k) =$$

$$\begin{cases} \frac{\beta}{\gamma \alpha^2} \mathbf{h}(x(k-1)) e_1(k), & |e_1(k)| > \varepsilon_f / G \\ 0, & |e_1(k)| \leq \varepsilon_f / G \end{cases} \quad (15)$$

$$e_1(k) = \beta \frac{1}{1 + \alpha z^{-1}} (\tilde{f}(x(k-1)) - v(k)) \quad (16)$$

$$v(k) = v_1(k) + v_2(k) \quad (17)$$

$$v_1(k) = \frac{\beta}{\gamma \alpha^2} \mathbf{h}^T(x(k-1)) \mathbf{h}(x(k-1)) e_1(k) \quad (18)$$

$$v_2(k) = G e_1(k) \quad (19)$$

式中:

$\Delta \mathbf{w}(k)$ ——权值向量变化量, $\Delta \mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k) - \mathbf{w}(k-1)$;

β ——学习速率, $\beta > 0$;

γ, G ——正常数;

ε_f ——任意小正实数;

α ——自定义常数, $\alpha < 1$;

$\tilde{f}(x(k-1))$ ——神经网络逼近误差;

$v(k)$ ——自定义多项式。

3 稳定性分析

Lyapunov 函数 $V_s(k)$ 可以表示为:

$$V_s(k) = s_{cl}(k)^2 + \gamma \tilde{\mathbf{w}}_1^T(k) \tilde{\mathbf{w}}_1(k) \quad (20)$$

$$s_{cl}(k) = C_s e_1(k) \quad (21)$$

式中:

$\tilde{\mathbf{w}}_1^T(k)$ ——权值向量估计误差。

则相邻采样时刻 Lyapunov 函数的误差 $\Delta V_s(k)$

可以表示为:

$$\Delta V_s(k) = s_{cl}^2(k) - s_{cl}^2(k-1) + \gamma (\mathbf{w}_1^T(k) + \mathbf{w}_1^T(k-1)) (\mathbf{w}_1^T(k) - \mathbf{w}_1^T(k-1)) \quad (22)$$

当 $|e_1(k)| > \varepsilon_f / G$ 时, 则有:

$$\Delta V_s(k) = -V_1 - \frac{C_s^2 \beta}{\gamma \alpha^2} (f^*(x(k-1)) + v(k)) e_1(k) +$$

$$\left(\frac{\beta C_s^2}{\sqrt{\gamma \alpha^2}} \right) \mathbf{h}^T(x(k-1)) \mathbf{h}(x(k-1)) e_1^2(k) \quad (23)$$

$$V_1 = \frac{C_s^2 e_1^2(k) (1 - \alpha^2)}{\alpha^2} + \frac{C_s^2 \beta^2 (\tilde{f}(x(k-1)) - v(k))^2}{\alpha^2} \quad (24)$$

式中:

$f^*(\cdot)$ ——最优逼近误差, 对于任意 ε_f , 满足

$$|f^*(\cdot)| < \varepsilon_f;$$

V_1 ——自定义多项式, $V_1 \geq 0$ 。

当 $|e_1(k)| \leq \varepsilon_f / G$ 时, 则有:

$$\Delta V_s(k) = -V_1 - \frac{C_s^2 \beta}{\alpha^2} [(\mathbf{w}_1^T(k-1)) \mathbf{h}(x(k-1)) + v(k) + f^*(x(k-1)) e_1(k)] \quad (25)$$

在获得 $\Delta V_s(k)$ 的具体表达式后, 需要进一步证明它是否小于 0。将式(18)和式(19)带入式(23), 可以得到:

$$\Delta V_s(k) = -V_1 - \frac{C_s^2 \beta}{\alpha^2} (f^*(x(k-1)) + e_1(k)) e_1(k) \leq -\frac{C_s^2 \beta}{\alpha^2} (f^*(x(k-1)) + G e_1(k)) e_1(k) \quad (26)$$

由 $|e_1(k)| > \varepsilon_f / G$ 、 $|f^*(\cdot)| < \varepsilon_f$ 可以得到 $\Delta V_s(k) < 0$ 。同理可得: 当 $|e_1(k)| \leq \varepsilon_f / G$ 时, $\Delta V_s(k) < 0$ 。因此, $\Delta V_s(k)$ 是收敛的, 即整个列车的运行是稳定的。

4 仿真与分析

以文献[9]中 CRH3 车型的牵引制动非线性系统作为被控对象, $\alpha_0(k)$ 、 $\alpha_1(k)$ 、 $\alpha_2(k)$ 三个阻力系数每 2 s 变化一次。利用 Unicap 组态软件设计控制器、执行器和传感器的不同功能, 将一个中央控制单元作为执行器, 并在其中建立仿真牵引制动系统模型。CCU(中央控制单元)可以解析最新的速度信息, 并植入 RBF 自适应鲁棒滑模控制算法, 在计算出最新的牵引制动力后, 再赋给牵引制动模拟单元以执行相应动作。配置各设备任务执行周期为 50 ms, 将所有收发数据模块与算法、模型模块放在同一任务中执行, 以实现同步计算。在实际应用中, 各端口的特征周期通常取为 64 ms 的倍数, 本文的采样周期取为 64 ms。自适应时延方法参数及其取值如表 1 所示。

表1 自适应时延方法参数及其取值

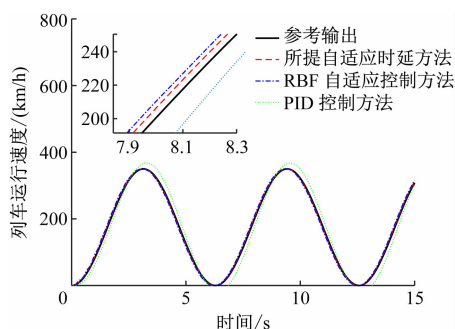
Tab.1 Adaptive delay method parameters and their values

参数	取值或取值范围
神经元数	17
α_0	[0.052, 0.057]
α_1	[0.003 80, 0.003 93]
α_2	[0.000 112 00, 0.000 011 56]
b_j	1 500
c	$60 \times \begin{bmatrix} -2.00 & -1.75 & -1.50 & -1.25 & -1.00 \\ -0.75 & -0.50 & -0.25 & 0 & 0.25 & 0.50 & 0.75 & 1.00 \\ 1.25 & 1.50 & 1.75 & 2.00 \end{bmatrix}$
α	-0.01
ε_f	0.003
G	50 000
γ	0.001
C_s	-23
q	18
ε	0.005
g	0.1
m	0.010

注: c 为高斯函数中心点向量。

4.1 与其他控制方法比较

参考信号为正弦曲线,且其变化速度较快。不同控制方法的输出对比如图2所示。所提自适应时延方法响应速度快、跟踪精确、无超调,其性能远优于RBF自适应控制和PID控制方法。RBF自适应控制方法的输出曲线在初始时震荡剧烈,随着时间的增长,其控制效果渐渐趋于稳定,但仍有微幅摆动。对于PID控制方法而言,无论怎样调整其控制参数,其响应效果均差强人意。



注:PID 为比例-积分-微分。

图2 不同控制方法的输出对比

Fig.2 Comparison of outputs by different control methods

将跟踪信号变为提速和制动的混合交替信号,

牵引制动过程中,不同控制方法的输出对比如图3所示。所提自适应时延方法在整个过程中的输出保持稳定,具有理想的实时性能和鲁棒性能,完全可以满足高速列车的高精度控制要求,为高速列车的安全运行提供保障。

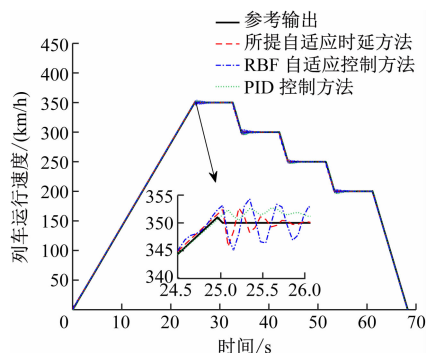


图3 牵引制动过程中不同控制方法的输出对比

Fig.3 Comparison of outputs by different control methods during traction braking process

提取图3中30~38 s的牵引制动力数据,不同控制方法下的牵引制动力对比如图4所示。由图4可知:在列车提速、恒速和制动过程中,所提自适应时延方法的牵引制动力变化非常平稳,可消除其他干扰对列车稳定运行造成的影响,使旅客获得理想的舒适度。

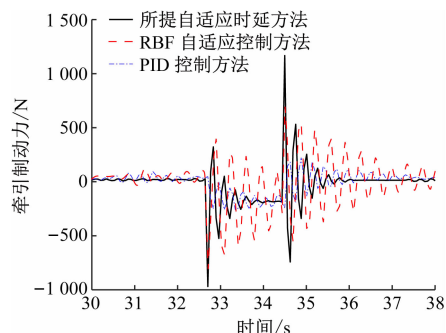


图4 不同控制方法下的牵引制动力对比

Fig.4 Comparison of traction braking forces by different control methods

4.2 时延补偿效果分析

在两种特征周期下,将考虑分数时延项与未考虑分数时延项时的时延补偿效果进行对比,如图5所示。在两种特征周期下,考虑分数时延项的时延补偿方法可以较好地跟踪参考输出,瞬态性能较为理想。相比于考虑分数时延项,未考虑分数时延项的输出最大偏差可达到1%,且曲线呈小幅振荡。

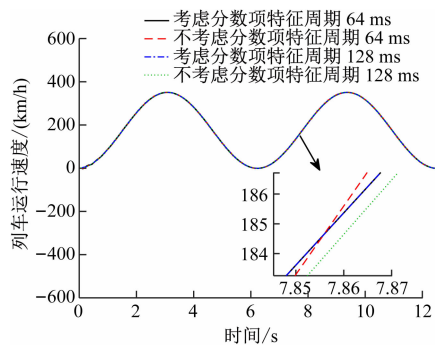


图5 考虑与未考虑分数时延项的时延补偿效果对比

Fig. 5 Comparison of delay compensation effects with and without considering fractional delay terms

由此可知,当特征周期越小时,不考虑分数时延项的输出振荡频率较快,这是由于收发数据的周期较小引起的。目前,越来越快的数据传输需求和越来越高的列车速度需求都决定了不可忽略时延的分数项控制。

5 结语

本文在研究离散时延的基础上,针对列车制动、牵引关键网络控制系统设计了一种 RBF 自适应鲁棒滑模网络控制方法。在设计牵引制动力时加入分数时延项,更好地保证了系统输出的瞬态性能。利用自适应的 RBF 神经网络获取系统的非线性信息,实现列车参数变化时的有效控制。在干扰观测器的辅助下,加入了为补偿干扰所设计的滑模牵引制动力,以确保高速列车能更好地抵抗所受到的环境干扰。仿真结果表明,所提自适应时延方法可以满足列车运行的高性能需求,且控制算法结构简单,软件易于设计与实现。本文研究可为列车通信网络的优化控制提供参考,对进一步增强高速列车运行的经济性、安全性和可靠性起到重要作用。

参考文献

- [1] 卞永明, 杨濛, 方晓俊, 等. 基于改进型 Smith 预估器的同步施工网络控制系统[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(5): 965.
- BIAN Yongming, YANG Meng, FANG Xiaojun, et al. Synchron-

- nous construction networked control system based on improved Smith predictor[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 965.
- [2] 田中大, 高宪文, 李琨. 基于 EMD 与 LS-SVM 的网络控制系统时延预测方法[J]. 电子学报, 2014, 42(5): 868.
- TIAN Zhongda, GAO Xianwen, LI Kun. Time-delay prediction method of networked control system based on EMD and LS-SVM [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(5): 868.
- [3] KHANESAR M A, KAYNAK O, YIN S, et al. Adaptive indirect fuzzy sliding mode controller for networked control systems subject to time-varying network-induced time delay [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2015, 23(1): 205.
- [4] LI H, YANG H, SUN F, et al. Sliding-mode predictive control of networked control systems under a multiple-packet transmission policy [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(11): 6234.
- [5] SONG H, CHEN S C, YAM Y. Sliding mode control for discrete-time systems with Markovian packet dropouts [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(11): 3669.
- [6] SHAH D, MEHTA A. Discrete-time sliding mode controller subject to real-time fractional delays and packet losses for networked control system [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2017, 15(6): 2690.
- [7] 李中奇, 金柏, 杨辉, 等. 高速动车组强耦合模型的分布式滑模控制策略[J]. 自动化学报, 2020, 46(3): 495.
- LI Zhongqi, JIN Bai, YANG Hui, et al. Distributed sliding mode control strategy for high-speed EMU strong coupling model [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(3): 495.
- [8] FABRI S G, KADIRKAMANATHAN V, EAGLE P J. Functional adaptive control: an intelligent systems approach [J]. Applied Mechanics Reviews, 2002, 55(6): 108.
- [9] 杨罡, 刘明光, 喻乐. 高速列车运行过程的非线性预测控制 [J]. 铁道学报, 2013, 35(8): 16.
- YANG Gang, LIU Mingguang, YU Le. Nonlinear predictive control of operation process of high-speed train [J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(8): 16.

· 收稿日期:2022-11-10 修回日期:2022-12-10 出版日期:2024-07-10
Received:2022-11-10 Revised:2022-12-10 Published:2024-07-10
· 第一作者:刘勇,实验师,112554310@qq.com
通信作者:张彤,副教授,zhang_tong66@126.com
· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

欢迎订阅《城市轨道交通研究》

服务热线 021—56830728 转 821