

# 基于滑模和径向基函数神经网络的城市轨道交通列车速度跟踪控制算法

梁化典 洪天华 高 琦

(中车南京浦镇车辆有限公司, 210031, 南京)

**摘 要** [目的] 针对城市轨道交通列车运行控制系统中传统ATO(列车自动运行)速度控制算法在速度跟踪控制方面存在的控制精度不高和抗扰动性差的问题,提出了一种新的速度控制算法来提高控制精度。[方法] 首先,建立了列车运行的单质点动力学方程,针对牵引和制动系统在执行指令时存在的时滞现象设计了时延补偿模块;其次,在控制器设计部分采集速度和位置误差建立滑模切换函数,并通过微分方程推导建立滑模控制器;最后,为了抑制滑模控制器固有的抖振现象,将其输出的切换控制量采用径向基神经网络进行目标训练从而优化控制器。[结果及结论] 基于徐州地铁3号线二期改造列车参数在Matlab软件上进行仿真试验,其仿真结果证明该算法保证了列车在运行过程中,控制器输出的速度可以更高效精确地跟踪给定的推荐速度曲线。

**关键词** 城市轨道交通列车; RBF神经网络; 滑模控制; 速度跟踪

**中图分类号** U231.8; TP312

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.2024.05.015

## Research on Speed Tracking Control Algorithm for Urban Rail Transit Trains Based on Sliding Mode and RBF Neural Network

LIANG Huadian, HONG Tianhua, GAO Qi

(CRRC Nanjing Puzhen Co., Ltd., 210031, Nanjing, China)

**Abstract** [Objective] Addressing the issues of low control accuracy and poor disturbance rejection in conventional ATO (automatic train operation) speed control algorithms in urban rail transit train operation control systems, a new speed control algorithm is proposed to improve control accuracy. [Method] Firstly, a single-mass point dynamic equation for train is established, and a delay compensation module is designed to address the phenomenon of delay in executing commands by the traction and braking systems. Secondly, in the controller design part, speed and position errors are collected to establish a sliding mode switching function, and a sliding mode controller is derived through differential equations. Finally, to suppress the inherent oscillation phenomenon of the sliding mode controller, the switching control output is optimized by training a RBF

(radial basis function) neural network. [Result & Conclusion] Simulation experiments are conducted based on the parameters of the train from the Phase II renovation of Xuzhou Metro Line 3 in Matlab software. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm ensures that the controller output speed can more efficiently and accurately track the recommended speed curve during train operation.

**Key words** urban rail transit train; RBF neural network; sliding mode control; speed tracking

近年来,我国城市轨道交通快速发展,随着人工智能技术的出现,以及通信、控制等传统技术的革新进步,越来越多城市轨道交通列车采用自动驾驶技术<sup>[1]</sup>。自动驾驶技术的引入不仅极大地提升了轨道交通装备自动化水平,同时也降低了因司机和维护人员的操作疏忽导致行车事故的概率。在城市轨道交通领域,自动驾驶主要包括车门控制、速度控制和精确停车等主要功能;其中,速度控制功能作为城市轨道交通列车自动驾驶技术的核心功能,直接关乎列车运行的安全性、准点率和舒适度等性能指标<sup>[2]</sup>。

城市轨道交通列车自动驾驶技术中的速度控制功能,即通过控制算法,使牵引制动控制系统输出的速度能够精准地跟踪列车运行推荐速度曲线;同时,需要能够克服运行过程中的干扰,保证实际速度曲线的平稳性。在速度控制算法方向,国内外专家学者进行了充分的研究,文献[3]提出了模糊预测控制,建立隶属度函数实现速度实时控制;文献[4]提出基于迭代变参数和测量噪声的自适应迭代学习控制,该方法虽能在线修正控制参数,但对参考模型的依赖性强,不能适应复杂环境的变化;文献[5]利用PID(比例-积分-微分)和预测模糊结合的控制策略控制列车实际速度跟踪推荐速度,但PID控制固有的超调现象难以平衡。因此,为解决目前速度控制算法中存在的抗扰性差,模型依赖强

等不足,本文将 RBF(径向基函数)神经网络结合滑模控制,通过不断学习训练来柔化切换控制信号,从而削弱滑模产生的抖振现象,以提升速度控制精度。

## 1 列车运行模型

### 1.1 列车自动驾驶系统

准确描述列车运行模型是进行速度控制算法设计的前提条件,通过对列车进行受力分析建立如下自动驾驶列车动力学方程:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \\ m(1 + \gamma)\dot{v} = u(t) - W(v) - F(v) \\ W(v) = (z + bv + cv^2)mg \\ F(v) = f_s + f_c + f_t \end{cases} \quad (1)$$

式中:

$x$ ——列车位置;

$m$ ——列车质量;

$v$ ——运行速度;

$\gamma$ ——回转质量系数,通常取 0.06 ;

$u(t)$ ——牵引或制动力;

$W(v)$ ——列车运行的基本阻力;

$F(v)$ ——附加阻力,包括坡道附加阻力  $f_s$ 、曲线附加阻力  $f_c$ 、隧道附加阻力  $f_t$ ;

$z, b, c$ ——阻力系数;

$g$ ——重力加速度,取  $9.8 \text{ m/s}^2$ 。

### 1.2 列车牵引与制动系统介绍

列车牵引与制动系统是列车的关键设备和执行单元,它直接决定了列车速度跟踪控制的性能。

但列车控制单元从输出牵引制动命令到动力执行机构动作的过程要考虑各种时延影响,其包括传输时延和反应时间;为避免时滞现象造成的控车精度下降问题,本文建立一阶滞后模型补偿系统时延,其数学模型可表示为:

$$\dot{a}_k(t) = -\frac{1}{\tau}a_k(t) + \frac{1}{\tau}a_s(t - \sigma) \quad (2)$$

式中:

$a_k$ ——牵引控制单元输出的实际加速度,由牵引控制力  $u(t)$  产生;

$\sigma$ ——系统传输时延;

$\tau$ ——列车控制系统时间常数;

$t$ ——列车累计运行时间;

$a_s$ ——推荐速度对应的参考加速度。

列车在运行过程中会受到未知环境、非线性干扰及列车系统参数的慢性时变影响,不可避免地产生

附加加速度  $\Delta a(t)$ ,故实际的加速度表示为:

$$a(t) = a_k(t) + \Delta a(t) \quad (3)$$

综上可知,列车速度控制功能,首先是通过 ATO 系统计算并输出控制力,使实际加速度按照参考加速度运行,经过时滞处理模型,最终使牵引制动执行单元动作。列车牵引/制动系统时滞模型如图 1 所示。

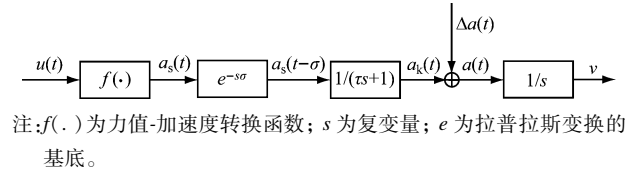


图 1 列车牵引/制动系统时滞模型

Fig. 1 Time delay model of train traction/braking system

为了便于后续控制器的设计,本文对列车牵引时滞模型进行拉普拉斯变换,同时选用帕德逼近时延函数:

$$e^{-s\sigma} \approx \frac{\lambda - s}{\lambda + s} \quad (4)$$

其中,  $\lambda = \frac{2}{\sigma}$ ,  $\lambda$  为关于传输时延  $\sigma$  的常数。

利用式(4)对式(2)进行拉普拉斯变换,将系统方程改为时域方程可得:

$$a_k = \beta_1 \ddot{a}_k + \beta_2 \dot{a}_k + \beta_3 \dot{a}_s + a_s \quad (5)$$

其中,  $\beta_1 = -\frac{2}{\lambda}$ ,  $\beta_2 = -\frac{\lambda\tau + 1}{\lambda}$ ,  $\beta_3 = -\frac{1}{\lambda}$ 。

## 2 控制器设计

ATO(列车自动运行)系统的神经网络滑模控制算法框架见图 2。基于滑模切换函数建立的控制单元可迅速收敛受控对象的误差,但该模型会产生固有的抖振现象,故引入 RBF 神经网络来柔化切换控制的不连续开关现象,从而抑制滑模控制固有的抖振。

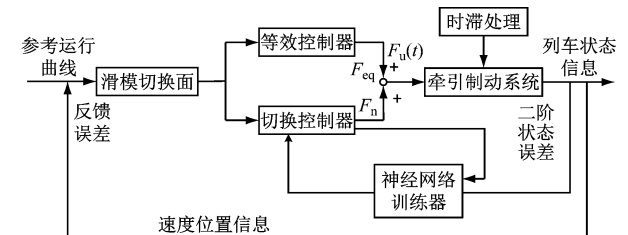


图 2 神经网络滑模控制算法框架

Fig. 2 Neural network sliding mode control algorithm framework

## 2.1 滑模控制器

结合微分方程和列车实时运行状态信息,定义列车跟踪误差状态方程为:

$$\begin{cases} e = x - x_d \\ \dot{e} = v - v_d \\ \ddot{e} = a_k + \Delta a - \dot{v}_d \end{cases} \quad (6)$$

式中:

- $e$ ——距离跟踪误差;
- $x_d$ ——参考位置;
- $\dot{e}$ ——速度跟踪误差;
- $\ddot{e}$ ——加速度跟踪误差;
- $v_d$ ——参考速度。

假设  $\Delta a$  有界,且满足  $|\Delta a| \leq \Delta a_{\max}$  ( $\Delta a_{\max}$  为附加加速度上界)。根据以上状态误差构建滑模切换函数:

$$s_m = c_1 e + c_2 \dot{e} \quad (7)$$

其中,  $c_1$  为滑模切换系数,  $c_2$  为滑模切换系数,均满足赫尔维茨多项式。

由于运行过程中,列车面临复杂环境中的各种扰动因素,故设置了干扰参数  $D(t)$ ,综合式(1)和式(3)可以推出:

$$\begin{aligned} \dot{v} &= a_k(t) + \Delta a(t) = \\ a_k(t) &= \frac{W(v) + F(v) + D(t)}{m(1 + \gamma)} \end{aligned} \quad (8)$$

联立式(6)一式(8),进行微分求导可得,列车牵引制动系统输出的滑模切换控制器为:

$$\begin{aligned} u(t) &= -\frac{c_1}{c_2} e_2 + \dot{v}_d - \beta_1 \ddot{v} - 2\beta_1 c v \ddot{v} - \beta_2 \ddot{v} - \\ &\quad \beta_2 b \dot{v} - 2\beta_2 c v \dot{v} - \beta_3 \dot{a}_s - k_w \operatorname{sgn} s_m \end{aligned} \quad (9)$$

式中:

$k_w$ ——切换控制系数。

## 2.2 神经网络训练器

RBF 神经网络既有强大的数据处理能力,也具备较快的训练速度,可达到对非连续函数的最佳逼近效果<sup>[6]</sup>。根据神经网络模型训练得到的切换增益,可以较好地柔化不连续开关现象,同时有效抑制滑模控制固有的抖振现象。

根据上述滑模控制器,可以得到所需的具有神经网络误差反馈的滑模算法的控制器表达式:

$$\begin{aligned} u(t) &= -\frac{c_1}{c_2} e_2 + \dot{v}_d - \beta_1 \ddot{v} - 2\beta_1 c v \ddot{v} - \beta_2 \ddot{v} - \\ &\quad \beta_2 b \dot{v} - 2\beta_2 c v \dot{v} - \beta_3 \dot{a}_s - k_w \ddot{e} \end{aligned} \quad (10)$$

RBF 神经网络通过进行深度学习来抑制抖振,首先要将列车视为单质点的前提下采集列车运行的速度位移误差作为网络输入,切换控制量  $H_n$  为网络输出,如图 3 a)所示。将  $(i-1)$  时刻的控制输出以、 $(i-1)$  时刻和  $(i-2)$  时刻的抖振加速度误差作为网络输入,采用如图 3 b)所示的网络进行辨识,得到的网络输出为  $l$  时刻的抖振变量,  $q$  和  $p_i$  分别为 RBFC 模块和 RBFi 模块的输入层神经元,而  $h_j$  和  $\omega_j$ 、 $b_j$  和  $v_j$  ( $j=1,2,\dots,5$ ) 分别为 RBFC 模块和 RBFi 模块的隐含层神经元及其对应的网络权值,其中  $i$  为离散时间变量。

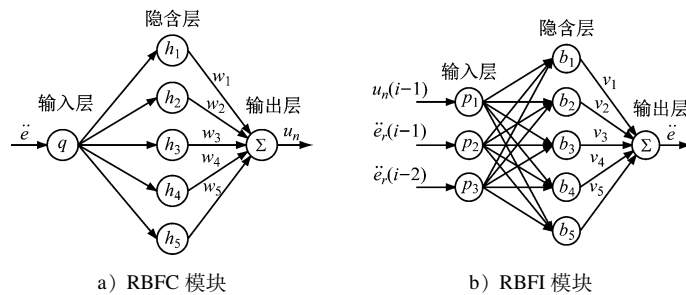


图3 RBF神经网络结构图

Fig. 3 RBF neural network structure diagram

由图3可知:RBF神经网络模型分为两部分,图3 a)为用于控制的RBFC模块,图3 b)为用于学习的RBFi模块。RBFC模块的输入为列车运行偏差  $\ddot{e}$ 。隐含层输出用非线性激活函数  $h_j$  表示:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\ddot{e} - r_j\|^2}{2d_j^2}\right) \quad (11)$$

式中:

- $r_j$ ——隐含层第  $j$  个神经元高斯函数的中心;
- $d_j$ ——相应神经元高斯基函数的宽度。

网络的输出切换控制量  $H_n$  与算法修正后的总控制量  $H$  分别为:

$$H = \omega_1 h_1 + \omega_2 h_2 + \omega_3 h_3 + \omega_4 h_4 + \omega_5 h_5$$

$$H = u_{eq} + u_n \quad (12)$$

考虑列车训练学习的最终目标是消除和抑制抖振误差,因此将目标函数设为  $E = 0.5\ddot{e}^2$ ,网络权值采用梯度下降法进行调整和学习,公式如下:

$$\begin{aligned} \Delta\omega_j &= -\eta_w \frac{\partial E(l)}{\partial \omega_j(l)} = \\ &= -\eta_w \frac{\partial E(l)}{\partial \ddot{e}} \frac{\partial \ddot{e}}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial \omega_j} = \eta_w \frac{\partial \ddot{e}}{\partial u} \ddot{e} \\ \omega_j(l) &= \omega_j(l-1) + \Delta\omega_j + \alpha_w(\omega_j(l-1) - \\ &\quad \omega_j(l-2)) \end{aligned} \quad (13)$$

式中:

$\eta_w$ ——RBFC 模块的学习率;

$\alpha_w$ ——RBFC 模块的动量因子;

$\frac{\partial \ddot{e}}{\partial u}$ ——列车振动加速度  $\ddot{e}$  的灵敏度信息。

与 RBF 模块相对应的网络如图 3 b) 所示。网络输入  $(p_1, p_2, p_3) = (u(l-1), \ddot{e}(l-1), \ddot{e}(l-2))$ , 对应输出  $\ddot{e} = v_1 b_1 + v_2 b_2 + v_3 b_3 + v_4 b_4 + v_5 b_5$ 。

同样,给出了 RBF 模块的性能指标函数  $J_e = 0.5(\ddot{e}_r - \ddot{e})^2$ 。采用梯度下降法学习和调整权值  $v_j$ , 计算式如下:

$$\begin{aligned} \Delta v_j &= -\eta_v \frac{\partial J_e(l)}{\partial \omega_j(l)} = \eta_v(\ddot{e}_r(l) - \ddot{e}(l)) \\ v_j(l) &= v_j(l-1) + \Delta v_j + \alpha_v(v_j(l-1) - \\ &\quad v_j(l-2)) \end{aligned} \quad (14)$$

式中:

$\eta_v$ ——RBF 模块的学习率;

$\alpha_v$ ——RBF 模块的动量因子。

### 3 仿真结果分析

仿真基于 Matlab 软件进行,为了验证本文算法的有效性,同时选取了 PID 控制算法作为对照实验。选择的仿真对象为徐州地铁 3 号线二期标准地铁改造列车,具体参数如表 1 所示。

表 1 徐州地铁 3 号线二期工程列车参数

Tab. 1 Train parameters for Xuzhou Metro Line 3 Phase II project

参数	数值
动力配置	2M 2T 2Mp
列车质量/t	181.292 5
最高运营速度/(km/h)	80
基本阻力参数/(N/kN)	$w_0 = 0.11 + 0.002 9v + 0.000 13v^2$

注:M 为动车;T 为拖车;Mp 为带受电弓的动力。

本文设定了理想的推荐速度曲线,列车运营场景由“起动牵引-匀速-制动-匀速-牵引-匀速-制动停车”组成,令其运行周期为 440 s,运行速度上限为 80 km/h,临时限速为 60 km/h。

基于调试经验,通过试错法获得最优控制参数  $k = -269, c = 0.4$ ,并且定义 RBF 神经网络参数  $\eta_w = 0.6, \eta_v = 0.6, \alpha_w = 0.05, \alpha_v = 0.05$ 。

采用徐州地铁 3 号线二期列车原有的 PID 控制算法对参考轨迹进行了跟踪控制测试,原有控制算法存在易超调和抗扰性差的问题。

$$u = K_p e(t) + K_i x_i + K_d \dot{e}(t) \quad (15)$$

式中:

$e(t), x_i, \dot{e}(t)$ ——列车运行的速度误差、累计误差、加速度误差;

$K_p, K_i, K_d$ ——PID 控制比例系数、积分系数、微分系数。

由图 4 和图 5 可知,PID 控制下的追踪曲线波动较大且沿着目标曲线跳变,且 PID 控制存在较为频繁的超调现象,工况转换点处尤为明显,在强干扰作用下,PID 易失去稳定性,鲁棒性不强。

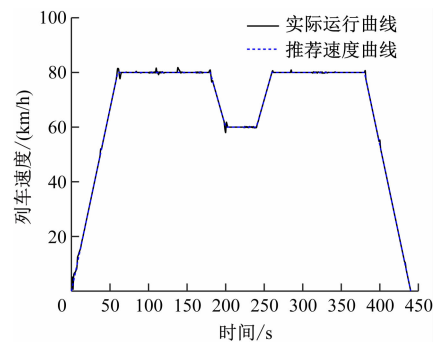


图 4 PID 算法跟踪效果图

Fig. 4 Diagram of PID (cproportional-integral-derivatives) algorithm tracking results

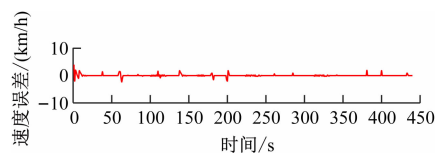


图 5 PID 算法跟踪误差

Fig. 5 PID algorithm tracking error

如图 6、图 7 所示,采用滑模和神经网络组合的控制算法进行仿真试验时,速度误差以极小的波动呈水平过零状态,实际速度密贴跟踪了参考速度曲线,抖振得到了有效抑制,工况切换点处的超调现象得到明显改善,呈现了较高的控制精度。



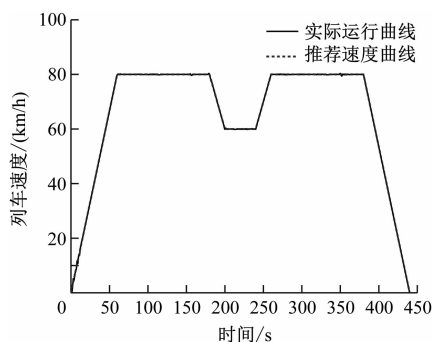


图6 神经网络滑模控制算法跟踪效果图

Fig. 6 Diagram of neural network sliding mode control algorithm tracking results

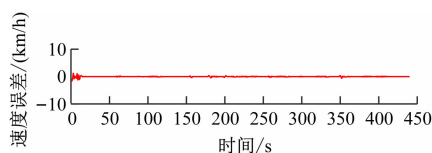


图7 神经网络滑模控制算法跟踪误差

Fig. 7 Neural network sliding mode control algorithm tracking errors

## 4 结语

针对城市轨道交通列车速度跟踪控制问题提出了神经网络等效滑模控制器,以增强控制系统鲁棒性为目的,引入滑模控制。为抑制滑模控制固有的抖振现象,在其基础上建立 RBF 神经网络训练器,经训练得到的切换控制量有效地柔化不连续开关现象从而削弱了抖振。结合徐州地铁3号线二期标准地铁改造列车参数,在 Matlab 软件平台上进行仿真试验,其结果表明该算法在列车运行速度跟踪控制方面相较于传统 PID 速度控制算法,在速度跟踪精度和抗扰动指标上有了显著提升。

## 参考文献

[1] 门进博,车军. 城轨列车自动驾驶舒适性算法研究与仿真

[J]. 甘肃科技纵横, 2021, 50(4): 21.

MEN Jinbo, CHE Jun. Research and simulation of comfort algorithm for automatic driving of urban rail trains [J]. Scientific & Technical Information of Gansu, 2021, 50(4): 21.

[2] 贾超,徐洪泽,王龙生. 基于多质点模型的列车自动驾驶非线性模型预测控制[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(5): 1913.

JIA Chao, XU Hongze, WANG Longsheng. Nonlinear model predictive control for automatic train operation based on multi-point model[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(5): 1913.

[3] 郭洋洋. 基于模糊预测控制的高速列车自动驾驶研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2020.

GUO Yangyang. Research on automatic operation of high-speed trains based on fuzzy predictive control [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2020.

[4] LI Z, HOU Z. Adaptive iterative learning control based high speed train operation tracking under iteration-varying parameter and measurement noise [J]. Asian Journal of Control, 2015, 17(5): 1779.

[5] 孟建军,张宏强. 基于改进灰色预测模糊 PID 控制的列车多目标优化研究[J]. 铁道标准设计, 2020, 64(5): 173.

MENG Jianjun, ZHANG Hongqiang. A study on multi-objective train optimization based on improved grey prediction fuzzy PID control[J]. Railway Standard Design, 2020, 64(5): 173.

[6] 谭畅,李毅清. 具有输入时滞特性的列车自适应制动控制[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(4): 1071.

TAN Chang, LI Yiqing. Adaptive braking control for high-speed trains with input time delays[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(4): 1071.

· 收稿日期:2023-12-01 修回日期:2024-02-02 出版日期:2024-05-10

Received:2023-12-01 Revised:2024-02-02 Published:2024-05-10

· 通信作者:梁化典,助理工程师,1446049372@qq.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

## 敬请关注《城市轨道交通研究》微信视频号

《城市轨道交通研究》微信视频号聚焦轨道交通行业内的热点问题、焦点问题,以及新技术、新成果,邀请相关专业领域内的专家学者及高级管理人员以视频方式解读和评述,是您及时获知行业资讯、深度了解轨道交通各专业领域的最佳平台。您还可以通过该平台查阅往期论文、查询稿件进度、开具论文录用通知书。敬请关注。

