

文章编号:1005-0523(2021)02-0061-06

动车组的多变量非线性预测控制研究

耿睿^{1,2},李中奇^{1,2},杨辉^{1,2}

(华东交通大学 1. 电气与自动化工程学院; 2. 江西省先进控制与优化重点实验室,江西 南昌 330013)

摘要:通过分析动车组的牵引-制动系统,建立动车组的各动力单元的线性模型,考虑到动车组运行过程中空气阻力、未知干扰等非线性因素,将实际输出与线性模型输出的误差描述为未建模动态,将动车组运行过程这一非线性问题描述成为线性模型与非线性未建模动态两部分组成的集成模型,利用BP神经网络在线估计未建模动态项,利用递推辨识算法在线更新模型参数。在控制器设计中将广义预测控制器、未建模动态补偿器相结合,设计了多变量非线性广义预测控制器。基于CRH380A型动车组为对象进行仿真,实现了对给定速度的高精度跟踪控制,以及动车组的准时、舒适、安全的运行要求。

关键词:动车组;未建模动态;BP神经网络;非线性广义预测控制

中图分类号:U284

文献标志码:A

本文引用格式:耿睿,李中奇,杨辉. 动车组的多变量非线性预测控制研究[J]. 华东交通大学学报,2021,38(2):61-66.

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.20210416.003

Multivariable Nonlinear Predictive Control of EMU

Geng Rui^{1,2}, Li Zhongqi^{1,2}, Yang Hui^{1,2}

(1. School of Electrical and Automation Engineering; 2. Key Laboratory of Advanced Control and Optimization of Jiangxi Province, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: By analyzing the traction-braking system of EMU, this paper establishes the linear model of each power unit of EMU. Considering the existing nonlinear problems such as air resistance and unknown interference during EMU operation, the error between actual output and linear model output is described as unmodeled dynamics. As a nonlinear problem, EMU operation process is described as an integrated model composed of linear model and nonlinear unmodeled dynamics. BP neural network is used to estimate the unmodeled dynamic items online, and the recursive identification algorithm is used to update the model parameters online. In the controller design, the generalized predictive controller and unmodeled dynamic compensator are combined to design the multivariable nonlinear generalized predictive controller. Based on the simulation of CRH380A EMU, the high-precision tracking control of the given speed is realized, and the on-time, comfortable and safe operation requirements of the EMU are realized.

Key words: EMU; unmodeled dynamics; BP neural network; nonlinear generalized predictive control

Citation format: GENG R, LI Z Q, YANG H. Multivariable nonlinear predictive control of EMU[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021, 38(2): 61-66.

收稿日期:2020-12-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51565012;61673172;61663013)

作者简介:耿睿(1994—),男,硕士研究生,研究方向为高速列车自动驾驶控制。E-mail:904294957@qq.com。

通信作者:李中奇(1975—),男,教授,博士,研究方向为轨道交通自动化与运行优化。E-mail:lzq0829@163.com。

高速列车具有速度快、准时、能耗利用率较高等优点,其中高速动车组包括牵引、制动和惰行等运行工况。研究高速列车动车组的实时精确速度控制问题,对于实现高速列车自动驾驶具有重要的应用价值,也是未来高速列车自动驾驶算法的核心问题^[1]。

针对高速动车组运行过程中的建模问题,袁海军^[2]对高速列车进行动力学分析,通过单质点模型建立了特征模型,提出了最优PID控制器,对速度曲线进行了跟踪。连文博^[3]基于单质点模型建立了高速列车的状态空间方程,通过对传统PID控制器的改进,将高速列车受干扰最为扩张状态设计自抗扰控制器,并证明了算法的可行且具有抗干扰性强、追踪误差小的优点。刘晓宇^[4]通过分析高速列车制动控制过程,建立列车制动过程的传递函数模型,反映了控制力产生的动态过程,实验表明了模型的准确性。上述文献均通过对高速列车动力学分析建立了单质点模型,但实际中动车组列车均采用了动力分散配置,单质点模型不足以描述动车组各动力车厢的牵引或制动力的分配情况。李中奇^[5-6]通过分析单个车厢的受力情况以及制动过程的特点,将速度和制动力的传递函数模型与单个车厢的动力学模型相结合,提出了动车组的多质点模型。袁路生^[7]通过对列车长度以及对每节车厢的受力进行深入分析建立了高速列车的多质点模型,有效的解决了列车通过变坡点和变曲率点时的速度跳变问题。Song^[8]将车厢间的耦合力看作列车内力,采用单一坐标模型系统来描述列车系统的位移和速度,将多维模型转化为一维模型,简化了列车内部的受力情况。Lin^[9]通过分析列车车钩耦合力,将车钩建模为非线性弹簧跟阻尼器的组合,通过分析高速列车的运行阻力、外界干扰以及建模不确定性因素建立了高速列车的多质点模型。

针对动车组运行过程中的控制问题,传统的PID控制在参数选择上依赖人工选取,PID参数往往整定不良,性能欠佳,不利于动车组安全舒适运行。而广义预测控制将模型与参数估计相结合,对于动车组运行过程中参数时变的问题,易于在线估计参数,同时在发生参数突变问题时,广义预测控制具备自适应调节能力,可以维持原控制性能不变。李中奇^[10]设计了基于极限学习机的广义预测控制方法,将模型参数通过极限学习机神经网络直接

估计控制器系数,减少了计算量,同时算法具有良好的跟踪能力。李中奇^[11]采用双自适应广义预测控制方法,不仅实时更新模型参数而且实时更新控制器参数,实现了动车组制动过程对目标速度的精确跟踪。

高速动车组实际运行过程中会受到非线性空气阻力、强风、雨雪天气等的影响,具有很强的非线性,在面对非线性问题中,戈萌^[12]针对高速列车运行过程中存在的输入非线性、非线性空气阻力、未知的外部扰动以及执行器故障问题,设计了一种分数阶有限时间控制器实现了高速列车对于目标曲线的高精度跟踪控制。贾超^[13]通过分析车间耦合力、非线性阻力、列车运行状态,建立了非线性多质点模型,并且考虑了多优化目标及运行约束条件等问题,提出了高速列车的非线性模型预测控制。

针对上述问题,在建模方面通过分析牵引制动系统的构成,以及动车组采用动力分散式驱动并由多个动力车厢组成的特点,建立了动车组的多动力单元模型,并将非线性空气阻力、未知扰动等描述为未建模动态项,通过BP神经网络实时估计。在控制器设计中,设计了非线性广义预测控制器并结合动车组现场运行数据进行仿真,验证了该方法的有效性。

1 动车组的多动力单元模型

动车组是由若干带有动力的机车与不带动力的拖车编组而成,我国现有CRH380A型动车组,动力编组形式为6动2拖;目前我国高速动车组的牵引动力形式可分为分布式动力结构和集中式动力结构两种类型;随着高速动车组运行速度的不断提升,动力集中式动车组受到轮轨粘着和功率等因素的限制,缺点暴露无遗,而分布式动力结构将动力分置于每节车辆或大部分车辆中,牵引制动的性能有着明显的改进。

1.1 牵引-制动系统

分析动车组的牵引-制动系统可知,当司机或ATO装置发送控制指令,各动车的牵引/制动控制单元接收传送的控制指令,计算出相应时刻所需的牵引/制动力。

牵引阶段,从控制指令的发出,到动车组启动加速,存在着系统延时;当动车组开始加速,牵引加速度缓慢增长至所需要的目标加速度。

制动阶段,目前高速列车在制动阶段采取电制动与空气制动相结合的形式,在动车组运行速度较快时,动车组采用电制动方式,当动车组运行速度较低时,由于电机转速较慢不足以提供所需制动力,此时动车组采用电制动与空气制动相结合的方式,考虑到空气制动多出现在动车组速度较低时且延时大计算繁琐,本文制动阶段只考虑电制动。当动车收到制动信号,因系统存在传输延时环节,动车组在延时后开始制动;动车组减速度逐步变化至目标减速度。

牵引-制动控制系统流程图如图 1 所示。



图 1 控制系统工作流程图
Fig.1 Flow chart of control system

1.2 动力学模型

当控制单元接收 ATO 或司机发出的控制指令时,由于网络和物理传输延时的存在,经过短暂周期后作用于动车上,此过程可用一阶动态系统近似描述^[14]

$$\dot{\bar{a}}(t) = -\frac{1}{\tau}\bar{a}(t) + \frac{1}{\tau}a(t-T) \quad (1)$$

式中: $\bar{a}(t)$ 为控制加速度,通过控制器作用产生的加速度; $a(t)$ 为目标加速度; τ 为系统响应时间常数; T 为延时时间常数;上述公式反映了牵引/制动力产生的动态过程。复频域可表示为

$$\bar{a}(s) = -\frac{1}{\tau s + 1}e^{-Ts}a(s) \quad (2)$$

动车组的实际加速度 $a_1(t)$ 由控制加速度以及非线性空气阻力引起的加速度 d 构成

$$a_1(t) = \bar{a}(t) + d \quad (3)$$

建立以目标加速度为输入,实际速度为输出的动车组模型,如图 2 所示。

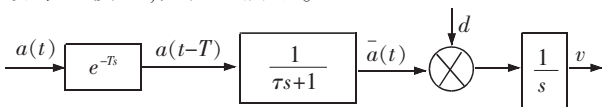


图 2 动车组控制模型
Fig.2 EMU control model

图 2 传递函数如下所示

$$G(s) = \frac{v(s)}{u(s)} = \frac{e^{-Ts}}{(\tau s + 1)s} \quad (4)$$

采用帕德方法近似延时环节,并利用双线性变

换将上述传递函数离散化可得

$$G(z) = \frac{v(k)}{u(k)} = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3}} \quad (5)$$

考虑到 CRH380A 动车组编组形式为 6 动 2 拖,且牵引系统包括 T1+M1+M2,M3+M4,M5+M6+T2 组成 3 个独立的牵引动力单元,因此我们将高速列车分为 3 个动力单元,且每个动力单元均可实现牵引-制动环节;第 1 个动力单元为 T1+M1+M2;第 2 个动力单元为 M3+M4;第 3 个动力单元为 M5+M6+T2 如图 3 所示。

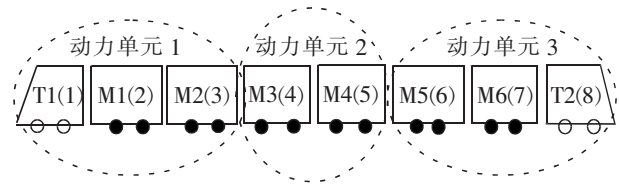


图 3 CRH380A 型动车组动力单元分布图
Fig.3 Power unit distribution of CRH380A EMU

由式(5)可得动车组的多动力单元线性模型为

$$\mathbf{A}(z^{-1})\mathbf{V}(k) = \mathbf{B}(z^{-1})\mathbf{U}(k-1) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{A}(z^{-1}) = \mathbf{I} + \mathbf{A}_1 z^{-1} + \mathbf{A}_2 z^{-2} + \mathbf{A}_3 z^{-3}$; $\mathbf{B}(z^{-1}) = \mathbf{B}_0 + \mathbf{B}_1 z^{-1} + \mathbf{B}_2 z^{-2}$; $\mathbf{V}(k) = [v_1(k), v_2(k), v_3(k)]^T$; $\mathbf{U}(k) = [u_1(k), u_2(k), u_3(k)]^T$; 分别为每个动力单元的输出速度以及输入目标加速度; $\mathbf{A}(z^{-1})$ 和 $\mathbf{B}(z^{-1})$ 均为关于 z^{-1} 的 3×3 对角多项式矩阵。

考虑到上述线性模型未考虑非线性空气阻力的影响,随着速度的增加,空气阻力的非线性越来越强,在此我们将线性模型与实际列车模型的误差定义为未建模动态项,结合式(6),动车组的运行模型可描述为线性模型(6)与未建模动态项组成的集成模型

$$\mathbf{A}(z^{-1})\mathbf{V}(k) = \mathbf{B}(z^{-1})\mathbf{U}(k-1) + \boldsymbol{\xi}(k-1) \quad (7)$$

其中, $\boldsymbol{\xi}(k) = [\xi_1(k), \xi_2(k), \xi_3(k)]^T$ 为每个动力单元的未建模动态项。

2 参数估计

考虑到模型参数的缓慢变化,利用 BP 神经网络实时估计系统未建模动态项,利用递推算算法实时估计系统模型参数,从而改善高速列车自动驾驶的控制精度。

2.1 BP 机神经网络

BP 神经网络具有很强的非线性映射能力,因此可以用来估计系统中的非线性未建模动态项,其数学模型为

$$\xi(k) = W(k) \cdot s(V(k) \cdot z(k) + \mu_2) + \mu_1$$

其估计值为 $\hat{\xi}(k)$, 且与系统过去时间的输入输出相关; $z(k) = [v_i(k-1), \dots, v_i(k-3), u_i(k-1), \dots, u_i(k-3)]$ 为神经网络的输入; W, V 为表示神经网络的权值矩阵; μ_1, μ_2 为阈值; $s(\cdot)$ 为 sigmoid 算子, 通过反向传播不断修改阈值和权值, 使得输出最优。

2.2 模型参数更新策略

由式(7)可以得到动车组集成模型的参数辨识方程为

$$v_i(k) = x_i^T(k-1)\theta_i(k-1) + \xi_i(k-1) \quad (8)$$

式中: $x_i(k-1) = [-v_i(k-1), \dots, -v_i(k-n_a), u_i(k-1), \dots, u_i(k-3)]^T$; $\theta_i = [a_{i1}, \dots, a_{i3}, b_{i0}, \dots, b_{i2}]^T$ 。

利用 BP 神经网络实时估计系统未建模动态项, 得到估计模型为

$$\dot{v}_i(k) = x_i^T(k-1)\dot{\theta}_i(k-1) + \dot{\xi}_i(k-1) \quad (9)$$

其中 $\dot{\theta}_i(k)$ 为第 i 个动力单元 k 时刻参数 $\theta_i(k)$ 的估计值, 其辨识算法如下所示^[15]

$$\dot{\theta}_i(k) = \dot{\theta}_i(k-1) + \frac{u(k)x(k-1)e(k)}{1 + x_i^T(k-1)x_i(k-1)} \quad (10)$$

$$\mu(k) = \begin{cases} 1 & \text{若 } |e(k)| > 2\Delta \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: Δ 为已知的误差最大值; $e(k) = w(k) - \dot{v}_i(k)$; $w(k)$ 为已知速度曲线。

3 多变量非线性广义预测控制方法

基于上文线性模型与非线性未建模动态组成的集成模型提出多变量非线性广义预测控制方法如图 4 所示, 控制器由反馈控制器以及未建模动态补偿器两部分组成, 反馈控制器用来控制模型输入跟踪参考速度曲线; 非线性未建模动态补偿器用来消除非线性项对于闭环系统的影响。

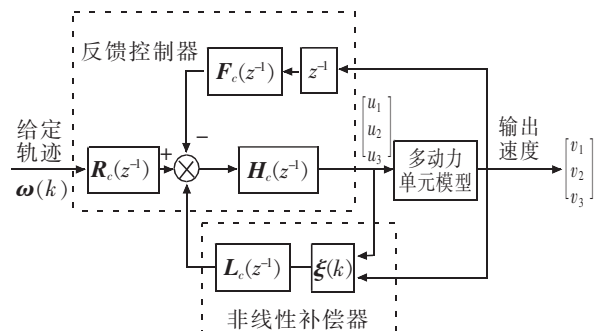


图 4 多变量非线性广义预测控制器

Fig.4 Multivariable nonlinear generalized predictive controller

3.1 控制器设计

引入如下预测控制性能指标^[16]

$$J = \sum_{j=1}^N [V(k+j) - R_j w(k+j) + S_j(z^{-1})\xi(k+j-1)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j U(k+j-1)^2 \quad (12)$$

式中: R_j 和 λ_j 为对角加权矩阵; S_j 为关于 z^{-1} 的对角加权多项式矩阵; N 和 N_u 分别为预测时域长度和控制时域长度。为获得 j 步超前预测, 引入 Diophantine 方程

$$I = E_j(z^{-1})A(z^{-1}) + z^{-j}F_j(z^{-1}) \quad (13)$$

$$E_j(z^{-1})B(z^{-1}) = G_j(z^{-1}) + z^{-j}H_j(z^{-1}) \quad (14)$$

式中: $E_j(z^{-1}), F_j(z^{-1}), G_j(z^{-1}), H_j(z^{-1})$ 均是关于 z^{-1} 的对角多项式矩阵, 由式(7), 式(13), 式(14)可得 J 步输出预报

$$V(k+j) = G_j u(k+j-1) + F_j(z^{-1})V(k) + H_j(z^{-1})U(k-1) + S_j(z^{-1})\xi(k+j-1) \quad (15)$$

将式(15)带入上式性能指标中, 并且选择适当的加权多项式矩阵 $L_j(z^{-1})$ 使得 $[E_j(z^{-1}) + S_j(z^{-1})]\xi(k+j-1) = L_j(z^{-1})\xi(k-1)$, 这里 $L_j(z^{-1}) = L_{j,0} + L_{j,1}z^{-1} + \dots + L_{j,m}z^{-m}$ 是关于 z^{-1} 的对角多项式矩阵, 将式(15)带入式(12)中可得

$$J = \sum_{j=1}^N q_j [F_j(z^{-1})V(k) - R_j w(k+j) + L_j(z^{-1})\xi(k-1) + H_j(z^{-1})U(k-1) - G_j(z^{-1})U(k+j-1)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j U(k+j-1)^2 \quad (16)$$

将式(16)化为矩阵形式

$$J = Q \|FV(k) + GU + HU(k-1) + L\xi(k-1) - RW\|^2 + \lambda \|U\|^2 \quad (17)$$

式中

$$U = \begin{bmatrix} U(k) \\ \vdots \\ U(k+N_u-1) \end{bmatrix}; W = \begin{bmatrix} w(k) \\ \vdots \\ w(k+N) \end{bmatrix}; F = \begin{bmatrix} F_1(z^{-1}) \\ \vdots \\ F_N(z^{-1}) \end{bmatrix}; L = \begin{bmatrix} L_1(z^{-1}) \\ \vdots \\ L_N(z^{-1}) \end{bmatrix}; H = \begin{bmatrix} H_1(z^{-1}) \\ \vdots \\ H_N(z^{-1}) \end{bmatrix}; G = \begin{bmatrix} G_0 & & & \\ G_1 & G_0 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ G_{N_{i-1}} & G_{N_{i-2}} & \dots & G_0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ G_{N-1} & G_{N-2} & \dots & G_{N-N_u} \end{bmatrix};$$

R, λ, Q 为对角矩阵。最小化式(17)可得

$$U = (G^T Q G + \lambda)^{-1} G^T Q [RW - FV(k) - HU(k-1) - L\xi(k-1)] \quad (18)$$

令矩阵 $(G^T Q G + \lambda)^{-1} G^T Q$ 的前 3 行为: $P=[P_1, \dots, P_N]$, 则多变量预测控制律方程为

$$R_c(z^{-1})w(k+N)=F_c(z^{-1})V(k)+H_c(z^{-1})U(k)+L_c(z^{-1})\xi(k-1) \quad (19)$$

$$\text{式中: } R_c(z^{-1})=\sum_{k=0}^{N-1} P_{N-k} R_{N-k} z^{-k}; F_c(z^{-1})=\sum_{k=1}^N P_k R_k z^{-k};$$

$$L_c(z^{-1})=\sum_{k=1}^N P_k R_k z^{-k}; H_c(z^{-1})=I+z^{-1} \sum_{k=1}^N P_k R_k(z^{-1}).$$

3.2 控制器参数选择

将式(19)代入式(7)中可得

$$[A(z^{-1})H_c(z^{-1})+z^{-1}B(z^{-1})F_c(z^{-1})]V(k)=z^{-1}B(z^{-1})R_c(z^{-1})w(k-N)+H_c(z^{-1})-z^{-1}B(z^{-1})L_c(z^{-1})\xi(k-1) \quad (20)$$

由上述公式可知 $[H_c(z^{-1})-z^{-1}B(z^{-1})L_c(z^{-1})]\xi(k-1)$ 含有非线性未建模动态项, 为了消除未建模动态项对系统的影响, 选择适当的加权矩阵 $S_j(z^{-1})$, ($S_j(z^{-1})$ 与 $L_j(z^{-1})$ 相关)使得下式成立

$$H_c(1)=B(1)L_c(1) \quad (21)$$

选取多项式矩阵使得下式成立

$$B(1)H_c(1)+B(1)F_c(1)=B(1)R_c(1) \quad (22)$$

消除系统的稳态跟踪误差。

综上, 多变量非线性预测控制算法的步骤如下:

步骤 1 测量动车组每个单元的速度输出 $v(k)$;

步骤 2 利用极限学习机神经网络估计未建模动态项;

步骤 3 利用辨识算法实时估计动车组各动力单元参数;

步骤 4 利用辨识后的参数求解 Diophantine 方程;

步骤 5 利用式(18), 式(19)求解所需控制率;

步骤 6 选择相应的加权多项式 $L_j(z^{-1}), q_j, \lambda_j$;

步骤 7 将所得控制输入带入模型并得到新的输出。

4 仿真试验分析

为验证文章中所提到的建模方法以及控制方法的有效性, 本次仿真实验我们采取了动车组在京沪铁路上从济南到徐州东区间的运行数据进行仿真试验。考虑到牵引、制动工况下延时不一致, 且每个动力单元的系统传输延时不同, 在牵引工况下, 动力单元 1 的系统响应时间 τ_1 为 0.4 s; 传输延时 T_1 为 1 s; 动力单元 2 的系统响应时间为 τ_2 为 0.4 s; 传输延时 T_2 为 1.1 s; 动力单元 3 的系统响应时间为 τ_3 为 0.4 s; 传输延时 T_3 为 1.2 s; 在制动工况

下, 系统的响应时间不变, 动力单元 1 的传输延时 T_1 为 0.6 s; 动力单元 2 的传输延时 T_2 为 0.7 s; 动力单元 3 的传输延时 T_3 为 0.8 s。

为了验证多变量非线性预测控制方法的有效性, 我们模拟高速列车在正常运行情况下, 参数突变情况下两种情况下以验证 本文方法可以实现高速列车的高精度跟踪能力, 并采用了 PID 算法与本文方法的仿真结果进行对比。

4.1 正常情况

采用本文控制方法并选取 $N=3, N_u=2$ 以及 PID 方法在正常情况下对高速列车在济南至徐州东区间内进行实时跟踪。图 5, 图 6 分别是高速列车在正常情况下的仿真速度跟踪曲线, 误差曲线。从图 5 的局部放大图中以及图 6 误差曲线图中, 我们可以看出本文方法实现了对于目标曲线的高精度跟踪, 跟踪效果优于 PID 算法。在对目标速度跟踪过程中没有出现速度突变, 均平稳过渡, 达到控制效果满足人体的舒适度要求^[17]。

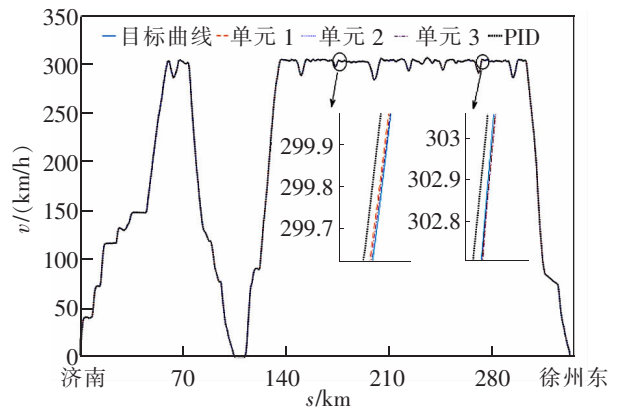


图 5 正常情况下速度跟踪曲线

Fig.5 Velocity tracking curve under normal conditions

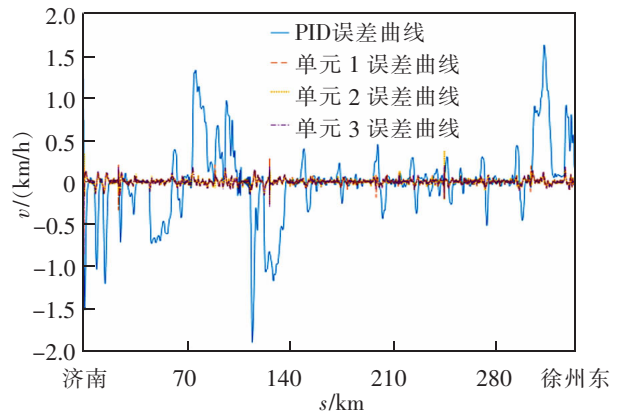


图 6 正常情况下速度跟踪误差曲线

Fig.6 Velocity tracking error curve under normal conditions

4.2 参数突变情况

当动车组机械磨损严重同时存在牵引/制动机构不稳定时,其运行模型的参数就会发生突变,广义预测控制系统有自适应调节能力,以维持元控制性能不变,在面对这样的问题时,我们通过以下仿真实验验证本文方法的有效性。

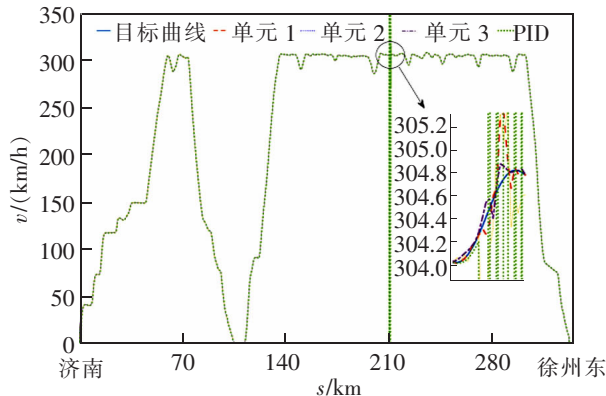


图7 参数突变下的速度跟踪曲线

Fig.7 Velocity tracking curve under parameter mutation

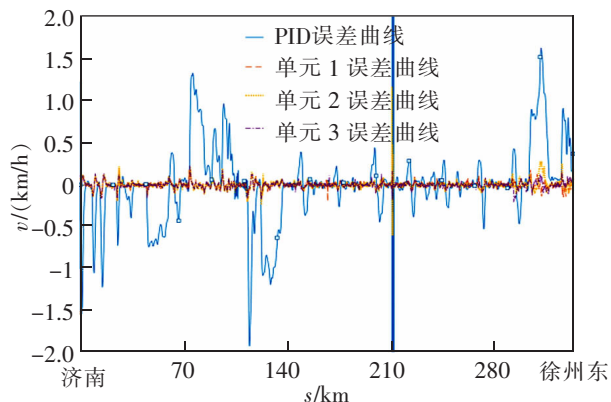


图8 参数突变下的速度误差曲线

Fig.8 Velocity error curve under parameter mutation

图7,图8分别为参数突变情况下的速度跟踪曲线,误差曲线。从图7的局部放大图以及图8的误差曲线图中我们可以看出,本文方法依然显示出比PID方法更好的跟踪效果,在参数突变时刻有轻微跃变但后续依然可以保持平稳跟踪,而PID方法有一个较大程度的跳变,且不能保持跟踪效果(后续保持跟踪是参数未突变时的跟踪)。本文方法不会影响高速列车的安全操作以及乘坐舒适感,并在后续跟踪过程中依旧保持了较好的控制性能,没有出现速度的急剧增减,根据上述结果进一步验证了方法的有效性。

5 结论

本文通过分析动车组牵引和制动系统的构成、特性、控制力产生的过程,提出了动车组的多动力单

元模型,并利用广义预测控制器结合非线性补偿器实现了对给定目标速度的精确跟踪,在正常实验情况下以及参数突变情况下通过与PID算法进行比较验证了系统的鲁棒性、跟踪性能以及控制效果。仿真结果表明,本文所提方法是可行的满足了较高的要求,实现了高速动车组安全、准时、舒适高效的运行。

参考文献:

- [1] DONG H R, NING B, CAI B G, et al. Automatic train control system development and simulation for highspeed railways [J]. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2010, 10(2): 6-18.
- [2] 袁海军, 赵志刚. 高速列车模型参数辨识及控制研究[J]. 铁道机车车辆, 2019, 39(6): 5-9.
- [3] 连文博, 刘伯鸿, 李婉婉, 等. 基于自抗扰控制的高速列车自动驾驶速度控制[J]. 铁道学报, 2020, 42(1): 76-81.
- [4] 刘晓宇, 荀径, 高士根, 等. 高速列车精确停车的鲁棒自触发预测控制[J/OL]. 自动化学报: 1-11 [2021-04-20]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200039>
- [5] 李中奇, 许健. 基于改进模糊PID-Smith控制器的高速动车组停车方法[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(4): 145-154.
- [6] 李中奇, 邢月霜. 动车组进站过程精准停车控制方法研究[J]. 系统仿真学报, 2020, 33(1): 149-158.
- [7] 袁路生, 李兵, 龚锦红, 等. 高速列车非线性模型极大似然辨识[J]. 自动化学报, 2014, 40(12): 2950-2994.
- [8] SONG Q, SONG Y, TANG T, et al. Computationally inexpensive tracking control of high-speed trains with traction/braking saturation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(4): 1116-1125.
- [9] LIN C J, TSAI S H, CHEN C L, et al. Extended sliding-mode controller for high speed train[C]/2010 International Conference on System Science and Engineering, Taipei, 2010.
- [10] 李中奇, 严柯. 高速动车组制动过程的快速广义预测控制[J]. 计算机仿真, 2020, 37(6): 104-110.
- [11] 李中奇, 杨振村, 杨辉, 等. 高速列车双自适应广义预测控制方法[J]. 中国铁道科学, 2015, 36(6): 120-127.
- [12] 戈萌, 宋琦, 胡鑫睿. 高速列车非线性系统的分数阶有限时间控制器设计[J/OL]. 自动化学报: 1-7 [2021-05-18]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190208>.
- [13] 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): 1913-1922.
- [14] 罗仁士, 王义惠, 于振宇, 等. 城轨列车自适应精确停车控制算法研究[J]. 铁道学报, 2012, 34(4): 64-68.
- [15] FU Y, CHAI T Y. Nonlinear multivariable adaptive control using multiple models and neural networks[J]. Automatica, 2007, 43(8): 1101-1110.
- [16] 石宇静, 柴天佑. 基于神经网络与多模型的非线性自适应广义预测解耦控制[J]. 控制理论与应用, 2008(4): 634-640.
- [17] 李和平, 严霄蕙, 曹宏发. 动车组旅客舒适度与制动控制[J]. 铁道机车车辆, 2011, 31(5): 111-114.



特约专家徐长节:男,二级教授,博士生导师。现任华东交通大学党委副书记、副校长(主持行政工作),教育部“长江学者”特聘教授,国家杰出青年基金获得者,“万人计划”科技领军人才,国家百千万人才工程入选者,国务院特殊津贴获得者。主持及参与国家及省部级科研项目10余项、工程项目100余项。获国家科技进步二等奖等。



特约专家陈梦成:男,二级教授,博士生导师。现任华东交通大学党委委员、副校长,江西省先进工作者,中国优秀留学回归人员,赣鄱英才555工程领军人才,江西省优势科技创新团队学术带头人。主持完成及在研国家973、国家自然科学基金江西省等各类科研项目30余项;发表学术论文400余篇。获省部级奖项5项等。



特约专家刘林芽:男,二级教授,博士生导师。现任华东交通大学副校长,国家百千万人才工程国家级人选,教育部新世纪优秀人才,享受国务院特殊津贴专家,赣鄱英才555工程领军人才,主持国家自然科学基金、教育部等各类科研项目50余项。获国家科技进步二等奖,江西省自然科学一等奖等奖项11项。



特约专家杨辉:男,二级教授,博士生导师。新世纪百千万人才工程国家级人选,赣鄱英才555工程领军人才,江西省优势科技创新团队领军人才,获国务院特殊津贴、江西省突出贡献人才等荣誉,现任华东交通大学副校长,江西省人大常委。获江西省自然科学奖一等奖、江西省技术发明一等奖等省部级奖项7项。



特约专家罗文俊:女,教授,博士生导师。现任华东交通大学副校长,防灾减灾研究所所长。教育部青年长江学者,江西省主要学科学术及技术带头人,首批江西省青年井岗学者,享受国务院特殊津贴专家。主持国家自然科学基金4项,省部级科研课题10余项。获教育部科技进步二等奖2项,江西省科技进步一等奖等。



特约专家刘燕德:女,二级教授,博士生导师。现任华东交通大学首席教授,华东交通大学首批天佑学者,智能机电装备创新研究院院长,第三批国家“万人计划”领军人才,科技部重点领域创新团队负责人,江西省光电检测工程技术中心主任等。获江西省科技进步一等奖、江西省自然科学二等奖等省部级奖项8项。



特约专家宋立军:男,教授,博士生导师,智能激光制造湖南省重点实验室主任。研究方向:激光智能制造(3D打印、超快激光微纳制造)、激光光谱学、激光制造材料科学、传感及控制。主持及参与多项国家自然科学基金、湖南省等各类科研项目。获中国机械工业联合会和中国机械工程学会一等奖等。



特约专家肖乾:男,教授,博士生导师。现任华东交通大学机电与车辆工程学院院长,华东交通大学天佑拔尖人才,江西省百千万人才工程人选,获全国詹天佑铁道科学技术奖青年奖、茅以升铁道科学技术奖、江西省科技进步一等奖等。近5年来,主持国家自然科学基金3项,省部级科研课题多项以及企业横向课题等近20项。