

基于人工智能负载估计系统的磁浮列车垂向振动主动控制

陈 琛^{1,2,3}, 徐俊起², 倪 菲², 林国斌², 吴 晗⁴

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 同济大学 磁浮交通工程技术研究中心, 上海 201804; 3. 同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804; 4. 中国科学院力学研究所 流固耦合系统力学重点实验室, 北京 100109)

摘要: 提出了基于人工智能负载估计系统的磁浮列车悬浮系统主动控制方法。给出单点悬浮数学模型, 并基于劳斯-赫尔维兹判据证明该模型开环不稳定; 考虑负载特征和实时悬浮变化, 利用多层神经网络对悬浮系统控制量的输出进行主动控制; 采用非支配排序遗传算法(NSGA)对系统参数进行优化。结果表明: 所提出的控制方法具有较好的鲁棒性, 在较大负载扰动时仍然能够保持相对较小的误差。

关键词: 磁浮列车; 悬浮系统非线性模型; 神经网络; 负载估计; 主动控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

control the output of the control variables for the suspension system. Thirdly, the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA) is used to optimize the system parameters. The results show that the proposed control method has better robustness and can still keep relatively small error under large load disturbance.

Key words: maglev train; nonlinear model of levitation system; artificial neural network; load estimation; active control

Active Control of Vertical Vibration for Maglev Train Based on Artificial Intelligence Load Estimation System

CHEN Chen^{1,2,3}, XU Junqi², NI Fei², LIN Guobin², WU Han⁴

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Maglev Transportation Engineering R&D Center, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. College of Transportation, Tongji University, Shanghai 201804, China; 4. Key Laboratory for Mechanics in Fluid Solid Coupling Systems, Institute of Mechanics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100109, China)

Abstract: An active control strategy of maglev train suspension system based on artificial intelligence load estimation system is proposed in this paper. Firstly, the mathematical model of single-point levitation is given, and the open-loop instability is proven by the Routh-Herwitz criterion. Secondly, considering the load characteristics and the real-time suspension changes, a multi-layer artificial neural network is constructed to

由于磁浮列车能够满足社会发展过程中人们对于快节奏运输的需求, 而且能够在一定情况下达到节约能源、较少土地使用面积的目的, 因此中国、韩国、日本、德国、美国等再一次将磁浮列车作为一项重点研究计划^[1-3]。磁浮列车的悬浮系统是保证列车在不同工况下稳定运行的核心前提, 因此在人工智能技术广泛应用的大背景下, 为了提高磁浮列车运力以及悬浮稳定性, 很多专家和学者针对悬浮控制算法的设计及优化进行了相应讨论, 并取得了很多有价值的研究成果。

近年来, 磁浮列车在静态工况下的悬浮稳定性问题已经逐步得到了解决, 但如何保证运行过程中复杂扰动共同作用下的悬浮稳定性仍然是阻挡磁浮交通发展的核心问题之一。对于传统磁浮列车悬浮控制方法, 首先采用泰勒展开法在系统平衡点附近展开非线性系统表达式, 然后在此基础上基于线性理论设计相关控制器^[4-7]。由于磁浮列车悬浮间隙为 8~12 mm, 车轨间隙很小, 因此在自身强非线性、载重扰动以及轨道不平顺激励下可能导致列车掉点

收稿日期: 2020-02-24

基金项目: “十三五”国家重点研发计划(2016YFB1200602); 中国工程院重大咨询课题(2018-ZD-16)

第一作者: 陈 琛(1993—), 男, 博士生, 主要研究方向为磁浮车辆悬浮控制及车轨耦合动力学分析。

E-mail: c_chen_brightness@tongji.edu.cn

通信作者: 倪 菲(1985—), 女, 助理研究员, 硕士生导师, 工学博士, 主要研究方向为磁浮列车非线性动力学及大数据分析。E-mail: fei.ni@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

甚至砸轨现象。此外,轨道梁柔性变形/地基沉降产生的“台阶”现象都有可能影响行车安全。与传统的只考虑列车自身与固定负载的控制方法相比,越来越多的先进控制算法和系统优化方法开始逐步注重列车在运行过程中综合扰动下的鲁棒性和动态响应。

王辉等^[8]通过增益控制表自适应调整系统的闭环反馈参数,并且在柔性轨道梁的基础上讨论了控制算法在提升鲁棒性方面的相关优化方法。由于控制算法的设计基于近似线性模型,优化效果有限,在误差较大时同样会面临控制性能下降的问题。Sun等^[9]对轨道采样并进行相应的模态分析,从理论上保证了悬浮系统的短时间收敛性,并且设计了滑模算法来提高系统的动态响应能力。然而,鉴于算法的复杂性和兼容性,目前还没有得到实验验证。He等^[10]设计了一种与磁浮列车悬浮系统对应的反馈非线性观测器,通过观测器电流环的实时反馈实现了列车的稳定悬浮,但并未验证该算法在复杂工况下的鲁棒性和反馈跟踪能力。Su等^[11]基于磁浮列车悬浮系统的T-S模糊模型设计了相应的模糊自适应控制律,并且基于数值仿真验证了系统的悬浮稳定性以及在已知有界干扰下的抗干扰能力。然而,该方法存在跟踪性交叉、对系统参数变化响应不及时、无法考虑未知干扰等问题。Wang等^[12]基于卡尔曼滤波器对悬浮系统的系统状态进行采样,并根据采样状态预测下一时刻的悬浮状态以解决柔性轨道变形下的控制性能退化问题。该方法无法实现滚动预测,因此无法形成有效的前馈控制。人工神经网络在结构控制中的应用已有很长时间,近年来随着训练算法的完善与计算机运算速度的提高,人工神经网络的性能呈指数级增长。基于人工神经网络的人工智能在地震波结构控制^[13]、图像识别^[14]、语音识别^[15]等领域的应用迅速而广泛。

为了解决负载变化以及轨道不平顺扰动对车轨耦合悬浮系统造成的易共振、易失稳问题,提出了一种用于磁浮列车悬浮系统的预测控制算法。在考虑非线性车轨耦合动力学,利用对未来相对较短时间范围内悬浮状态的有效预测和负载估计来实现预测控制。以多层人工神经网络(ANN)为核心,提出了一种基于人工智能(AI)的悬浮状态预测系统,并采用遗传算法对负载估计系统的设计参数和预瞄控制律进行优化。最后,通过现有悬浮数据的小规模仿真验证了该控制算法的控制性能。

1 悬浮系统模型构造

单点悬浮模型如图1所示。图1中, z_{tar} 为期望悬浮间隙, z_1 为当前悬浮间隙, m 为车体质量, g 为重力加速度, F_{lev} 为电磁铁产生的悬浮力, F_g 为负载扰动力, i 为悬浮电流, N 为电磁铁线圈匝数, A 为电磁铁磁极面积, R 为电磁铁绕组电阻, L 为电磁铁绕组电感, $v(t)$ 为某一时刻的控制量^[16]。

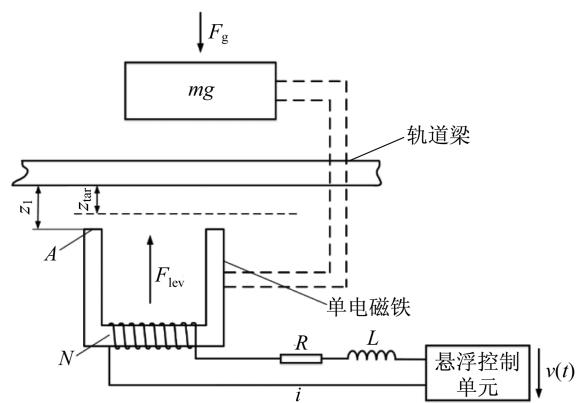


图1 基于柔性轨的悬浮控制模型

Fig.1 Levitation control model based on flexible rail

取 $X_c = (x_1, x_2, x_3)^T = (z_1, \dot{z}_1, i)^T$, 单点悬浮系统方程可以进行如下描述^[16]:

$$\begin{cases} x_1 = x_2 \\ x_2 = g - \frac{\mu_0 N^2 A}{4m} \frac{x_3^2}{x_1^2} \\ x_3 = \frac{x_2 x_3}{x_1} - \frac{2R x_1 x_3}{\mu_0 N^2 A} + \frac{2x_1}{\mu_0 N^2 A} v(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: μ_0 为真空磁导率。对式(1)在平衡点 (z_0, i_0) 处进行线性化处理,并且为了描述系统行为,采用间隙传感器、加速度计以及电流互感器构成相应的状态变量组合方式,表达式如下所示:

$$(z_1, \dot{z}_1, i)^T = (z_{tar} + \Delta z_1, \dot{z}_{tar} + \Delta \dot{z}_1, i_0 + \Delta i)^T$$

式中: $\Delta z_1, \Delta \dot{z}_1, \Delta i$ 分别表示悬浮间隙误差变化、悬浮间隙误差变化速率以及电流变化。定义状态变量 $H = (h_1, h_2, h_3)^T = (\Delta z_1, \Delta \dot{z}_1, \Delta i)^T$, 得到线性状态空间方程组,如下所示:

$$\dot{H} = AH + Bv(t), Y = CH + Dv(t) \quad (2)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{\mu_0 N^2 A i_0^2}{2m z_{tar}^3} & 0 & -\frac{\mu_0 N^2 A i_0}{2m z_{tar}^2} \\ 0 & \frac{i_0}{z_{tar}} & -\frac{2R z_0}{\mu_0 N^2 A} \end{bmatrix}, B =$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{2z_{tar}}{\mu_0 N^2 A} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

对式(2)进行拉普拉斯变换,得到对应输入电压的传递函数,进而得到系统的特征方程为

$$s^3 + \frac{\mu_0 N^2 AR}{2z_{tar}} s^2 - \frac{\mu_0 N^2 Ai_0^2 R}{2mz_{tar}^3} \frac{\mu_0 N^2 A}{2z_{tar}} = 0 \quad (3)$$

对式(3)进行求解可以得到其根为: $s_1 = -\frac{2z_{tar}R}{\mu_0 AN^2}$, $s_2 = \sqrt{\frac{\mu_0 AN^2 i_0^2}{2mz_{tar}^3}}$, $s_3 = -\sqrt{\frac{\mu_0 AN^2 i_0^2}{2mz_{tar}^3}}$ 。系统相平面中右半平面出现一个正实根,因此根据劳斯-赫尔维兹判据可知该系统三阶不稳定,必须设计合适的反馈控制律才能实现稳定控制。

在目前的研究中,离散模型是预测控制算法设计的必要条件。定义采样周期 T ,得到如下表征某个时间段悬浮状态的离散时间状态空间形式:

$$\begin{cases} H_d(k+1) = A_d H(k) + B_d v(k) \\ Y_d(k) = C_d H(k) + D_d v(k) \end{cases} \quad (4)$$

式中: A_d, B_d, C_d, D_d 分别表示离散时间状态空间方程的常数项矩阵。

2 控制算法设计

2.1 控制系统概况

以图2的控制系统框图来说明所提出的概念。悬浮系统通过间隙传感器以及加速度计测量悬浮状态来进行主动控制。通过多种传感器的测量,由反馈和前馈两方面组成预测控制量的输出,进而输出悬浮力,即由执行器(电磁铁)产生主动控制力的指令信号。反馈控制使用悬浮状态响应的传感器进行测量,如悬浮间隙和加速度。前馈控制利用当前某个时间段(由控制系统设计者定义)的悬浮状态未来值实现。前馈控制部分的输出成为动作预测。

研究表明,在已知外部输入未来值(如受控输出的参考值)时具有预测动作的预测控制大大提高了控制性能^[17]。然而,在目前的情况下,由于因果关系的规律,一般无法得到实现预演作用所必需的负载波形未来值,因此提出了基于人工智能的负载估计系统,利用负载数据来对负载变化进行有效估计。

2.2 预测控制

控制量根据悬浮信息和负载扰动进行实时变化,控制量为沿时间序列变化的向量,此时写作

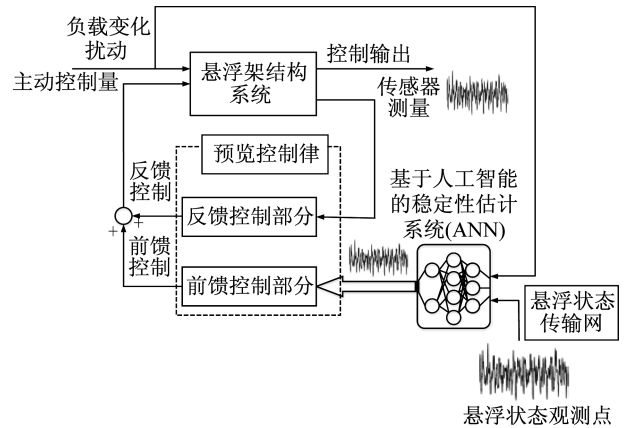


图2 悬浮状态控制概念

Fig.2 Concept of suspended state control

$v(k)$ 。图2中的主动控制量可以描述为

$$v(k) = v_{ff}(k) + v_b(k) \quad (5)$$

式中: $v_{ff}(k)$ 为前馈控制量; $v_b(k)$ 为反馈控制量。 $v_{ff}(k)$ 和 $v_b(k)$ 的表达式分别为

$$v_{ff}(k) = K_{ff} w_p(k), v_b(k) = K_b H(k) \quad (6)$$

$$w_p(k) = [w_p(k) \quad w_p(k+1) \quad \dots \quad w_p(k+n_p)]^T \quad (7)$$

式(6)和式(7)中: K_{ff}, K_b 分别为前馈和反馈增益矩阵; $w_p(k)$ 为预测悬浮间隙的序列向量; w_p 为 k 时刻预测得到的悬浮间隙。可以定义 n_p 为预瞄样本数(预瞄长度)并将其作为设计参数,使预瞄控制系统达到最佳控制性能。前馈控制量 $v_{ff}(k)$ 在设计过程中可作为预瞄动作。 K_{ff}, K_b 可通过以下步骤获取。

步骤1 确定预瞄长度,并且引入离散时间状态空间方程(4),如下所示:

$$H_a(k+1) = A_a H_a(k) + B_{av} v(k), Y(k) = C_a H_a(k) + D_{av} v(k) \quad (8)$$

式中: $H_a(k) = \begin{bmatrix} H_d(k) \\ w_p(k) \end{bmatrix}$; $A_a = \begin{bmatrix} A & C_d \\ 0 & A_d \end{bmatrix}$; $B_{av}(k) =$

$\begin{bmatrix} B_d \\ 0 \end{bmatrix}$; $C_a = \begin{bmatrix} I_{n_p} \\ 0 \end{bmatrix}^T$, 其中 I_{n_p} 为 n_p 维单位向量; D_{av} 为零

矩阵。以上定义建立在不考虑算法优化的前提下,

步骤2 对于增广矩阵,得到满足一定控制条件的主动控制律 $v(k) = K_a H_a(k)$, 其中 K_a 为参数矩阵。然后,可以得到如式(5)所示的控制量,即具有悬浮状态响应的状态反馈控制和具有负载扰动预测性能的前馈控制,如下所示:

$$v(k) = K_a H_a(k) = [K_b \quad K_{ff}] \begin{bmatrix} H(k) \\ w_p(k) \end{bmatrix} = K_b H(k) + K_{ff} w_p(k) \quad (9)$$

2.3 负载估计系统

假定式(7)给出的 n_p 个负载扰动样本可用,则式(5)中的预测作用是有效的。在悬浮控制问题中,磁浮列车悬浮系统输出的期望值可以定义为外部输入。控制算法设计的目的是使悬浮系统在一定的负载扰动下输出跟踪预定的期望值。然而,在目前情况下无法得到负载扰动下的悬浮系统稳定性。

为了将预测控制算法应用于受到负载扰动的悬浮系统,提出了一种基于人工智能的负载估计系统,用来重现式(6)中的前馈控制量 $v_{ff}(k)=K_{ff}w_p(k)$ 。

波形估计系统的详细框图如图3所示。波形估计系统包括用于波形估计的多层神经网络、用于信号处理的线性滤波器 $F(z^{-1})$,其中 z^{-1} 是产生 $z^{-1}h(k)=h(k-1)$ 的单位延迟算子, n_p 个样本所需的纯延迟元素为 z^{-n_p} 。设 n_p 为控制系统设定器的自然数样本,则纯延迟元素矩阵 L_i 可以描述为

$$L_i=[1 \ z^{-1} \ \dots \ z^{-n_i}]^T, i=1, 2, 3 \quad (10)$$

式中: $n_i(i=1, 2, 3)$ 是控制系统设计器指定的自然数样本。用于构成前馈控制部分人工神经网络输出的负载扰动向量如下所示:

$$c_r(k)=L_1F(z^{-1})=[c_r(k) \ c_r(k-1) \ \dots \ c_r(k-n_1)]^T \quad (11)$$

式中: $c_r(k)$ 表示 k 时刻滤波后给予ANN的负载扰动输入信号。

$(k+1)$ 到 $(k+n_p)$ 时间段人工神经网络所输出的悬浮间隙估计矩阵可以描述为

$$\hat{w}_p(k)=[w_p(k) \ w_p(k+1) \ \dots \ w_p(k+n_p)]^T \quad (12)$$

将 $c_r(k)$ 沿时间序列写为矩阵形式后用 $C_r(k)$ 进行描述,如下所示:

$$C_r(k)=[c_r(k) \ c_r(k-1) \ \dots \ c_r(k-n_2)]^T \quad (13)$$

$$\begin{cases} W_p(k)=[\hat{w}_p(k) \ \hat{w}_p(k-1) \ \dots \ \hat{w}_p(k-n_3)]^T \\ W(k)=[w(k) \ w(k-1) \ \dots \ w(k-n_3)]^T \\ e(k)=W(k)-W_p(k) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $w(k)$ 为 k 时刻悬浮间隙的真实输入信号,增广矩阵采用 $W(k)$ 表示; $\hat{w}_p(k)$ 为 $(k+1)$ 到 $(k+n_p)$ 时间段人工神经网络所输出的悬浮间隙估计矩阵,增广矩阵采用 $W_p(k)$ 表示; $e(k)$ 为真实信号 $W(k)$ 和估计信号 $W_p(k)$ 之间的误差向量。样本来源如表1所示。

根据估计的未来悬浮间隙状态 $\hat{w}_p(k)$ 的时间序列,预测行为控制量可以描述为

表1 样本来源

Tab.1 Sample sources

自然数样本	样本来源
n_1	通过滤波器 $F(z^{-1})$ 对负载变化进行采样
n_2	悬浮架结构系统振动波形采样
n_3	未来悬浮状态估计与实际观测的误差

注:插入一个纯延迟环节 z^{-n_p} 来匹配真实和估计悬浮状态数据的时间。

$$v_{ff}(k)=K_{ff}\hat{w}_p(k) \quad (15)$$

在所提出的波形估计系统神经网络中,将估计的负载数据与实际负载数据之间的误差 $e(k)$ 作为输入信号的一部分。引入此反馈环节,使优化后的神经网络在学习过程中,利用其与观测到的负载扰动的偏差,获得一个校正未来悬浮间隙估计值 $\hat{w}_p(k)$ 的函数。

2.4 反馈控制

假定反馈控制回路采样频率 $f=1000$ Hz,此时采样周期 $T=0.001$ s(T 值很小),在 kT 时刻悬浮间隙误差 Δz_1 可以满足如下关系:

$$\frac{d\Delta z_1(t)}{dt} \approx \frac{\Delta z_1(kT)-\Delta z_1((k-1)T)}{T} \quad (16)$$

$$\int_0^{kT} \Delta z_1(t)dt \approx T \sum_{i=1}^k \Delta z_1(iT) = \int_0^{(k-1)T} \Delta z_1(t)dt + T\Delta z_1(kT) \quad (17)$$

代入比例-积分-微分(PID)控制算法的最一般形式可以得到离散PID控制算法。积分部分完全取决于以往的误差信号,所以根据控制量增量 $\Delta v_{fb}(k)=v_{fb}(k)-v_{fb}(k-1)$ 给出离散增量式PID控制算法,如下所示:

$$v_{fb}(k)=v_{fb}(k-1)+K_p(\Delta z_1(k)-\Delta z_1(k-1))+K_iT\Delta z_1(k)+\frac{K_D}{T}(\Delta z_1(k)+\Delta z_1(k-2)+2\Delta z_1(k-1)) \quad (18)$$

式中: K_p, K_i, K_D 分别为比例环节、积分环节、微分环节的增益系数。将式(18)写作矩阵形式,如下所示:

$$v_{fb}(k)=K_{fb}H(k) \quad (19)$$

代入式(9)即可得到相关的主动控制律 $v(k)=K_aH_a(k)$ 。

3 控制算法优化

3.1 负载估计系统优化

预测控制律和负载估计系统都存在可优化的可调参数,对可调参数进行优化可以有效提高控制性能。基于人工智能的负载估计系统如图3所示。

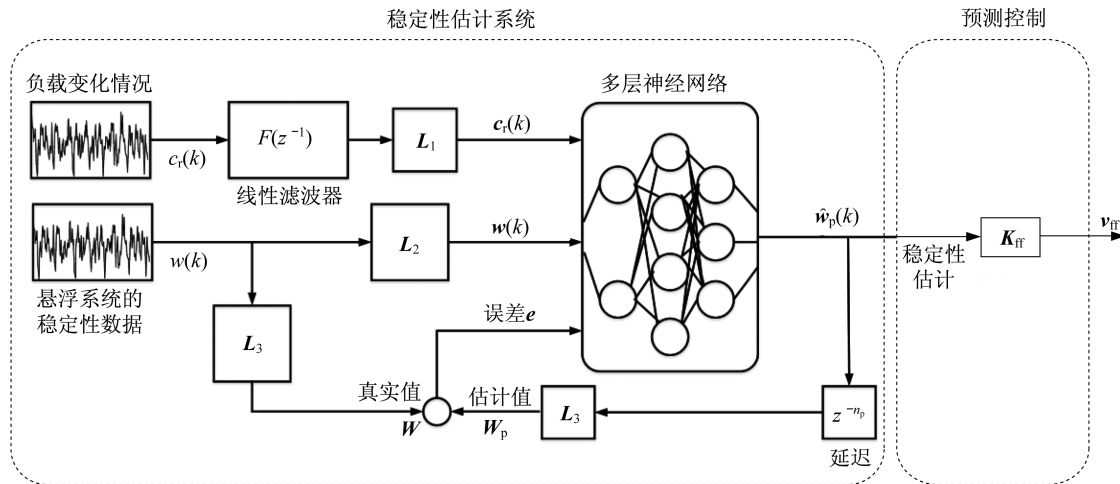


图3 基于人工智能的负载估计系统框图

Fig.3 Block diagram of artificial intelligence-based stability estimation system

3.1.1 预测控制律

对式(8)中的受控输出 $Y(k)$ 进行如下定义:

$$Y(k) = C_a H_a(k) + D_{av} v(k) = [Q_w H_a(k) \quad R_w v(k)]^T \quad (20)$$

$$C_a = [Q_w \quad 0]^T, D_{av} = [0 \quad R_w]^T$$

$$Q_w = \text{diag}(q_{w,1}, q_{w,2}, \dots, q_{w,2n+n_p}), q_{w,i} \geq 0, i = 1, \dots, 2n + n_p$$

$$R_w = \text{diag}(r_{w,1}, r_{w,2}, \dots, r_{w,n_w}), r_{w,j} > 0, j = 1, \dots, n_w$$

为实现垂向振动主动控制中控制性能和悬浮电磁铁之间的平衡,定义增广状态向量 $H_a(k)$ 和控制输入向量 $v(k)$ 的个元素的加权因子 $q_{w,i}$ 和 $r_{w,j}$ 作为控制系统的设计参数。

3.1.2 负载估计系统

在滤波器 $F(z^{-1})$ 和多层人工神经网络中存在负载估计系统的设计参数,用来生成未来负载估计以执行准预测动作。

(1) 滤波器 $F(z^{-1})$

通过压力传感器获得的负载变化信号处理滤波器可以定义为

$$F(z^{-1}) = z^{-N_d} \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \quad (21)$$

式中: N_d 为常数,通过 N_d 定义滤波器 $F(z^{-1})$ 的死区时间为 τ ; a_1, a_2, b_0, b_1, b_2 为滤波器 $F(z^{-1})$ 的可调参数,表征滤波器的频率特性。

式(21)中的滤波器 $F(z^{-1})$ 被用于控制器以及负载估计系统的滤波。 $F(z^{-1})$ 当前形式即为二阶滤波器与死区叠加的形式。实际上,任何数字滤波器都可作为 $F(z^{-1})$ 来处理负载变化。

(2) 多层神经网络

多层神经网络中需要优化的设计参数为权值与偏差。此外,一些超参数同样需要进行优化,如式(10)中形成输入层的隐含层单元数量和样本数 n_i 、式(7)中用于确定输出层宽度的 n_p ,这些超参数必须在偏差参数优化前确定。

通过优化上述设计参数,可将目标函数最小化,定义为以下三个性能指标的加权和:

$$J = \rho_1 J_c + \rho_2 J_e + \rho_3 J_p \quad (22)$$

式中: $\rho_i (i = 1, 2, 3)$ 为加权因子。

评价闭环系统控制性能的性能目标 J_c 定义为

$$J_c = \sum_{l=1}^n \frac{\alpha_{RMS}(r_{c,l})}{\alpha_{RMS}(r_{off,l})} + \sum_{l=1}^n \frac{\alpha_{Peak}(r_{c,l})}{\alpha_{Peak}(r_{off,l})} + \sum_{l=1}^n \frac{\alpha_{RMS}(a_{c,l})}{\alpha_{RMS}(a_{off,l})} + \sum_{l=1}^n \frac{\alpha_{Peak}(a_{c,l})}{\alpha_{Peak}(a_{off,l})} \quad (23)$$

式中: α_{RMS} 为均方根值求解函数; α_{Peak} 为峰值求解函数; l 为叠加次数; n 为样本长度; r, a 分别为车轨之间的垂向绝对位移和垂向绝对加速度;下标 c 表示主动控制闭环系统,下标 off 表示非主动控制闭环系统。

真实行为和预测行为之间的误差目标函数 J_e 定义为

$$J_e = \text{trace}(E_{est} E_{est}^T) \quad (24)$$

$$E_{est} = \overline{K}_{ff} \sum_{k=0}^{k_f} (w_p(k) - \hat{w}_p(k))$$

式中: k_f 是仿真的最终样本数; \overline{K}_{ff} 是由前馈增益矩阵 K_{ff} 归一化所得。归一化过程如下所示:

$$\overline{K}_{ff} = S K_{ff}, S = \alpha_1, \alpha_1 = \sqrt{K_{ff} K_{ff}^T} \quad (25)$$

评估峰值控制力的惩罚目标函数 J_p 定义为

$$J_p = \sum_{i=1}^2 l(\alpha_{Peak}(v_i(k)) - \bar{v}_i), l(a) = \begin{cases} a, a \geq 0 \\ 0, a < 0 \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\bar{v}(k)$ 是悬浮电磁铁所能允许的峰值控制量。

对于给定的设计参数集,用于计算目标函数 J_c, J_e, J_p 的所有控制信号都是通过记录或模拟负载干扰下是否对磁浮列车悬浮系统进行主动控制的仿真得到的。

基于记录下的负载变化数据,控制系统设计参数均在离线情况下采用遗传算法进行优化。若将目标函数定义为 $J = J_e$,仅能表征真实情况与预测情况之间的误差,因此引入评价振动抑制性能的目标函数 J_c 和 J_p 。由于引入 J_c 和 J_p 之后使得神经网络学习信号具有不确定性,因此采用智能遗传算法对神经网络设计参数、负载估计系统的设计参数和预测控制律进行优化。

3.2 参数优化

基于所设计的主动控制算法对神经网络设计参数、负载估计系统的设计参数和预测控制律进行优化时,可以采用相类似的非支配排序遗传算法(NSGA)。这里仅对神经网络设计参数 $q_{w,i}$ 和 $r_{w,j}$ 进行描述。

在对多目标最优问题进行求解时,由于目标之间存在冲突无法比较,因此很难找到一个解使得所有的目标函数同时最优。对于多目标优化问题,通常存在一个解集,这种解即为Pareto最优解。

假定神经网络设计参数 $q_{w,i}$ 和 $r_{w,j}$ 个体从属于种群 P ,则个体共享后的适应度 $f_{Fit}(q_{w,i})$ 和共享函数 s 满足如下关系:

$$f_{Fit}(q_{w,i}) = \frac{f_{Fit,1}(q_{w,i})}{\sum_{r_{w,j} \in P} s(d(q_{w,i}, r_{w,j}))}, s(d(q_{w,i}, r_{w,j})) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d(q_{w,i}, r_{w,j})}{\sigma_{share}}\right)^\alpha \\ 0 \end{cases} \quad (27)$$

式中: $f_{Fit,1}(q_{w,i})$ 为个体共享前的适应度; d 为欧氏距离; σ_{share} 为共享半径; α 为常数。

为了有效防止早熟收敛,同时保持群体多样性,采用非支配分层方法的NSGA如图4所示^[18]。

4 数值仿真分析

4.1 仿真设置

由于磁浮列车运行工况可划分为空载、轻载、中载以及重载。因此,负载变化情况可假定为有界已知函数,可采用线性函数叠加作为基础数据进行模

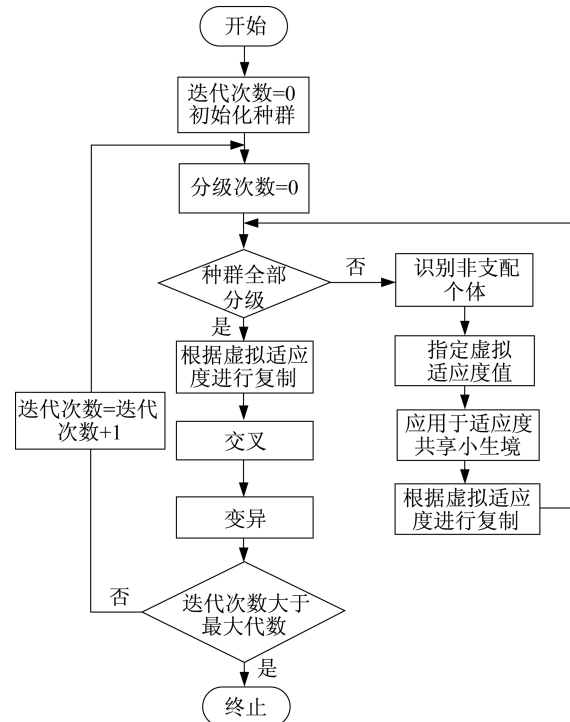


图4 NSGA流程

Fig.4 Flow chart of NSGA

拟。由于上下客期间负载变化最为剧烈,假定0~1s负载不变,1~9s为停车上下客阶段,9s之后列车关门运行。所采用的负载情况如图5所示。

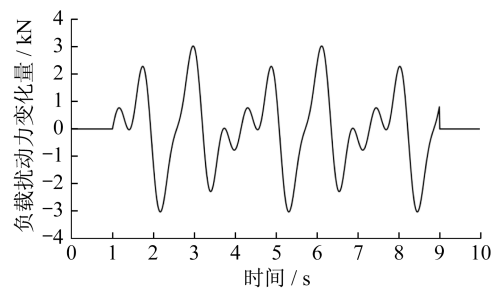


图5 上下客时负载扰动力

Fig.5 Load disturbance force during boarding and alighting

基于Matlab/Simulink平台建立控制器以及负载估计系统,仿真参数如表2所示^[19]。

代入数据对各个矩阵进行求解得到:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 5.136 \times 10^3 & 0 & -2.371 \\ 0 & 2.167 \times 10^3 & -1.462 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1.219 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (28)$$

车厢负载情况通过阻尼器和弹簧构成的二系悬

表2 磁浮车轨耦合系统物理参数值

Tab.2 Physical parameter values of magnetic levitation vehicle rail coupling system

物理参数	参数值
m/kg	750
i_0/A	19.5
z_{tar}/m	0.009
N	700
A/m^2	0.024
$\mu_0/(\text{H}\cdot\text{m}^{-1})$	$4\pi \times 10^{-7}$
R/Ω	1.2
漏磁率	0

挂传递给悬浮架。假设负载变化通过网络实时传输到悬浮系统控制算法。由于信号传递的实时性,假设网络延时忽略不计,负载变化与网络传递和控制算法输出计算具有同步性。

4.2 仿真分析

基于上述系统参数定义,利用NSGA对第3节设计参数进行优化。控制系统采样频率为4 000 Hz。在如图3所示的负载估计系统神经网络中,以如图5所示负载扰动样本作为输入信号。图3中的误差 e 可基于估计负载和实际样本得到。NSGA参数如表3所示^[18]。

表3 NSGA参数

Tab.3 Parameters of NSGA

参数	参数值
种群中个体数	200
遗传代数	200
$q_{w,i}$	[0.5,20]
误差目标函数 J_c	[0.01,10]
交叉率	0.85
变异率	0.40
$r_{w,j}$	[0.5,20]
惩罚目标函数 J_p	[0.01,10]

所取得 Pareto 解集中的一组最优解为 $q_{w,i} = 1.56, r_{w,j} = 2.32, J_c = 0.52, J_p = 0.68$ 。

式(6)中负载扰动 $w_p(k)$ 的未来估计值在0.01 s内的预测长度 $n_p = 20$ 。在神经网络中定义两个隐含层,单元数分别为50和30。利用线性矩阵不等式(LMI)获得相关控制律,使得闭环系统从 $c(k)$ 到 $Y(k)$ 的 H_2 范数最小。式(9)中的增广矩阵 K_a 可以定义为

$$K_a = LX^{-1} \tag{29}$$

L 和 X 满足以下对LMI的求解:

$$\text{trace}(W) < \mu,$$

$$\begin{bmatrix} W & (C_a X + D_{av} L)^T \\ (C_a X + D_{av} L)^T & X + X^T - P \end{bmatrix} > 0,$$

$$\begin{bmatrix} P & A_a X + B_{av} L & 0 \\ (A_a X + B_{av} L) & X + X^T - P & 0 \\ 0 & 0 & I \end{bmatrix} > 0 \tag{30}$$

式中: $\mu > 0$ 为闭环 H_2 范数; P 为实对称整定解矩阵的平方。式(20)中的加权矩阵 Q_w 和 R_w 以及由 K_{ff} 和 K_b 表示的前馈矩阵和反馈矩阵可以根据LMI的求解得到。

式(26)中惩罚目标函数 J_p 中的控制输入 v 的上界 $\bar{v} = 80 \text{ V}$ 。

为了比较,得到了 H_2 最优状态反馈控制律,对其进行优化,以使目标函数满足如下关系:

$$J_b = \rho_1 J_c + \rho_3 J_p \tag{31}$$

J_c 和 J_p 采用NSGA进行优化。

对磁浮列车悬浮系统在不同算法下的控制性能进行了比较,如图6所示。负载估计系统的预测控制比现有反馈控制的控制性能提高了约10%~20%。从图6可知,在反馈控制下,2 s和8 s时的误差峰值最大,8 s时的误差可以达到1.5 mm。虽然仍处于可控域,但是对于乘坐舒适性具有较大的负面影响。此外,结合图7和图9可知,在2 s和8 s时加速度几乎为零,控制电流的输出也在(24.0±0.5) A波动。这说明在误差峰值较大的情况下,加速度和控制电流实时性降低,如果误差进一步增大,就可能出现失稳的情况。

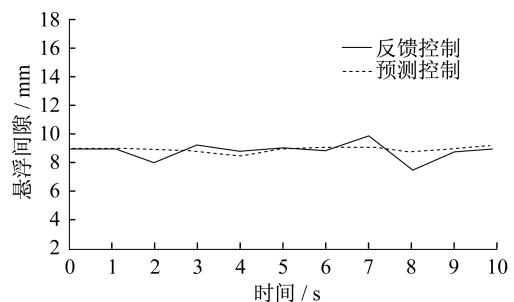


图6 负载扰动下悬浮间隙变化

Fig.6 Variation of suspension gap under load disturbance

在同等负载扰动的影响下,由于神经网络对负载进行训练和估计,因此能够基于负载估计系统提前进行预瞄,增强控制的实时性和鲁棒性。如图7所示,在反馈控制误差出现较大峰值时,仍然能够保持相对较小的误差峰值(0.3 mm)。从图8和图10可以看出,控制性能的实时性得到了有效增强。

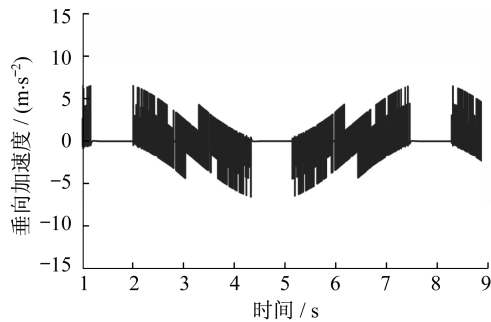


图7 负载扰动下垂向加速度变化(反馈控制)

Fig.7 Variation of vertical acceleration under load disturbance (feedback control)

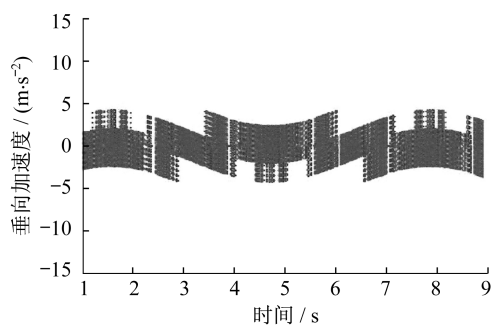


图8 负载扰动下垂向加速度变化(预测控制)

Fig.8 Variation of vertical acceleration under load disturbance (predictive control)

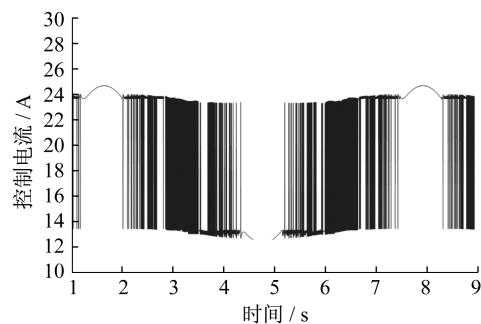


图9 负载扰动下控制电流(反馈控制)

Fig.9 Control current under load disturbance (feedback control)

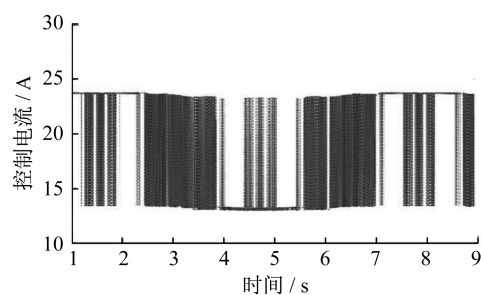


图10 负载扰动下控制电流(预测控制)

Fig.10 Control current under load disturbance (predictive control)

5 结论

(1) 针对磁浮列车悬浮系统提出了一种振动控制系统,该系统由预测控制律和基于人工智能的负载估计系统组成。仿真结果表明,负载扰动对于悬浮稳定性具有显著影响。因此,对于负载变化进行有效估计并构成前馈控制,能够使悬浮系统在相同工况下增强悬浮控制的实时性和鲁棒性。

(2) 通过单点悬浮模型提出了一种基于遗传算法的预见控制律和波形估计系统设计参数优化方法。与传统的状态反馈加权因子优化控制相比,基于人工智能的负载估计系统的预测控制算法具有更好的控制性能。

参考文献:

- [1] LEE H W, KIM K C, LEE J. Review of maglev train technologies [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2006, 42 (7): 1917.
- [2] SUN Y G, LI W L, QIANG H Y, *et al.* An experimental study on the vibration of the low-speed maglev train moving on the guideway with sag vertical curves [J]. International Journal of Control and Automation, 2016, 9(4):279.
- [3] 徐飞, 罗世辉, 邓自刚. 磁悬浮轨道交通关键技术及全速度域应用研究[J]. 铁道学报, 2019(3): 40.
XU Fei, LUO Shihui, DENG Zigang. Study on key technologies and whole speed range application of maglev rail transport [J]. Journal of China Railway Society, 2019(3): 40.
- [4] 龙志强, 郝阿明, 常文森. 考虑轨道周期性不平顺的磁浮列车悬浮控制系统设计[J]. 国防科技大学学报, 2003, 25(2): 87.
LONG Zhiqiang, HAO Aming, CHANG Wensen. Suspension controller design of maglev train considering the rail track periodical irregularity [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2003, 25(2): 87.
- [5] LINDLAU J D, KNOSPE C R. Feedback linearization of an active magnetic bearing with voltage control [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2002, 10(1):21.
- [6] 宋文荣, 于国飞, 王延风, 等. 磁悬浮微进给机构的PID控制 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36(1):28.
SONG Wenrong, YU Guofei, WANG Yanfeng, *et al.* PID control of micro feed mechanism based on magnetic levitation technology [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2004, 36(1):28.
- [7] 戴利明, 齐斌, 周海波, 等. 磁悬浮运动平台的PID控制[J]. 现代制造工程, 2008(6):86.
DAI Liming, QI Bin, ZHOU Haibo, *et al.* PID control and experiment for magnetism levitation movement system [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2008(6):86.

- [8] 王辉, 钟晓波, 沈钢. 一种新型磁悬浮线路设计方案及悬浮控制方法[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2012, 41(7):1112.
WANG Hui, ZHONG Xiaobo, SHEN Gang. A new maglev line system design and control strategy [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2012, 41(7):1112.
- [9] SUN Y G, QIANG H Y, LIN G B, *et al.* Dynamic modeling and control of nonlinear electromagnetic suspension systems [J]. Chemical Engineering Transactions, 2015, 46:1039.
- [10] HE G, LI J, CUI P. Nonlinear control scheme for the levitation module of maglev train [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement & Control, 2016, 138(7): 1.
- [11] SU X, YANG X, SHI P, *et al.* Fuzzy control of nonlinear electromagnetic suspension systems [J]. Mechatronics, 2014, 24(4):328.
- [12] WANG H, ZHONG X B, SHEN G. Analysis and experimental study on the maglev vehicle-guideway interaction based on the full-state feedback theory [J]. Journal of Vibration and Control, 2015, 12(2): 51.
- [13] HIRAMOTO K, MATSUOKA T. Active vibration control of structural systems with a preview of a future seismic waveform generated by remote waveform observation data and an artificial intelligence-based waveform estimation system [J]. Journal of Vibration and Control, 2020, 26(17): 1602.
- [14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 60(6): 84.
- [15] 刘国良, 强文义, 麻亮, 等. 基于粗神经网络的仿人智能机器人的语音融合算法研究[J]. 控制与决策, 2003, 18(3):364.
LIU Guoliang, QIANG Wenyi, MA Liang, *et al.* Speech fusion based on rough neural network for humanoid intelligent robots [J]. Control and Decision, 2003, 18(3):364.
- [16] CHEN C, XU J Q, JI W, *et al.* Sliding mode robust adaptive control of maglev vehicle's nonlinear suspension system based on flexible track: design and experiment [J]. IEEE Access, 2019, 7: 41874.
- [17] BIRLA N, SWARUP A. Optimal preview control: a review [J]. Optimal Control Applications and Methods, 2015, 36(2):241.
- [18] 高媛. 非支配排序遗传算法(NSGA)的研究与应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
GAO Yuan. Non-dominated sorting genetic algorithm and its applications [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006.
- [19] CHEN C, XU J Q, LIN G B, *et al.* Fuzzy adaptive control particle swarm optimization based on T-S fuzzy model of maglev vehicle suspension system [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2020, 34(1):43.

(上接第1318页)

- [11] 张伯明. 交通标志汉字视认性的研究[J]. 公路交通科技, 1993, 10(2): 40.
ZHANG Boming. The identification of the Chinese characters in traffic signs [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 1993, 10(2): 40.
- [12] 孔令臣. 多车道高速公路互通式立交加减速车道长度及最小净距研究[D]. 西安: 长安大学, 2012.
KONG Lingchen. Research on the length of speed-change lane and minimum net distance between interchanges on multi-lane expressway [D]. Xi'an: Chang'an University, 2012.
- [13] 刘晓阳. 高速公路车辆追尾概率模型及其仿真研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2009.
LIU Xiaoyang. Highway vehicle rear-end collision probability model and simulation [D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2009.
- [14] 杨耀. 高速公路最小安全行车间距研究[D]. 西安: 长安大学, 2016.
YANG Yao. Study on the minimum security following distances of vehicles on freeway [D]. Xi'an: Chang'an University, 2016.
- [15] 项乔君, 王炜, 李伟. 汽车最小行车时距计算模型的研究[J]. 东南大学学报:自然科学版, 1998(3): 3.
XIANG Qiaojun, WANG Wei, LI Wei. A Study on the vehicle minimum time headway [J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 1998(3): 3.
- [16] YANG Q, KOUTSOPOULOS H N. A microscopic traffic simulator for evaluation of dynamic traffic management systems [J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 1996, 4(3): 113.
- [17] MEHMOOD A. Integrated simulation model for driver behaviour using system dynamics [D]. Waterloo: University of Waterloo, 2003.
- [18] HIDAS P. Modelling lane changing and merging in microscopic traffic simulation [J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 2002, 10(5): 351.
- [19] 张发, 宣慧玉, 赵巧霞. 基于有限状态自动机的车道变换模型[J]. 中国公路学报, 2008, 21(3): 91.
ZHANG Fa, XUAN Huiyu, ZHAO Qiaoxia. Lane changing model based on finite state automata [J]. China Journal of Highway and Transport, 2008, 21(3): 91.
- [20] 余守宪, 赵雁. 加加速度(加速度的时间变化率): 冲击、乘坐舒适性、缓和曲线[J]. 物理与工程, 2001, 11(3): 7.
SHE Shouxian, ZHAO Yan. Jerk (the time rate of change of acceleration): impact, passenger's comfortability, transition curve [J]. Physics and Engineering, 2001, 11(3): 7.