

采用RBF网络补偿的直线电动机 迭代学习控制

针对垂直提升分段永磁同步直线电动机(PMLSM)提升系统中存在的各种扰动因素,在已建立的分段PMLSM动力学模型下,采用一种径向基(RBF)神经网络非线性补偿和迭代学习控制相结合的方法对其系统进行跟踪控制,通过RBF网络修正反馈环节的控制信号输入,实现系统的误差最小化位置跟踪目标。运用Matlab软件,分别对RBF网络补偿+迭代学习控制、复合迭代学习控制进行仿真。仿真研究表明,前者的跟踪准确度优于后者,并且能够对系统的时不变非线性因素进行更有效的补偿。

武瑞兵/山西省交通规划勘察设计院



武瑞兵/工程师

关键词/Keywords

分段永磁同步直线电动机 ·
动力学模型 ·
迭代学习 ·
时不变非线性 ·

永磁同步直线电动机(PMLSM)是直接将电能转换为直线运动机械能的电磁装置,它采用直接驱动,简化了齿轮、螺杆等设备,反应速度更快,灵敏度更高,随动性更好,可以实现超高速运动,在垂直运输系统(如电梯和矿井提升)方面具有广阔的前景。图1a为垂直运动分段PMLSM的整体结构,图1b为3[#]初级与次级耦合的局部放大。该电动机采用分段式,由五段定子电枢绕组和一个动子组成,其中绕组采用双层整距绕组,每段初级的端部有三个半填充槽;动子的磁极是一组交替排列的永磁体,其长度为一段定子长度与两段定子之间间隔长度之和(即 $L=L_1+L_2$),目的是保证动子始终在两段初级的共同作用下往复移动,电磁提升力连续且基本均匀,电动机稳定运行。由于采用直接驱动,系统参数摄动、负载扰动以及外部

非线性扰动等不确定因素将直接影响直线电动机的静态特性,增加了控制难度。

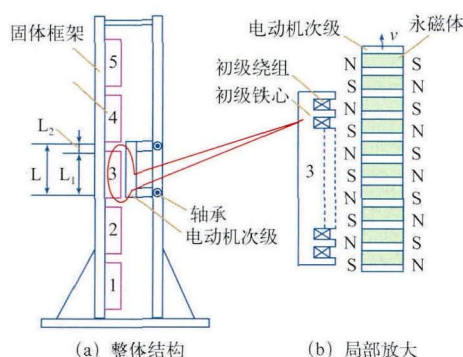


图1 垂直运动PMLSM结构

迭代学习控制属于智能控制,适用于控制具有可重复性的被控对象,即该被控系统的矢量函数在每一次重复运行时所表示的函数关系不变,利用控制系统先前的控制经验,根据测量系统的实际输出信号和期望信号不断调整被控系统的输入,最终寻找一个理想的输入特性曲线,使被控系统的实际输出轨迹在有限的时间区间上沿着整个期望输出的轨迹实现零误差跟踪。径向基函数(Radical Basis Function, RBF)神经网络属于前向型神经网络,它能够以任意准确度逼近任意连续函数。本文研究其在误差补偿机制方面的应用,结合迭代学习控制方法,进一步提高系统的位置跟踪准确度。

RBF网络补偿与迭代学习相结合的改进控制策略

1. RBF网络补偿器设计

考虑到PMLSM所受到的扰动,其动

国家高技术研究发展计划(863计划)课题
(2013AA06A409)。

态特性可以描述为

$$\ddot{x} = -\frac{K_1}{M}\dot{x} + \frac{K_2}{M}u - \frac{1}{M}(F_{\text{cog}} + F_d + F_{\text{friction}}) \quad (1)$$

式中, x 为实际位移; M 为PMLSM所有运动部件质量之和; u 为控制器对电动机的输入; F_{cog} 、 F_d 和 F_{friction} 分别为电动机受到的齿槽力、端部效应力和摩擦力等扰动。

用一个非线性函数 $f(x, \dot{x})$ 来代表提升系统中的非线性动态效应, 则式 (1) 所描述的提升系统表示为

$$\ddot{x} = -\frac{K_1}{M}\dot{x} + \frac{K_2}{M}u + f(x, \dot{x}) \quad (2)$$

$f(x, \dot{x})$ 引起的确定时间 $[0, T]$ 内的系统残余误差 $f_e(t)$ 同样为时不变的非线性函数。采用RBF神经网络作为对电动机提升系统不确定部分的补偿逼近。RBF网络的输出为

$$x_{\text{RBF}}(tr) = \sum_{j=0}^h \omega_j \phi_j(\|tr - c_j\|) = \sum_{j=0}^h \omega_j \exp(-\|tr - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2) \quad (3)$$

式中, tr 为RBF网络的时间输入, $0 < tr < T$; 中心值 c_j 根据选择的节点数量平均分配时间域 $[0, T]$ 来取值; 方差选取为 $\sigma_j = d/\sqrt{2}$, d 为网络中心之间的最大距离; h 为隐层神经元的个数; 权值 ω_j 训练采用反向传播算法。

目标函数定义表达式为

$$E = \frac{1}{2} [f_e(t) - \sum_{j=0}^h \omega_j \phi_j(\|tr - c_j\|)]^2 \quad (4)$$

权值的修正量利用梯度下降法获得

$$\text{det} \omega_j(t) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial \omega_j} = \gamma \left[f_e(t) - \sum_{j=0}^h \omega_j \phi_j(\|tr - c_j\|) \right] (\phi_j \|tr - c_j\|) \quad (5)$$

式中, γ 为权值的修正量, $0 < \gamma < 1$ 。

RBF网络在线训练所需的 $f_e(t) - \sum_{j=0}^h \omega_j \phi_j(\|tr - c_j\|)$

可用系统跟踪误差 $e(t)$ 代替, 权值更新为

$$\omega_j(t+1) = \omega_j(t) + \gamma e(t) \exp(-\|tr - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2) \quad (6)$$

2. 采用RBF网络反馈的迭代学习控制

迭代学习控制器在结构上采用前馈 + 反馈复合控制方式, 如图2所示。反馈采用PID控制

方式, 将智能控制 (Iterative Learning Control, ILC) 算法作为前馈, 通过两者的有效结合, 最终达到最佳控制效果。ILC前馈控制通过在相同条件下系统的重复运行中获得的经验知识, 不断地调整控制输入, 从而加强跟踪效果, 同时PID反馈增加了系统的快速稳定。PID反馈控制器用来稳定系统, ILC前馈控制器在上一个周期基础上加强下一个周期的性能。

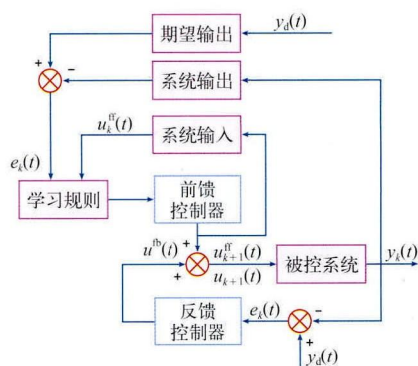


图2 复合迭代学习控制方案

一个时间段 T 内, 在第 k 次重复控制过程中, 对期望输出轨迹 $y_d(t)$, $u_k(t)$ 控制作用下系统的跟踪误差是 $e_k(t)$ 。系统的控制输入是一种前馈输入 $u_k^{ff}(t)$ 和反馈输入 $u_k^f(t)$ 的集合。前馈输入 $u_k^{ff}(t)$ 基于控制效果和以前的跟踪误差来更新, 表达式为

$$u_{k+1}^{ff}(t) = L[u_k^{ff}(t), e_k(t)] \quad (7)$$

前馈控制选取P型学习律, 通过对系统输出误差的累加获得系统的控制输入, 即

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + L(t)e_k(t) \quad (8)$$

式中, k 为迭代学习次数; $L(t)$ 为学习增益。

考虑系统受到的各种非线性时不变扰动, 在迭代学习反馈环节中引入了RBF神经网络作为提升系统的残余误差补偿, 其控制结构如图3所示。

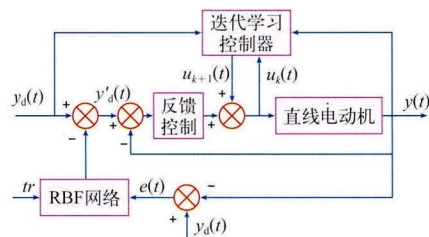


图3 RBF网络+迭代学习控制结构

改进控制策略的仿真分析

在Matlab中搭建的仿真系统如图4所示。其中，RBF网络的输入分别为与每次迭代学习控制的初始时间相关的瞬时时间 tr 和系统的跟踪误差 e ；RBF网络的输出用于修正反馈环节的控制信号输入。

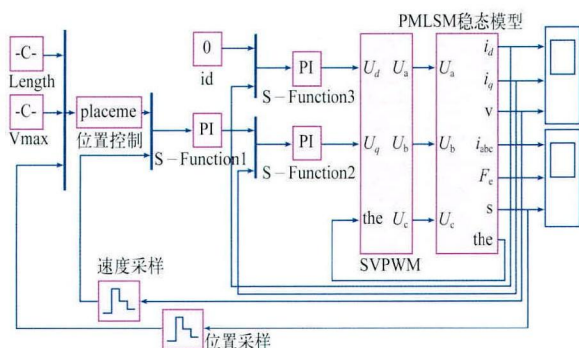


图4 RBF网络+迭代学习控制仿真框图

其中，RBF网络子模块的框图如图5所示。RBF网络中相关参数中心值 c_j 在时间区间 $[0, T]$ 内等间隔地选取101个点。按 $\sigma_j = d/\sqrt{2}$ 选取为0.007 07，其中， $j=1, 2, \dots, 101$ 。RBF网络权值的训练学习过程由Matlab中的S函数实现。

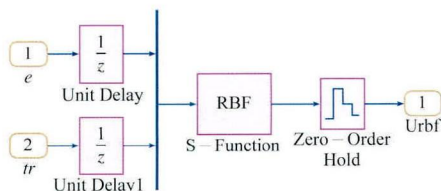


图5 RBF网络子模块

PMLSM参数如下表所示。

表 PMLSM参数

dq 轴电感 $L_d, L_q/\text{mH}$	28.1
电枢电阻 R/Ω	1.8
转子质量 M/kg	10
粘滞摩擦系数 $B(\text{Ns/m})$	1.1
极距 τ/mm	45
永磁体磁链 ϕ/Wb	0.27
额定推力 N	120
转子有效行程 mm	1 000
最大运行速度 (m/s)	1.8
重复定位准确度 μm	≤ 5

边界条件：系统的静摩擦力 $F_s = 15 \text{ N}$ ，库伦摩擦力 $F_c = 8 \text{ N}$ ，临界Stribeck速度 $V_s = 1 \text{ m/s}$ 。稳态运行时，PMLSM受到的摩擦力为

$$F_{\text{fric}}(v) = 8 \operatorname{sgn}(v) + 7e^{-|v|} \operatorname{sgn}(v) + 1.1v \quad (9)$$

根据端部效应力的简化数学模型取 θ_0 为0，端部效应波动的幅值为2 N，得到端部效应力为

$$F_d(v) = 2 \cos(2\pi x / \tau) = 2 \cos(139.56x) \quad (10)$$

齿槽力波动 F_{cog} 为极距 τ 的周期函数，取其幅值为4 N，电动机受到的齿槽力波动为

$$F_{\text{cog}}(x) = 4 \sin(2\pi x / 0.045) \quad (11)$$

PMLSM的期望轨迹：频率为1 Hz的正弦曲线，幅值为1 cm，运行时间1 s。调节系统的控制参数，采用图2及图3所示的控制方案分别对PMLSM的位置环进行控制，迭代次数为26次，得到的控制结果如图6所示。当未对系统进行补偿时，PMLSM的跟踪误差约为83 μm ，表现为具有一定波动的平滑曲线。当采用RBF网络对系统进行非线性补偿后，跟踪误差降低到15 μm ，系统的跟踪准确度得到了有效的提升。

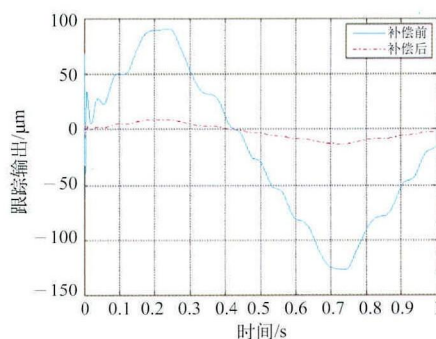


图6 PMLSM的跟踪误差

结束语

本文所设计的PMLSM位置跟踪提升控制系统采用了前馈加反馈补偿的迭代学习控制策略。在已建立的PMLSM垂直提升系统平台基础上，引入了RBF神经网络，对其迭代学习控制器进行了非线性补偿。最后，本文对采用RBF网络非线性补偿后的系统进行了计算机仿真，仿真结果显示，应用该方法补偿后相对于补偿前具有明显的优越性。

(收稿日期：2014-12-03) EA