

# 改进型 SVM 在轴向磁轴承转子位移 自检测中的应用\*

陶涛<sup>1,2</sup>, 马小燕<sup>1</sup>, 花良浩<sup>1</sup>

(1. 扬州工业职业技术学院, 江苏 扬州 225127;

2. 扬州市信息与自动化工程技术研究中心, 江苏 扬州 225127)

**摘要:** 磁轴承采用位移自检测技术能够减少磁轴承体积、降低成本和提高可靠性。提出了一种基于混合核函数最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 预测模型的磁轴承自检测技术。介绍了轴向主动磁轴承的工作原理并推导了其悬浮力的数学模型; 在混合核函数 LS-SVM 回归原理的基础上, 建立了控制线圈电流与转子位移之间的非线性预测模型, 并优化了 LS-SVM 参数, 实现了无位移传感器控制。构建了轴向主动磁轴承系统自检测仿真模型, 针对所提自检测方法进行了仿真研究, 仿真结果表明该模型能够准确预测转子轴向位移。进一步的试验结果表明, 该方法具有良好的轴向位移自检测性能, 实现了轴向主动磁轴承无位移传感器下稳定悬浮运行。

**关键词:** 轴向主动磁轴承; 轴向位移; 自检测; 预测模型

**中图分类号:** TM 301.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2018)10-0106-07

## Application of Improved SVM in Self-Sensing of Rotor Displacement in Axial Active Magnetic Bearing\*

TAO Tao<sup>1,2</sup>, MA Xiaoyan<sup>1</sup>, HUA Lianghao<sup>1</sup>

(1. Yangzhou Polytechnic Institute, Yangzhou 225127, China;

2. Yangzhou Information and Automation Engineering Technology Research Center, Yangzhou 225127, China)

**Abstract:** The self-sensing magnetic bearing could reduce the cost and the axial size of the magnetic bearing and increase its reliability. A self-sensing control method based on mixed-kernel least squares support vector machine (LS-SVM) forecasting model was proposed for an axial active magnetic bearing (AAMB). The principle and mathematical model of the active magnetic bearing were introduced; based on the principle of the mixed-kernel LS-SVM, the nonlinear forecasting model between the current and the displacement which realized the displacement self-sensing control was built through parameter optimization. The control system of the AAMB with self-sensing was constructed. The simulation results showed that the prediction model could accurately detect the rotor axial displacement. Further experimental results also showed that the method had a good ability of axial displacement self-sensing. The AAMB could realize stable suspension operation without displacement sensors.

**Key words:** axial active magnetic bearing; axial displacement; self-sensing; prediction model

## 0 引言

主动磁轴承是通过磁场力实现转子无接触地

悬浮于定子间气隙中的新型轴承, 具有无接触、高速度、低功耗、不需润滑等优点, 在高速高精度特殊传动领域具有潜在应用前景<sup>[1]</sup>。

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51575244); 江苏省“青蓝工程”项目(2017); 江苏省高水平骨干专业建设项目(苏教高[2017]17号); 扬州市科技计划项目(YZ2018072、SCX2017020022、YZ2018147)

作者简介: 陶涛(1988—), 男, 博士研究生, 研究方向为磁轴承智能控制技术。

为使得磁轴承系统转子稳定悬浮,需要设计一个对位移进行闭环控制的系统,所以需在系统内对磁轴承转子位移进行检测。在国内外相关应用中大部分采用电涡流位移传感器对转子位移进行测量。这种方法存在以下问题<sup>[2-3]</sup>:(1)系统成本高、所占空间较大、系统的动态性能降低,在高速高精度场合适用性较差;(2)因为系统结构的局限性,传感器的安装不能落在磁轴承的中间位置,所以系统的控制方程易于耦合,控制器的设计变得较复杂。

为了解决上述问题,近年来出现了一种新的研究方向——无传感器(自检测)磁轴承。无传感器技术主要有以下几个方面的优点<sup>[4-5]</sup>:(1)磁悬浮式轴承的转子轴向尺寸较小,提高了系统的动态性能,能够在高速场合运行;(2)省略了一些附加导线和物理仪表,降低了磁轴承的总体成本价格。

根据测量原理的差异性,目前位移自检测技术大致可以分为两类:一类是对电感进行测量间接得到转子位移,为参数估算法,主要有3种,即高频信号注入法、PWM载波分析法、差动变压器法;另一类是针对磁轴承数学模型的本身考虑,对其状态方程预测出转子位移,称为状态估算法,常用的包括卡尔曼滤波器法、观测器法等。

上述方法都在磁轴承数学模型的基础上完成。由于磁轴承的本质非线性和参数不稳定性,想在精确的数学模型基础上实现转子位移的准确估计非常困难。Vapnik等<sup>[6-7]</sup>提出了一种新型机器学习算法,即最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)。该算法训练过程依照结构风险最小化的原则,发生过拟合现象的可能性较小,同时不会发生局部极小值问题,对小样本的学习泛化能力很强。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在电气、农业工程、时间序列预测、模式识别等领域有着广泛的应用<sup>[8-10]</sup>。朱志莹等<sup>[11-12]</sup>将LS-SVM引入到磁悬浮开关磁阻电机转子位移观测器设计中,实现了电机高性能无传感器控制。Liu等<sup>[13]</sup>针对转子-轴承系统共振状态下的动态非线性问题,提出了一种结合递归定量分析和最优二叉树SVM的新方法来表征和识别转子状态。Bu等<sup>[14-15]</sup>针对无轴承异步电机的转子径向位移自检测提出了一种

基于LS-SVM的观测方法。上述文献给磁轴承转子位移的准确预测带来了新的可能性。本文尝试将LS-SVM应用到轴向主动磁轴承转子位移预测中,提出一种基于混合核函数的LS-SVM预测转子位移的方法,并通过仿真和试验对建立的转子预测模型的有效性进行了验证。

## 1 轴向主动磁轴承工作原理和数学模型

### 1.1 轴向主动磁轴承工作原理

主动磁轴承中的轴向控制线圈通电以后会产生磁通 $\varphi_{z1}$ 和 $\varphi_{z2}$ ,在轴向定子、轴向气隙、转子之间构成磁通回路,如图1所示。

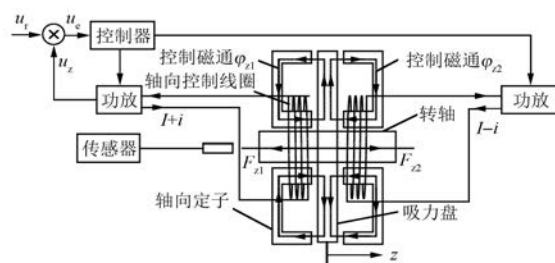


图1 轴向主动磁轴承磁路图

当转子位于平衡位置时,左右线圈中仅含有偏置电流 $I$ ,产生的磁拉力 $F_{z1}$ 和 $F_{z2}$ 等值反向,转子所受到的合力为零,在平衡位置保持稳定悬浮。当转子偏离平衡位置时,控制器产生控制电流 $i_z$ 、 $-i_z$ 与偏置电流 $I$ 叠加,改变左右线圈产生的磁通和电磁力的大小,使转子重新回到平衡位置。

### 1.2 轴向主动磁轴承数学模型

设转子向右偏离平衡位置 $z$ ,左右磁轴承线圈中的电流分别是 $i_{z1}=I+i_z$ , $i_{z2}=I-i_z$ 。只考虑工作气隙的磁阻,忽略铁心磁阻、转子磁阻及涡流损耗等,根据安培环路定律可得左右气隙中的磁通大小为

$$\begin{cases} \varphi_{z1} = \frac{\mu_0 N_z i_{z1}}{2(\delta_0 + z)} \\ \varphi_{z2} = \frac{\mu_0 N_z i_{z2}}{2(\delta_0 - z)} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mu_0$ ——真空磁导率;

$\delta_0$ ——转子位于平衡位置时的气隙长度;

$N_z$ ——轴向线圈匝数。

根据磁场力与磁通的关系,可知转子受到轴

向磁轴承左右磁极的磁拉力的合力为

$$F_z = F_{z1} - F_{z2} = \frac{\varphi_{z1}^2 - \varphi_{z2}^2}{2\mu_0 S_z} \quad (2)$$

式中:  $S_z$ ——轴向平均磁极面积。

将式(2)在平衡位置附近( $z \ll \delta_0, i_z \ll I$ )进行泰勒展开并略去高阶无穷小量得:

$$F_z \approx F_z \Big|_{z=0, i_z=I} + \frac{\partial F_z}{\partial z} \Big|_{z=0, i_z=I} \cdot z + \frac{\partial F_z}{\partial i_z} \Big|_{z=0, i_z=I} \cdot i_z = k_z \cdot z + k_{iz} \cdot i_z \quad (3)$$

式中:  $k_z$ ——轴向位移刚度系数,  $k_z = -\frac{\mu_0 S_z (N_z I)^2}{\delta_0^3}$ ;

$k_{iz}$ ——轴向电流刚度系数,  $k_{iz} = \frac{\mu_0 S_z N_z^2 I}{\delta_0^2}$ 。

在磁轴承结构和工作点确定后,  $k_z$  和  $k_{iz}$  均为常数。

## 2 混合核函数 LS-SVM 位移预测模型

### 2.1 LS-SVM 回归模型

SVM 是一种基于统计学习理论的分类和回归工具。本文的转子位移预测问题是 SVM 在非线形回归方面的一个应用。在 LS-SVM 算法中, 对给定的要系统辨识的  $n$  对输入输出样本集  $\{\mathbf{x}_k, y_k\}, k=1, 2, \dots, n, \mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n, y_k \in \mathbf{R}$ , 通过特征映射  $\varphi(\cdot)$ , 将样本非线性映射到高维特征空间, 在高维特征空间中寻找线性函数  $f: y(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) + b$ 。

根据风险最小化原则, 优化问题定义如下:

$$\min L(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (4)$$

约束条件:  $y_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i, i=1, \dots, n$

式中:  $C$ ——惩罚因子(正则化参数);

$\xi$ ——不敏感损失函数的松弛因子。

用拉格朗日乘子法求解有:

$$Q(\mathbf{w}, \mathbf{a}, b, \xi) = L(\mathbf{w}, \xi) - \sum_{i=1}^l a_i [\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (5)$$

式中:  $a_i$ ——拉格朗日乘子。

根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件, 对拉格朗日函数求偏导:

$$\begin{cases} \frac{\partial Q}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n a_i \varphi(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial Q}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow a_i = C \xi_i \\ \frac{\partial Q}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n a_i = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial a_i} = 0 \rightarrow y_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i \end{cases} \quad (6)$$

从而求解的优化问题转化为求解线性方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \Omega + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix}_{(n+1) \times (n+1)} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中:  $\mathbf{1} = [1, \dots, 1]^T_{1 \times n}$ ;  $\Omega_{ij} = \{\Omega_{ij}\}_{l \times l} = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j)$ ;  $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_n]$ ;  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$ 。

最小二乘支持向量机的函数逼近为

$$y(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (8)$$

### 2.2 混合核函数

由于使用单一核函数, LS-SVM 难以兼顾全局拟合与局部拟合, 所以对非平坦函数的预测精度不高。由于单核函数存在局限性问题, 因此常用组合法, 即将局部核函数与全局核函数混合, 使得构成的 LS-SVM 具有局部核函数学习能力强、便于提取样本的局部特征、拟合性能良好等特点, 又具有全局核函数推广能力很强、便于提取样本的全局特征、预测(泛化)性能良好等特点<sup>[16]</sup>, 从而提高 LS-SVM 的学习和推广能力。

按照 Mercer 的定理, 核函数在任意有限点集上定义的核矩阵是半正定的对称阵。其允许从简单的构件块创立复杂的核, 即 Mercer 核的非负线性组合仍然是 Mercer 核。

证明: 假设  $K_i (i=1, \dots, M)$  是 Mercer 核函数。令

$$K(x, y) = \sum_{i=1}^M a_i K_i(x, y) \quad (9)$$

其中:  $a_i \geq 0$ 。根据 Mercer 定理, 可得

$$\begin{aligned} \iint K_i(x, y) g(x) g(y) dx dy &\geq 0 \\ \forall g \in L^2, i &= 1, \dots, M \end{aligned} \quad (10)$$

因此可得:

$$\iint \sum_{i=1}^M a_i K_i(x, y) g(x) g(y) dx dy \geq 0, \forall g \in L^2 \quad (11)$$

即

$$\iint K(x,y)g(x)g(y)dx dy \geq 0, \forall g \in L^2 \quad (12)$$

证毕。

根据一般核函数的性质中的封闭性可得<sup>[8]</sup>, 若  $K_1, K_2$  是核函数, 则当  $a$  和  $b$  都大于等于零时,  $aK_1+bK_2$  为核函数。因此对常见核函数通过非负组合法即可建立更加灵活的混合核函数。根据核函数的构成条件, 本文采用六次多项式核函数与 RBF 核函数结合成的混合核函数:

$$K_m = \lambda K_l + (1 - \lambda) K_g \quad (13)$$

式中:  $\lambda$ ——混合系数,  $0 < \lambda < 1$ ;

$K_l$ ——RBF 核函数,  $K_l = [ (x, x_i) + 1 ]^6$ ;

$K_g$ ——多项式核函数,  $K_g = \exp ( - \| x - x_i \|^2 / 2\sigma^2 )$ 。

3 仿真验证

3.1 仿真参数

主动磁轴承试验样机电参数如表 1 所示。

表 1 轴向主动磁轴承电参数表

| 参数名称                 | 参数值  |
|----------------------|------|
| 饱和磁感应强度 $B_s/T$      | 0.8  |
| 轴向气隙长度 $\delta_z/mm$ | 0.45 |
| 轴向磁极面积 $S_z/mm^2$    | 500  |
| 轴向线圈安匝数 $N_z i_z/A$  | 246  |

转轴的质量  $m=1.3\text{ kg}$ , 可承受的轴向最大悬浮力  $F_{\max}=200\text{ N}$ , 位移刚度  $k_z=-5.615\times10^6\text{ N/m}$ , 电流刚度  $k_{iz}=218\text{ N/A}$ 。

3.2 数据的采集与预处理

获得有效的样本数据是离线训练 LS-SVM 建立初始预测模型的前提。假定转子在平衡位置附近  $-0.5\sim0.5\text{ mm}$  范围内运动, 选用频率为  $100\text{ Hz}$ , 幅值为  $0.5$  的正弦信号作为参考激励, 在 PID 闭环控制下对磁轴承系统采集样本数据, 以控制电流  $i_z$  为输入样本集, 以转子位移  $z$  为输出样本集。随机选择其中一半作为训练集, 用于离线训练 LS-SVM 获得初始的预测模型, 另一半作为测试集, 用于检验预测模型的预测精度。为了防止计算过程出现病态数据, 利用归一化的方法对输入输出数据进行处理。当输入或输出数据中的某个量取值过于密集时可以将数据点拉开距离。

3.3 混合核函数 LS-SVM 的参数优化

在用 LS-SVM 建立预测模型的过程中, 核函数参数  $\sigma$ 。惩罚因子  $C$  和混合系数  $\lambda$  的选择决定了所建模型的性能, 即其学习能力 (预测精度) 和推广能力 (泛化能力), 从而影响 LS-SVM 的预测效果, 对参数的优化十分重要<sup>[17-19]</sup>。现选用遗传算法 (GA) 来确定最优  $(\sigma, C, \lambda)$ 。遗传算法是基于 Darwin 的进化论和 Mendel 的基因遗传学原理发展起来的一种随机优化方法, 是一种全局寻优方法, 克服了传统算法容易陷入局部最优解的缺点, 寻优效率高。

具体实现步骤如下。

(1) 对遗传算法进行参数设置。

(2) 确定要优化的 LS-SVM 参数向量  $a, a=(\sigma, C, \lambda)$ , 采用预定的编码方案对每个 LS-SVM 参数进行编码, 产生初始种群。

(3) 利用该初始种群对 LS-SVM 模型进行训练, 在测试集上对训练好的模型进行测试, 以平均平方误差 MSE 为误差函数, 计算其适应度。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

式中:  $n$ ——训练数据总组数;

$y_i, \hat{y}_i$ ——实际值和模型预测值。

(4) 根据适应度, 对当前一代种群进行遗传、变异及交叉等操作, 选择产生下一代种群。

(5) 利用得到的子代种群, 重新对 LS-SVM 模型进行训练和测试, 计算适应度; 若种群中最优个体所对应的适应度函数值满足要求或达到设定的迭代次数则转步骤 (6)。否则, 返回 (4)。

(6) 结束训练, 输出最佳的核函数参数  $\sigma$ 、惩罚因子  $C$  和混合系数  $\lambda$ , 并用其训练数据集建立最佳回归模型。

采用遗传算法对  $(\sigma, C, \lambda)$  进行优化, GA 参数设置为: 设种群大小为  $20$ , 遗传代数为  $100$ ,  $\sigma$  寻优区间是  $[0.000\ 1, 1]$ ,  $C$  寻优区间是  $[1, 10\ 000]$ , 采用试验测量值和本文建立模型预测值的差值 (Relative Error, RE) 为评价指标, 比较所建预测模型的学习和推广能力, 最后得到最优参数  $\sigma=0.155, C=1\ 147, \lambda=0.38$ 。

图 2 所示为混合核函数 LS-SVM 拟合和预测误差图, 当轴承转子在偏离中心  $0.36\text{ mm}$  范围内时, RE 小于  $2\%$ 。

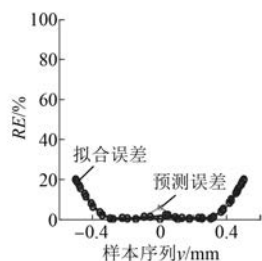


图2 混合核函数 LS-SVM 预测误差

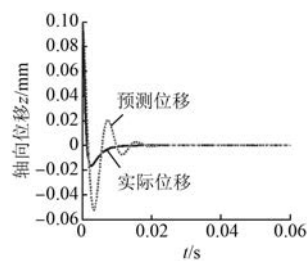


图4 空载起浮时转子轴向位移

### 3.4 基于 LS-SVM 预测模型的轴向磁轴承无位移传感器控制

基于 LS-SVM 预测模型的轴向主动磁轴承无位移传感器控制系统框图如图 3 所示。预测模块根据电流传感器检测到的轴向电流信号预测出转子的实际位移,并与给定的参考位置信号进行比较,其差值通过 PID 得出转子悬浮所需悬浮力,然后通过力/电流变换得到期望的控制电流信号。控制电流信号通过线性功放进行放大后驱动轴向控制线圈,继而实现稳定悬浮控制。

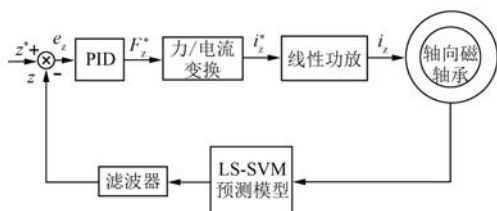


图3 轴向磁轴承无位移传感器控制系统框图

### 3.5 模型仿真验证

对本文提出的转子位移预测方法,在图 4 控制系统基础上进行轴向主动磁轴承无位移传感器运行可行性的仿真验证。

设定磁轴承转子轴向初始位移  $z = 0.1 \text{ mm}$ 。图 4 所示为空载起浮时转子轴向位移。可以看出,采用基于 LS-SVM 预测模型的转子位移预测方法的磁轴承  $z$  轴方向在  $0.03 \text{ s}$  达到稳定悬浮状态,最终与实际位移曲线重合。

当磁轴承稳定悬浮后,在  $0.01 \text{ s}$  施加一个  $200 \text{ N}$  的轴向负载,图 5 所示为施加负载时转子轴向的位移曲线。可以看出,当在  $z$  方向施加扰动时,采用基于 LS-SVM 预测模型的转子位移预测方法的磁轴承转子约经过  $0.03 \text{ s}$  回到中心位置,最终与实际位移曲线重合,达到稳定。

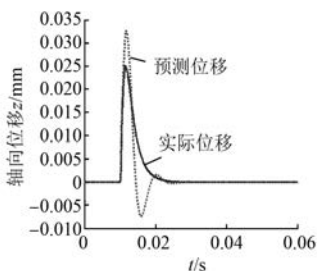


图5 磁轴承扰动时转子轴向位移

### 3.6 试验及结果分析

为进一步验证基于混合核函数 LS-SVM 预测模型的位移自检测方法的有效性和实用性,本文以轴向主动磁轴承转子系统为试验对象,采用 TI 公司的 TMS320F2812 控制芯片,构建了轴向主动磁轴承控制系统。试验平台如图 6 所示。为了更准确地对比轴向磁轴承位移自检测值与实际轴向位移的误差,在轴向磁轴承上安装了轴向电涡流位移传感器,试验结果如图 7 所示。



图6 轴向磁轴承试验平台

图 7(a)为用电涡流位移传感器检测到的轴向磁轴承转子实际轴向位移的波形,图 7(b)为本文所采用的 LS-SVM 预测模块预测的轴向位移波形图。起浮前,磁轴承转子在  $0.15 \text{ mm}$  的位置,控

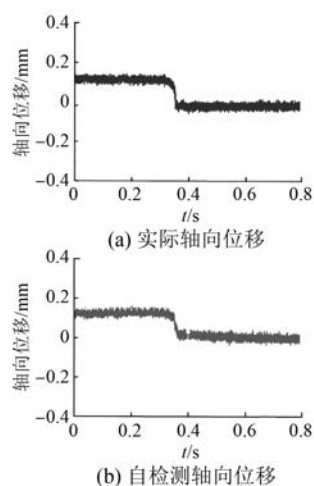


图7 试验结果

制系统在 0.3 s 时给轴向磁轴承控制信号,使得转子实现轴向稳定悬浮,即轴向位移为零。由图 7 可以看出,转子分别经过约 0.05 s 和 0.08 s 达到悬浮平衡位置,预测位移略滞后于实际位移,与仿真结果一致。所采用的 LS-SVM 预测模块能够有效准确跟踪转子的轴向位移,与电涡流传感器测得的位移值相比,误差小于 0.01 mm,在误差范围之内,验证了基于混合核函数 LS-SVM 预测模型的准确性。

下面进一步验证轴向磁轴承转子在径向悬浮平衡时,转子在轴向方向上的位移预测模型的实时性和可靠性。在给磁轴承通电之前,使得转子处于最大正位移处。转子径向和轴向位移波形分别如图 8 和图 9 所示。从图 8 可以看出,通电后径向  $x$  方向和  $y$  方向的位移波形均在 1.5 V (即平衡位置) 处有微小波动,说明转子可以稳定地悬浮在径向平衡位置。同时,由图 9 可知,磁轴承系统转子在轴向方向能够迅速回到平衡位置,实现轴向稳定悬浮,最终使得转子在径向轴向处于中心位置。

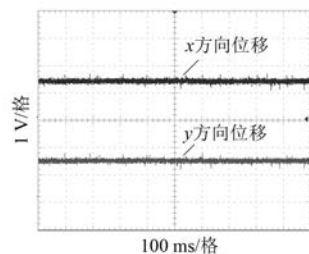


图8 转子径向位移波形

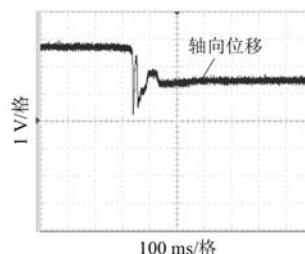


图9 转子轴向位移波形

## 4 结 语

为了克服传统位移传感器的不足,提出了一种基于混合核函数 LS-SVM 预测模型的磁轴承自检测技术。通过建立控制线圈电流与转子位移之间的非线性预测模型来估计转子的位移,从而实现无位移传感器控制。对磁轴承系统进行了仿真分析并进行了试验分析。仿真结果和试验结果均表明该方法可准确检测到转子的位移,实现轴向主动磁轴承系统的稳定悬浮,减小磁悬浮轴承转子的轴向尺寸,降低总体成本,提高系统的动态性能。

## 【参考文献】

- [1] 周瑾,倪佐僊.基于不平衡响应的磁悬浮轴承刚度阻尼辨识方法研究[J].振动与冲击,2013,32(3): 29-34.
- [2] 张丹,曾励,王张合.永磁电磁轴承自检测控制原理[J].机电工程,2008,25(9): 41-44.
- [3] 范东浩,徐龙祥,王军.磁悬浮轴承差动变压器式自检测原理研究[C]//中国力学学会学术大会,北京,2005: 83-88.
- [4] YIM J S, SUL S K, AHN H J, et al. Sensorless position control of active magnetic bearings based on high frequency signal injection with digital signal processing [C] // Applied Power Electronics Conference and Exposition 2004, IEEE, 2004: 1351-1354.
- [5] ZHU Z, SUN Y. Magnetic bearing rotor displacement estimation using O-RLS-SVM [C] // IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, IEEE, 2010: 727-731.
- [6] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. Berlin: Springer, 2000.
- [7] SUYKENS J A K, GESTEL T V, BRABANTER J D,

- et al. Least squares support vector machines [J]. International Journal of Circuit Theory & Applications, 2002, 27(6): 605-615.
- [8] 王立达. 基于混合核函数的 SVM 及其应用研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2016.
- [9] CAO L J, TAY F H. Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(6): 1506-1518.
- [10] 孙俊, 毛罕平, 羊一清. 基于 GA-LS-SVM 的水稻叶片含氮率预测 [J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2010, 31(1): 6-10.
- [11] 朱志莹, 孙玉坤, 嵇小辅, 等. 磁悬浮开关磁阻电机转子位移/位置观测器设计 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(12): 83-89.
- [12] ZHU Z, SUN Y, HUANG Y, et al. Displacement self-sensing of bearingless switched reluctance motors based on LS-SVM [J]. Przegląd Elektrotechniczny, 2012, 88(12a): 310-313.
- [13] LIU X, BO L. Identification of resonance states of rotor bearing system using RQA and optimal binary tree SVM [J]. Neurocomputing, 2015, 152: 36-44.
- [14] BU W, LI Z, LU C, et al. Research on the least squares support vector machine displacement observer of a bearingless induction motor [J]. Transactions of the Institute of Measurement & Control, 2015, 10(1): 1-12.
- [15] BU W, HUANG Y, LI Z, et al. Displacement sensorless control strategy of bearingless induction motor [J]. International Journal of Applied Electromagnetics & Mechanics, 2017, 54(4): 597-610.
- [16] 谢凌然, 高长伟, 沈玉娣. 基于混合核函数支持向量机的齿轮诊断方法研究 [J]. 机械传动, 2011, 35(9): 45-47.
- [17] 李春祥, 丁晓达, 叶继红. 基于混合蚁群和粒子群优化 LSSVM 的脉动风速预测 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(21): 131-136.
- [18] 郭啸, 魏延, 吴瑕. 基于混合核函数的支持向量机 [J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2011, 25(10): 66-70.
- [19] WANG L Y, LIU Z, ZHAO Z G, et al. A mixed-kernel-based SVR controller for biped robots [C] // Proceedings of the 30th Chinese Control Conference, Yantai, 2011: 3925-3929.

收稿日期: 2018-03-26

(上接第 18 页)

- [6] SPONG M, MARINO R, PERESADA S M, et al. Feedback linearizing control of switched reluctance motors [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1987, 32(5): 371-379.
- [7] 史秀梅, 郑寿森, 祁新梅, 等. 电动汽车用开关磁阻电机有限元分析及仿真 [J]. 系统仿真学报, 2011, 23(7): 1374-1377.
- [8] 杨丽, 刘闯, 严加根. 开关磁阻电机铁损的双频法有限元计算研究 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(12): 117-121.
- [9] 张新华. 三相 6/4 极开关磁阻电机参数设计与有限元分析 [J]. 微电机, 2010, 43(12): 98-101.
- [10] SHOLAHUDDIN U, PURWADI A, HERYANA N, et al. Modelling and simulation of switched reluctance motor based on comsol [C] // International Conference on Artificial Intelligence, Modelling and Simulation, IEEE, 2014: 365-369.
- [11] 武瑞兵. 开关磁阻电机的磁场有限元分析及动静态仿真 [J]. 电机与控制应用, 2015, 42(6): 13-16.
- [12] 卢胜利. 开关磁阻电机系统的故障诊断方法研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学, 2010.
- [13] 宋建国, 许灵, 牟蓬涛. 基于 MATLAB 12/8 极开关磁阻电机控制系统仿真 [J]. 电力电子技术, 2017, 51(2): 75-77.
- [14] 孟耀辉, 高岩. 基于 MATLAB/Simulink 的开关磁阻电机控制策略仿真 [J]. 电气自动化, 2014(2): 4-7.
- [15] 孙晓明, 赵德安, 李瑶, 等. 基于 MATLAB 的开关磁阻电机非线性建模仿真 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2006, 18(1): 67-70.
- [16] 王智杰, 蔡燕, 姜文涛. 三相 12/8 极开关磁阻电机驱动系统建模与仿真 [J]. 科技创新与应用, 2017(5): 11.
- [17] 齐金标, 钱伟康, 潘定海. 4 相 8/6 极开关磁阻电机建模与仿真 [J]. 信息技术, 2015(1): 180-183.

收稿日期: 2018-04-25