

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2017.05.017

基于灰色近似支持向量机的加速度计参数预测

于湘涛,周峰,徐国栋,张吉

(北京自动化控制设备研究所,北京 100074)

摘要:温度、振动等环境载荷使得石英挠性加速度计参数产生漂移,直接影响了惯导系统的测量精度和性能,石英挠性加速度计参数变化趋势为非线性的,很难用常规的建模方法进行趋势预测。基于灰色理论适合进行小样本、贫信息不确定型系统建模以及近似支持向量机不要求解二次规划就能求得非线性模型参数的优点,提出了基于灰色近似支持向量机进行石英挠性加速度计参数预测的方法。为了验证该方法的有效性,针对自然贮存的加速度计进行了固定周期的参数标定,结果表明灰色近似支持向量机具有很好的预测效果。

关键词:石英挠性加速度计;近似支持向量机;灰色预测;长期稳定性

中图分类号:U666.1

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2017)05-0100-05

Accelerometer Parameters Prediction Based on Grey Proximal Support Vector Machine

YU Xiang-tao, ZHOU Feng, XU Guo-dong, ZHANG Ji

(Beijing Institute of Automatic Control Equipment, Beijing 100074, China)

Abstract: Environment factors like temperature and vibration influence parameters drift of quartz flexure accelerometer, which directly affects the accuracy and performance of inertial navigation system. Because the parameters variation trend of quartz flexure accelerometer is nonlinear, it is difficult to forecast it with the conventional methods. As small sample copy and poor information uncertainty problem can be easily solved by grey theory and proximal support vector machine model parameters can well obtained without quadratic programming, an accelerometer parameters prediction method based on the grey proximal support vector machine is proposed. The calibration of natural environmental scale value of accelerometer parameters is carried out to verify the effectiveness of this method. The results show that grey proximal support vector machine has got excellent prediction performance.

Key words: Quartz flexure accelerometer; Proximal support vector machine; Grey prediction; Long time stability

0 引言

加速度计是最关键的惯性仪表之一,与陀螺一起构成惯性技术的基础和核心内容,石英挠性加速

度计(以下简称加速度计)是我国各种装备普遍采用的一类加速度计,具有测量精度高、长期稳定性好的优点^[1],在航空、航天、航海等多个领域应用广泛^[2-3],受温度、振动等环境载荷及加速度计内部组

收稿日期:2017-06-21;修订日期:2017-07-16

基金项目:国家自然科学基金重大仪器专项项目(41527803)

作者简介:于湘涛(1979-),男,博士,研究员,主要从事惯性仪表方面的研究。E-mail:yuxiangtao@163.com

件材料自身特性变化的影响,加速度计参数随时间会发生漂移,直接影响了惯导系统的精度,为了挖掘加速度计参数随时间变化的规律,提高惯导系统导航精度,开展加速度计参数预测具有重要工程意义与科学价值。

灰色系统理论是研究灰色系统相关的分析、预测、决策和控制的理论,主要研究概率论与数理统计、模糊数学等学科难以解决的小样本、贫信息不确定性问题,已在工程、经济、物理等多个领域^[4]得到了应用。其中,灰色预测模型是目前常用的时间序列预测外推模型,GM(1,1)^[5]为单变量模型,是灰色系统变量外推的一种典型模型,通过对原始序列进行处理、建立灰色模型,挖掘灰色系统的变化规律,并对灰色系统的未来状态给出科学地定量预测外推。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是VAPNIK提出的一种基于统计学习理论的机器学习方法,研究小样本是模型的泛化能力,广泛应用于模型辨识、故障诊断等领域。标准SVM需要求解复杂的二次规划问题,训练时间较长,为了提高SVM的学习速度,一些学者提出了许多简化标准SVM优化问题的思路^[6-7],尤其是文献^[8]提出的近似支持向量机(Proximal Support Vector Machine, PSVM)引起了人们的极大兴趣,采用线性方程组的求解代替对原有的凸二次规划问题的求解,能够在满足识别精度的前提下快速训练学习器,适合于数据的快速学习。

基于灰色数据处理和近似支持向量回归^[9](Proximal Support Vector Regression, PSVR)的优点,建立了灰色近似支持向量机预测模型,提出了加速度计参数的预测方法。为了验证所提方法的有效性,针对自然贮存的加速度计进行了定周期参数标定,应用近似支持向量机和灰色近似支持向量机分别进行了加速度计参数建模,计算结果表明两种方法都可以很好地进行加速度计参数预测,其中灰色近似支持向量机具有更好的预测效果。

1 灰色近似支持向量机

灰色近似支持向量机是一种采用灰色算法对近似支持向量机的输入数据和输出数据的方法。

1.1 灰色理论数据处理算法

灰色数据处理算法主要包括累加生成数和逆累减生成数运算,通过运算可以增加原始数据的规律性、减少数据的随机性,与其他预测方法相结合,

可以提高预测的精度。

(1) 累加生成数运算

1-AGO(Accumulated Generating Operation)是指一次累加生成,设原始数据序列为: $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$,生成序列为: $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$,上标“0”表示原始的数据序列,上标“1”表示一次累加后的生成序列,生成序列的求解如下

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=0}^k x^{(0)}(i) = x^{(1)}(k-1) + x^{(0)}(k) \quad (1)$$

(2) 逆累减生成数运算

逆累减生成数(Inverse Accumulated Generating Operation, IAGO)是指累加生成的逆运算。设原始数据序列为 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$,对 $X^{(1)}$ 做一次累减生成运算,则得生成的数据序列 $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$,生成序列的求解如下

$$x^{(0)}(k) = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) \quad (2)$$

规定 $x^{(1)}(0) = 0$ 。

1.2 近似支持向量回归机

近似支持向量回归机是在近似支持向量机的基础上进一步推导获得的,PSVR能够在满足预测精度的前提下快速训练学习器,适合用于系统参数的预测。

对于一组数据点样本集 $S = \{(x_i, d_i) | i = 1, \dots, m\}$, $x_i \in \mathbf{R}^n$ 为 n 维输入变量, $d_i \in \mathbf{R}$ 为相应的输出变量。

用于预测的函数为

$$f(x) = x^T w - r \quad (3)$$

式中, $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T \in \mathbf{R}^n$, $b \in \mathbf{R}$ 。

线性 PSVR 需要求解下面的二次方程

$$\min \left[\frac{\nu}{2} \|y\|^2 + \frac{1}{2} (w^T w + r^2) \right] \\ \text{s. t. } \quad \mathbf{A}w - \mathbf{e}r + y = f \quad (4)$$

式中, ν 为惩罚因子; \mathbf{e} 为 $m \times 1$ 的全 1 矢量; y 为误差变量; $m \times n$ 矩阵 \mathbf{A} 为整个训练数据集; \mathbf{A}_i 为 \mathbf{A} 的第 i 行,即第 i 个样本。

线性 PSVR 的解通过求解 Lagrange 函数的鞍点求出

$$L(w, r, y, u) = \frac{\nu}{2} \|y\|^2 + \frac{1}{2} (w^T w + r^2) - \\ u^T (\mathbf{A}w - \mathbf{e}r + y - f) \quad (5)$$

式中, $u \in \mathbf{R}^m$ 为 Lagrange 乘子。根据 KKT 条件,则有:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \mathbf{A}^T \mathbf{u} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\gamma}} = \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{e}^T \mathbf{u} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{y}} = \mathbf{v} \mathbf{y} - \mathbf{u} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{u}} = -\mathbf{A} \mathbf{w} + \mathbf{e} \boldsymbol{\gamma} - \mathbf{y} + \mathbf{f} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

根据式(6)可以得出 Lagrange 乘子为

$$\mathbf{u} = (\frac{\mathbf{I}}{\mathbf{v}} + \mathbf{A} \mathbf{A}^T + \mathbf{e} \mathbf{e}^T)^{-1} \mathbf{f} \quad (7)$$

因此,线性 PSVR 的回归函数为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{w} - \mathbf{r} \\ &= (\mathbf{x}^T \mathbf{A}^T + \mathbf{e}^T) (\frac{\mathbf{I}}{\mathbf{v}} + \mathbf{A} \mathbf{A}^T + \mathbf{e} \mathbf{e}^T)^{-1} \mathbf{f} \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)中的 \mathbf{w} 用它的对偶形式 $\mathbf{A}^T \mathbf{D} \mathbf{u}$ 代替,将线性核 $\mathbf{A} \mathbf{A}^T$ 用非线性核函数 $K = K(\mathbf{A}, \mathbf{A}^T)$ 代替,就可以得到非线性 PSVR,其中核函数满足 Mercer 条件,则非线性 PSVR 需要求解下面的二次方程

$$\begin{aligned} \min(\mathbf{u}, \mathbf{r}, \mathbf{y}) \in \\ \mathbf{R}^{n+1+m} \frac{\mathbf{v}}{2} \|\mathbf{y}\|^2 + \frac{1}{2} (\mathbf{u}^T \mathbf{u} + \mathbf{r}^2) \\ \text{s. t. } K(\mathbf{A}, \mathbf{A}^T) \mathbf{u} - \mathbf{e} \mathbf{r} + \mathbf{y} = \mathbf{f} \end{aligned} \quad (9)$$

同理,可以得出 Lagrange 乘子为

$$\mathbf{v} = (\mathbf{K} \mathbf{K}^T + \mathbf{e} \mathbf{e}^T + \frac{\mathbf{I}}{\mathbf{v}})^{-1} \mathbf{f} \quad (10)$$

因此,用于回归的非线性 PSVR 函数为

$$f(\mathbf{x}) = (K(\mathbf{x}^T, \mathbf{A}^T) K(\mathbf{A}, \mathbf{A}^T)^T + \mathbf{e}^T) \mathbf{v} \quad (11)$$

1.3 灰色近似支持向量回归

基于灰色理论和近似支持向量机,提出的用于加速计参数预测的灰色近似支持向量回归算法 (Grey Proximal Support Vector Regression, GPSVR) 如图 1 所示。

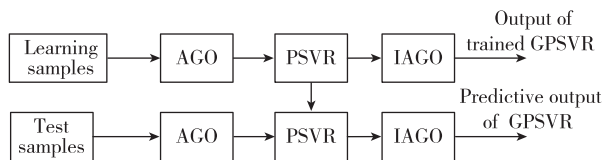


图 1 灰色近似支持向量回归预测算法
Fig. 1 The forecasting arithmetic of GPSVR

灰色近似支持向量回归预测的计算过程如下。

- 1) 选定序列作为学习样本;
- 2) 对学习样本进行 AGO 算法操作;
- 3) 应用 AGO 算法生成数据序列,进行 PSVR 预测模型的学习;

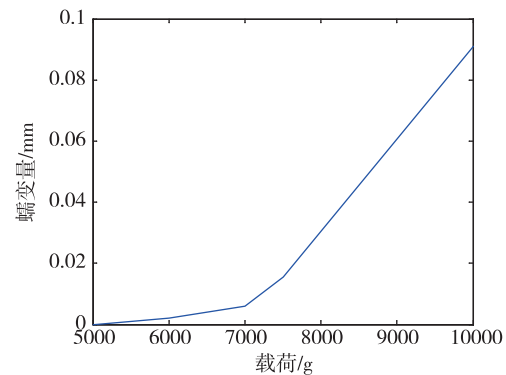
4) 应用 IAGO 算法对 PSVR 预测输出进行数据处理;

5) 利用新的测试样本验证 GPSVR 预测模型的泛化性。

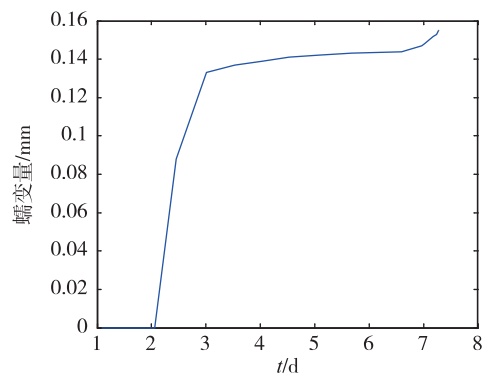
2 加速度计参数性能预测

2.1 加速度计参数稳定性变化机理分析

1) 胶粘剂性能稳定性分析:激励环与磁钢、动圈与敏感结构等位置采用胶粘剂连接,胶粘剂材料的分子链网络结构及其运动活性受内部影响因素和温度等外部影响因素的影响,会产生蠕变。蠕变是指分子链段地逐渐伸展或相对滑移实现的变形,蠕变会造成力学松弛,还会使得被胶粘的构件、组件产生相对位移;蠕变导致摆组件的质心和电磁力的力心变化,还导致加速度计参数的长期稳定性发生变化。开展了胶粘剂蠕变与载荷、时间的试验,试验结果如图 2 所示。



(a) 蠕变量与载荷之间的示意图



(b) 蠕变量随时间的示意图

图 2 双组份胶粘剂蠕变特性示意图

Fig. 2 Creep characteristics of two-component adhesive

从图 2 中可以看出:蠕变量随着载荷变大而变大,随着试验的时间推移也发生变化。

2) 永磁材料性能稳定性分析: 加速度计的力矩器采用了永磁动圈式的对顶结构, 2 个磁路之间相互独立形成推挽结构。永磁材料的稳定性直接影响磁路的稳定性, 进而影响了加速度计标度因数的稳定性。许多科学家对磁性材料的稳定性机理进行了研究^[10], 例如 Street R 和 Wooley J C 认为热能引起永磁材料的微区发生不可逆旋转, 导致了磁性材料性能状态的改变; Neel Louis 认为永磁材料局部区域, 受热扰动、机械振动、外磁场和地球磁场等产生的磁场影响, 磁场性能随着时间会发生变化, 使磁体内部状态不断调整, 达到新的平衡。为了研究磁性材料的参数变化趋势, 开展了永磁材料的磁性能在 60℃ 温度下的贮存试验, 试验结果如图 3 所示。

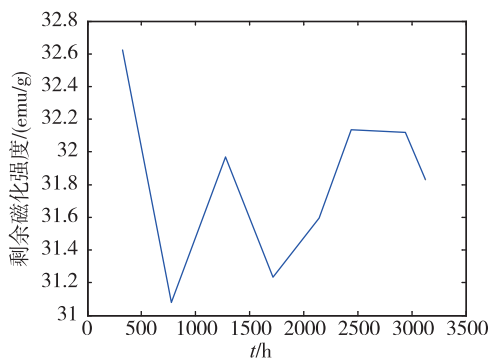


图 3 磁钢剩磁磁化强度时间变化趋势
Fig. 3 Trend of magnetic remanent magnetization

从图 3 中可以看出: 永磁材料的剩磁磁化强度随着时间推移发生不规则的变化。

3) 残余应力: 各种加速度计金属构件材料的相、组织状态的不稳定性, 以及各热加工、冷加工工艺过程中产生的残余应力, 异质材料的装配过程产生的装配应力, 残余应力的释放会导致金属构件尺寸变化, 也是加速度计参数变化的关键原因之一。

2.2 数据预测过程

针对某块自然贮存的加速度计, 进行了 2 年 10 个月长期重复性测试, 采用四点法进行重力场下标定, 标定周期为 2 个月, 设加速度计偏值标定数据的序列为 $X_{k0} = \{x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{a18}\}$, 标度因数据的序列为 $X_{k1} = \{x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{b18}\}$ 。利用式(1)对原始序列 X_{k0} 和 X_{k1} 分别进行 AGO 操作, 产生新生序列 $X_{k0}^1 = \{x_{a1}^1, x_{a2}^1, \dots, x_{a18}^1\}$ 和 $X_{k1}^1 = \{x_{b1}^1, x_{b2}^1, \dots, x_{b18}^1\}$ 。对新生成的 X_{k0}^1 和 X_{k1}^1 进行相空间重构, 构造以下矩阵形式:

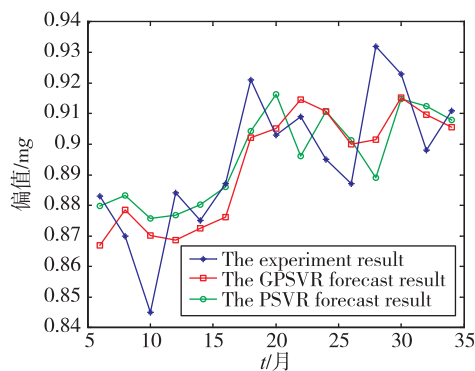
$$X_{k0} = \begin{bmatrix} x_{a1}^1 & x_{a2}^1 & x_{a3}^1 \\ x_{a2}^1 & x_{a3}^1 & x_{a4}^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{a15}^1 & x_{a16}^1 & x_{a17}^1 \end{bmatrix}, Y_{k0} = \begin{bmatrix} x_{a4}^1 \\ x_{a5}^1 \\ \vdots \\ x_{a18}^1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$X_{k1} = \begin{bmatrix} x_{b1}^1 & x_{b2}^1 & x_{b3}^1 \\ x_{b2}^1 & x_{b3}^1 & x_{b4}^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{b15}^1 & x_{b16}^1 & x_{b17}^1 \end{bmatrix}, Y_{k1} = \begin{bmatrix} x_{b4}^1 \\ x_{b5}^1 \\ \vdots \\ x_{b18}^1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

按照图 1 灰色近似支持向量回归预测算法流程进行计算, 选择式(12)和式(13)矩阵的前 14 行作为灰色近似支持向量回归的学习样本, 对后续 2 个月进行预测, 最后 1 行作为测试样本验证外推效果的有效性, 其中灰色近似支持向量回归的核函数选用高斯函数。

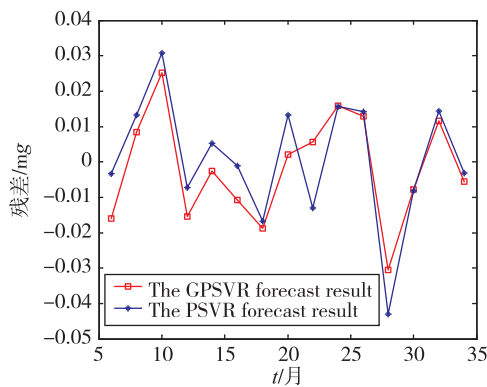
2.3 结果分析

利用 GPSVR 进行加速度计偏值和标度因数预测的结果如图 4 和图 5 所示。



(a) 加速度计偏值的预测结果

(a) The forecast result of accelerometer bias



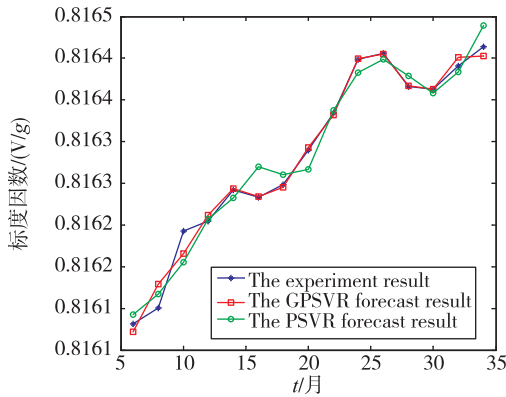
(b) 加速度计偏值的预测残差

(b) The forecast residual error of accelerometer bias

图 4 加速度计偏值的预测结果

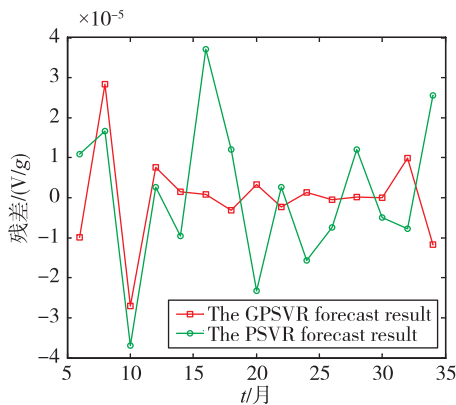
Fig. 4 The forecast result of accelerometer bias

从图 4(a)和图 5(a)中可以看出: 采用 PSVR 算法和 GPSVR 算法获得的预测曲线, 与实际标定值



(a) 加速度计标度因数的预测结果

(a) The forecast result of accelerometer scale factor



(b) 加速度计标度因数的预测残差

(b) The forecast residual error of accelerometer scale factor

图5 加速度计标度因数的预测结果

Fig. 5 The forecast result of accelerometer scale factor

非常接近,两个方法都可以很好地进行加速度计参数变化趋势预测。从图4(b)、图5(b)中可以看出:采用GPSVR算法计算的加速度计偏值和标度因数预测残差范围分别为 $[-0.030\text{mg } 0.025\text{mg}]$ 和 $[-1.2 \times 10^{-5}\text{V/g } 2.9 \times 10^{-5}\text{V/g}]$;而PSVR算法预测的残差范围分别为 $[-0.043\text{mg } 0.030\text{mg}]$ 和 $[-3.7 \times 10^{-5}\text{V/g } 3.7 \times 10^{-5}\text{V/g}]$,显然,采用GPSVR预测的残差更小。

采用均方根误差(Root Means Square Error, RMSE)指标进行预测效果评价,具体公式如下

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Y(i) - \hat{Y}(i)]^2} \quad (13)$$

采用GPSVR进行加速度计偏值和标度因数预测的RMSE分别为: 0.014mg 和 $1.1 \times 10^{-5}\text{V/g}$;而PSVR预测的RMSE分别为: 0.017mg 和 $1.8 \times 10^{-5}\text{V/g}$,RMSE结果表明GPSVR的预测精度更高。

3 结论

1)基于灰色理论适合进行小样本、贫信息不确定型系统建模以及近似支持向量机不需求解二次规划就能求得非线性模型参数的优点,提出了一种灰色近似支持向量机。

2)提出了一种加速度计参数时间序列趋势的预测方法。

3)针对2年10个月自然贮存的加速度计标定参数进行了预测,计算结果表明灰色近似支持向量机和近似支持向量机都适合加速度计参数预测,灰色近似支持向量机的预测效果更优。

参考文献

- [1] 于湘涛,张菁华,杜祖良. 石英挠性加速度计参数长期重复性技术研究[J]. 导航定位与授时, 2014, 1(1): 58-62.
- [2] Lobanov V S, Tarsenko N V, Shulga D N, et al. Fiber-optic gyros and quartz accelerometers for motion control [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2007, 22(4): 23-29.
- [3] 顾英. 惯导加速度计技术综述[J]. 飞航导弹, 2001(6): 78-84.
- [4] Kuang Y H, Jane C J. A hybrid model for stock market forecasting and portfolio selection based on ARX, grey system and RS theories [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 5387-5392.
- [5] Hongfa K, Yongguang C, Guoyu W. Target assignment model of electronic equipments based on GM(1, 1) model [J]. Journal of Grey System, 2005, 17(3): 235-242.
- [6] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machines classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [7] Mangasarian O L. Generalized support vector machines [J]. Advances in Large Margin Classifiers, 1998, 26(5): 135-146.
- [8] Fung G, Mangasarian O L. Proximal support vector machine classifiers [C]//ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2001: 77-86.
- [9] Yu X, Zhang L, Guo L, et al. Identification for temperature model of accelerometer based on proximal SVR and particle swarm optimization algorithms [J]. Journal of Control Theory & Applications, 2012, 10(3): 349-353.
- [10] 刘国征, 夏宁, 赵明静, 等. 永磁材料长期稳定性研究进展[J]. 稀土, 2010, 31(2): 40-44.