

微粒群优化相关向量机的开关磁阻电机 转子位置自检测*

项倩雯, 袁 野, 于焰均

(江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 将电机在有位置传感器运行条件下采样获得的磁链、电流和转角作为样本数据, 基于相关向量机回归理论, 通过对样本数据的训练与学习, 构建开关磁阻电机转子位置的非线性相关向量机预测模型。为提高预测模型的拟合精度和泛化能力, 训练过程中采用微粒群算法优化相关向量机的核函数参数。以 1 台三相 12/8 极样机为例, 开展仿真研究, 结果表明: 该预测模型能够正确地检测出开关磁阻电机的转子位置, 并且检测精度较高。

关键词: 相关向量机; 微粒群; 开关磁阻电机; 预测建模; 自检测

中图分类号: TM 352 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2018)10-0100-06

Rotor Position Self-Detection of Switched Reluctance Motor Using Relevance Vector Machine with Particle Swarm Optimization*

XIANG Qianwen, YUAN Ye, YU Yanjun

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: The motors' flux-linkage, current and angle obtained from the system with sensors were chosen as the sample data, and the predictive model of rotor position based on relevance vector machine was built by training these sample data. In order to improve the fitting precision and generalization ability of the predictive model, the kernel function parameter in relevance vector machine was optimized by the particle swarm algorithm. By simulation on the test motor, it was verified that the proposed predictive model could estimate the rotor position accurately in the simulation condition and had satisfactory estimation precision.

Key words: relevance vector machine; particle swarm; switched reluctance motor; predictive modeling; self-detection

0 引 言

开关磁阻电机 (Switched Reluctance Motor, SRM) 具有效率高、成本低、结构简单、工作可靠、调速范围宽等优点, 在牵引运输、航空工业、采矿、纺织等领域得到广泛应用。SRM 采用位置闭环控制, 一般通过安装位置传感器直接测量转子位

置信号, 但机械式传感器不仅提高了系统的成本和复杂度, 还影响了整个 SRM 驱动系统的可靠性。因此, 探索 SRM 转子位置自检测技术成为近年来国内外的研究热点。

SRM 具有特殊的双凸极结构, 同时为了提高运行效率, 通常运行在磁饱和状态, 使得电机电磁特性呈强非线性, 难以获得精确的数学模型, 而采

* 基金项目: 国家自然科学基金项目 (51707082); 江苏省自然科学基金青年基金项目 (BK20150510, BK20170546); 江苏大学科研启动基金项目 (14JDC075)

作者简介: 项倩雯 (1982—), 女, 副教授, 研究方向为开关磁阻电机的智能控制。

袁 野 (1991—), 男, 博士, 研究方向为智能控制理论。

于焰均 (1983—), 女, 研究方向为高速电机的优化设计。

用简化模型来估计转子位置又会导致预测精度较低^[1]。为此,有学者将神经网络(NN)^[2-4]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[5]等智能检测方法应用于SRM无位置传感器控制领域,取得了较好的控制效果。NN和SVM方法随着样本规模的增加,模型参数(如NN的隐含节点个数、SVM的支持向量个数)逐渐增多、模型结构逐渐复杂、在线决策时间逐渐变长,导致NN、SVM算法仅能实现低速SRM的转子位置自检测,难以满足SRM中高速运行阶段的实时性要求,因此上述文献利用NN、SVM方法实现SRM无位置传感器运行的最高转速仅为1 500 r/min。

相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)是Tipping^[6-7]提出的一种非线性概率模型。与SVM相比,RVM利用贝叶斯方法进行推理,核函数无需满足Mercer条件,因此核函数选择范围较广;更重要的是,其模型参数(相关向量)个数随样本规模的增大而增加的速度较慢,因此解更为稀疏,模型复杂度更低,决策时间更短,更适合实时性要求较高的应用场合^[8-9]。

RVM优点较多,但其性能的发挥依赖于核函数参数的优化选取,而目前尚无统一的优选标准^[5]。常用的网格参数选择法计算量大、搜索时间长,最小二乘法受迭代初值约束大、易陷入局部最优解。近年来有学者利用微粒群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[10]、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[11]优化RVM核函数参数,缩短了搜索时间,降低了对迭代初值的依赖度。PSO与GA都是基于群体与适配概念的优化算法,不同之处在于PSO具有记忆粒子最佳位置的能力与粒子间的信息共享机制,免去了GA的选择、交叉、变异等复杂的遗传操作,具有收敛快、规则简单、易于实现的优点^[12],因此本文选用PSO优化RVM参数。

为满足SRM中高速运行时转子位置自检测的实时性要求,本文提出SRM转子位置的RVM预测方法。从SRM的非线性磁链特性出发,通过训练样本数据构建转子位置角的RVM预测模型,针对RVM模型核函数参数难以确定的难题,引入PSO算法优化RVM模型参数,进一步提高模型的预测精度,最后通过仿真和试验验证了所提转子位置自检测方法的有效性。

1 SRM 磁链特性

SRM为定、转子双凸极可变磁阻无刷电机,电机磁链随时间呈单向脉冲性变化,其气隙磁场是脉动的。这样的几何结构和磁路的非线性,使得SRM一相绕组磁链 ψ 是该相绕组电流 i 和转子位置角 θ 的非线性函数:

$$\psi = \psi(i, \theta) \quad (1)$$

可以证明,式(1)存在唯一单值反函数^[2]:

$$\theta = \theta(\psi, i) \quad (2)$$

因此,已知某一时刻的绕组磁链 ψ 和绕组电流 i ,即可实时获得该时刻的转子位置角 θ 。

对于三相12/8结构SRM,若定义SRM定子极与转子极对齐的位置为 $\theta=0^\circ$,定子极与转子槽对齐的位置为 $\theta=22.5^\circ$,那么由SRM结构的对称性可知,通过测量转子半周期 $0^\circ \sim 22.5^\circ$ 内的磁链值即可反映电机的磁特性,如图1所示。

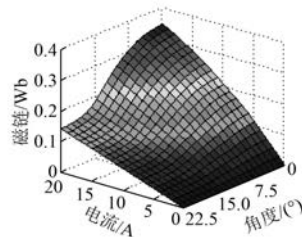


图1 SRM 磁链特性

可以看出:随着励磁电流的增大,转子位置角逐渐减小,定转子极逐渐对齐,磁场越来越饱和,磁链增加的速度越来越缓慢,呈非线性变化趋势;磁链、相电流与转子位置角三者之间存在唯一的映射关系。

2 PSO 优化的 RVM 回归建模

SRM的非线性磁特性导致普通机理建模法只能获得磁链的简化模型。当SRM系统运行参数和状态变化时,简化模型精度下降,那么基于此模型来预测转子位置,预测精度也随之下降。为避免模型偏差和参数不确定性对转子位置预测模型的影响,提高转子位置的预测精度和自适应能力,本文利用RVM对任意函数的通用逼近能力来辨识SRM转子位置角。

2.1 RVM 回归建模

给定训练样本的输入向量集和输出集分别为

$\{x_i | i = 1, \dots, N\}$ 和 $\{y_i | i = 1, \dots, N\}$, 设目标函数 y_i 是来自带噪声的模型:

$$y_i = \sum_{i=1}^N \omega_i K(x, x_i) + \omega_0 + \varepsilon_i \quad (3)$$

其中: 噪声 ε_i 服从均值为零, 方差为 σ^2 的高斯分布; $\omega = (\omega_0, \dots, \omega_N)^T$ 为权值向量; $K(x, x_i)$ 为核函数 (不必满足 Mercer 条件)。则训练样本集的似然函数为

$$p(y | \omega, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\left(-\frac{\|y - \Phi\omega\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中: $y = [y_1, \dots, y_N]^T$; Φ 为基函数矩阵, 表达式为

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & K(x_1, x_1) & \cdots & K(x_1, x_N) \\ 1 & K(x_2, x_1) & \cdots & K(x_2, x_N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & K(x_N, x_1) & \cdots & K(x_N, x_N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

在 RVM 回归模型中, 通过使用贝叶斯框架使模型具有泛化性^[13], 参数的先验分布为

$$p(\omega | \alpha) = (2\pi)^{-\frac{N}{2}} \prod_{i=0}^N \alpha_i^{\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{\alpha_i \omega_i^2}{2}\right) \quad (6)$$

式中: α ——超参数, $\alpha = [\alpha_0, \dots, \alpha_N]$ 。

在先验分布和似然推理分布的基础上, 权值的后验分布可由贝叶斯推理求得, 可得其后验分布为

$$p(\omega | y, \alpha, \sigma^2) = \frac{p(y | \omega, \sigma^2) p(\omega | \alpha)}{p(y | \alpha, \sigma^2)} = (2\pi)^{-\frac{N+1}{2}} |R|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (\omega - \mu)^T R^{-1} (\omega - \mu)\right\} \quad (7)$$

其中: 后验协方差为

$$R = (\sigma^{-2} \Phi^T \Phi + A)^{-1} \quad (8)$$

后验均值为

$$\mu = \sigma^{-2} R \Phi^T t \quad (9)$$

式中: $A = \text{diag}(\alpha_0, \dots, \alpha_N)$ 。

将训练样本集的似然函数式(4)对权重变量进行积分, 可得依赖于 α 和 σ^2 的边缘似然分布为

$$p(y | \alpha, \sigma^2) = (2\pi)^{-\frac{N}{2}} |\Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{y^T \Omega^{-1} y}{2}\right) \quad (10)$$

其中: $\Omega = \sigma^2 I + \Phi A^{-1} \Phi^T$; I 为 N 阶单位阵。

由于不能以解析形式获得使式(10)最大的 α

和 σ^2 , 故使用迭代估计法。对式(10)关于 α 求导, 令其为零, 可得 α_i 更新值为

$$\alpha_{i, \text{new}} = \frac{\gamma_i}{\mu_i^2} \quad (11)$$

其中: $\gamma_i = 1 - \alpha_i R_{ii}$, R_{ii} 为由当前的 α 和 σ^2 根据式(8)计算所得的后验权重协方差矩阵 R 中的第 i 项对角线元素; μ_i 为第 i 项后验均值, 由式(9)计算。

对于 σ^2 , 利用上述方法求导, 可得更新算式为

$$\sigma_{\text{new}}^2 = \frac{\|y - \Phi\mu\|^2}{N - \sum_{i=1}^N \gamma_i} \quad (12)$$

获得参数 $\alpha_{i, \text{new}}$ 和 σ_{new}^2 后, 重新估计权重的后验均值和方差。在迭代过程中, 大部分的 α_i 会越来越接近于无穷大, 即对应的 ω_i 为零, 其相应的基函数可以被删除, 从而达到稀疏性。其他的 α_i 会稳定趋近有限值, 与之对应的 x_i 即构成相关向量。

RVM 回归建模时, 本文选择高斯核函数 $K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right)$ 进行高维映射。那么 RVM 回归模型可改写为

$$y_i = \sum_{i=1}^N \omega_i \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right) + \omega_0 \quad (13)$$

式中: δ ——高斯核函数宽度, 反映了边界封闭包含的半径。

2.2 PSO 优化 RVM 模型参数

由式(13)可知, 当训练样本确定后, 核函数参数 δ^2 就决定了 RVM 回归模型的泛化能力和预测精度, 而目前关于 δ^2 的选取尚无统一原则^[5]。为此, 本文利用 PSO 算法的全局搜索能力优化核函数参数 δ^2 , 以提高 RVM 的推广预测能力。

在 m 维复杂空间中, PSO 的搜索过程通过循环迭代完成, 每次循环, 粒子 i 通过动态的跟踪自身最优值 $p_{\text{best}} = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}\}$ 及群体最优值 $g_{\text{best}} = \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 完成其速度和位置的更新。设 $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}\}$ 与 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 分别为粒子 i 的速度和位置。则 v_i 和 x_i 按式(14)更新:

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k +$$

$$c_1 r(\cdot) (p_{\text{best}} - x_i^k) + c_2 r(\cdot) (g_{\text{best}} - x_i^k) \quad (14)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (15)$$

$$-v_{\text{max}} < v_i^{k+1} < v_{\text{max}} \quad (16)$$

式中: k ——迭代次数;
 ω ——惯性权重系数;
 $r(\cdot)$ ——(0,1)之间的随机数;
 c_1, c_2 ——学习因子;
 $v_{\max}$ ——事先确定的最大速度。

将上述 PSO 算法应用于 RVM 模型参数 δ^2 的优化, 流程如图 2 所示。

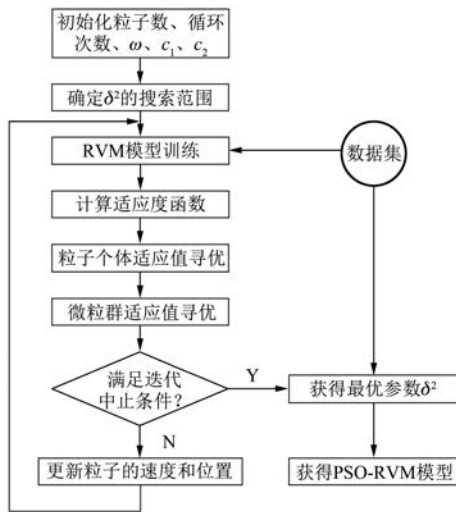


图 2 PSO-RVM 算法流程

迭代过程中, 定义适应度函数如下:

$$f(\delta^2) = \frac{\sum_{i=1}^N \text{Inv}[\text{abs}(y_i - y)]}{N} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (17)$$

其中: $y_i = \sum_{i=1}^N \omega_i \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right) + \omega_0$, 为 RVM 模型的预测值, y 为实际值。

迭代算法的中止条件为 $k \geq k_{\max}$ 或 $f(\delta^2) \leq f_{\min}$, 其中 $k_{\max}$ 为最大迭代次数, $f_{\min}$ 为最小适应阈值。

3 基于 PSO-RVM 的 SRM 转子位置自检测

由式(2)可知, PSO-RVM 的学习以相电流和相磁链为输入, 相应的转子位置为输出, 在有限学习样本的情况下, 经学习的 PSO-RVM 映射出它们之间的非线性函数关系, 估计转子位置。

首先, 通过 SRM 试验系统进行采样, 获取学

习样本。其中, 相电流和转子位置可直接通过传感器检测到, 而相磁链可通过采样相电压和相电流来间接检测。

SRM 第 j 相绕组的电压回路方程为

$$u_j = i_j r + \frac{d\psi_j}{dt} \quad (18)$$

式中: u_j, i_j, ψ_j ——第 j 相的电压、电流和磁链;
 r ——相绕组电阻。

由式(18)可解得磁链表达式为

$$\psi_j = \int_0^t (u_j - i_j r) dt + \psi_j(0) \quad (19)$$

式中: $\psi_j(0)$ ——磁链的初始值。

那么在离散采样控制系统中的磁链为

$$\psi_j(k) = \psi_j(k-1) + 0.5T[u_j(k) - ri_j(k) + u_j(k-1) - ri_j(k-1)] \quad (20)$$

式中: $\psi_j(k), \psi_j(k-1)$ ——第 k 次采样时刻与第 $k-1$ 次采样时刻的磁链计算值;

$u_j(k), u_j(k-1), i_j(k), i_j(k-1)$ ——第 k 次采样时刻和第 $k-1$ 次采样时刻的电压、电流检测值;

T ——采样时间。

其次, 依据图 2 所示算法流程, 采用 MATLAB 软件训练 PSO-RVM, 获得最优核函数参数 δ_{best}^2 和相关向量, 建立 SRM 转子位置的 PSO-RVM 模型结构如图 3 所示。其中, 输入变量为 $x_j = [\psi_j, i_j]^T$ 。

核函数采用经 PSO 优化核宽的高斯核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta_{\text{best}}^2}\right) \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

$$\text{输出变量为 } y_j = \hat{\theta}_j = \sum_{i=1}^N \omega_i K(x, x_i) + \omega_0$$

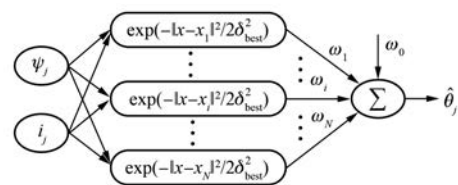


图 3 PSO-RVM 模型结构

最后, 将离线建立的 PSO-RVM 预测模型应用于实时控制。通过传感器实时检测相电流和相电压, 根据式(20)计算磁链, 并将电流和磁链输入 PSO-RVM 转子位置预测模型, 获得该时刻的转子位置, 最终实现 SRM 转子位置自检测。

4 仿真研究

4.1 PSO-RVM 预测模型训练

三相 12/8 极 SRM 样机部分参数如表 1 所示。样机额定功率为 2 kW, 额定转速为 3 000 r/min, 额定电压为 110 V, 转动惯量为 0.008 kg·m²。考虑到 SRM 的开环不稳定性, 训练及测试样本集通过闭环控制采样获得。为了保证样本数据覆盖电机磁链的非线性特性, 结合 SRM 实际运行时的过载系数, 确定绕组电流测试范围为 0~20 A。测试获得 500 组样本集, 采用小数定标规范化处理方法将样本数据归一化, 选择其中 300 组作为训练样本集, 用于离线训练 PSO-RVM 建立转子位置模型, 选择另外 200 组作为测试样本集, 用于测试模型精度。

表 1 样机部分参数

参数名称	参数值	参数名称	参数值
定子外径/mm	110	定子内径/mm	54
转子极半径/mm	26.7	转子内径/mm	17
气隙/mm	0.3	铁心叠长/mm	67
定转子极弧/(°)	15	每极绕组匝数	38

离线训练时选择初始值: α 各元素 $\alpha_i = 0.1$, $\sigma^2 = 0$, RVM 算法的收敛条件为 $|\ln \alpha - \ln \alpha_{\text{new}}| < 10^{-6}$, 粒子个数为 30, 循环次数为 100, 最小适应阈值 $f_{\text{min}} = 1 \times 10^{-6}$, 惯性权重 ω 由 0.95 随循环次数线性递减至 0.45, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2.05$, δ^2 的迭代初值通过经验选取为 46.1, δ^2 的寻优空间为 [0.01, 100]。

4.2 PSO-RVM 预测模型评价

为验证 PSO-RVM 建立 SRM 转子位置预测模型的有效性, 将其与 RVM、SVM 进行对比研究, 其中 RVM 和 SVM 的核函数参数 δ^2 由遗传算法获得。选择最大绝对误差 ε_{mae} 和平均绝对百分比误差 $\varepsilon_{\text{MAPE}}$ 作为衡量模型精度的性能指标, 定义如下:

$$\varepsilon_{\text{mae}} = \max_j |y'_j - y_j|$$

(21)

$$\varepsilon_{\text{MAPE}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{y'_j - y_j}{y'_j} \right| \times 100\%$$

(22)

式中: y'_j ——预测值;
 y_j ——实际值。

在相同的 300 组训练样本、200 组测试样本下, PSO-RVM、RVM、SVM 3 种算法的核函数参数 δ^2 、 ε_{mae} 、 $\varepsilon_{\text{MAPE}}$ 、向量数及决策时间等性能指标如表 2 所示, 其中 RVs 与 SVs 分别表示相关向量和支撑向量的数量。

表 2 PSO-RVM、RVM 与 SVM 算法的比较

评价指标	PSO-RVM	RVM	SVM
核函数参数 δ^2	4.12	3.25	6.79
最大绝对误差 $\varepsilon_{\text{mae}}/(\circ)$	0.11	0.83	1.32
平均绝对百分比误差 $\varepsilon_{\text{MAPE}}/\%$	0.025	0.060	0.172
向量数 RVs/SVs	5	5	23
决策时间/ms	0.15	0.15	1.84

从表 2 可以看出: (1) PSO-RVM 与 RVM 相比, PSO 和 GA 所求得的最优核参数 δ^2 取值不尽相同, 这是由于优化算法的原理不同, 仅从优化结果无法衡量算法的优劣, 但 PSO-RVM 模型的 ε_{mae} 和 $\varepsilon_{\text{MAPE}}$ 均小于 RVM 模型, 表明 PSO 对核函数参数的寻优能力高于 GA。(2) PSO-RVM 与 RVM 模型的 ε_{mae} 和 $\varepsilon_{\text{MAPE}}$ 均低于 SVM 模型, 这是由于 SVM 基于结构风险最小化原则构建学习机, 只能对归属进行接收或拒绝的判断, 而 RVM 是利用贝叶斯定理进行概率预测, 能为检测结果是否属于该类进行量化评价。因此 RVM 方法对训练样本数据的拟合精度和泛化能力均高于 SVM 方法。(3) PSO-RVM 模型、RVM 模型中相关向量的数量比 SVM 模型中支撑向量少得多, 而相关向量(支撑向量)的数量决定了模型决策阶段的计算速度, 因此 RVM 方法的决策时间比 SVM 短, 表明 RVM 方法解的稀疏性更好、模型结构更简单、在线计算时间更短, 更适用于 SRM 这一类高实时性要求的传动领域。

4.3 实时预测效果

针对表 1 所示参数的 SRM, 采用 Ansoft/Maxwell 三维有限元仿真软件建立 SRM 的电磁场模型, 并在 MATLAB/Simulink 环境下进行动态仿真研究。

图 4(a) 记录了 3 000 r/min 时, SRM 转子实际位置与估算位置的比较; 图 4(b) 记录了转子位置的估算误差。可以看出, 3 000 r/min 时的最大估算误差为 $360^\circ \times 0.011 \text{ rad} / 2\pi = 0.63^\circ$, 误差较小, 可以保证 SRM 的正确换相运行。

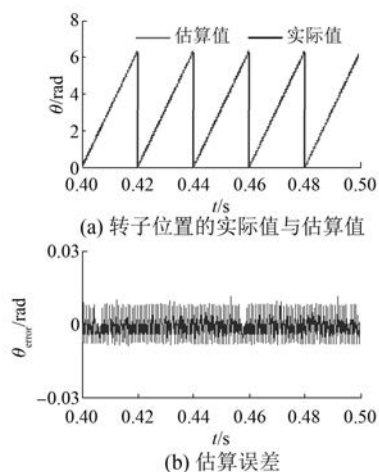


图4 转子位置的实际值、估算值和估算误差

当 $t=0.7$ s, 突加 $0.25 \text{ N} \cdot \text{m}$ 的扰动转矩时, SRM 的转矩和转速响应曲线如图 5 所示。

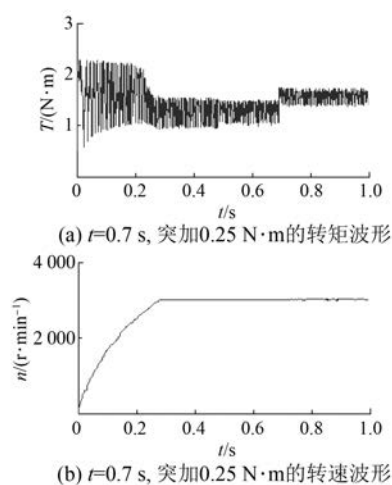


图5 突加负载时的转矩和转速曲线

可以看出,在突加负载扰动下,电机能够稳定运行于给定转速,输出转矩能够迅速增加且脉动较小,SRM 无位置传感器控制系统具有较强的鲁棒性。

5 结 语

本文以 PSO-RVM 作为学习机,通过建立 SRM 转子位置的非线性预测模型,估计转子位置,实现 SRM 转子位置自检测。仿真结果表明:(1) 经微粒群优化的 RVM 预测模型能够较好地反映 SRM 的非线性特性,模型结构简单、在线计算时间短、泛化能力较好、预测精度较高;(2) PSO-RVM 算法逼近效果好、可移植性较强、适用于更为一般性的 SRM 非线性建模与无位置传感器控制。

【参考文献】

- [1] 张磊,刘闯,韩守义.基于一种新型磁链模型开关磁阻电机无位置传感器技术[J].电机与控制学报,2018,22(7): 27-34.
- [2] ZHONG R, WANG Y B, XU Y Z. Position sensorless control of switched reluctance motors based on improved neural network [J]. IET Electric Power Applications, 2012, 6(2): 111-121.
- [3] 王家军,孙嘉豪,郑致远.基于滑模学习神经网络的开关磁阻电动机位置控制[J].控制与决策,2017,32(6): 1133-1136.
- [4] POLAT M, OKSUZTEPE E, KURUN H. Switched reluctance motor control without position sensor by using data obtained from finite element method in artificial neural network [J]. Electrical Engineering, 2016, 98(1): 43-54.
- [5] ZHONG R, XU Y Z, CAO Y P, et al. Accurate model of switched reluctance motor based on indirect measurement method and least square support vector machine [J]. IET Electric Power Applications, 2016, 10(9): 916-922.
- [6] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and relevance vector machine [J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.
- [7] TIPPING M E. The relevance vector machine [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2000, 12(3): 652-658.
- [8] 杨璐璐,张新燕,牛盛瑜,等.基于多源信息融合-相关向量机的风力发电机故障诊断[J].电机与控制应用,2018,45(3): 123-128.
- [9] 杨茂,张强.基于集合经验模态分解和相关向量机的风电功率实时预测研究[J].太阳能学报,2016,37(5): 1093-1099.
- [10] 张朝龙,何怡刚,袁莉芬.基于 CPSO-RVM 的锂电池剩余寿命预测方法[J].系统仿真学报,2018,30(5): 1935-1940.
- [11] JIN X, HUI X F. Financial assets price prediction based on relevance vector machine with genetic algorithm [J]. Journal of Convergence Information Technology, 2012, 7(5): 90-96.
- [12] 钱锋.粒子群算法及其工业应用[M].北京:科学出版社,2013.
- [13] TZIKAS D G, LIKAS A C, GALATSANOS N P. Sparse Bayesian modeling with adaptive kernel learning [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(6): 926-937.

收稿日期: 2018-08-03