

# 基于神经网络的开关磁阻电机无位置传感器控制

夏长亮, 王明超, 史婷娜, 郭培健

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津市 南开区 300072)

## POSITION SENSORLESS CONTROL FOR SWITCHED RELUCTANCE MOTORS USING NEURAL NETWORK

XIA Chang-liang, WANG Ming-chao, SHI Ting-na, GUO Pei-jian

(School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Nankai District, Tianjin 300072, China)

**ABSTRACT:** This paper presents an approach of position sensorless control for switched reluctance motors (SRM) based on an adaptive radial basis function (RBF) neural network. In the proposed RBF neural network, there is no hidden units at the beginning, and during the process of learning, they are increased or decreased according to an adaptive algorithm so that the RBF neural network is built with a much simpler and tighter structure to form an efficient nonlinear map, and then it facilitates the elimination of the position sensors. The RBF neural network is trained both off-line and on-line. In the off-line training process with the training data, the number and locations of the hidden units of the RBF neural network are obtained; while on-line learning, the weights between the hidden layer and the output layer are updated according to the recursive least squares (RLS) algorithm. The simulation and experimental result shows that this method can achieve correct phase conversion, and thus the sensorless control of SRM is achieved.

**KEY WORDS:** Electric machinery; Switched reluctance motor(SRM); Position sensorless control; Adaptive radial basis function neural network; Recursive least squares algorithm

**摘要:** 论文提出了基于自适应径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的开关磁阻电机(SRM)无位置传感器控制新方法。该方法构造了一个隐层节点初始个数为零的RBF网络,通过在训练过程中不断按照自适应算法添加和删除隐层单元,形成一个结构简单、紧凑的网络来实现电机电压、磁链与转子位置之间的非线性映射,实现SRM的无位置传感器控制。网络训练分为离线训练和在线训练两个部分。利用训练样本按给出的自适应算法对网络进行离线训练,确定RBF网络隐层节点的个数及位置;按递推最小二乘法(RLS)在线修正隐层与输出层之间的连接权。仿真及实验结果表明,该方法能够实现电机的准确换相,从而实

现了位置传感器的消去。

**关键词:** 电机; 开关磁阻电机; 无位置传感器控制; 自适应RBF神经网络; 递推最小二乘法

## 1 引言

开关磁阻电机(SRM)自问世以来,以其优越于传统电机的结构、性能和经济指标,受到学术界极大的关注。与各类调速系统相比,开关磁阻电机驱动系统(SRD)以其结构简单、工作可靠、效率高和成本较低等优点而具有相当的竞争力。SRD是位置闭环系统,获得转子位置信号的传统方式是采用位置传感器直接检测,但位置传感器的存在不仅削弱了SRM结构简单的优势,而且降低了系统高速运行的可靠性,增加了成本。因此,探索实用的无位置传感器检测转子位置的方案成为SRD研究的热点。近年来许多文献都对这个问题进行了讨论,提出了各种可行的方案<sup>[1-5]</sup>。

SRM是双凸极结构,且为了获得较好出力,常常需要被设计得较饱和,导致了SRM的电磁特性呈高度非线性。在精确的数学模型基础上实现无位置传感器控制十分困难,而人工神经网络的出现为解决这个问题提供了新的思路。人工神经网络具有很强的非线性映射功能,将它应用于SRM无位置传感器控制的研究也已经展开。文献[6]中,BP神经网络被用来对SRM的动态状进行辨识,网络以转速和转子位置作为输出,但是BP神经网络在函数逼近方面存在学习收敛速度慢、易于陷入局部极小等缺点,且在理论上与生物背景不十分相符。文献[7-8]采用径向基函数(RBF)神经网络来实现SRM和直流无刷电机的无位置传感器控制。RBF

神经网络是一种映射能力极强的前向型神经网络,具有收敛速度快、全局逼近能力强等优点。因此将RBF应用于电机控制方面的研究也已经展开<sup>[9-10]</sup>。在RBF网络中,可调节的参数有3个:隐层单元的中心、宽度以及隐层与输出层之间的连接权。这些参数的选择对网络的收敛性影响较大。文献[7-8]中这些参数的确定只能根据经验或实验来确定。

本文提出一种利用自适应RBF神经网络<sup>[11]</sup>对SRM进行控制的新方法<sup>[12-13]</sup>。所采用的RBF神经网络以电机绕组的相电流、磁链作为输入,转子位置作为输出,通过离线和在线相结合的方法对网络进行训练,利用新型SRM非线性动态模型<sup>[14-15]</sup>,在Simulink环境中对所述方法进行了建模仿真。并采用SYGNAL公司的C8051020型单片机实现样机的在线控制。

## 2 RBF网络及自适应算法

### 2.1 RBF神经网络

RBF网络是一种三层前馈式神经网络,其中输入层和输出层由线性神经元组成。隐层节点一般取高斯核函数,该核函数能对输入矢量产生局部响应,输出节点对隐层节点的输出进行线性加权,从而实现输入空间到输出空间的映射,使整个网络达到分类和函数逼近的目的。当隐层径向基函数采用高斯核函数,对于单个网络输出的RBF网络,第 $k$ 个隐层单元的输出为

$$F_k(\mathbf{X}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{c}_k\|^2}{2s_k^2}\right) \quad (1)$$

式中  $\|\cdot\|$  为欧几里德范数;  $\mathbf{X}_i$  为第 $i$ 个输入向量;  $\mathbf{c}_k$  为第 $k$ 个隐层节点的中心;  $s_k$  为第 $k$ 个隐层节点的宽度。

整个网络的输出方程为

$$f(\mathbf{X}_i) = \sum_{k=1}^n w_k F_k(\mathbf{X}_i) \quad (2)$$

式中  $w_k$  为输出空间与第 $k$ 个隐层节点的连接权;  $n$  为隐层节点的总个数。

### 2.2 自适应算法

RBF神经网络的学习算法中,通常需要事先确定隐层节点的个数,针对不同的问题,隐层节点个数的确定存在一定的难度。本文所用的RBF网络的隐层单元初始个数为零,在训练过程中,根据“新颖性”条件自适应添加隐层节点,并提出一种删除策略(将那些随着学习不断进行,对输出的贡献减

小到一定程度已不活跃的节点删除),以确保网络结构简单、紧凑,用最少的隐层单元有效实现系统的非线性映射。具体算法如下

对于第 $i$ 个学习样本 $(\mathbf{X}_i, t_i)$

(1) 分别按式(1)和式(2)计算RBF神经网络各个隐层单元的输出 $F_k(\mathbf{X}_i)$ 及网络的输出 $y_i$ 。

(2) 计算误差 $\|e_i\| = \|t_i - y_i\|$ 以及样本与已存在的隐层单元的距离

$$d_j = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{C}_j\| \quad j = 1, 2, \dots, u \quad (3)$$

式中  $\mathbf{C}_j$  为离输入样本最近的 $p$ 个隐层单元的中心;  $u$  为已存在的隐层单元个数。

令

$$d_{\min} = \min(d_j) \quad (4)$$

若  $\|e_i\| > e, d_{\min} > h(i)$

$$h(i) = \max(h_{\max} g^i, h_{\min}) \quad (5)$$

式中  $e$  为网络期望的精度;  $h(i)$  为第 $i$ 个输入时网络的拟和精度,随着学习的进行,  $h(i)$  从 $h_{\max}$ 减小到 $h_{\min}$ ;  $g$  为衰减因子,  $0 < g < 1$ 。

则满足“新颖性”条件,增加一个隐层节点,其参数

$$\mathbf{C}_k = \mathbf{X}_i \quad (6)$$

$$s_k = \frac{1}{p} \left( \sum_{j=1}^p \|\mathbf{X}_i - \mathbf{C}_j\|^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

式中  $\mathbf{C}_j$  为离输入样本最近的 $p$ 个隐层单元的中心,这里取 $p=2$ 。

否则,调节网络参数。

(3) 若对于连续输入的 $n$ 个样本都满足

$$\left\| \frac{w_k F_k(\mathbf{X}_i)}{y_i} \right\| \leq d \quad (8)$$

式中  $d$  为预定义的常数。

则将第 $k$ 个隐层单元删除(这里取 $n=80$ )。

(4) 输入第 $i+1$ 个样本,重复上述过程。

## 3 基于神经网络的无位置传感器控制

### 3.1 概述

基于神经网络的SRM无位置传感器控制的基本前提就是选取合适的神经网络为非线性的SRM建立一个有效的映射结构。通过相电流、相磁链的检测,所建立的神经网络能够正确估计出转子位置,这就是本文SRM无位置传感器控制的基本原理。本文中,RBF网络的训练以相电流、相磁链作为输入,相应的转子位置作为输出,只要训练样本

的数量足够，经过训练的网络就能映射出它们之间的联系，从而实现转子位置估计，进行 SRM 无位置传感器控制。

### 3.2 离线训练

离线训练中，获得训练样本是一个很重要的环节。神经网络的训练样本通常通过两个途径获得，一是采用合适的数学模型通过计算产生，这通常在仿真研究中采用。另一种途径是通过试验获得，通过对所需数据的采样来获得训练样本，这通常在实验研究中采用。

训练样本中，相电流及相电压可以直接从 SRD 仿真及实验系统中采样获得。磁链不能直接检测得到，它需要利用法拉第法则通过检测绕组相电压和相电流来计算

$$Y = \int (v - Ri) dt \quad (9)$$

式中  $Y$  为相绕组磁链； $v$  为相绕组电压； $R$  为绕组电阻； $i$  为相电流。

磁链的估计离散形式为

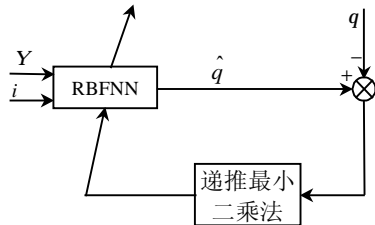
$$Y(k) = Y(k-1) + 0.5T(v(k) - Ri(k) + v(k-1) - Ri(k-1)) \quad (10)$$

式中  $Y(k)$  为第  $k$  次磁链估计值； $Y(k-1)$  为上一次采样时磁链的估计值； $v(k)$  为第  $k$  次电压检测值； $v(k-1)$  为上一次电压检测值； $i(k)$  为第  $k$  次电流检测值； $i(k-1)$  为上一次电流检测值； $R$  为相绕组电阻； $T$  为采样时间。

获得样本以后，就可以按照本文提出的自适应训练算法在 PC 机中由 Matlab 对网络进行离线训练。

### 3.3 在线训练

本文在线训练按递推最小二乘法有监督的调节网络连接权，教师来自实际的转子位置，训练框图如图 1 所示。



注： $Y$ 、 $i$ —实时检测的磁链和电流值； $\hat{q}$ —转子位置的神经网络估计值； $q$ —实时检测的转子位置。

图 1 RBF 网络在线训练框图

Fig. 1 RBF network on-online learning

由于无位置传感器控制的关键就是获得换相信号，为了减少在线训练算法的运行时间，在线训

练并不需要对所有的角度都进行训练，只需要以换相位置时的实时数据作为教师对网络进行训练即可。

在线训练所用到的递推最小二乘法 (RLS) 的学习规则如下：

(1) 对于第  $k$  个输入，重写网络输出方程

$$y(k) = \sum_{i=1}^n w_j i(X(k)) = \mathbf{w}^H(k) \mathbf{u}(k) \quad (11)$$

式中  $\mathbf{w}(k)$ 、 $\mathbf{u}(k)$  分别为权矢量和径向基函数矢量， $\mathbf{H}$  代表共轭转置。

(2) 令  $\mathbf{P}(0) = \mathbf{d}^{-1} \mathbf{I}$ ,  $\mathbf{w}(0) = 0$

(3) 计算

$$v(k) = \frac{\mathbf{I}^{-1} \mathbf{P}(k-1) \mathbf{u}(k)}{1 + \mathbf{I}^{-1} \mathbf{u}^H(k) \mathbf{P}(k-1) \mathbf{u}(k)} \quad (12)$$

$$z(k) = y(k) - \mathbf{w}^H(k-1) \mathbf{u}(k) \quad (13)$$

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + v(k) z^*(k) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{I}^{-1} \mathbf{P}(k-1) - \mathbf{I}^{-1} v(k) \mathbf{u}^H(k) \mathbf{P}(k-1) \quad (15)$$

式中  $\mathbf{d}$  为正小常数； $\mathbf{I}$  为遗忘因子， $0 \leq \mathbf{I} \leq 1$ ； $*$  表示复数共轭。

整个在线训练算法只需要调节隐层单元和输出层的连接权，容易实现，大大降低了算法运行时间，提高了系统的动态响应速度。

## 4 基于 Matlab 的 SRM 非线性动态仿真

开关磁阻电机由于其双凸极结构、磁路和电路的非线性、开关性等特点，定子绕组电流和磁通波形极不规则。但是开关磁阻电机运行的理论与任何电磁式机电装置运行理论本质上没有区别，这种机电系统动态过程主要由电路方程、机械方程、机电联系方程三部分组成。根据电路定律，可以写出 SRM 一相的电动势平衡方程式

$$V_k = Ri_k + \frac{dY_k(q, i_k)}{dt} \quad (16)$$

式中  $V_k$  为绕组两端的电压； $R$  为相电阻； $i_k$  为相绕组电流； $Y_k(q, i_k)$  为相绕组磁链，可以表示为

$$Y_k(q, i_k) = L_k(i_k, q) i_k \quad (17)$$

如式(16)所示，为了仿真 SRM 的动态特性，必须准确地描述 SRM 的相电感与转子位置和相电流关系  $L(i, q)$ 。具有饱和非线性磁路的 SRM 的相电感  $L(i, q)$  包含两种非线性：关于转子位置角和关于定子相绕组电流。

电感与转子位置角的关系可以由傅立叶级数近似逼近

$$L_k(i, q) = L_0(i) + L_1(i) \cos(N_r \pi) + \sum_{n=2,3,\dots}^N L_n(i) \cos(nN_r q + n\pi) \quad (18)$$

空载时，高次谐波次数要取到 24 次，在负载时要取到 32 次。但是取这么高的谐波来分析电机的性能是很困难的。针对以上情况，提出的关系式为

$$L(q) = L_0 + (L_1 + L_3)(1 - \cos N_r q) + L_2(\cos 2N_r q - 1) + L_3(\cos 3N_r q - 1) \quad (19)$$

式中  $L_0$  取电机定、转子凸极中心对齐时相绕组电感值  $L_{\min}$ ， $L_1 = (L_{\max} - L_{\min})/2$ ， $L_2$ 、 $L_3$  分别反映定、转子的绝对极宽和相对极宽。

本文采用拟和公式  $a/(a+i)$  来表示电感与相电流的关系，一方面简化了模型，另一方面也能达到工程精度的要求。

综上所述，实际的电感解析表达式为

$$L(q, i) = L_0 + \{(L_1 + L_3)[(1 - \cos(N_r q - j_0)) + L_2[\cos 2(N_r q - j_0) - 1] + L_3(\cos 3(N_r q - j_0) - 1)]\} \frac{a_1}{a_1 + i} \quad (20)$$

SRM 相绕组产生的电磁转矩为

$$T_k = a_1 [i_k - a_1 \ln(a_1 + i_k) + a_1 \ln a_1] \cdot [(L_1 + L_3)N_r \sin(N_r q - j_{0k}) - 2L_2 N_r \sin 2(N_r q - j_{0k}) - 3L_3 N_r \sin 3(N_r q - j_{0k})] \quad (21)$$

机械方程

$$T_e = J d^2 q / dt^2 + T_l + f w \quad (22)$$

$$w = dq / dt \quad (23)$$

式中  $T_e$  为电机电磁转矩， $T_e = \sum T_k$ ； $T_l$  为负载转矩； $f$  为摩擦系数； $J$  为转动惯量； $w$  为角速度。

根据上述 SRM 非线性数学模型，即可建立起 SRM 的动态仿真模型来进行系统仿真实验。

### 5 仿真及实验结果

RBF 神经网络的离线训练在 PC 机中由 MATLAB 完成。图 2 为离线训练完成以后的网络初始结构，RBF 神经网络的隐层单元个数为 12。

RBF 神经网络离线训练完成以后，可以在 PC 机内由 MATLAB 以及采用 SYGNAL 公司的 C8051020 型单片机分别进行本文所述方法的仿真研究及实验。实验控制框图如图 3 所示。

实验所用样机为四相（8/6 极）SRM，额定功

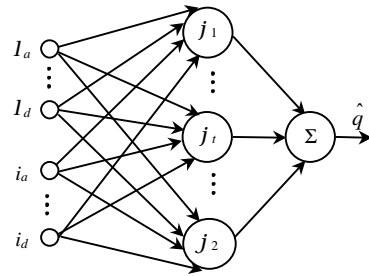


图 2 离线训练完成后的 RBF 神经网络拓扑图  
Fig. 2 The topology of the proposed RBF after off-line training

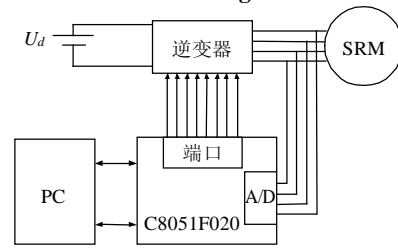


图 3 系统控制框图  
Fig. 3 Configuration of system control

率为 2.2kW，额定转速为 1500r/min，功率变换器采用不对称半桥电路，主开关器件采用 MOSFET。A 和 C 相、B 和 D 相的电流采样分别共用一个采样电阻。以 A、C 相为例，它们的导通区间不会重叠，而且当 C 开始导通时，A 相的电流已经衰减至零，一个采样电阻上的电流就足以分别反映 A 相和 C 相上的电流。

图 4 记录了在 1000r/min、空载时，离线仿真后 RBF 神经网络输出的转子位置与转子位置真值之间的误差。从图中可以看出，误差都存在于较小的范围之内，电机的正确换相可以在一定精度内得以实现。

图 5 记载了在 1000r/min、空载时，经过在线训练后的 RBF 神经网络输出的转子位置与转子位置真值之间的误差，同图 4 相比较可以看出，经过在线训练后的 RBF 网络对转子位置的估计更为准确。

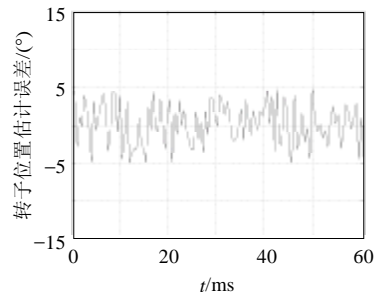


图 4 1000r/min 时离线训练后神经网络输出的转子位置误差  
Fig. 4 Estimation error profile after off-line training at 1000r/min

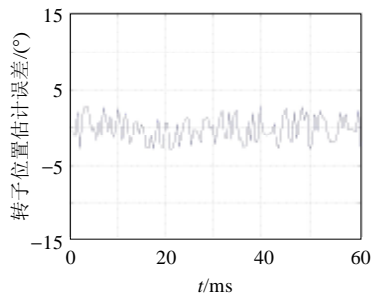


图 5 1000r/min 时在线训练后神经网络输出的转子位置误差

Fig. 5 Estimation error profile after on-line training at 1000r/min

图 6 记录了在 1000r/min、空载时, 加上负载后 RBF 神经网络输出的转子位置和转子位置真值之间的误差。同图 5 相比较可以看出, 加负载前后, 估计值与真值之间的误差并没有明显增大, 体现了在线训练的良好动态响应能力。

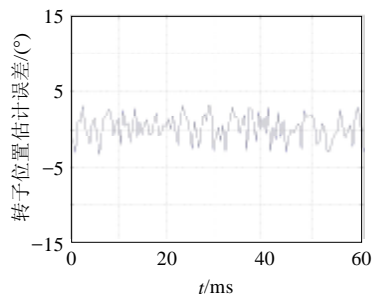


图 6 1000r/min 时加上负载后神经网络输出的转子位置误差

Fig. 6 Estimation error profile due to external load at 1000r/min

图 7 记录了在 1000r/min、空载时位置传感器信号 (波形 1、2)、相电压 (波形 3 至 6) 及电流的波形 (波形 7、8), 时间刻度是 2.00ms/格。

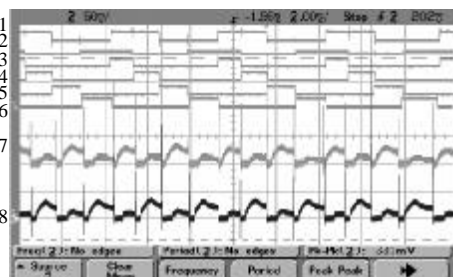


图 7 控制系统电路实测波形

Fig. 7 The measured waveform of the control system

从图 4 到图 6 的仿真结果及图 7 的实验结果可以看出, 在自适应 RBF 神经网络控制下, 控制系统电流可以正确的换相, 实现无位置传感器控制。

## 6 结论

RBF 神经网络具有很强的非线性映射功能, 本

文采用 RBF 神经网络作为控制网络, 通过自适应算法来获得紧凑、简单的 RBF 神经网络结构, 建立 SRM 电流、磁链与转子位置之间的非线性映射, 从而实现 SRM 的无位置传感器控制。同时, 在线训练算法简单, 运行时间短, 系统具有较高的动态响应能力以及一定的自适应性。

## 参考文献

- [1] Krishnan R. Sensorless operation of SRM drives: R & D status[C]. Denver, CO USA: IEEE Industrial Electronics Society Annual Conference, 2001.
- [2] Xu Longya, Wang Chuanyang. Accurate rotor position detection and sensorless control of SRM for super-high speed operation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2002, 17(5): 757-763.
- [3] 王旭东, 张奔黄, 王喜莲, 等. 无位置传感器开关磁阻电动机位置的检测与预报[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(7): 5-8. Wang Xudong, Zhang Yihuang, Wang Xilian *et al.* Position detection and forecast of sensorless switched reluctance motor[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(7): 5-8.
- [4] 邱亦慧, 詹琼华, 马志源, 等. 基于简化磁链法的开关磁阻电机间接位置检测[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(10): 59-62. Qiu Yihui, Zhan Qionghua, Ma Zhiyuan *et al.* The indirect position sensing of SRM on the basis of simplified flux method [J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(10): 59-62.
- [5] 郑洪涛, 蒋静坪, 徐德鸿, 等. 开关磁阻电动机无位置传感器能量优化控制[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 153-157. Zheng Hongtao, Jiang Jingping, Xu Dehong *et al.* Switched reluctance motor sensorless drive with energy optimizing control strategy[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 153-157.
- [6] Bellini A, Flipetti F, Franceschini G *et al.* Position sensorless control of a SRM drive using ANN-techniques[C]. St. Louis, MO USA: IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, 1998.
- [7] 夏长亮, 文德, 范娟, 等. 基于 RBF 神经网络的无刷直流电机无位置传感器控制[J]. 电工技术学报, 2002, 17(3): 26-29. Xia Changliang, Wen De, Fan Juan *et al.* Based on RBF neural network position sensorless control for brushless DC motors [J]. Transactions of China electrotechnical society, 2002, 17(3): 26-29.
- [8] Mese E, Torry D A. An approach for sensorless position estimation for switched reluctance motors using artificial neural networks[J]. IEEE Transaction on Power Electronics, 2002, 17(1): 66-75.
- [9] 夏长亮, 祁温雅, 杨荣, 等. 基于 RBF 神经网络的超声波电机参数辨识与模型参考自适应控制[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 117-121. Xia Changliang, Qi Wenya, Yang Rong *et al.* Identification and model reference adaptive control for ultrasonic motor based on RBF neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 117-121.
- [10] 夏长亮, 祁温雅, 杨荣, 等. 基于混合递阶遗传算法和 RBF 神经网络的超声波电动机自适应速度控制[J]. 电工技术学报, 2004, 19(9): 18-22. Xia Changliang, Qi Wenya, Yang Rong *et al.* Adaptive speed control for ultrasonic motor based on hybrid hierarchical genetic algorithm and RBF neural network[J]. Transactions of China electrotechnical

- society, 2004, 19(9): 18-22.
- [11] 王上飞, 汤汇道. 自适应径向基函数神经网络[J]. 合肥工业大学学报, 2001, 24(2): 39-42.  
Wang Shangfei, Tang Huidao. Adaptive radial basis function neural network[J]. Journal of Hefei University of Technology. 2001, 24(2): 39-42.
- [12] 夏长亮, 王娟, 史婷娜, 等. 基于自适应径向基函数神经网络的无刷直流电机直接电流控制[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 123-127.  
Xia Changliang, Wang Juan, Shi Tingna *et al.* Direct control of currents based on adaptive RBF neural network for brushless DC motors[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 123-127.
- [13] 夏长亮, 文德, 王娟, 等. 基于自适应人工神经网络的无刷直流电机换相转矩波动一种新方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(1): 54-58.  
Xia Changliang, Wen De, Wang Juan *et al.* A new approach of minimizing commutation torque ripple for brushless DC motor based on adaptive ANN[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(1): 54-58.
- [14] Soares F, Costa Branco P J. Simulation of a 6/4 switched reluctance motor based on matlab/simulink environment[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(3): 989-1009.
- [15] Cui Yulong, Wnag Xiang, Liu Chaoying *et al.* The simulation study of the switched reluctance motor's nonlinearized model[C]. Xi'an: IEEE Proceeding of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003.
- 
- 收稿日期: 2005-05-07。  
作者简介:  
夏长亮 (1968-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电机及其控制;  
王明超 (1980-), 男, 硕士研究生, 研究方向为开关磁阻电机及其控制。