

# 基于 RBF 神经网络的开关磁阻电机在线建模及其实验验证

蔡永红, 齐瑞云\*, 蔡骏, 邓智泉

南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016

**摘要:** 为了获取开关磁阻电机(SRM)的精确模型,提出了一种基于径向基函数(RBF)神经网络对 SRM 进行建模的方法,主要包括离线建模和在线建模两部分。离线建模通过实验测量得到 SRM 的磁链特性曲线,并利用该数据训练 RBF 神经网络,实现 SRM 磁链的离线建模;在线建模是指当 SRM 的运行状态发生变化时,离线模型的估计磁链与实际磁链会产生误差,通过对神经网络的输出权值进行在线调节,实现具有在线动态调节功能的 SRM 在线模型。为了验证该方法的可行性,针对一台 12/8 结构的 SRM 样机进行仿真和实验,结果表明 SRM 的离线模型和在线模型在仿真和实验条件下均能正确地估计 SRM 的磁链特性,而且在线模型的估计精度高于离线模型,验证了本文的研究方法合理有效。

**关键词:** 开关磁阻电机; 径向基函数神经网络; 离线建模; 在线建模; 实验验证

**中图分类号:** V242.44; TMS301.2 **文献标识码:** A

近年来,开关磁阻电机(Switched Reluctance Motor, SRM)以其结构简单、调速性能好、可靠性强、效率高和成本低等显著特点,已经广泛应用到电车驱动、家用电器、航空工业和伺服系统等领域<sup>[1]</sup>。

由于 SRM 的双凸极结构和磁路高度饱和,所以作为 SRM 各种特性的基础——磁链-电流-转子位置的磁化曲线的计算相当复杂,难以获得磁链  $\psi$  的解析式,因此很难建立 SRM 精确的数学模型。传统的建模方法有线性法<sup>[2]</sup>、函数解析法<sup>[3-4]</sup>和有限元分析法<sup>[5]</sup>,由于磁链-电流-转子位置特性的非线性比较严重,使用这些方法所建立的模型,在计算精度上都存在一定的缺陷。

随着智能控制方法的发展和成熟应用,利用智能控制方法对 SRM 建模的成果越来越多,所

建立的 SRM 模型的精确度也越来越高。文献[6]利用 B 样条方法描述电机的电磁特性,建立了电机的离线模型,并给出了仿真结果,该方法的优点是无需知道非常精确的电机特性数据;文献[7]利用 B 样条方法描述 SRM 的磁链特性,推导出转矩、增量电感和反电势,并据此建立了 SRM 的在线模型,给出了仿真和实验结果,但由于 B 样条神经网络(B Spline Neural Network, BSNN)只能估计训练工作点和工作点附近区域的值,因此 BSNN 训练的样本需要充分覆盖 SRM 的所有运行状态,才能正确地描述 SRM 所有运行状态下的磁链特性;文献[8]利用二进制编码遗传算法基于磁链对 SRM 进行建模,并将电机实际运行过程中的测量结果和仿真结果进行对比,给出了仿真结果,并验证了方法的正确性;文献[9]利用模

收稿日期: 2011-07-01; 退修日期: 2011-09-18; 录用日期: 2011-12-13; 网络出版时间: 2011-12-31 14:06

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20111231.1406.001.html

DOI: CNKI:11-1929/V.20111231.1406.001

基金项目: 国家自然科学基金(60904042);南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(201001005)

\* 通讯作者. Tel.: 025-84892305-6061 E-mail: ruiyun.qi@nuaa.edu.cn

引用格式: Cai Y H, Qi R Y, Cai J, et al. Online modeling for switched reluctance motor using radial basis function neural network and its experimental validation. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(4): 705-714. 蔡永红, 齐瑞云, 蔡骏, 等. 基于 RBF 神经网络的开关磁阻电机在线建模及其实验验证. 航空学报, 2012, 33(4): 705-714.

糊控制方法,设计在线调整参数算法,建立无位置传感器 SRM 的在线模型,该方法无需知道精确的数学模型,且模型运算速度快,在角度估计时,采用启发式知识选取最优角度,可以缩小反馈误差的影响,但本文提出的方法在低速和高速运行状态下存在一定的局限性,无法得到精确的估计结果;文献[10]利用人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)给出了 SRM 无传感运行过程中的角度信号完成逼近的过程,提前测量大量角度-磁链-电流特性数据,根据所获得数据训练 ANN,并将 ANN 应用到 SRM 模型中,根据磁链和相电流估计出正确的角度,在实验验证的时候,数字信号处理器(Digital Signal Processor, DSP)的模数(AD)取样频率会有一定的限制,如果频率过高,会导致输出结果出现较大的偏差;文献[11]提出了一种基于径向基函数网络的自适应模糊系统(RBFN-AFS)对 SRM 建模并进行动态仿真的方法,具有较好的计算速度和泛化能力,给出的结果证明了该方法预测 SRM 运行特性的有效性,但是该文献给出的实验结果并不是将所设计算法转化为可执行代码控制电机所得到的结果,因此,在工程实现的时候,使用该方法控制电机可能会存在一定的困难。

文献[12]利用在工作点的泰勒展开方法和虚拟浮点库(IQmath Library)给出了径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络在定点 DSP 上的快速实现算法,但该方法需要对输入进行归一化处理,并且在泰勒展开后,依然存在幂乘运算,RBF 神经网络的运算时间虽然得到了大大提高,但是依然会消耗较长的时间,而且该方法会导致运算结果产生一定的误差。本文结合虚拟浮点库,基于高斯函数特殊性,在工作点处建立输入输出的映射关系,通过由输入直接映射至输出的方法,能够进一步大大缩短 RBF 神经网络的计算时间,并且计算误差趋近于 0。

上述文献使用不同的智能方法(模糊控制算法、遗传算法和神经网络算法)对 SRM 建立了模型,并给出了仿真验证结果,但实验研究较少。在实际工程应用中,电机的运行状态会出现不规律的变化,并且存在各种干扰因素,因此,基于离线测量数据所建立的离线模型无法满足电机的工程应用要求,只有设计模型的在线调节方法,对离线

模型进行在线学习和调节,才能使所建立模型更加准确地描述电机的运行状态;另外,只有将仿真算法转化可实现代码,应用到电机控制平台中,验证仿真算法的工程可实现性,才能体现仿真模型的工程意义。此外,在设计实验方法时,应尽量降低实验过程对先验知识和实验条件的高度依赖,提高实验方法的可移植性。

RBF 神经网络属于一种前馈式网络,输入矢量到隐层由径向基函数映射,由隐层到输出层是简单的线性加权和,比起反步(Back Propagation, BP)网络,学习速度快,泛化能力强<sup>[13]</sup>,运算时间短,并且能避免局部极小问题<sup>[14]</sup>,理论上可以无限逼近任意非线性模型。因此本文采用 RBF 神经网络方法对 SRM 的磁链-相电流-转子位置的非线性关系进行学习和估计,并在 MATLAB/Simulink 环境中,建立 SRM 的离/在线模型。

在得到 SRM 离线模型的基础上,设计误差调节方法,选取合适的学习速率,根据估计磁链和实际磁链之间的误差,实时地调整 RBF 神经网络的输出权值,使得经过在线调整的 RBF 磁链模型能够更加准确地描述电机的磁链特性;在训练 RBF 神经网络的过程中,保证各个参数的工程可实现性,在 CCS(Code Composer Studio)环境中编写 RBF 神经网络算法的程序代码,并在 DSP(TMS320F2812)的电机控制平台上进行实验验证。

## 1 SRM 磁链特性

SRM 最关键的 2 个特性为磁链-相电流-转子位置特性和转矩-相电流-转子位置特性,因此,建立一个精确的 SRM 模型所需的训练样本的质量直接影响到所建立模型的精确性和泛化能力。显然,当训练样本分布合理、覆盖全面时,所建立的模型具有相对较高的精度和较好的泛化能力。但由于基于 RBF 神经网络对磁链特性和转矩特性进行建模的原理相同,本文只对磁链特性进行研究,研究结果同样可以应用到转矩特性的建模中。

磁链特性实验检测可以分为直接检测法和间接检测法。直接检测法是直接利用装于电机内部的磁链传感器进行检测的方法<sup>[15]</sup>,间接检测法是通过检测到的相电流和相电压间接计算绕组磁链的方法。间接检测法简单易行,具有较高的精度,

本文采用该方法来检测 SRM 的磁链特性。

SRM 的相电动势平衡公式为

$$u(t) = Ri(t) + \frac{d\psi(t)}{dt} \quad (1)$$

式中:  $u(t)$  为相电压;  $i(t)$  为相电流;  $\psi(t)$  为相磁链;  $R$  为绕组电阻。将式(1)进行相应的变换,可以得到

$$\psi(t) - \psi(0) = \int_0^t (u(t) - Ri(t)) dt \quad (2)$$

测量时,首先将电机转子固定在定子凸极完全对齐位置,关断绕组端开关,交流端上电,电容充电,充电完成后关断交流端开关,闭合绕组端开关,电容给绕组供电,绕组端电流逐渐上升,采集该过程中的数据,在该过程中保证充分放电,即可认定初始磁链值为 0 Wb;然后调整转子位置,重复以上步骤。图 1 为转子凸极固定在某位置时,示波器采集到的电压和电流信号。

图 1 示波器采集得到的电压和电流信号

Fig. 1 Voltage and current signals displayed on oscilloscope

在角度  $0^\circ \leq \theta \leq 25^\circ$  范围内,每隔  $1.5^\circ$  采样所有的电压和电流信号,并对数据进行滤波,基于式(2)计算得到完整的  $\psi-\theta-i$  关系曲线如图 2 所示。

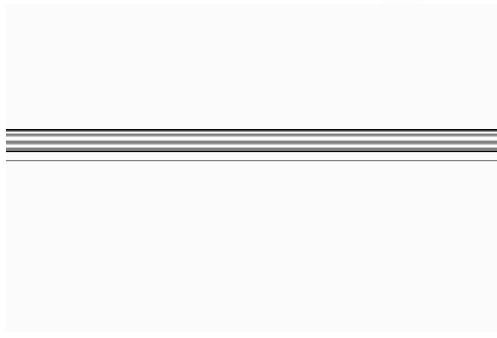


图 2  $\psi-\theta-i$  关系曲线

Fig. 2 Mapping relationship of  $\psi-\theta-i$

## 2 基于 RBF 神经网络的 SRM 磁链建模

### 2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种性能优良的前馈型神经网络,学习规则简单,具有很强的鲁棒性、非线性映射能力以及强大的自学习能力,相较于其他神经网络,计算速度稍快。为了满足 DSP 的中断时间要求,选取 RBF 神经网络可以降低神经网络在 DSP 中实现的难度。RBF 神经网络为 3 层结构网络,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函数,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<sup>[14-15]</sup>。

常见的 RBF 神经网络拓扑结构如图 3 所示,图中的  $b_0$  和  $b_m$  为神经网络输出偏置值。本文所选取的径向基函数为 Gaussian 函数,表达式为

$$\varphi_i(t) = e^{-t^2/\delta_i^2} \quad (3)$$

式中:  $\delta_i$  为第  $i$  个隐层节点的扩展常数;第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, h$ ) 个隐层节点的输出如式(4)所示,其中  $h$  为隐层节点的总个数。

$$R_i(x_n) = \exp\left(\frac{-\|x_n - C_i\|^2}{\delta_i^2}\right) \quad (4)$$

式中:  $\|\cdot\|$  为欧几里德范数;  $C_i$  为第  $i$  个隐层节点的中心;  $x_n$  为第  $n$  组输入经过神经网络计算后,第  $i$  个隐层节点的输出值。

整个网络的输出为

$$y_m = \sum_{i=1}^h \omega_i R_i(x) = \sum_{i=1}^h \omega_i \exp\left(\frac{-\|x - C_i\|^2}{\delta_i^2}\right) \quad (5)$$

式中:  $\omega_i$  为输出空间与第  $i$  个隐层节点的连接权值。

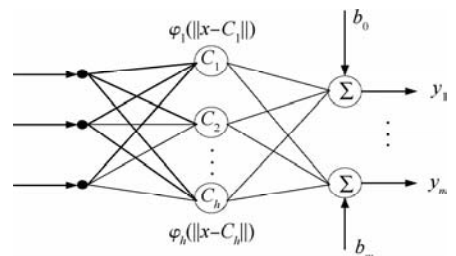


图 3 RBF 神经网络拓扑结构示意图

Fig. 3 Topological structure of RBF neural network



## 2.2 RBF 神经网络的训练

常规的 RBF 神经网络训练方法有最小二乘 OLS 算法、K-Means 算法、梯度算法和资源分配网络 RAN 算法等。研究表明,一旦 RBF 神经网络的中心和宽度确定,则 RBF 的输出层权值可用解线性方程组得出。即:RBF 神经网络的训练,主要包括 RBF 神经网络的中心和宽度的设计以及输出层权值的求解<sup>[16]</sup>。

最小二乘 OLS 算法容易实现,在权值学习的同时确定隐层节点的数目,但不一定能设计出具有最小结构的 RBF 网络,也无法确定基函数的扩展常数;K-Means 算法、梯度算法和 RAN 算法能根据各聚类中心之间的距离确定隐层节点的扩展常数,但是确定数据中心时,只用到了样本输入信息,没有用到样本输出信息,也无法确定隐层节点数目。

本文采用经典的 K-Means 算法设计 RBF 神经网络的中心和宽度。假设训练样本集为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 假设第  $k$  次迭代时的聚类中心为  $C_1(k), C_2(k), \dots, C_h(k)$ 。使用 K-Means 聚类算法确定 RBF 神经网络的聚类中心  $C_i$  和扩展常数  $\delta_i$  的步骤如下<sup>[14]</sup>:

- 1) 初始化训练中心,从训练样本集中随机选取  $h$  个不同的样本作为基函数中心初始向量。
- 2) 从训练样本集中随机输入其他训练样本。
- 3) 按照 Hamming 距离判决  $x_n$  的属类,即判断训练样本的属类,若

$$i(x_n) = \arg \min_i \|x_n - C_i\| \quad (6)$$

式中: $i=1, 2, \dots, h; n=1, 2, \dots, N$ , 则  $x_n$  被归为第  $i$  类,即  $x_n$  与  $C_i$  的距离最小。

- 4) 对基函数中心进行聚类调整,即

$$C_i(k+1) = \begin{cases} C_i(k) + \alpha(x_n(k) - C_i(k)) & i = i(x_n) \\ C_i(k) & i \neq i(x_n) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\alpha$  为步长,且  $0 < \alpha < 1$ 。

- 5) 迭代终止或继续,如果  $C_i(k+1) \approx C_i(k)$ ,  $\forall i$ , 迭代终止,否则,  $k=k+1$ , 转入步骤 2)。

- 6) 取  $\delta_i = d_{\max} / \sqrt{2h}$ ,  $d_{\max}$  为各聚类中心值  $C_i$  之间的最大距离。

当聚类中心值和扩展常数确定之后,输出权值  $\omega = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_n]^T$  可以使用 LMS 最小均方差算法获得,步骤如下:

- 1) 设置变量和参量,输入向量  $\mathbf{X}$ , 输出权值  $\omega$ , 实际输出为  $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T$ , 期望输出  $\mathbf{d} = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_m]^T$ 。

- 2) 初始化随机设置  $\omega_i = p$ ,  $0 < p < 1, i = 1, 2, \dots, h$ 。

- 3) 对于一组输入样本,第  $k$  次迭代时,隐层节点的输出  $\mathbf{R}(k) = [R_1(k) \ R_2(k) \ \dots \ R_h(k)]$ , 相应的期望输出  $\mathbf{d}(k) = [d_1(k) \ d_2(k) \ \dots \ d_h(k)]$ , 计算期望误差

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{d}(k) - \mathbf{R}^T(k)\omega(k) \quad (8)$$

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \eta \mathbf{R}(k)\mathbf{e}(k) \quad (9)$$

式中: $\eta$  为输出权值进行在线调节的学习速率。

- 4) 判断误差是否满足所设定的条件,若满足,则算法结束,否则,  $k=k+1$ , 转到步骤 3) 继续执行。

至此,RBF 神经网络的聚类中心值  $C_i$ 、扩展常数  $\delta_i$  和输出权值  $\omega$  已经全部确定,即 RBF 神经网络的结构和参数全部确定,RBF 神经网络训练完毕。

## 2.3 SRM 磁链的离线模型建立

利用实验测取电机的磁链-相电流-转子位置特性数据作为训练集,在 MATLAB 环境中,离线训练 RBF 神经网络。网络的输入为相电流和转子位置,输出为电机磁链,输入相电流为  $0 \sim 10$  A, 转子位置为  $0^\circ \sim 22.5^\circ$ , 转子位置每隔  $1.5^\circ$ 、相电流每隔  $0.25$  A 取一个样本点  $(i, \theta)$ , 建立 RBF 模型,步骤如下:

- 1) 构建 RBF 网络及其初始化,确定目标误差、径向基函数分布密度、中间层神经元最大个数及训练步数等参数值。本文选取目标误差  $e_{\text{goal}} = 1.5 \times 10^{-6}$  Wb。在实验过程中发现,为了同时保证模型的训练精度和程序在 DSP 中的运行时间,最大节点数  $MN$  不宜过大或过小,设定在  $20 \sim 60$  之间比较合理,本文设定中间层神经元最大个数  $MN = 60$ , 即  $h \leq MN$ 。

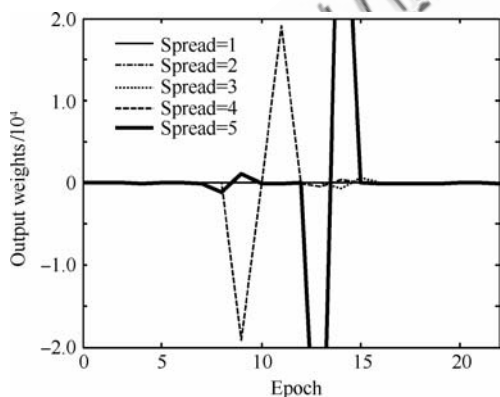
- 2) 网络训练,输入矢量  $\mathbf{X}$  为坐标,目标矢量

即期望输出  $d$  为对应的计算值。

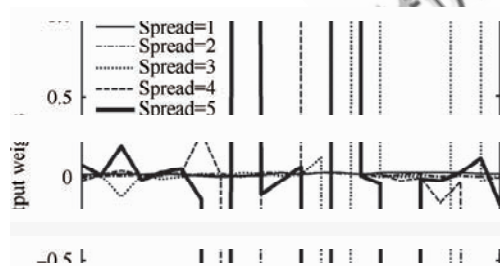
3) 设定扩展因子等其他参数,使得最终误差满足误差训练要求,若不满足,则调节各项参数,继续返回步骤 2)。

在训练过程中,需要考虑训练得到的值在 DSP 中计算的精确度,因此要求输出权值分布尽量均匀,否则,隐层节点输出与输出权值进行乘加运算之后,数量级较小的权值所对应的隐层节点输出对结果的影响力会明显弱于数量级较大的权值所对应的隐层节点输出;又由于 DSP 对参数辨识的范围限制,因此分布不均匀的输出权值会导致只有数个数量级最大的权值所对应的隐层节点输出主导着整个网络的输出,使得 RBF 网络输出误差较大甚至是错误的结果。

因此在训练过程中,调节 spread 值,会训练得到不同的输出权值分布,如图 4 所示。



(a) Complete coordinate



(b) Enlarged coordinate

图 4 不同的 spread 值所对应的输出权值分布

Fig. 4 Output weights distribution with different spread values

如图 4 所示, spread=3, 4, 5 时的权值分布均匀度差,因此在训练时不宜选取。本文选取 spread=2。根据上述分析,对系统进行仿真,训练误差、训练结果和测试结果如图 5 和图 6 所示。

图 5 RBF 神经网络训练过程误差

Fig. 5 Training error of RBF neural network

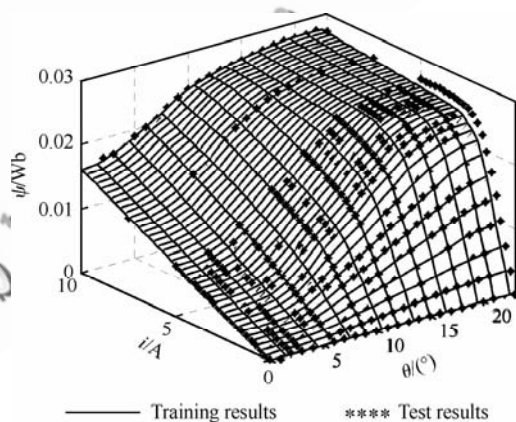


图 6 RBF 神经网络的训练结果及测试结果

Fig. 6 Training results and test results of RBF neural network

训练得到的 RBF 神经网络输入为转子位置和相电流,输出为相磁链。将训练得到的 RBF 磁链模型应用到 SRM 系统仿真模型中,在 MATLAB/Simulink 环境中建立 SRM 的仿真模型,得到仿真模型控制如图 7 所示。

在图 7 中,给定开通角、关断角和期望转速,在开关磁阻电机仿真模型中,观察 RBF 神经网络的磁链输出,图中 APC 为角度位置控制(Angle Position Control); CCC 为电流斩波控制(Current Chopping Control)。

图7 SRM 仿真模型控制示意图

Fig. 7 Simulation model of SRM control system

## 2.4 SRM 磁链的在线模型建立

在电机实际运行的过程中,往往会发生电机运行状态(转速、转矩、电压波动、外界干扰以及环境因素等)发生变化的情况,在这样的情况下,基于离线数据所建立的离线模型,无法准确地描述电机实时的磁链-电流-转子位置关系。为了使所

建立的模型在 SRM 不同的运行状态下,都可以准确地实时描述 SRM 磁链特性,本文设计了 RBF 神经网络输出权值在线调节方法,建立的 SRM 在线模型,能够根据 RBF 神经网络磁链估计结果和电机实际磁链结果之间的误差,在线实时学习和自主调节,使得 RBF 神经网络输出磁链能够更好地跟踪电机实际磁链,在线调节原理如图 8 所示。

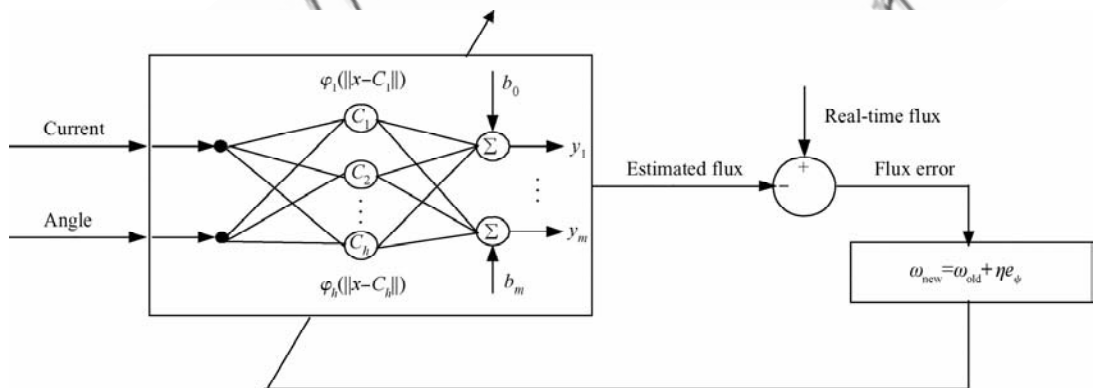


图8 在线调节 RBF 神经网络输出权值示意图

Fig. 8 Online adjustment of output weights of RBF neural network

在图 8 中,基于磁链误差,设定误差阈值为  $\pm 10^{-3}$  Wb,若磁链误差超出误差阈值范围,RBF 神经网络的输出权值会进行在线调节;当磁链误差大于设定阈值,权值会随之增大,估计磁链也随之变大;反之,权值会相应地减小,估计磁链也会变小。

图 8 中所采用的调节方法为

$$\omega_{\text{new}} = \omega_{\text{old}} + \eta e_{\psi} \quad (10)$$

式中:磁链误差为

$$e_{\psi} = \psi^* - \psi \quad (11)$$

式中:电机实际磁链为

$$\psi^* = \int (U - iR) dt \quad (12)$$

式中: $U$  为母线电压。

经过反复仿真试验,选取合适的学习速率  $\eta$  值,可以通过在线学习不断提高磁链模型的精确度。

当电机运行状态发生变化时,实际磁链与估计磁链之间会产生误差,如果误差超出设定阈值,RBF 网络输出权值会进行实时微调并更新,基于更新后的网络输出权值,RBF 网络可以输出更加准确的磁链结果。

将训练得到的 RBF 在线网络应用到 SRM 仿真模型中,建立 SRM 的在线模型,设定开通

角、关断角和期望转速,在仿真模型中,观察 RBF 神经网络的磁链输出,仿真结果见 2.5 节。

## 2.5 仿真验证

为了验证建模方法的正确性,将磁链模型运用到 SRM 的系统仿真中,在 MATLAB/Simulink 环境下,搭建 SRM 的离线模型和在线模型。选用 12/8 极三相电机的数据,数据由实验采集获得。

电机运行参数为:开通角  $\theta_{on} = 0^\circ$ ,关断角  $\theta_{off} = 15^\circ$ ,母线电压  $U = 20\text{ V}$ ,给定期望转速为 2 000 r/min。在该转速下,分别将离线模型和在线模型的磁链估计输出和根据电压、电流计算得到的实际磁链进行比较,对比结果和相应的误差如图 9 所示。

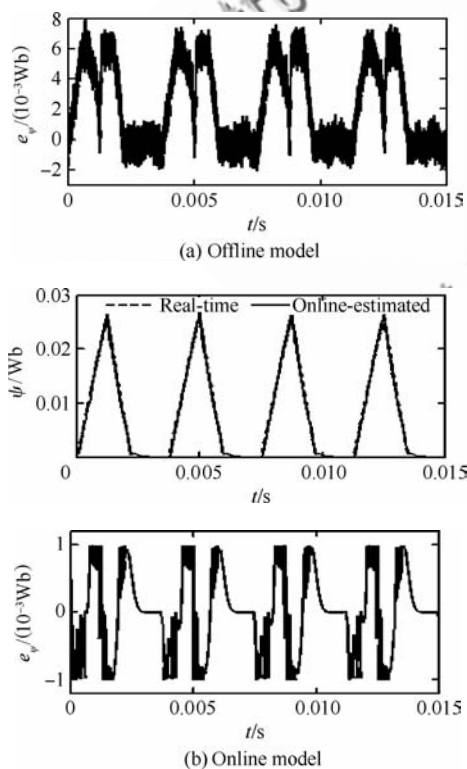


图 9 转速为 2 000 r/min 时离线模型和在线模型仿真结果  
Fig. 9 Simulation results of offline model and online model at the speed 2 000 r/min

如图 9 所示,离线模型的估计结果最大误差约为  $7 \times 10^{-3}\text{ Wb}$ ,在线模型的估计结果最大误差为  $\pm 10^{-3}\text{ Wb}$ ,最大误差缩小 86%。经过比较可以看出:具有权值在线调节功能的在线模型比离线模型有更高的逼近精度。

## 2.6 实验验证

为了验证该建模方法的工程可实现性,编写 DSP(TMS320F2812)程序,并在实验平台上实现对 SRM 的控制。

在实验中发现,RBF 神经网络模块在 DSP 中运行时间过长,主要是因为其 RBF 即高斯函数的运算复杂,消耗时间过长,因此整个 RBF 模块的运行时间超过 DSP 的中断时间要求,从而使得 RBF 神经网络模块程序在 DSP 中无法得到正确的结果。因此如何缩短高斯函数的计算时间,是缩短 RBF 神经网络计算时间的关键。

对高斯函数研究发现,高斯函数具有特殊性,建立高斯函数的输入输出映射关系,如图 10 所示。

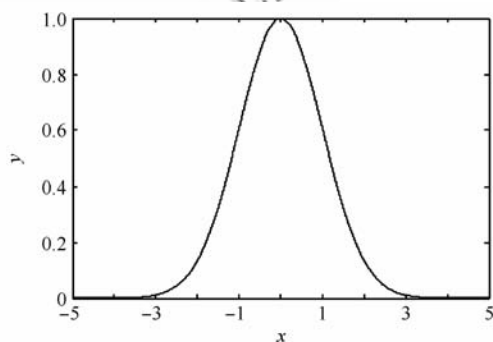


图 10 高斯函数输入输出映射关系  
Fig. 10 Mapping relationship between the output and input of Gaussian function

在图 10 中, $x$  为高斯函数输入, $y$  为高斯函数输出。由于高斯函数的特殊性,当输入值  $x$  在  $(-\infty, -3] \cup [3, +\infty)$  的范围内时,输出  $y$  趋近于 0。

在 RBF 神经网络计算过程中,高斯函数的输入在  $[0, +\infty)$  范围内,因此实验过程中,建立高斯函数在  $[0, 3]$  范围内的输入输出映射表,选取合适的输入密度,在保证输出精度的同时,减小映射表所占的存储空间,当输入超出该范围时,可以认定其所映射的输出为 0。



实验证明,该方法大幅度减小了 RBF 算法程序的运行时间,在参数选取合适的基础上,计算的精确度也能够得到充分的保证,而且该方法也无需对输入进行归一化处理,适用范围更广。

本文实验所使用电机为 12/8 极结构 SRM, 设定实验运行条件与仿真运行条件一致。分别将离线模型和在线模型转化为可执行代码,控制 SRM 的运行转速为 2 000 r/min,通过示波器观测电机的磁链输出,输出结果如图 11 所示。

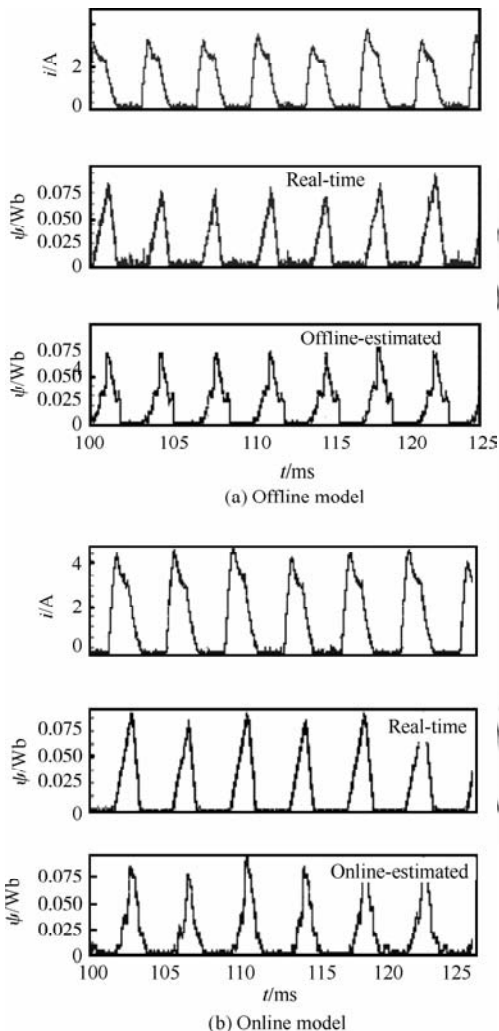


图 11 转速为 2 000 r/min 时的离线模型和在线模型实验结果

Fig. 11 Experimental results of offline model and online model at the speed 2 000 r/min

从图 11(a)可以看出,离线模型可以在整体趋势上良好地逼近实际磁链;图 11(b)表明:经过在线调节,在线模型能够明显改善逼近精度,经过在线模型的权值自调节,能够优化并改善 RBF 模

型的实验输出结果,使得估计磁链输出结果更加平滑,逼近精度更高。

为了进一步验证在线模型的调节能力和调节效果,在实验过程中,使电机的实时磁链发生突变,在示波器中观测在线模型能否通过在线调节快速准确地输出正确的估计磁链。实验结果如图 12 所示。

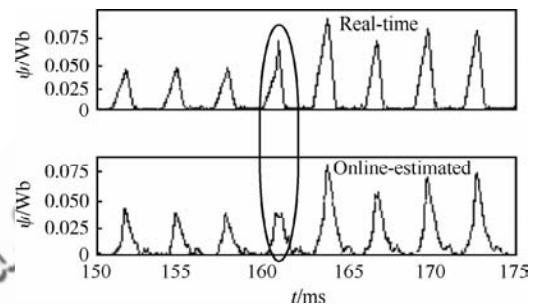


图 12 实际磁链发生突变情况下估计磁链的动态调节过程

Fig. 12 Adjustment process of estimated flux when real-time flux changes

图 12 表明,当电机的实际磁链发生突变时,估计磁链和实际磁链会产生误差,并且超过设定阈值,根据误差,RBF 神经网络的输出权值进行自动调节,逐步缩小两者之间的误差;由图中可以看出,经过 1~2 个开关周期之后,估计磁链能够正确地跟踪上实际磁链,至此,估计磁链完成了该状态下的动态调节过程。

### 3 结论

1) 基于 SRM 的磁链特性,利用有导师学习方法对 RBF 神经网络进行训练,得到了 SRM 的磁链离线模型,通过和实验测取数据比较,体现了 RBF 神经网络具有很强的非线性映射能力。

2) 基于 SRM 的离线模型,设计误差调节算法,设置合适的学习速率,建立磁链的在线模型,使 RBF 神经网络的输出权值能够实时地在线更新,模型更加准确地描述不同运行状态下 SRM 的磁链特性,和离线模型的仿真结果比较,验证了该算法的可行性和相较于离线模型的优越性。

3) 基于在线仿真模型,将磁链的在线模型算法转化为可执行代码,并对学习速率进行微调,在电机实际控制平台上观察转速发生突变情况下神



经网络的跟踪效果,验证了该算法的工程可行性。

4) 该算法逼近效果好,具有较强的可移植性,适用范围广,可以进一步应用于SRM的其他实时控制中(比如转矩特性的实时估计以及无位置传感器研究领域中的反电势和电感的实时估计等)。

## 参 考 文 献

- [1] Wang H H. Speed modulation control technique of switched reluctance motor. Beijing: China Machine Press, 1995. (in Chinese)  
王宏华. 开关型磁阻电动机调速控制技术. 北京: 机械工业出版社, 1995.
- [2] Wu J H. Design and application of switched reluctance motor. Beijing: China Machine Press, 2000. (in Chinese)  
吴建华. 开关磁阻电机设计与应用. 北京: 机械工业出版社, 2000.
- [3] Krishnan R, Arumugan R, Lindsay J F. Design procedure for switched reluctance motors. IEEE Transactions on Industry Applications, 1988, 24(3): 456-461.
- [4] Ding W, Liang D L. Nonlinear mathematic model and finite element analysis for a 12/8 pole dual-channel switched reluctance machine. Electric Machines and Control, 2009, 13(2): 190-196. (in Chinese)  
丁文, 梁得亮. 12/8极双通道开关磁阻电机非线性数学模型与有限元分析. 电机与控制学报, 2009, 13(2): 190-196.
- [5] Xie D X, Yan X K, Zhang Y H, et al. Three dimensional finite element analysis of winding magnetic flux linkage in rotary electric machines. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(21): 143-148. (in Chinese)  
谢德馨, 阎秀格, 张奕黄, 等. 旋转电机绕组磁链的三维有限元分析. 中国电机工程学报, 2006, 26(21): 143-148.
- [6] Xue X D, Cheng K W E, Ho S L. Simulation of swished reluctance motor drives using two dimensional bicubic spline. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2002, 17(4): 471-477.
- [7] Lin Z Y, Reay D S, Williams B W, et al. Online modeling for switched reluctance motors using B-spline neural networks. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(6): 3317-3322.
- [8] Rajandran R V, Ramasamy G, Sahoo N C. Flux linkage model optimization using binary coded genetic algorithm for switched reluctance motor. IEEE PEDS, 2005: 898-902.
- [9] Cheok A D, Ertugrul N. Use of fuzzy logical for modeling, estimation and prediction in switched reluctance motor drives. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1999, 46(6): 1207-1224.
- [10] Mese E, Torry D A. An approach for sensorless position

estimation for switched reluctance motor using artificial neural networks. IEEE Transactions on Power Electronics, 2002, 17(1): 66-75.

- [11] Ding W, Liang D L. Modeling and simulation of switched reluctance motor based on RBFN-AFS. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 44-52. (in Chinese)  
丁文, 梁得亮. 基于RBFN-AFS的开关磁阻电机非线性模型与动态仿真. 电工技术学报, 2009, 24(9): 44-52.
- [12] Lu M J, Guo Q. RBFNN and rapid realization by DSP. Electronic Measurement Technology, 2008, 31(1): 153-155. (in Chinese)  
吕孟军, 郭琪. RBF神经网络算法及在定点DSP上的快速实现. 电子测量技术, 2008, 31(1): 153-155.
- [13] Xia C L, Qi W Y, Yang R, et al. Identification and model reference adaptive control for ultrasonic motor based on RBF neural network. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 117-121. (in Chinese)  
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. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 117-121.
- [14] Jiang C S, Wang C Q, Wei H K, et al. Automatic control and application. Beijing: Science Press, 2007. (in Chinese)  
姜长生, 王从庆, 魏海坤, 等. 智能控制与应用. 北京: 科学出版社, 2007.
- [15] Cao J Y, Zhou Z D, Chen Y P, et al. Methods of characteristic measurement and model parameter identification for switched reluctance motors. Transactions of China Electrotechnical Society, 2004, 19(11): 25-30. (in Chinese)  
曹家勇, 周祖德, 陈幼平, 等. 开关磁阻电动机特性检测与参数辨识方法研究. 电工技术学报, 2004, 19(11): 25-30.
- [16] Cheng W S. Automatic control theory, method and application. Beijing: Tsinghua University Press, 2009. (in Chinese)  
程武山. 智能控制理论, 方法与应用. 北京: 清华大学出版社, 2009.

## 作者简介:

蔡永红 男, 硕士研究生. 主要研究方向: 开关磁阻电机的智能控制。

Tel: 025-84892305-6061

E-mail: caiyonghongm@163.com

齐瑞云 女, 副教授, 硕士生导师. 主要研究方向: 模糊自适应控制, 容错控制。

Tel: 025-84892305-6061

E-mail: ruiyun.qi@nuaa.edu.cn

# Online Modeling for Switched Reluctance Motor Using Radial Basis Function Neural Network and Its Experimental Validation

CAI Yonghong, QI Ruiyun<sup>\*</sup>, CAI Jun, DENG Zhiquan

*College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China*

**Abstract:** To obtain the accurate switched reluctance motor (SRM) model, the offline and online modeling schemes based on radial basis function (RBF) neural network are investigated in this paper. Firstly, an offline modeling scheme is studied. The flux linkage characteristics are obtained from experiment and used as a training data set, based on which an RBF neural network is trained to obtain the offline SRM model. Secondly, an online modeling method is proposed. When the operating conditions of the SRM changes, the offline model is not able to approximate the real-time SRM characteristics accurately. Based on the approximation error, an online modeling scheme is applied to improve the model accuracy by regulating the values of the RBF weights online. To verify the feasibility of this method, both the offline and online modeling schemes are tested in simulations and experiments using a 12/8 SRM. The results show that both the offline and online models can estimate the flux linkage characteristics correctly and the online model is more accurate than the offline model. Simulation and experimental results have verified the effectiveness and advantages of this modeling methods.

**Key words:** switched reluctance motor; radial basis function networks; offline modeling; online modeling; experimental verification

**Received:** 2011-07-01; **Revised:** 2011-09-18; **Accepted:** 2011-12-13; **Published online:** 2011-12-31 14:06

**URL:** www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20111231.1406.001.html **DOI:** CNKI:11-1929/V.20111231.1406.001

**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China (60904042); Laboratory Innovation Foundation of NUAA (201001005)

**\* Corresponding author.** Tel.: 025-84892305-6061 E-mail: ruiyun.qi@nuaa.edu.cn