

开关磁阻电机神经网络自适应 PWM 转速控制

夏长亮, 陈自然, 李斌

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津市 南开区 300072)

Neural Network Based Adaptive PWM Speed Control in Switched Reluctance Motors

XIA Chang-liang, CHEN Zi-ran, LI Bin

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

ABSTRACT: The switched reluctance motor drive(SRD) has obtained great attention as an AC stepless speed control system due to its large scale regulating scope, low cost and ruggedness. However, its strong nonlinearity and multivariable characteristic make it difficult to control. To solve this problem, this paper presents an approach of adaptive pulse width modulation(PWM) speed control for switched reluctance motors based on RBF neural network. This method builds up a speed controller based on RBF neural network which has powerful approximating ability and fast convergence property. After being trained off-line, the speed controller regulates network's parameters at running to adapt the environment under the training on-line. In addition, another RBF network is constructed to offer gradient parameters, which is needed by the on-line training, via on-line identification. The results of experiments prove that the approach has lots of advantages in response speed, control accuracy and adaptability.

KEY WORDS: switched reluctance motor; radial basis function neural network; pulse width modulation; on-line identification; orthogonal least squares algorithm

摘要: 开关磁阻电机调速系统(SRD)作为1种交流无级调速系统以其宽广的调速范围和优越的调速性能而倍受关注。但由于开关磁阻电机高度的非线性和多变量的特点,很难建立其精确的数学模型,使得SRD的控制存在较大难度。针对这一问题,提出1种基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的开关磁阻电机自适应PWM转速控制方法。该方法利用RBF神经网络极强的逼近能力和快速的收敛性,将离线训练好的网络构成转速控制器,并结合网络的在线训练,让控制器在电机运行中自适应地调节网络参数,使之适应环境的变化。同时构造另一个RBF网络对控制对象进行在线辨识,为控制网络的在线学习提供所需的梯度参数。通过实验,证明了该方法具有响应速度快、控制精度高、

适应性强等优点。

关键词: 开关磁阻电机; 径向基函数神经网络; 电压脉宽调制; 在线辨识; 正交最小二乘法

0 引言

开关磁阻电机调速系统(SRD)因其调速范围广,调速性能优越而引起了国内外学者的普遍关注。SRD也成为了继交流变频调速系统、直流调速系统之后,极具潜力的新一代交流无级调速系统。然而,开关磁阻电机电磁关系的高度非线性决定了SRD是一个时变的、非线性系统,采用常规的线性控制方法很难满足其动态较快的非线性、变参数要求。为此,许多学者将非线性控制理论引入到SRD中,如反馈线性化控制^[1]、非线性内模控制^[2]、滑模变结构控制^[3]等,取得了一定效果。同时许多智能控制方法也被应用于SRD中,如自适应模糊控制^[4]、神经网络控制^[5]等。尤其是神经网络,因其具有在线学习的自适应能力,非常适合于解决非线性系统的控制问题^[6]。

将神经网络用于开关磁阻电机的控制在国外已经有了较多的研究,主要是利用神经网络的非线性函数逼近能力来完成参考量到控制量的计算,以获得更好的电机控制特性^[7]。Rehman等人将BP网络用于开关磁阻电机的控制以减小转矩脉动,但文中用了2个网络和两种控制模式以适应不同的转速范围,使得控制策略过于复杂^[8]。Rajarithnam等人用BP网络来学习优化的相电流波形并通过网络在线调整开关角来实现转矩安培比最大化,取得了不错的效果,但由于网络学习速度的限制仅适用于低速控制^[9]。可以看出,传统的BP神经网络结构复杂、训练速度慢,很难满足实时控制要求^[10]。因此,寻找更加有效的网络结构和快速的训练算法以适

基金项目: 天津市自然科学基金项目(06YFJMJC01900)。

应 SRD 的实时性要求成为了神经网络控制技术的研究重点。局部神经网络如 CMAC 网络、RBF 网络都具有学习速度快的突出优点,有较强的实时性^[11]。再结合快速的训练算法和简单、合理的控制方式就能够满足 SRD 系统对速度控制器要求^[12]。

本文提出 1 种基于 RBF 神经网络的开关磁阻电机自适应 PWM 转速控制方法。首先对 RBF 网络进行离线训练以确定网络的结构和初始参数,训练数据来源于一个参数整定好的 PID 控制器的实验数据。离线训练使网络初始时便具备 PID 控制的快速响应能力。将训练好的网络用于开关磁阻电机的转速控制,同时用另一个 RBF 网络对开关磁阻电机进行在线参数辨识,用于控制网络的在线学习,使之能跟踪电机运行的参数变化。通过与常规 PID 控制的实验结果比较,证明该控制方法具有较高的控制精度和较强的鲁棒性。

1 开关磁阻电机的电压 PWM 斩波调速

采用电压 PWM 方式可以实现开关磁阻电机在较宽范围内的转速控制,且电机响应速度快,功率因数高,动、静态性能优异^[13]。由开关磁阻电机的转矩表达式可得到电机的自然机械特性方程式

$$w = U_s \sqrt{F/T_{av}} \quad (1)$$

式中: w 为电机转速; U_s 为外加电源电压; F 为控制参数的函数; T_{av} 为平均电磁转矩。

由此可见,在一定负载转矩条件下,转速随外加电压的增大而增加。采用电压 PWM 控制技术能够通过控制方波信号的占空比来调整相绕组的平均电压,从而起到转速调节的作用。

本文采用了定角度斩波控制方式,开关角的选择和优化是根据所控电机的各项参数,以优化换相转矩为目标,通过数字仿真完成。开通角是影响电流波形和峰值的关键因素,因此将 q_{off} 固定在 1 个合适的角度(取 22.5°),以获得较高的电机运行效率,而在动态仿真中调整 q_{on} 来改善转矩波动状况。经过仿真比较确定 q_{on} 为 -7.5° 。

2 RBF 神经网络及其自适应转速控制

2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是 1 种具有单隐层的三层前馈神经网络,通过隐层节点中的作用函数(基函数)对输入信号在局部产生响应,而网络的输出则是对隐层单元输出的线性加权和。因此从总体上看,输入到

输出的映射是非线性的,而网络输出参数对可调参数而言又是线性的,这样就大大加快了学习速度,同时可避免局部极小问题^[14]。

作为 RBF 网络的基函数,本文选用了常用的高斯函数

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad j=1,2,\dots,m \quad (2)$$

式中: h_j 为第 j 个隐层节点的输出; \mathbf{X} 为输入向量; \mathbf{C}_j 为第 j 个隐层节点的中心; b_j 为该隐层节点的宽度; $\|\cdot\|$ 为欧几里德范数。

网络的输出为

$$y_{out}(k) = \sum_{j=1}^m w_j h_j \quad (3)$$

式中: w_j 为第 j 个隐层节点同输出层的连接权值; m 为隐层节点个数。

性能指标函数取为

$$J = \frac{1}{2} [y(k) - y_{out}(k)]^2 \quad (4)$$

式中 $y(k)$ 为目标输出。

构造和训练 RBF 网络是通过离线学习和在线学习相结合实现的。隐层节点数和其中中心值的选取对网络的函数逼近能力有很大的影响,不恰当的取值会使网络收敛变慢,选取恰当则能提高网络的逼近能力和泛化能力^[15]。这就需要通过离线训练确定好网络的初始结构参数,使网络具备快速的响应能力和收敛性;再通过在线训练不断调整这些参数,使控制器适应电机运行的参数变化,提高控制精度,增强控制的鲁棒性。

2.2 离线训练

离线训练的样本均来自于参数整定好的 PID 控制器以及电机的输入、输出数据。对于 PID 参数的整定,根据传统的 Z-N 整定公式计算出来,并在实验中进行了调整。PID 参数的整定结果为 $K_p=20$, $K_i=1$, $K_d=3$ 。

本文中所用的两个 RBF 网络均采用三输入单输出结构。对于控制网络(RBFC),输入向量为

$$\mathbf{X}_C(k) = \begin{cases} e(k) \\ (e(k) - e(k-1))/T_s \\ e_i(k-1) + e \cdot T_s \end{cases} \quad (5)$$

其中: $e(k)$ 为第 k 步的转速误差; $e_i(k)$ 为前 k 步误差的数值积分; T_s 为采样周期。RBFC 的输出 $y_{out}(k)$ 即为 PWM 斩波的控制输入 $u(k)$ 。

对于参数辨识网络(RBFI),其输入向量为

$$X_1(k) = \begin{cases} u(k) \\ y(k) \\ y(k-1) \end{cases} \quad (6)$$

式中 $y(k)$ 为系统输出的采样值, 在这里为当前转速。RBF 的输出为 $y_{out2}(k)$, 通过离线和在线训练, 使 $y_{out2}(k)$ 尽可能逼近 $y(k)$ 。

本文采用了正交最小二乘法(OLS)来确定 RBF 网络的结构和初始参数, 该方法可以在计算连接权的同时, 自适应地确定隐层节点数目。为了用该算法构造 1 个 RBF 网络, 首先要创建 1 个隐含节点数目极大的网络, 然后以减小误差为目标, 应用 OLS 算法来选取回归算子, 同时计算出各项参数。

$$y(n) = \sum_{i=1}^M p_i(n)w_i + e(n) \quad n=1,2,\dots,N \quad (7)$$

写成矩阵形式为

$$Y = PW + E \quad (8)$$

式中: $y(n)$ 为期望输出; N 为训练样本数; w_i 为权值; $e(n)$ 为误差信号; 回归算子 $p_i(n)$ 是 X 的函数, 而且隐层节点的 1 个中心与 1 个回归算子相对应。从数据中选取适当的 RBF 中心的问题就可以看成是从 1 个给定的具有 M 个备选回归算子的集合中选出 1 组重要的回归算子, 也即 p_i 的选择。

对回归矩阵进行三角分解

$$P = UA \quad (9)$$

式中: A 为 $M \times M$ 的上三角矩阵, 且对角线元素为 1; U 为 $N \times M$ 矩阵, 其各列正交。

$$U^T U = H \quad (10)$$

式中 H 为对角元素为 h_i 的对角形矩阵。

$$h_i = u_i^T u_i = \sum_{n=1}^N u_i^2(n) \quad (11)$$

由式(8)、式(9)可得

$$Y = UAW + E = Ug + E \quad (12)$$

$$g = AW \quad (13)$$

式(12)的正交最小二乘解为

$$\hat{g} = H^{-1}U^T y \quad (14)$$

\hat{g} 和 \hat{W} 满足三角方程组

$$A\hat{W} = \hat{g} \quad (15)$$

上述的正交化用 Gram-Schmidt 方法实现。OLS 算法基本步骤如下:

(1) 预选隐含层神经元个数 M , M 远大于实际所需的隐单元数。

(2) 预选 1 组 RBF 中心矢量 C_i , ($1 \leq i \leq M$)。通常把 C_i 选为输入样本的子集。

(3) 根据上一步选定的 RBF 中心及输入样本矢量, 计算回归矩阵 P 。

(4) 用 OLS 算法选择重要的回归算子并对其进行正交化。

(5) 计算 g 。

(6) 计算上三角矩阵 A , 并由三角方程 $AW=g$ 求解连接权矢量 W 。

2.3 在线训练

在离线训练确定好网络的结构和初始参数之后, 采用梯度下降法来在线修正网络的各项参数。按照定义的性能指标函数, 根据梯度下降法, 输出权、节点中心及节点宽度参数的迭代算法如下

$$w_j(k) = w_j(k-1) + h(y_{out}(k) - y(k))h_j + a(w_j(k-1) - w_j(k-2)) \quad (16)$$

$$\Delta c_{ji}(k) = (y_{out}(k) - y(k))w_j h_j \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2} \quad (17)$$

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + h\Delta c_{ji} + a(c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)) \quad (18)$$

$$\Delta b_j = (y_{out}(k) - y(k))w_j h_j \frac{\|X - C_j\|^2}{b_j^3} \quad (19)$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + h\Delta b_j + a(b_j(k-1) - b_j(k-2)) \quad (20)$$

式中: h 为学习速率, 取为 0.1; a 为动量因子, 取为 0.8; $j=1,2,\dots,m$, m 为隐层节点数; $i=1,2,\dots,n$, n 为输入向量维数。

2.4 RBF 网络参数辨识及自适应控制

基于 RBF 神经网络参数辨识和自适应控制的系统结构图如图 1 所示。

控制器通过采样获得给定转速值 $r(k)$ 以及电机实际转速值 $y(k)$, 根据式(5)得到 RBFC 的输入向量 X_C 。RBFC 计算网络的输出, 并作为控制量同时传递给 PWM 产生电路和 RBF, 由此产生下一步的实际输出 $y(k+1)$ 和辨识输出 $y_{out2}(k+1)$ 。由实际输出和辨识输出的偏差来修正 RBF 的参数, 同时根据式(21)得到系统辨识参数 $\partial y(k+1)/\partial u(k)$, RBFC 获

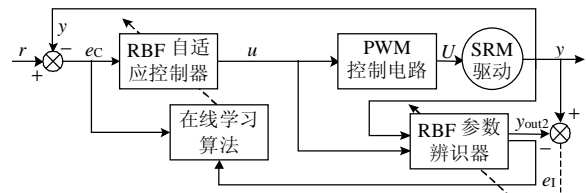


图 1 RBF 网络自适应控制系统框图
Fig.1 Structure of the adaptive control system based on RBF network

得辨识参数后根据式(22)~式(24)并结合前面的在线学习算法修正自身参数。

$$\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} = \frac{\partial y_{out2}(k+1)}{\partial u(k)} = \sum_{j=1}^{m_2} w_j h_j \frac{c_{ji} - u(k)}{b_j^2} \quad (21)$$

$$\Delta w_j = e(k) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} h_j \quad (22)$$

$$\Delta c_{ji} = e(k) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} w_j h_j \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2} \quad (23)$$

$$\Delta b_j = e(k) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} w_j h_j \frac{\|X - C_j\|^2}{b_j^3} \quad (24)$$

3 实验结果

本实验的控制算法在 TI 公司的 DSP 芯片 TMS320LF2407 中实现。RBF 神经网络的离线训练在 PC 机内由 Matlab 软件完成。SRD 硬件控制框图如图 2 所示。

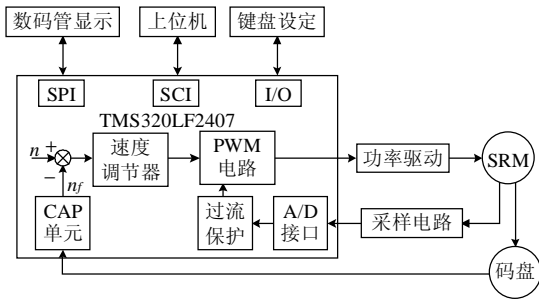


图 2 SRD 硬件控制结构图
Fig.2 The hardware control framework of SRD

实验样机采用四相(8/6)开关磁阻电机，主要参数如下：额定功率为 2.2 kW；额定转速为 1500r/min；转动惯量为 0.008 kg·m²；额定电压为 250 V；最小电感为 22mH；最大电感为 320mH。

实验中电压斩波频率为 2 kHz，功率电路为双半桥电路，主开关器件选用 MOSFET，DSP 的速度采样时间为 4ms。

图 3 给出了试验样机空载时跟踪额定转速的阶跃响应曲线。图 4 给出了样机运行过程中突加扰动时的转速响应曲线。

从图 3(a)、3(b)中可以看出，经过了离线训练，RBF 网络自适应控制方法也具备了 PID 控制方法响应速度快的优点，且后者的超调量明显减小，调节时间缩短，稳态误差小，具有较好的动静态特性。由图 4(a)、4(b)可以看出，比起 PID 控制方法，采用 RBF 网络自适应控制方法对外界干扰引起的转速波动较小，稳定速度快，具有更好的适应性和鲁棒性。

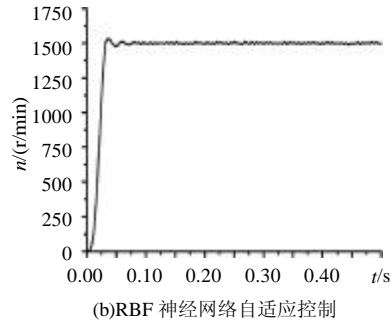
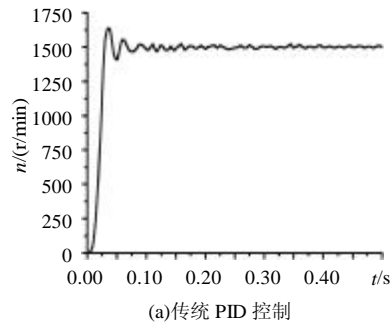


图 3 空载时电机转速响应曲线
Fig.3 The speed response at no-load condition

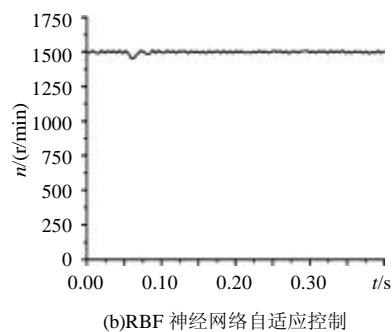
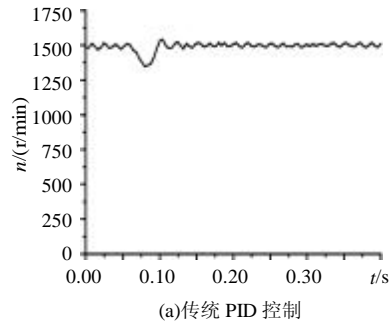


图 4 突加扰动时电机转速响应曲线
Fig.4 The speed response under sudden disturbance

4 结论

对于具有高度非线性的开关磁阻电机，常规的线性控制方法由于其控制参数确定，难以解决响应速度与控制精度之间的矛盾，且无法适应系统参数的变化，稳定性差，从而很难获得理想的控制效果。利用神经网络进行自适应控制是解决这一棘手问题的有效途径。本文提出的基于 RBF 神经网络的开关磁阻电机自适应 PWM 转速控制方法，充分利用

了 RBF 网络泛化能力强和收敛速度快的特点,通过网络的在线辨识快速、准确地跟踪了系统的模型;网络参数的在线调节使控制器能更好地适应环境的变化,获得满意的控制效果。实验结果表明该控制系统具有动态响应速度快、控制精度高、稳定性强等优点。

参考文献

- [1] Ilic' spong M, Marino R, Peresada S M, et al. Feedback linearization control of a switched reluctance motor[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1987, 32(5): 371-379.
- [2] Ge B M, Wang X H, Su P S, et al. Nonlinear internal-model control for switched reluctance drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2002, 17(3): 379-388.
- [3] Buja G S, Menis Robert, Valla M I. Variable structure control of an SRM drive[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1993, 40(1): 56-63.
- [4] Mir S, Elbuluk M E, Husain I. Torque-ripple minimization in switched reluctance motors using adaptive fuzzy control[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1999, 35(2): 461-468.
- [5] 王旭东, 邵惠鹤. RBF 神经网络理论及其在控制中的应用[J]. 信息与控制, 1997, 26(4): 272-284.
Wang Xudong, Shao Huihe. The theory of RBF neural network and its application in control[J]. Information and Control, 1997, 26(4): 272-284(in Chinese).
- [6] 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): 26-30.
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): 26-30(in Chinese).
- [7] 何玉彬, 王晓予, 闫桂荣. 神经网络在线学习模糊自适应控制及其应用[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(10): 68-70.
He Yubin, Wang Xiaoyu, Yan Guirong. Neural network online learning fuzzy adaptive control and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(10): 68-70(in Chinese).
- [8] Rehman K M, Suresh G, Fahimi B, et al. Optimized torque control of switched reluctance motor at all operational regimes using neural network[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2001, 37(3): 904-913.
- [9] Rajarathnam A V, Fahimi B, Ehsani M. Neural network based self-tuning control of a switched reluctance motor drive to maximize torque per ampere[C]. IEEE Industry Application Society Annual Meeting, New Orleans, Louisiana, 1997.
- [10] 夏长亮, 王明超, 史婷娜, 等. 基于神经网络的开关磁阻电机无位置传感器控制[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 123-128.
Xia Changliang, Wang Mingchao, Shi Tingna, et al. Position sensorless control for switched reluctance motors using neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(13): 123-128(in Chinese).
- [11] 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(in Chinese).
- [12] 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抑制新方法[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(in Chinese).
- [13] 王旭东, 王喜莲, 王炎, 等. 开关磁阻电动机电流双幅值斩波控制[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(4): 83-86.
Wang Xudong, Wang Xilian, Wang Yan, et al. Current chopping with double amplitude for switched reluctance control[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(4): 83-86(in Chinese).
- [14] 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(in Chinese).
- [15] 夏长亮, 王明超. 基于 RBF 神经网络的开关磁阻电机单神经元 PID 控制[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(15): 161-165.
Xia Changliang, Wang Mingchao. Single neuron PID control for switched reluctance motors based on RBF neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(15): 161-165(in Chinese).

收稿日期: 2006-03-07。

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, clxia@tju.edu.cn;

陈自然(1980—), 男, 硕士研究生, 研究方向为开关磁阻电机及其控制。

(责任编辑 云爱霞)