

文章编号: 1001-0920(2005)07-0803-04

## 基于径向基函数网络的永磁同步电机直接转矩控制

张春梅, 刘贺平, 王玉锋

(北京科技大学 信息学院, 北京 100083)

**摘要:** 对永磁同步电机直接转矩控制系统特性进行了深入研究, 提出一种新的径向基函数神经网络控制器, 给出了神经网络控制器的结构设计、样本选取及训练方法。利用系统中的开关表作为导师对径向基函数神经网络控制器进行训练, 实现了永磁同步电机直接转矩控制的径向基函数神经网络输出矢量选择。该控制器可以简化获得输出电压矢量的过程, 并具有并行计算速度快、转矩响应迅速的性能。仿真结果验证了该控制器的有效性。

**关键词:** 永磁同步电机; 径向基函数; 神经网络; 直接转矩控制

**中图分类号:** TM 921.5

**文献标识码:** A

## Permanent Magnet Synchronous Motor Direct Torque Control Based on Radial Basis Function Network

ZHANG Chunmei, LIU Heping, WANG Yufeng

(Information Engineering School, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Correspondent: ZHANG Chunmei, E-mail: zcm5@sina.com

**Abstract** The basic theory of direct torque control (DTC) of permanent magnet synchronous motor (PMSM) is analyzed and then a novel radial basis function neural networks controller is presented. The neural networks structure design, learning samples and training algorithms are expounded. A conventional switching table of permanent magnet synchronous motor direct torque control is used to train radial basis function neural network. The controller could quickly select an output vector and the system using this neural networks controller has quickly parallel speed and high torque response. The simulation of the permanent magnet synchronous motor shows the effectiveness of the control scheme.

**Key words:** Permanent magnet synchronous motor; Radial basis function; Neural network; Direct torque control

### 1 引言

直接转矩控制技术不需要解耦电机数学模型, 强调对电机转矩进行直接控制, 用定子磁链代替转子磁链, 具有响应速度快、对电机转子参数变化鲁棒性强和实现简单等优点<sup>[1,2]</sup>。永磁同步电机由于它的可维护性、可控性和耐用性而获得广泛的应用。近年来, 直接转矩控制技术在永磁同步电机中的应用也有文献报道<sup>[3~5]</sup>。

神经网络是基于模仿人脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统。它不需要精确的数学模型, 能够解决许多复杂的、不确定的、非线性问题。由于人工神经网络并行的计算结构, 使得网络具有

较快的计算速度, 可以把人工神经网络用在运动控制上。文献[6]采用神经网络来实现感应电机矢量控制。[7]通过神经网络来估计交流电机的转子磁通。[8]通过神经网络对感应电机的定子电阻进行辨识, 以提高控制性能。现有数10种神经网络方法, 实际工作中大都采用反向传播网络。但反向传播网络存在局限性, 如: 凭经验确定网络(隐层单元)初始权值、学习率, 学习过程易陷入局部极小, 网络存在冗余连接或节点等缺陷。径向基函数网络(RBF)具有自适应确定网络结构和无需人为确定初始权值的特点。

本文将径向基函数网络应用于永磁同步电机直

收稿日期: 2004-08-24; 修回日期: 2004-10-26

**作者简介:** 张春梅(1968—), 女, 陕西府谷人, 博士生, 从事智能控制、运动控制等研究; 刘贺平(1951—), 男, 沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、复杂系统建模与控制等研究。

接转矩控制系统, 用来选择逆变器的开关状态

2 径向基函数神经网络模型

径向基函数网络是在鉴借生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上提出的一种采用局部接受域来执行函数映射的人工神经网络 RBF 网络是由输入层、隐含层(径向基层)和输出层构成的前向网络 径向基层神经元采用径向基函数作为激励函数, 它具有形式简单、径相对称、光滑性好和任意阶导数存在的优点 径向基层的结构如图 1 所示 径向基函数是一个高斯形函数, 它是将该层权值矢量  $W$  与输入矢量  $P$  之间的矢量距离与偏差  $b$  相乘后作为网络激活函数的输入

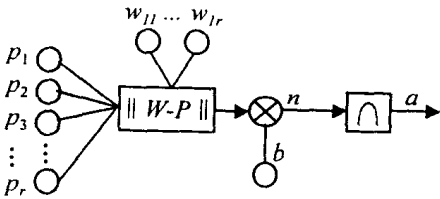


图 1 RBF 网络隐层神经元输入输出示意图  
由图 1 可知, 径向基层神经元的输入  $n$  为

$$n = \sqrt{\sum (w_i - p_i)^2} b, \tag{1}$$

输出  $a$  为

$$a = e^{-n^2} = e^{-(\|W - P\| \cdot b)^2}. \tag{2}$$

值得说明的是: 径向基函数的阈值  $b$  可以调节函数的灵敏度, 但实际工作中更常用另一参数  $C$  (称为扩展常数),  $b$  和  $C$  的关系在实际应用中有多钟确定方法 在 MATLAB 神经网络工具箱中,  $b$  和  $C$  的关系设置为  $b = 0.8326/C$ , 此时径向基层神经元的输出变为

$$a = e^{-\left(\frac{\|W - P\| \cdot 0.8326}{C}\right)^2} = e^{-0.8326^2 \left(\frac{\|W - P\|}{C}\right)^2}. \tag{3}$$

对于输出层而言: 输出为各径向基层神经元输出的加权求和, 激励函数采用纯线性函数 网络输出层第  $j$  个节点的输出  $v_i$  为

$$v_i = \sum_{j=1}^p w_{ij} a_j + b_{2i} \tag{4}$$

RBF 网络的训练分为两步: 第 1 步为非监督式学习训练输入层与径向基层间的权值; 第 2 步为监督式学习训练径向基层与输出层间的权值 网络的训练需要提供输入矢量矩阵  $X$ 、对应的目标矢量矩阵  $T$  以及径向基函数的扩展常数  $C$ . 在 RBF 网络训练中, 径向基层神经元数的确定是一个关键问题, 过去的做法是使其与输入矢量数相等 显然, 在输入矢量较多时, 过多的隐层单元数是难以让人接受的 为

此, 提出了改进方法, 基本原理是: 从 0 个神经元开始训练, 通过检查输出误差使网络自动增加神经元, 训练样本每循环计算一次后, 用使网络产生最大误差所对应的训练样本作为权值向量  $W$  1, 产生一个新的径向基层神经元; 然后重新计算, 并检查新网络的误差; 重复此过程直到达到误差要求或最大径向基层神经元数为止 该训练算法由 MATLAB 中的 NEW RB 函数实现 由上可见, NEW RB 函数执行的训练算法可以自适应确定径向基网络结构和不需要人为确定网络初始权值, 从而减少了网络训练的随机性

3 永磁同步电机直接转矩控制原理

永磁同步电机直接转矩控制需要较少的传感器, 且对电机参数具有较强的鲁棒性 永磁同步电机在转子坐标系下的数学模型为

$$\begin{bmatrix} u_d \\ u_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + pL_d & -\omega L_q \\ \omega L_d & R_s + pL_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega \Phi_f \end{bmatrix}. \tag{5}$$

其中:  $u_d$  和  $u_q$  为  $d$  轴和  $q$  轴定子电压;  $i_d$  和  $i_q$  为  $d$  轴和  $q$  轴定子电流;  $R_s$  为定子电阻;  $L_d$  和  $L_q$  为  $d$  轴和  $q$  轴电感;  $\omega$  为转子角速度;  $T$  为电磁转矩;  $\Phi_s$  和  $\Phi_r$  为定子和转子磁链

对于隐极式永磁同步电机,  $L_d = L_q = L_s$ , 其电磁转矩可表示为

$$T = \frac{3}{2} \frac{1}{L_s} p |\Phi_s| |\Phi_r| \sin \delta \tag{6}$$

电磁转矩的微分为

$$\frac{dT}{dt} \Big|_{t=0} = \frac{3}{2} \frac{1}{L_s} p |\Phi_s| \Phi_r \dot{\delta} \sin \delta \tag{7}$$

如果  $\delta$  在  $[-\pi/2, \pi/2]$  范围内变化, 方程(7)的右边总是正的 这表明电磁转矩正比于定转子磁链之间的角度  $\delta$  因此在保持定子磁链幅值恒定的同时, 通过改变定子磁链旋转速度和方向就可瞬时调整  $\delta$ , 实现转矩的动态控制 这正是永磁同步电机直接转矩控制的基本思想 转矩误差、磁链误差、磁链角与逆变器输出电压矢量的关系可用表 1 来表示

表 1 逆变器开关表

| $E \Phi \quad E_T$ |     | $\theta$    |             |             |             |             |             |
|--------------------|-----|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
|                    |     | $\theta(1)$ | $\theta(2)$ | $\theta(3)$ | $\theta(4)$ | $\theta(5)$ | $\theta(6)$ |
|                    |     | 代表磁链角的数字码   |             |             |             |             |             |
| 1                  | 000 | 110         | 010         | 011         | 001         | 101         | 100         |
|                    | 001 | 101         | 100         | 110         | 010         | 011         | 001         |
|                    | 010 | 010         | 011         | 001         | 101         | 100         | 110         |
| 0                  | 001 | 001         | 101         | 100         | 110         | 010         | 011         |

## 4 径向基函数神经网络在永磁同步电机直接转矩控制中的应用

### 4.1 系统控制方案

由于径向基函数神经网络具有学习和归纳功能, 可利用其通过学习来模拟转矩误差、磁链误差和磁链角与逆变器输出电压矢量的对应关系。根据永磁同步直接转矩控制原理, 设计了两个径向基函数神经网络控制器, 其结构分别如图 2 和图 3 所示。图 2 中神经网络控制器的输入为 5 个, 分别为转矩误差  $E_T$ , 磁链幅值误差  $E_\Phi$  和磁链角  $\theta$  编码  $R_1R_2R_3$ 。

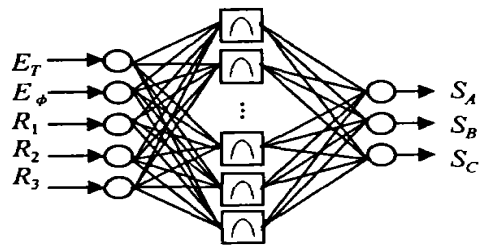


图 2 径向基神经网络控制器结构

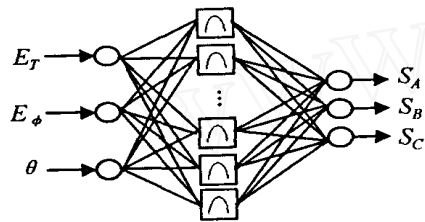


图 3 径向基神经网络控制器结构

转矩误差  $E_T$  为

$$E_T = T_g - T_f, \tag{8}$$

$$T_f = \frac{3}{2} p (\Phi_s i_{qs} - \Phi_{qs} i_{ds}). \tag{9}$$

其中:  $T_g$  为电磁转矩给定,  $T_f$  为电磁转矩观测值

磁链幅值误差  $E_\Phi$  为

$$E_\Phi = \Phi_g - \Phi, \tag{10}$$

$$\Phi_g = \sqrt{\Phi_{gs}^2 + \Phi_{gs}^2} \tag{11}$$

其中:  $\Phi_g$  为定子磁链给定,  $\Phi$  为定子磁链幅值

磁链角  $\theta$  的编码  $R_1R_2R_3$  为

$$\theta = \arctan(\Phi_{qs}/\Phi_{ds}), \tag{12}$$

$R_1R_2R_3 = \text{Coder}(\theta)$ ,  $R_1R_2R_3$  是磁链角  $\theta$  的编码, 输出为逆变器的开关状态  $S_A, S_B, S_C$ , 隐含层单元的数目待定

图 3 中神经网络控制器的输入为 3 个, 分别为转矩误差  $E_T$ , 定子磁链的误差  $E_\Phi$  和定子磁链角所处扇区  $\theta$ 。表 1 为永磁同步电机直接转矩控制中的逆变器开关表。从表中可看到, 逆变器的开关状态只与转矩误差、磁链误差和定子磁链所处扇区有关, 与永

磁同步电机的参数无关, 所以神经网络控制器可以离线训练, 在线运行。当系统条件发生变化或原有神经网络精确性不够时, 只需要使网络再学习, 重新储存调整后的权值即可, 不需对系统作太大变动。基于径向基函数神经网络的永磁同步直接转矩控制系统如图 4 所示。图中阴影部分由硬件实现, 其余部分通过 DSP 由软件实现。

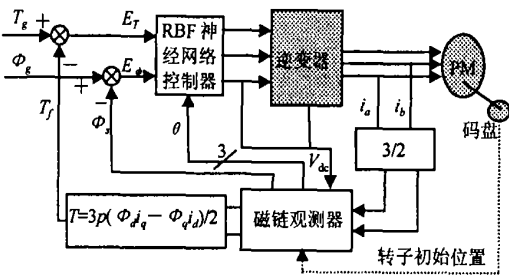


图 4 PMSM 神经网络 DTC 系统

根据永磁同步电机直接转矩控制原理确定学习的样本。学习样本的获取是神经网络控制器设计的一个重要内容。给定的训练样本中应包含足够的信息, 使得由网络的学习算法能学到被控对象的内在规律。由统计学方面的知识, 对绝大多数实际问题来说, 当训练样本趋于无穷多时, 通过训练样本学到的权值参数在概率上收敛于真正要求的权值。但实际上, 训练样本不可能无穷多, 即使训练样本可任意多, 训练时间也不可能任意长。因此, 如何准确地确定训练样本, 对于一个控制系统来说是至关重要的。图 2 中的转矩误差信号和磁链误差信号经过一个比较器, 使其变为 0 或 1, 这样有助于训练网络。对永磁同步电机直接转矩控制中各种状态选择的分析和总结, 可知  $E_T, E_\Phi, \theta$  的各种组合共有 24 种, 即为神经网络的训练样本, 见表 1。

### 4.2 仿真研究

为验证本文所提出的 2 种神经网络控制器的正确性, 对图 4 所示的神经网络永磁同步电机直接转矩控制系统进行了大量仿真研究。仿真实验所用的永磁同步电机参数如表 2 所示。仿真中, 定子磁链保持恒定, 为  $0.175 \text{ Wb}$ , 电磁转矩给定在  $t = 0.05 \text{ s}$  时, 由  $8 \text{ N} \cdot \text{m}$  变为  $2 \text{ N} \cdot \text{m}$ , 采样时间为  $50 \mu\text{s}$ 。图 5 所示为电磁转矩和定子电流随时间变化的动态响应。

表 2 永磁同步电机参数

|       |          |                        |
|-------|----------|------------------------|
| 极对数   | $p$      | 4                      |
| 电枢电阻  | $R_s$    | $2.875 \, 0 \, \Omega$ |
| 磁链    | $\Phi_f$ | $0.175 \text{ Wb}$     |
| d 轴电感 | $L_d$    | $8.5 \text{ mH}$       |
| q 轴电感 | $L_q$    | $8.5 \text{ mH}$       |

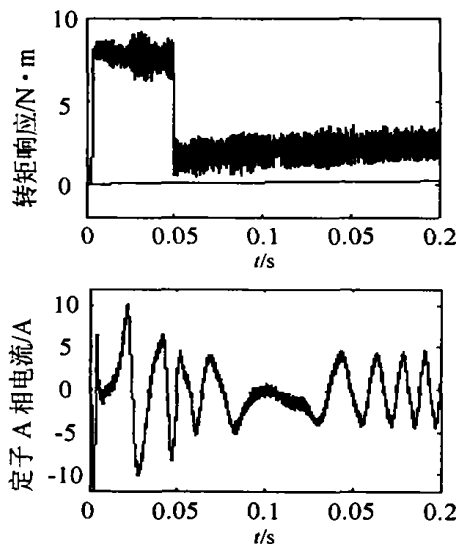


图5 电磁转矩和定子电流响应曲线

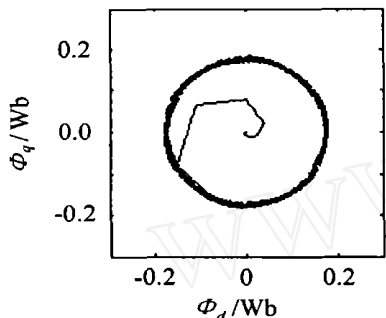


图6 定子磁链轨迹

曲线从图中可以看出,电磁转矩响应快速跟踪给定,输出电流稳态时谐波含量较低。图6所示为定子磁链轨迹,从图中可以看出,定子磁链非常接近圆,定子磁链的纹波较小。

仿真结果表明经过训练后,径向基函数神经网络控制器完全可以取代查表方式的永磁同步电机直接转矩控制的输出电压矢量选择器。这样,可以很容易地通过数学的方式获得输出电压矢量。

## 5 结 论

本文通过仿真研究得到如下结论:

1) 本文所提出的径向基函数神经网络控制器完全可以取代永磁同步电机直接转矩控制系统中的开关表。

2) 通过采用径向基函数神经网络控制器,系统具有一定的适应性。当永磁同步电机变化时,不需要

对系统和程序的结构作很大变动,只需对径向基函数神经网络控制器重新训练,引入新的权值即可。

3) 径向基函数神经网络具有并行运算特点,从而此径向基函数神经网络控制器具有很快的运算速度;这种基于径向基函数神经网络的永磁同步电机直接转矩控制具有良好的动态特性。

## 参考文献(References)

- [1] Isao Takahashi, Toshihiko Noguchi. A New Quick Response and High-efficiency Control Strategy of an Induction Motor[J]. *IEEE Trans on IA*, 1986, 22(2): 820-827.
- [2] Depenbrock M. Direct self-control(DSC) of Inverter Fed Induction Machine[J]. *IEEE Trans on PE*, 1988, 3(5): 420-429.
- [3] Raham M F, Zhong L, Lin K W. A Direct Torque-controlled Interior Permanent Magnet Synchronous Motor Drive Incorporating Field Weakening[J]. *IEEE Trans on IA*, 1998, 34(6): 1246-1253.
- [4] Zhong L, Raham M F, Hu W Y, et al. Direct Torque Controller for Permanent Magnet Synchronous Motor Drives[J]. *IEEE Trans on Energy Conversion*, 1999, 14(3): 637-642.
- [5] Zhong L, Raham M F, Hu W Y, et al. Analysis of Direct Torque Control in Permanent Magnet Synchronous Motor Drives[J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 1997, 12(3): 528-536.
- [6] Mohamadian Mustafa, Nowicki Ed, Ashrafzadeh Farhad, et al. A Novel Neural Network Controller and Its Efficient DSP Implementation for Vector-controlled Induction Motor Drives[J]. *IEEE Trans on Industry Applications*, 2003, 39(6): 1622-1629.
- [7] Shi K L, Wong Y K. Direct Self Control of Induction Motor Based on Neural Network[J]. *IEEE Trans on IA*, 2001, 17(5): 1290-1298.
- [8] Raham M F, Zhong L, Enamul Haque Md. A Direct Torque-controlled Interior Permanent Magnet Synchronous Motor without a Speed Sensor[J]. *IEEE Trans on Energy Conversion*, 2003, 18(1): 17-22.
- [9] 丛爽. 径向基函数网络的功能分析与应用研究[J]. *计算机工程与应用*, 2002, 3: 85-87.  
(Cong S. The Function Analysis and Application Study of Radial Basis Function Network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2002, 3: 85-87.)