

## 基于单神经元的永磁同步电机解耦控制

李晓宁<sup>1</sup>, 赵现枫<sup>1</sup>, 黄大贵<sup>1</sup>, 邵伟<sup>2</sup>

(1. 电子科技大学机械电子工程学院, 四川 成都 611731; 2. 中国工程物理研究院化工材料研究所, 四川 绵阳 621900)

**摘要:** 针对永磁同步电机(PMSM)磁场定向控制为代表的传统解耦策略难以实现高性能控制的问题, 本文利用神经网络不依赖对象模型的特点以及出色的学习能力, 提出了一种基于单神经元的永磁同步电机解耦控制策略. 在传统磁场定向控制模型的基础上, 构建了基于单神经元的永磁同步电机解耦控制系统, 进行了仿真, 并搭建以数字信号处理器为核心的电机控制实验平台上进行实验论证. 结果表明, 基于单神经元解耦的永磁同步电机控制系统具有快速响应能力, 并且几乎达到无静差、无超调, 实现了PMSM的高性能控制.

**关键词:** 永磁同步电机(PMSM); 单神经元;  $d-q$ 轴; 解耦控制

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Decoupling control for permanent magnet synchronous motor based on single neuron

LI Xiao-ning<sup>1</sup>, ZHAO Xian-feng<sup>1</sup>, HUANG Da-gui<sup>1</sup>, SHAO Wei<sup>2</sup>

(1. School of Macaronis Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan 611731, China;

2. Institute of Chemical Materials, China Academy of Engineering Physics, Mianyang Sichuan 621900, China)

**Abstract:** The conventional decoupling strategy for the magnetic field-oriented control of permanent magnet synchronous motors (PMSM) is difficult to achieve high performances. To deal with this problem, we put forward a decoupling control strategy based on the single neuron, by exploiting the independency of neural network on the object model as well as its excellent learning ability. On the basis of the model of traditional magnetic field-oriented control, we build a single neuron decoupling control system for the PMSM, and perform the simulation as well as the experimental tests on the platform with digital signal processor (DSP) as the core element. The experimental results show that the PMSM control system based on the single neuron decoupling has rapid response ability and is almost with no static error and overshoot. It realizes high performance in PMSM control.

**Key words:** permanent magnet synchronous motor (PMSM); single neuron;  $d-q$  axis; decoupling control

### 1 引言(Introduction)

永磁同步电动机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)在数控机床、工业机器人等小功率应用场合得到了广泛的应用<sup>[1]</sup>. PMSM是一个多变量、非线性和强耦合性系统. 传统的线性控制方法难以实现精确控制. 解耦控制是实现高性能电机控制的重要方法之一, 如磁场定向控制、直接转矩控制、微分几何状态反馈控制等<sup>[2]</sup>. 其中, 磁场定向控制是应用最普遍的控制方法. 然而, 磁场定向控制实际上是一个稳态解耦控制, 仅当磁链达到稳态并保持恒定时, 转速和转矩的解耦关系才成立<sup>[3]</sup>, 直接转矩控制是利用转矩和磁链滞环来实现动态解耦, 但存在低速性能差、转矩脉动大等缺陷, 微分几何方法虽然可以实现系统的动态解耦, 但相当复杂和抽象, 不易掌握<sup>[4]</sup>.

人工神经网络(artificial neural network, ANN)通过神经元间连接权重的自行调节可实现自学习自适应的功能. 将神经网络用于非线性动态系统的自适应控制是控制系统研究的一个课题. 近年来已经开始应用于交流电机的矢量控制系统中, 主要应用于系统的反馈控制信号系统参数的辨识和控制器设计<sup>[5-7]</sup>. 用神经网络实现控制器方法有多种, 但基于多层结构的神经网络结构相对复杂, 在线调节权重用时较长, 难以适应快速控制的要求. 且目前缺乏相应的基于神经网络的实用型计算机硬件支持, 因此将基于多层网络结构的神经网络自适应控制器应用于实时在线控制尚有一定的难度. 而单神经元结构相对简单, 具有较强的鲁棒性和自适应性<sup>[8]</sup>. 为此本文根据神经网络不依赖对象模型的特点, 提出了一种基于单神经元的永磁同步电机解耦控制策略<sup>[9]</sup>.

## 2 数学模型及耦合性分析(Mathematical model and coupling analysis)

### 2.1 永磁同步电机的数学模型(Mathematical model of PMSM)

通常在研究PMSM的数学模型时最常用的是d-q数学模型分析时作如下假设:

- 1) 忽略空间谐波, 设二相绕组在空间上对称放置, 所产生的磁动势沿气隙圆周呈正弦分布.
- 2) 忽略电机铁心非线性饱和影响, 认为绕组自感和互感恒定.
- 3) 忽略铁心损耗.
- 4) 不考虑频率和温度变化对绕组电阻的影响.
- 5) 忽略转子阻尼绕组.

永磁同步电机在d-q坐标系下的数学模型可以表示为:

1) 电压方程:

$$\begin{cases} u_d = \frac{d\psi_d}{dt} - \omega_r \cdot \psi_q + R \cdot i_d, \\ u_q = \frac{d\psi_q}{dt} + \omega_r \cdot \psi_d + R \cdot i_q. \end{cases} \quad (1)$$

2) 磁链方程:

$$\begin{cases} \psi_d = L_d \cdot i_d + \psi_f, \\ \psi_q = L_q \cdot i_q. \end{cases} \quad (2)$$

3) 转矩方程:

$$T_e = p_n[\psi_f \cdot i_q + (L_d - L_q) \cdot i_d \cdot i_q]. \quad (3)$$

若将磁链方程(2)带入电压方程(1)中, 可以进一步得到电压方程为

$$\begin{cases} u_d = L_d \cdot \frac{di_d}{dt} + R \cdot i_d - \omega_r \cdot L_q \cdot i_q, \\ u_q = L_q \cdot \frac{di_q}{dt} + R \cdot i_q + \omega_r \cdot L_d \cdot i_d + \omega_r \cdot \psi_f, \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $u_d, u_q$ 为d, q轴定子电压;  $i_d, i_q$ 为d, q轴定子电流;  $L_d, L_q$ 为定子绕组自感L;  $R$ 为定子绕组电阻;  $\psi_d, \psi_q$ 为d, q轴磁链;  $\omega_r$ 为转子角速度;  $\psi_f$ 为永磁体磁链, 为常数.

### 2.2 永磁同步电机的耦合性分析(Coupling analysis of PMSM)

对式(4)的PMSM电压方程进行拉氏变换后, 可求出其传递函数结构如图1所示.

由图1可见交流永磁同步电机的d-q数学模型交直轴分量相互耦合, 要得到高性能的动态特性, 必须进行解耦. 图中:  $S$ 为复变量,  $S = \sigma + j\omega$ ;  $\omega_m$ 为机械角速度.

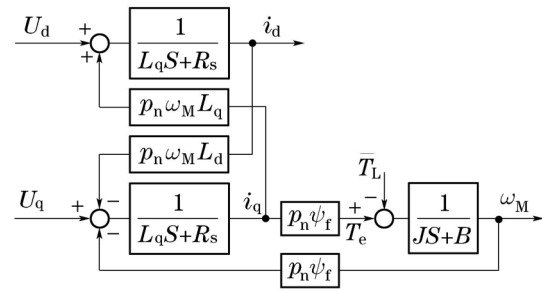


图1 永磁同步电机传递函数结构图

Fig. 1 The permanent magnet synchronous motor transfer function structure

## 3 永磁同步电机单神经元解耦控制(PMSM single neuron decoupling control)

### 3.1 单神经元解耦原理(Single neuron decoupling theory)

人工神经元基于人脑神经元的结构与特征, 可将其看成是一个非线性单元, 其输入与输出关系可以表示为

$$\begin{cases} I_i = \sum_{j=1}^n \omega_{ij} * x_j - \theta_i, \\ y_i = \phi(I_i), \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\theta_i$ 为阈值,  $x_j$ 为输入信号,  $\phi(\cdot)$ 为响应函数,  $\omega_{ij}$ 为神经元j到神经元i的连接权值<sup>[9]</sup>.

为有效发挥单神经元自适应能力, 必须采用一定的学习控制算法, 神经元学习规则主要包括以下几种:

- 1) 无监督Hebb学习规则.

Hebb学习的基本思想可以表述成, 当两个神经元同时被激活, 那么它们之间联接强度的增强, 是随着它们各自激励的乘积的增强而增强的. 可以用 $w_{ij}$ 表示神经元i和神经元j的联接权值,  $o_i$ 表示神经元i的激活值, 而 $o_j$ 表示神经元j的激活值, 则这种学习规则就可以表示为

$$\Delta w_{ij} = \eta o_j(k) o_i(k), \quad (6)$$

式中 $\eta$ 为神经元的学习速率.

- 2) 有监督Delta学习规则.

把教师信号引入到Hebb学习规则中, 就构成了有监督学习Delta学习规则, 即用 $d_i$ 与实际输出值 $o_j$ 相差的值来代替 $o_j$ , 于是式(6)变成

$$\Delta w_{ij} = \eta [d_j(k) - o_j(k)] o_i(k). \quad (7)$$

将有监督的Delta学习算法和无监督的Hebb学习算法相结合则有

$$\Delta w_{ij} = \eta [d_j(k) - o_j(k)] o_j(k) o_i(k). \quad (8)$$

引入教师信号( $\bar{y}_i - y_i$ ), 响应函数选择 $\phi(x) = x$ , 阈值为0, 学习规则为

$$\Delta\omega_{ij} = \eta(\bar{y}_i - y_i)x_j, \quad (9)$$

其中:  $\eta$  为学习速率,  $\bar{y}_i$  为期望输出,  $y_i$  为实际输出. 采用上述学习规则可以自动调节各输入量的权重, 以适应被控对象的状态变化, 单神经元控制器则相当于一个变系数的自适应控制器, 经过学习后可以逼近任意非线性函数. 当其应用于非线性多变量耦合系统时, 可将原系统近似为一个多变量线性系统, 从而实现了解耦. 对于一个两输入和两输出的耦合系统采用神经元解耦控制的结构如图2所示.

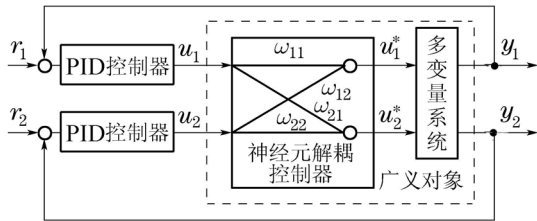


图 2 神经元解耦控制结构

Fig. 2 Neuron decoupling control structure

神经元解耦控制器的算法为

$$\begin{cases} u_i^*(k) = \sum_j \omega_{ij} u_j(k), \\ \omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \eta_{ij} [\bar{u}_i^*(k) - u_i^*(k)] u_j(k), \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $i, j = 1, 2$ ,  $\eta_{ij}$  为神经元的学习速率, 各神经元权值  $\omega_{ij}$  的初值  $\begin{cases} \omega_{ij} = 1 (i = j), \\ \omega_{ij} = 0 (i \neq j). \end{cases}$  神经元解耦控制器在每对输入输出通道上设置一个神经元, 每个神经元有 2 个输入, 接受 PID 控制器输出信号, 每个神经元的输出作为控制信号送至多变量系统, 通过神经元权值的修正达到解耦目的. 这种结构属于神经网络位于控制器之后的串联解耦方案.

### 3.2 永磁同步电机单神经元解耦(PMSM single neuron decoupling control)

由式(4)的电压方程可知, 永磁同步电机的数学模型为一个两输入, 两输出的控制对象, 可用式(11)矩阵表示:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1^* \\ u_2^* \end{bmatrix}. \quad (11)$$

而所设计的神经元解耦控制器的输入输出为

$$\begin{bmatrix} u_1^* \\ u_2^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} \\ \omega_{21} & \omega_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

将式(12)代入式(11), 被控对象与神经元控制器一起构成一个广义对象:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{11}G_{11} & \omega_{12}G_{12} \\ \omega_{21}G_{21} & \omega_{22}G_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

如图3所示. 为实现解耦以广义对象的Bristol第一系数矩阵通过训练转化为对角阵为目标, 广义对象的目标训练公式表示为

$$\min_{\omega} E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\{ B_j^s - \frac{\partial[y_i(\omega)]}{\partial u_i} \right\}^2 - \frac{1}{2} \sum_{i \neq j, j=1}^n \left\{ \frac{\partial[y_i(\omega)]}{\partial u_i} \right\}^2, \quad (14)$$

式中:  $\omega$  是神经网络的权值,  $B_j^s$  是广义对象增益.

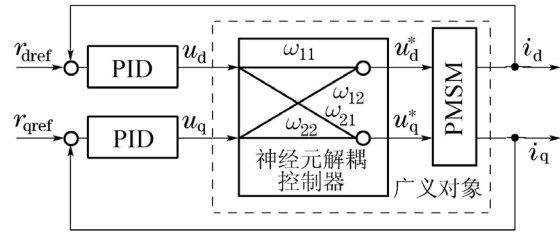


图 3 永磁同步电机神经元解耦控制结构图

Fig. 3 PMSM neuron decoupling control structure

由于这种训练方式中的广义对象的灵敏度阵无法直接计算出来, 所以该方法难以完成解耦目的. 为此取神经元的目标函数为

$$J_i = \frac{1}{2} [\bar{u}_i^*(k) - u_i^*(k)]^2, \quad (15)$$

其中:  $\bar{u}_i^*(k)$  为神经元的期望输出,  $u_i^*(k)$  为神经元的实际输出. 但是  $\bar{u}_i^*(k)$  是未知的. 为了解决这一矛盾, 以广义对象的误差为目标函数, 即

$$J_i = \frac{1}{2} [r_i(k) - y_i(k)]^2. \quad (16)$$

采用梯度下降法使  $J_i$  达到最小值,

$$\frac{\partial J_i}{\partial \omega_{ij}(k)} = -(r_i - y_i) \frac{\partial y_i}{\partial \omega_{ij}} = -[r_i(k) - y_i(k)] \frac{\partial y_i(k) \partial u_j^*(k)}{u_j^*(k) \partial \omega_{ij}(k)}. \quad (17)$$

由于对象参数未知,  $\frac{\partial y_i(k)}{u_j^*(k)}$  不能直接计算, 考虑到

$\frac{\partial y_i(k)}{u_j^*(k)}$  仅为  $\frac{\partial J_i}{\partial \omega_{ij}(k)}$  的一个乘积项, 它的数值决定了收敛速度, 它正负只决定了收敛方向, 所以改用  $y_i$  和  $u_i^*$  的变化量的符号函数  $\text{sgn}(\frac{y_i(k) - y_i(k-1)}{u_i(k-1) - u_i(k-2)})$  来代替  $\frac{\partial y_i(k)}{u_j^*(k)}$ .

进一步, 由于在系统初始化时, 常常使  $u_i$  为 0, 为了防止分母为 0 的情况出现, 考虑到分数的除法与乘法的符号函数结果一样, 于是直接用  $\text{sgn}([y_i(k) - y_i(k-1)] * [u_i(k-1) - u_i(k-2)])$  代替  $\frac{\partial y_i(k)}{u_j^*(k)}$ ;

而  $\frac{\partial u_j^*(k)}{\partial \omega_{ij}(k)} = u_j(k)$ , 所以有

$$\begin{cases} \omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \eta_{ij}[r_i(k) - y_i(k)], \\ \text{sgn}(\Delta y_i * \Delta u_i) u_j(k), \quad i \neq j, \\ \omega_{ij} = 1, \quad i = j, \end{cases} \quad (18)$$

其中 $\eta_{ij}$ 为学习速率. 神经元为了实现静态解耦, 神经元权值就会根据偏差 $[r_i(k) - y_i(k)]$ 的变化而变化, 直至系统输出与期望的给定值相等为止. 而当通道1发生扰动时, 偏差 $r_1(k) - y_1(k) \neq 0$ , 因为 $\omega_{11} = 1$ , 即解耦器不能用来消除本通道误差, 因此需要设计PID调节器来消除, 但是因为耦合因素的存在, 通道2

必将受到影响, 使输出 $y_2$ 偏离平衡, 从而使 $r_2(k) - y_2(k) \neq 0$ , 这将导致神经元对连接权值 $\omega_{21}$ 不断进行修改, 到消除通道1对通道2耦合影响. 2通道对1通道的影响情况, 也可以像上面的一样分析, 这样各个回路就能相互独立工作, 耦合状态得到减缓甚至消除. 神经元解耦控制算法, 仅仅需要的是在初始时, 选择合适的学习速率 $\eta$ 和学习初值, 而不需要被控对象的数学模型, 就能实现自修正和自学习的解耦控制目的<sup>[11]</sup>. 整个永磁同步电机神经元解耦控制系统的结构如图4所示.

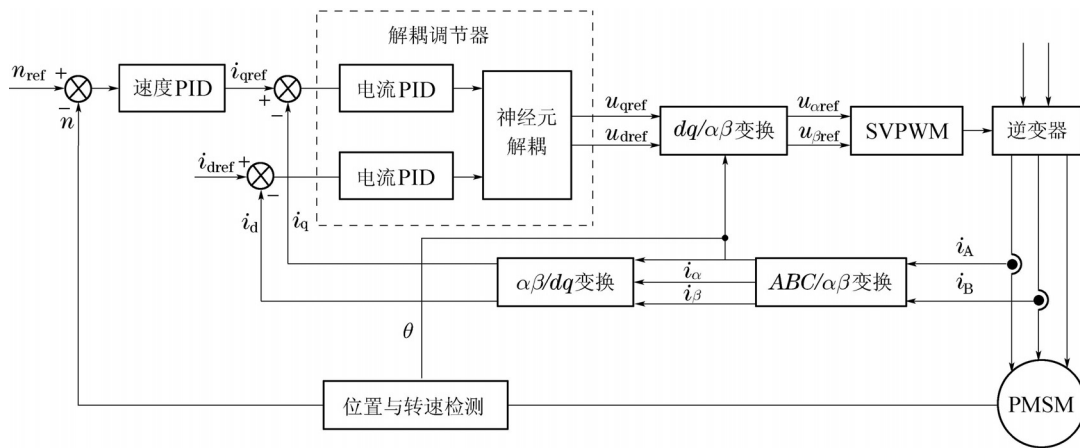


图4 永磁同步电机神经元解耦控制系统结构图

Fig. 4 The permanent magnet synchronous motor neuron decoupling control system structure

主要包括速度调节模块、电流解耦模块(含两个电流调节器)、反Park变换模块、SVPWM产生模块、Clark变换模块、Park变换模块、电流采样模块、速度与位置检测模块<sup>[12]</sup>.

### 4 仿真与实验(Simulation and experiment)

#### 4.1 仿真测试(Simulation and test)

根据图4所示的结构图, 可以在MATLAB中构建基于单神经元的PMSM解耦仿真模型, 如图5所

示, 主要包括: 神经元解耦模块、空间变换模块、矢量脉宽调制模块、永磁同步电机模块、逆变器模块. 其中PMSM模块参数设定:  $R = 2.8758 \Omega$ ,  $L_d = L_q = 8.5 \times 10^{-3} \text{ H}$ ,  $p_n = 4$ ,  $J = 0.8 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $t = 1.2 \text{ s}$ ,  $n = 2000 \text{ r/min}$ . 由于MATLAB/Simulink各模块为理想化模型同时具有高度开放性和交互性, 仿真时采用先进行离线训练再进行在线调整的方法.

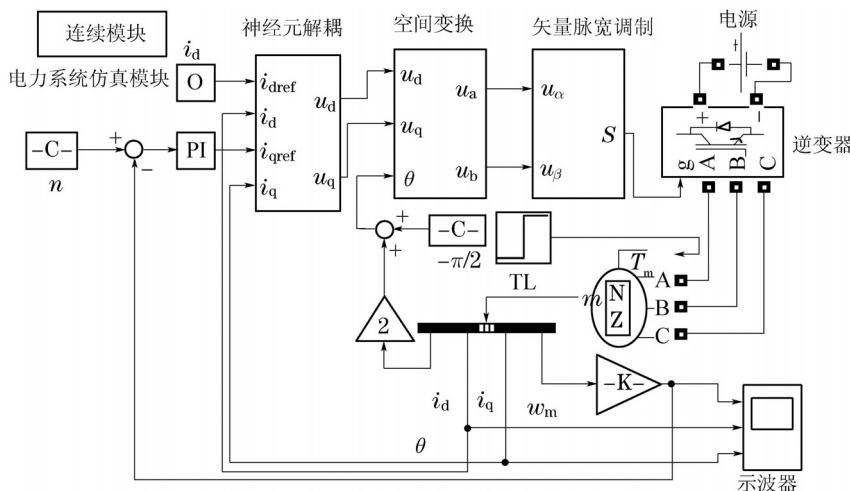


图5 基于单神经元的PMSM解耦仿真模型

Fig. 5 The PMSM decoupling simulation model based on single neuron

基于单神经元解耦的PMSM仿真控制系统的d-q电流响应图如图6所示, 转速响应图如图7所示.

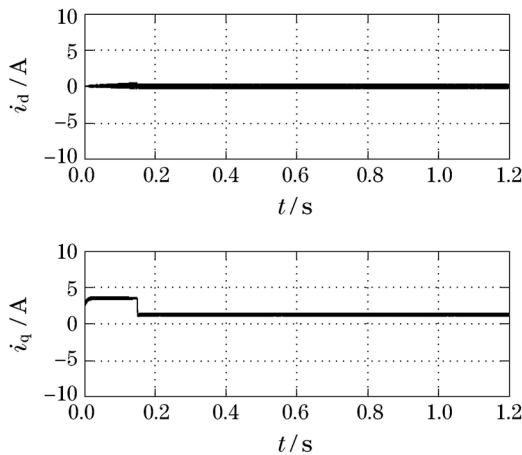


图6 单神经元解耦PMSM仿真控制系统d-q电流响应  
Fig. 6 The d-q current response of PMSM decoupling simulation system based on the single neuron

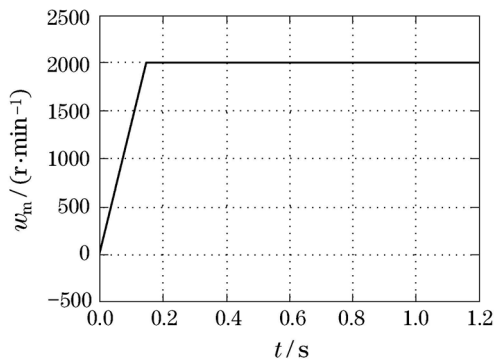


图7 单神经元解耦PMSM仿真控制系统转速响应  
Fig. 7 The speed response of PMSM decoupling simulation system based on the single neuron

#### 4.2 实验系统与权值调整(The experiment system and the weighting value adjustment)

从仿真的结果可以看出PMSM单神经元解耦控制稳定性好, 具有较高的调速精度, 不出现超调. 为了进一步验证, 根据图4设计并搭建了基于TMS320F2812PMSM控制系统. 整体硬件结构如图8所示, 系统的动力电路包括两相整流电路, 软起动与滤波电路, 电压测量电路, IPM驱动电路, 霍尔电流测量电路. 系统的主电路采用的是交直-交型变频变压结构, 系统的控制电路与系统动力电路是用光耦进行隔离的, 保证了系统的安全性. DSP最小系统包括复位电路、晶振、电源芯片、JTAG接口等. 其中JTAG仿真接口用于在线仿真, 并且能够在程序运行的过程中重载数据或代码. 外围电路是根据外设进行相应的扩展, 如与上位机进行通信, 可采用SCI模块进行扩展, 键盘与液晶显示直接通过通用I/O口进行扩展, 电流与电

压信号直接在AD模块外部进行扩展, 控制电路的输出PWM信号, 只需要通过编程, 进行相应的设置便可输出PWM波.

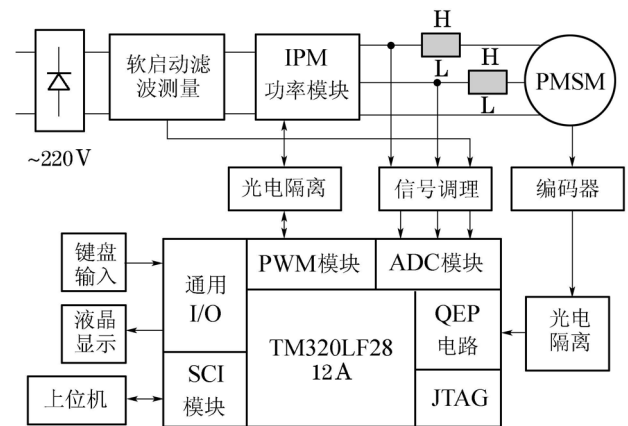


图8 基于TMS320F2812PMSM控制系统硬件组成  
Fig. 8 PMSM control system hardware based on TMS320F2812

软件设计方面, 首先进行软件总体结构设计, 随后按照模块化的设计思想将整体分割成若干部分, 分别设计定时中断服务程序、电流电压测量的定标和调节器等. 其中主程序设计由两部分构成: 上位机的监控显示程序和下位机的控制程序. 基于DSP的PMSM控制实验平台进行实物验证时, 神经元权值学习方法与仿真验证不同, 采用离线学习调整方式. 一方面在线调整非常困难影响系统快速性, 另一方面在线学习调整的收敛性难以把握.

#### 5 实验结果与分析(Experimental result and analysis)

笔者根据图4开发了永磁同步电机控制系统, 设计了上位机监控软件, 其中人机接口部分利用RS232使DSP与上位机通信. 上位机完成运行指令、参数设定、数据的采集与处理、历史曲线记录等功能. 上位机软件用Visual C++设计完成, 该软件采用了多种插件, 如数据显示部分使用专业工业控件Iocomp, 曲线绘制采用Teechartpro8等. 这样可以利用图形实时反应系统运行的状态.

为了验证控制策略的有效性, 对永磁同步电机的神经元解耦控制进行了相关实验. 选定的电机参数见表1所示.

实验主要检查系统的动态起动过程和开始一段时间内的稳态运行情况. 设定电流采样频率10kHz, 速度采样频率可以设为100Hz. 因为DQ电流为理论上的电流, 物理示波器测量不方便, 本文采用的是CCS自带的软件示波器模块, 用于测

量 $d$ - $q$ 轴电流. 速度的测量使用的是上位机软件, 该软件可以将波形记录下来, 由于采样频率相对较低, 其时间轴可以表示当前系统运行时间, 而每个测量值之间的时间间隔为<sup>[13]</sup>.

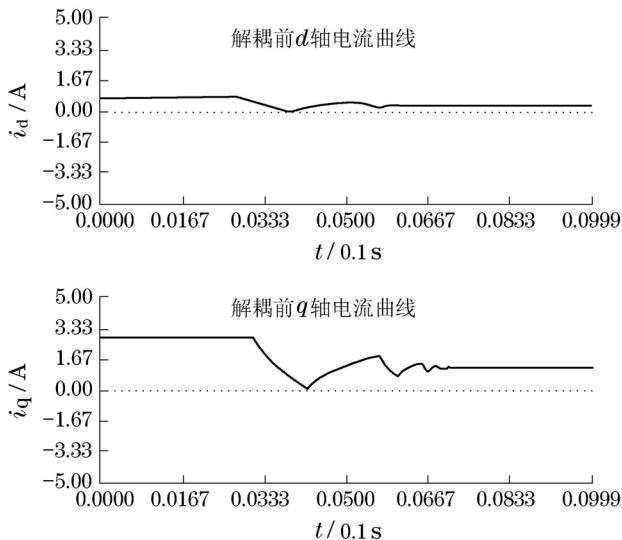
表1 实验用电动机参数

Table 1 Experiment with motor parameters

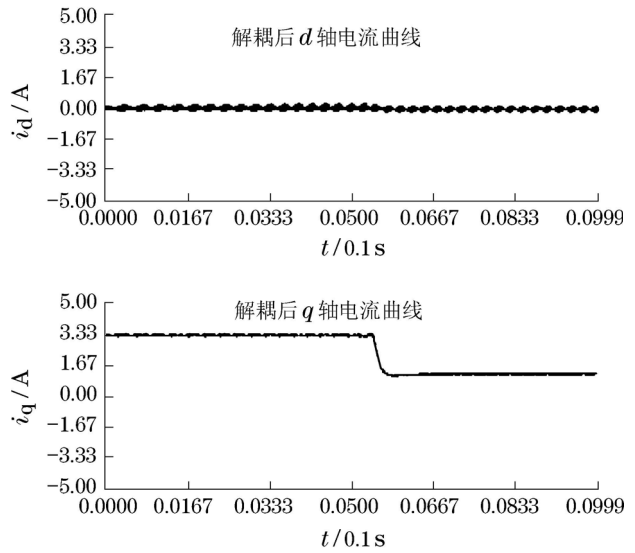
规格型号	数量	单位
额定输出功率	200	W
额定转矩	0.64	N·m
额定转速	3000	r/min
额定相电流	1.27	A
瞬间最大相电流	3.69	A
极对数	4	对
电枢绕组相电阻	13.0	$\Omega$
电枢绕组电感	31.87	mH
编码器	2500	线/转(增量式)

软件示波器的缓存中共可存1000个点, 可以实时的显示当前电流状态. 由于电流采样频率10kHz, 那么1000个点可以表示的时间跨度为0.1s, 即两个数据点之间的间隔为0.0001s, 软件示波器不能表示当前系统运行的时间值. 图9和图10为永磁同步电机工作在额定参数, 给定转速为2000r/min时采用传统磁场定向控制和加入单神经元解耦控制时的 $d$ - $q$ 电流和转速响应图.

在没有解耦之前,  $d$ - $q$ 轴电流相互耦合,  $d$ 轴电流经过了较长的时间变为0, 而 $q$ 轴电流, 在电机起动时波动也较大, 如图9(a)所示. 解耦后 $d$ 轴电流从起动电机开始, 基本上一直为零,  $q$ 轴电流在起动时没有超过速度环的限幅值3.5A, 其电流突降的地方为速度达到指定的速度时刻, 如图9(b), 解耦后的电机响应速度比没有解耦时快.



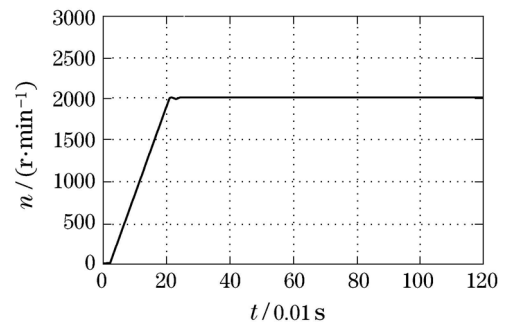
(a) 采用传统磁场定向控制时的 $d$ - $q$ 轴电流响应



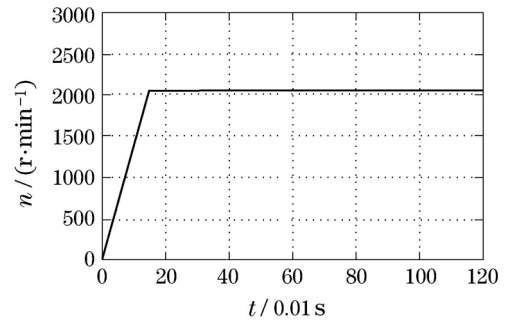
(b) 加入单神经元解耦后的 $d$ - $q$ 轴电流响应

图9 加入单神经元解耦后的 $d$ - $q$ 轴电流响应  
Fig. 9 The  $d$ - $q$  axis current response after joining the single neuron decoupling

从电机的速度响应来看, 解耦后的电机响应速度明显比没有解耦时快, 且无振荡现象, 实验结果表明, 经过解耦后的永磁同步电机伺服系统, 具有良好的动态调速性能, 如图10所示.



(a) 采用传统磁场定向控制时的转速响应曲线



(b) 加入单神经元解耦后的转速响应曲线

图10 单神经元解耦加入前后的转速响应比较图  
Fig. 10 The comparison of rotational speed response curves before and after joining single neuron decoupling

## 6 结束语(Conclusion)

本文根据神经网络不依赖对象模型的特点, 提出了一种基于单神经元的永磁同步电机解耦控制策略. 同时在以DSP为核心的电机控制实验平台上进行了实验论证. 实验结果表明, 基于单神经元解耦的永磁同步电机控制器实现了 $d$ - $q$ 轴电流的解耦, 并且系统具有快速响应能力, 几乎达到无静差、无超调的优良性能. 该方法为永磁同步电机的解耦控制提供了一种新的方法.

## 参考文献(References):

- [1] 王成元, 夏加宽. 电机现代控制技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.  
(WANG Chengyuan, XIA Jiakuan. *Motor Modern Control Technology* [M]. Beijing: House of Chinese Machine, 2006.)
- [2] 刘畅, 马成禄. 永磁同步电机控制策略简介 [J]. 电力电子与电力传动, 2010, 11(4): 107 – 109.  
(LIU Chang, MA Chenglu. Permanent magnet synchronous motor control strategy [J]. *Power Electronics and Transmission*, 2010, 11(4): 107 – 109.)
- [3] 马平, 杨金芳. 解耦控制的现状和发展 [J]. 控制工程, 2005, 12(2): 97 – 100.  
(MA Ping, YANG Jinfang. The present situation and development of decoupling control [J]. *Control Engineering*, 2005, 12(2): 97 – 100.)
- [4] 王江, 李韬, 曾启明. 基于观测器的永磁同步电动机微分代数非线性控制 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(2): 87 – 92.  
(WANG Jiang, LI Tao, ZENG Qiming. Based on the observer of the permanent magnet synchronous motor differential algebra nonlinear control [J]. *Journal of Chinese Motor Engineering*, 2005, 25(2): 87 – 92.)
- [5] SIMOES M G, BOSE B K. Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1995, 31(3): 620 – 629.
- [6] MOHAMADIN M, NOWICKI E P, EVANIK E, et al. A novel neural network controller and its efficient DSP implementation for vector controlled induction drives [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2002, 2(6): 1455 – 1462.
- [7] SHIMANE K, TANAKA S, TADAKUMA S. Vector-controlled induction motors using neural networks [J]. *Electrical Engineering in Japan*, 1995, 115(1): 75 – 84.
- [8] EL-SOUSY F F M. Robust Wavelet-neural-network sliding-mode control system for permanent magnet synchronous motor drive [J]. *IET Electric Power Applications*, 2011, 5(1): 113 – 132.
- [9] 姜萍, 李遵基, 梁伟平, 等. 一种基于神经元的解耦控制算法 [J]. 华北电力大学学报, 2002, 27(2): 47 – 51.  
(JIANG Ping, LI Zunji, LIANG Weiping, et al. Based on the neuron decoupling control algorithm [J]. *Journal of North China Electric Power University*, 2002, 27(2): 47 – 51.)
- [10] 焦李成. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995.  
(JIAO Licheng. *Neural Network System Theory* [M]. Xi'an: Xidian University Press, 1995.)
- [11] 高希明, 孟彦京. 一种基于神经元的解耦控制算法研究 [J]. 陕西科技大学学报, 2009, 27(1): 110 – 113.  
(GAO Ximing, MENG Yanjing. Research based on the neuron decoupling control algorithms [J]. *Journal of Shaanxi University of Science and Technology*, 2009, 27(1): 110 – 113.)
- [12] 刘刚, 李华德, 杨丽娜. 永磁同步电机的非线性自适应解耦控制 [J]. 西南交通大学学报, 2009, 43(7): 101 – 106.  
(LIU Gang, LI Huade, YANG Lina. The permanent magnet synchronous motor of the nonlinear adaptive decoupling control [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2009, 43(7): 101 – 106.)
- [13] 万健如, 张海波, 曹才开. 单神经元PID控制器永磁同步电机调速系统 [J]. 电力电子技术, 2005, 39(1): 75 – 77.  
(WANG Jianru, ZHANG Haibo, CAO Caikai. The single neuron PID controller permanent magnet synchronous motor speed control system [J]. *Power Electronics*, 2005, 39(1): 75 – 77.)

## 作者简介:

**李晓宁** (1972–), 男, 副教授, 主要研究方向为电机及其智能控制的应用, E-mail: lixn\_uestc@163.com;

**赵现枫** (1988–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制算法, E-mail: zxfeng880623@163.com;

**黄大贵** (1952–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能机电系统及先进制造、计算机数控系统、智能传感器及光机电集成系统, E-mail: dg\_huang@vip.163.com;

**邵伟** (1985–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机械工程和过程控制, E-mail: dingpeijian@126.com.