

基于模糊神经网络开关磁阻电动机高性能转矩控制

郑洪涛^{1,2}, 陈 新¹, 蒋静坪¹

(1. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027; 2. 株洲电力机车研究所, 湖南 株洲 412001)

摘要: 开关磁阻电动机由于其转矩是各相电流与转子位置角的高度非线性函数, 传统控制方法难以对其达到有效的控制. 应用模糊神经网络对开关磁阻电动机静态转矩特性逆模型进行离线学习, 学习完成之后, 在转矩分配函数的基础上, 实时在线优化出期望转矩所需要的相电流波形, 从而实现开关磁阻电动机的转矩线性、解耦、无脉动控制. 计算机仿真结果证明了这种方法的有效性.

关键词: 开关磁阻电动机; 转矩脉动; 模糊神经网络

中图分类号: TM352 **文献标识码:** A

High-grade torque control of switched reluctance motor based on neural-fuzzy network

ZHENG Hong-tao^{1,2}, CHEN Xin¹, JIANG Jing-ping¹

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Zhejiang Hangzhou 310027, China;

2. Zhuzhou Electric Locomotive Research Institute, Hunan Zhuzhou 412001, China)

Abstract: The primary disadvantage of an SRM was the higher torque ripple which was due to the highly nonlinear and discrete nature of torque production mechanism. Based on the experimental data of static torque characteristic, a fuzzy-neural network(FNN) was applied to the learning of its inverse model off line. Then according to the predefined torque distribution function (TDF), optimal current profile was real-time gained by the FNN on line, which resulted in a linear, decoupled, low ripple control of torque. The effectiveness of the proposed method was demonstrated by computer simulation results.

Key words: switched reluctance motors; torque ripple; fuzzy-neural network

1 引言(Introduction)

开关磁阻电动机(SRM)驱动系统以其结构简单、工作可靠、转矩惯量大、效率高和成本较低等优点, 近年来在电气传动领域得到广泛应用, 成为继交流电机矢量控制后直流电机的又一强有力的竞争对手. 但是, 由于 SRM 电机采用的是双凸极结构, 单边励磁方式, 相绕组磁链是转子位置角和绕组相电流的函数, 且高度饱和, 故开关磁阻电动机驱动系统本身是一个时变、非线性系统. 磁阻转矩是定子电流和转子位置的非线性函数, 传统的线性控制方法难以满足动态较快的 SRM 非线性、变参数要求. 而且与一般电机相比, 开关磁阻电动机转矩脉动比较明显, 由此引起电机噪声及转速波动, 这限制了它在诸如机器人关节等伺服传动等场合的应用.

影响 SRM 输出转矩特性的主要因素是相电流波形, 通过优化电流波形可以平滑输出转矩以减小转矩脉动, 文[1]基于 SRM 磁链特性数据, 利用计算

数值优化技术, 离线计算出平滑转矩电流波形. 这种方法由于需要计算转矩对电流的偏导数, 计算量大且复杂, 难以用于 SRM 的实时在线控制. 文[2]以转矩脉动最小为目标, 把自适应模糊控制策略应用于 SRM 实时在线控制. 控制器每隔一个采样周期对当前转子位置和观测转矩进行采样, 由期望转矩和观测转矩形成转矩误差, 依照学习算法实时改变隶属度函数不断调整控制器的输出, 即期望电流, 从而实现 SRM 无脉动控制. 但这种方法需要实时测量 SRM 输出转矩, 这无疑增加了控制的复杂性.

本文在实验测得 SRM 静态转矩特性 $T(\theta, i)$ 的基础上, 将模糊神经网络用于开关磁阻电机静态转矩逆模型 $i(T, \theta)$ 非线性建模, 并把它用于 SRM 在线控制, 即根据期望转矩, 由模糊神经网络得到优化的期望相电流, 并应用滞环电流控制器形成电流内环, 从而实现了开关磁阻电动机的转矩高性能、无脉动控制.

2 变结构模糊神经网络(FNN)结构及其学习算法 (Structure and learning algorithm of variable structure fuzzy-neural network)

2.1 基于 Takagi-Sugeno 模型的 FNN 结构 (Structure of FNN based on Takagi-Sugeno)

神经网络和模糊逻辑的结合有多种具体形式. 文[3]提出了基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络,但其网络结构是固定不变的,规则库无法精炼,当输入变量维数大,模糊分割细时,网络结构很庞大,导致存储空间太大,学习和控制的速度降低. 本文在此基础上对该结构进行了精炼处理.

Takagi 和 Sugeno 所提出的模糊推理的结论部分是输入变量的线性组合,即:对于规则 R_j : 如果 x_1 是 A_1^j and x_2 是 $A_2^j \cdots$ and x_n 是 A_n^j , 则 $y_j = p_{j0} + p_{j1}x_1 + \cdots + p_{jn}x_n$.

对于单输出系统,若输入量采用单点模糊集合的模糊化方法,则对于给定的输入,采用 Mamdani 的最小运算规则或 Larsen 的积运算规则,可以求得对于每条规则的适用度 α_j . 模糊系统的最终输出量为每条规则的输出量的加权平均,即:

$$y = \sum_j \alpha_j y_j / \sum_j \bar{\alpha}_j = \sum_j \bar{\alpha}_j y_j. \quad (1)$$

上述模糊推理过程,可利用神经网络来实现,其结构如图 1 所示.

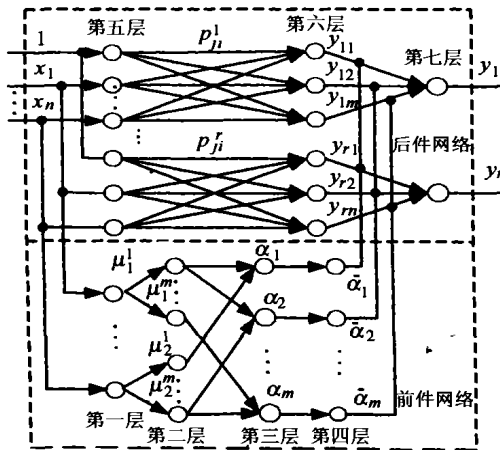


图 1 基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络

Fig. 1 The Takagi-Sugeno FNN structure

由图可见,该网络由前提网络和结论网络两部分组成,前提网络用来匹配模糊规则的前提,结论网络用来产生模糊规则的结论.图中一、二、三、四层为前提网络,五、六、七层为结论网络.

第一层为前提网络的输入层.该层的各个结点直接与输入向量的各个分量 x_i 连接,它起着将输入值 X 传送到下一层的作用.该层的结点数 $N_1 = n$.

第二层每个结点代表一个语言变量值.它的作用是一个模糊化过程,即计算各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属度函数 $\mu_i^j, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i$. n 是输入向量的维数, m_i 是 x_i 的模糊分割数.该层的结点总数 $N_2 = \sum_{i=1}^n m_i$. 第三层的每个结点代表一条模糊规则,它的作用是用来匹配模糊规则的前提,采用 Mamdani 的最小运算规则或 Larsen 的积运算规则计算出每条规则的适用度.即

$$\alpha_j = \min\{\mu_1^{i_1}, \dots, \mu_2^{i_2}, \dots, \mu_n^{i_n}\}, \quad (2)$$

或

$$\alpha_j = \mu_1^{i_1} \mu_2^{i_2} \cdots \mu_n^{i_n},$$

其中 $i_1 \in \{1, 2, \dots, m_1\}, i_2 \in \{1, 2, \dots, m_2\}, \dots, i_n \in \{1, 2, \dots, m_n\}, j = 1, 2, \dots, m, m \leq \prod m_i, i = 1, \dots, n$.

该层的结点总数 $N_3 = m$. m 值是可变的,可根据后面介绍的变结构算法进行调整.第四层的结点数与第三层相同,它进行归一化计算,即

$$\bar{\alpha}_j = \alpha_j / \sum_{i=1}^m \alpha_i, j = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

结论网络由 r 个结构相同的并列子网络所组成,每个子网络产生一个输出量.第五层是结论网络的输入层,它将输入变量传送到第六层.该层第 0 个结点的输入值为 1,它的作用是提供模糊规则结论部分中的常数项.第六层分别有 m 个结点与每个输出相连,每个结点代表一条规则,该层的作用是计算每一条规则的结论,即:

$$y_{ij} = \sum_{k=0}^n p_{jk} x_k, i = 1, 2, \dots, r, j = 1, 2, \dots, m. \quad (4)$$

第七层是输出层,它所实现的是清晰化计算,即

$$y_i = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j y_{ij}, i = 1, 2, \dots, r. \quad (5)$$

可见该神经网络的每一层对应于模糊逻辑推理的每一步计算,完全实现了基于 Takagi-Sugeno 的模糊推理

2.2 参数及结构学习 (Learning of network parameters and structure)

神经网络与模糊逻辑结合的重要意义之一,就是利用神经网络的参数和结构训练方法,自组织地获取规则库、隶属函数及结论网络中的系数.上述网络中结构可变部分为第三层、第四层及第六层每个子网络的结点数,通过结构调整可以进行规则库的精炼.可变参数为:隶属函数的参数值、第五层和第六层之间的连结权值.该模糊神经网络的学习分为两步:

1) 参数初调及结构训练:网络的初始结构为第

三、四的结点数及第六层与每个输出对应的结点数都为 $\prod_{i=1}^n m_i$, 即为可能的最大规则数. 根据经验确定网络参数初值, 构造训练样本对, 进行参数初始学习. 然后根据如下规则进行变结构: 对于第六层与第 l 个输出相对应的某个结点 j , 若与其相连的权 p_{ji} ($i = 0, 1, 2, \dots, n$) 均小于某个域值, 则删除该结点 j . 若对于所有的输出, 其对应的第六层结点 j 都被删除, 则删除第三层及第四层的结点 j . 表明第 j 条规则不存在, 从而可以实现规则库的精炼.

2) 进一步参数调整: 在网络结构已经精炼的基础上, 进行参数的再学习. 从网络结构图可以看出, 该模糊神经网络本质上也是一种多层前馈网络, 所以可采用 BP 网络的误差反传算法进行参数学习, 学习算法参见文[3]. 学习过程中步长的调整采取如下策略: 当误差连续 3 次减小时, 步长增加; 当步长连续两次出现振荡, 则减小步长.

3 开关磁阻电动机转矩特性 (Switched reluctance motor's torque characteristics)

开关磁阻电动机的转矩时磁阻性质, 其运行原理遵循“磁阻最小原理”, 即磁通总是沿着磁阻最小的路径闭合, 因磁场扭曲而产生切向磁拉力. 磁路饱和和非线性是 SRM 的一个重要特征, 因此电磁转矩必须根据磁共能来计算, 即

$$T_{\text{total}}(\theta, i) = \sum_{j=1}^m T_j(\theta, i) = \sum_{j=1}^m \frac{\partial}{\partial \theta} W_j'(\theta, i) |_{i=\text{const}}, \quad (6)$$

$$W_j'(\theta, i) = \int_0^i \Psi_j(\theta, i) di |_{\theta=\text{const}}, \quad (7)$$

式中 θ, i 分别为电机转子位置角和绕组相电流, m 为电机相数. $\Psi_j(\theta, i)$ 为第 j 相磁链, $W_j'(\theta, i)$ 为绕组磁共能, 由于 SRM 双凸极几何结构以及磁路的非线性, 使得开关磁阻电机的绕组转矩是电流和转子位置的非线性函数. 图 2 为试验测得的 4 kW (8/6) 开关磁阻电动机样机静态转矩特性, 从测量结果可以看出, 由于 SRM 转矩的非线性特性, 使得 SRM 绕组即使用恒定电流供电, 其瞬时转矩亦非恒定.

4 SRM 模糊神经网络转矩控制 (Torque control of SRM based on FNN)

4.1 模糊神经网络转矩逆模型学习 (Torque inverse model learning based on FNN)

开关磁阻电动机高性能转矩控制的难点在于, 其转矩与电流、转角的高度非线性关系, 而通常 SRM 绕组相电流为平顶波, 这必然存在较大的转矩脉动. 显然如果能够在 SRM 转矩特性的基础上, 求出其转矩与相绕组电流的逆函数关系 $i(T, \theta)$, 由

期望转矩映射出期望电流, 控制电机绕组电流跟随期望电流变化, 从而使问题得到解决. 文[4]正是基于此种思想, 但在如何求解 SRM 转矩与相绕组电流的逆函数关系 $i(T, \theta)$ 这一关键问题上, 却采用了 SRM 线性模型, 如式(8), (9)所示. 由于忽略了 SRM 饱和和非线性, 故此文存在着一定的局限性.

$$T = \frac{1}{2} i^2 \frac{dL}{d\theta}, \quad (8)$$

$$i_d = \sqrt{\frac{2T_{\text{ref}}}{\frac{dL}{d\theta}}}. \quad (9)$$

本文从 SRM 非线性本质出发, 利用基于 Takagi-Sugeno 的模糊神经网络对 SRM 静态转矩特性进行离线学习, 其网络输入为转矩 T 和转角 θ , 输出为绕组相电流 i . 通过对样本的训练, 实现 SRM 相电流波形与转矩和转子位置角的非线性关系, 即

$$i^* = f^{-1}(T, \theta). \quad (10)$$

每个输入变量有 5 个模糊子集, 其隶属度函数选用钟形函数, 初始值均匀覆盖输入变量的整个论域. 训练样本数据对 (θ, T, i) 通过实测电机的静态转矩特性 (图 2) 获得, 利用这些样本数据对变结构模糊神经网络进行训练, 在训练中初始步长选为 0.01, 步长递减速率为 0.8, 递增速率 1.2, 初始规则数为 25 条. 经过学习模糊神经网络逼近相电流 i 与转子位置角 θ 和相转矩 T 之间的非线性 $i(T, \theta)$ 输入输出映射关系如图 3 所示.

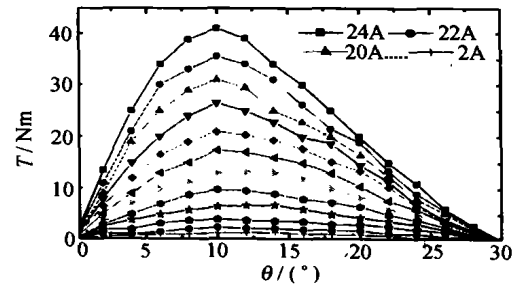


图 2 SRM 静态转矩特性测量结果

Fig. 2 Measurement result of SRM torque characteristic

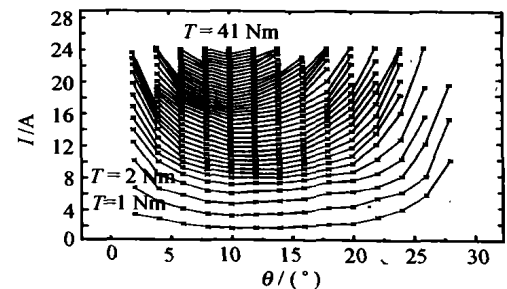


图 3 SRM 模糊神经网络转矩逆模型

Fig. 3 The FNN inverse model of SRM torque characteristic

4.2 SRM 转矩分配函数的确定 (SRM's torque distribute function)

SRM 的总转矩是由各相绕组产生的磁阻转矩叠加而合成的,如式(6)所示,对各相转矩进行任意组合均可产生同样的电机总转矩,因此要对电机的各相绕组转矩进行有效的控制,首先要确定 SR 电机每相绕组的期望转矩与转子位置角的函数关系,即转矩分配函数(TDF).转矩分配函数的选择直接影响了电机的电阻损耗和馈电电压($d\Psi/dt$),电阻损耗关系到传动效率,馈电电压关系到 SR 电动机的转矩—速度容量,所以转矩分配函数对高性能 SRM 控制非常重要,需要精心设计^[5].若 TSF 直接选择为矩形波(例如期望转矩为 8.5 Nm),经过模糊神经网络转矩特性逆模型 $i(T, \theta)$ 离线计算得到的相电流优化曲线如图 4 所示,虽然这种方法理论上能够实现 SRM 转矩无脉动控制,但却存在着以下缺点:1)电机在换相时,要求每相绕组的转矩瞬时关断和建立,然而由于电机绕组作为感性负载,这种换相过程是不可能实现的;2)由图 4 可以发现,在开通角和关断角附近电机绕组所需电流非常大,这无疑要降低电机的效率,增加功率变换器的伏安容量.

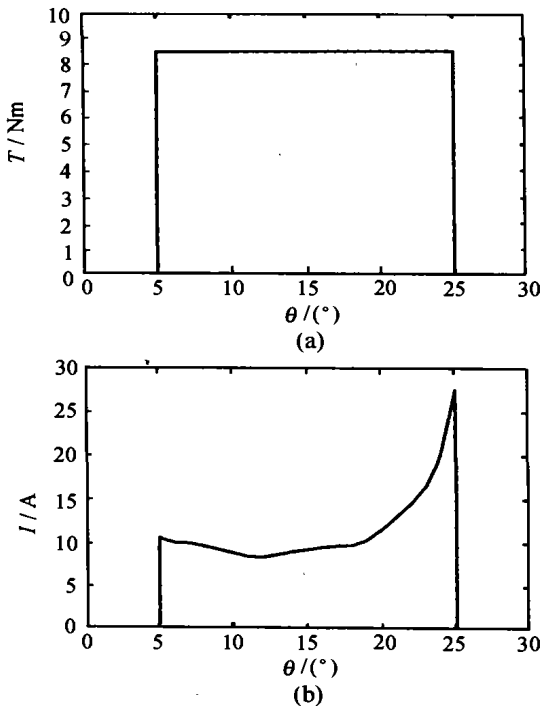


图 4 矩形 TDF 及其对应的 SRM 相电流波形
Fig. 4 The rectangle TDF and the corresponding phase current profile of SRM

本文在文[6]的梯形 TSF 的基础上,给出了一种转矩分配函数,如式(11)所示,其中 θ_0, θ_2 分别为开通角和关断角. SR 电动机每相绕组的期望转矩由

式(12)确定,这种转矩分配函数规定了 SR 电动机每相绕组导通经历了三个阶段: I) $\theta_0 \leq \theta \leq \theta_1$, 导通相期望转矩按分段函数 $f_T(\theta)$ 逐渐增加,关断相期望转矩按分段函数 $f_T(\theta)$ 逐渐减小,电机总转矩由两相绕组转矩叠加而成,其值为 T_{total} ; II) $\theta_1 \leq \theta \leq \theta_2$, 导通相绕组单独导通,转矩恒定为 T_{total} ; III) $\theta_2 \leq \theta \leq \theta_3$, 与阶段 I 类同.此转矩分配函数如图 5 所示.相对于梯形 TSF 而言,本文的 TSF 不但可以实现转矩无脉动控制,而且其变化更加平滑,优化出的相电流更加便于跟随控制,峰值电流较小,电机传动效率高.

$$f_T(\theta) = \begin{cases} 0.5 + 0.5\sin 4N_r(\theta - \theta_0), & \theta_0 \leq \theta \leq \theta_1, \\ 1, & \theta_1 \leq \theta \leq \theta_2, \\ 0.5 - 0.5\sin 4N_r(\theta - \theta_2), & \theta_2 \leq \theta \leq \theta_3, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (11)$$

$$T_{ref}(\theta) = f_T(\theta) * T_{total}. \quad (12)$$

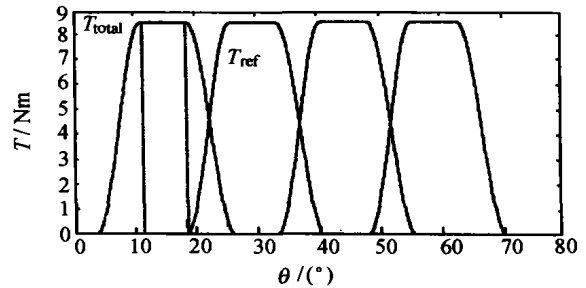


图 5 SRM 转矩分配函数
Fig. 5 The TDF of SRM

4.3 基于模糊神经网络高性能 SRM 转矩控制 (SRM torque control based on FNN)

应用模糊神经网络训练得到 SRM 静态转矩特性逆模型 $i(T, \theta)$, 就可以把它运用于 SRM 电机的实际的控制之中.首先由转速或位置环确定 SRM 需要输出的总转矩,再基于转矩分配函数得到各相的期望转矩,结合转子的当前位置,运用模糊神经网络 FNN(T, θ) 实时确定 SR 电动机各相绕组参考电流,并通过电流滞环控制器使电机实际相电流跟随参考电流变化,从而使电动机产生恒定的转矩,实现高性能的转矩控制,其原理图如图 6 所示.

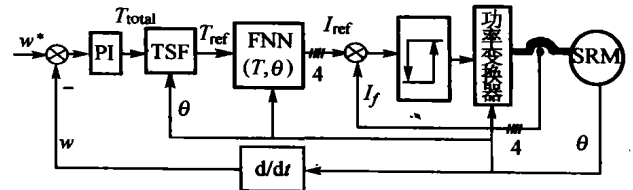


图 6 SRM 模糊神经网络转矩控制原理图
Fig. 6 Block diagram of the SRM based on FNN control

5 仿真结果及分析(Analysis of simulation results)

根据第二节所提出的变结构模糊神经网络(FNN)结构及学习算法,编制了仿真程序.以试验测得的4 kW SRM样机的静态转矩特性为训练样本,得到SR电动机相绕组电流、转矩、转子位置角的模糊神经网络模型 $i(T, \theta)$,如图3所示.图7为对应式(11)转矩分配函数 $f_T(\theta)$,开通角 θ_{on} 为 3.75° ,关断角 θ_{off} 为 26.25° ,转速为500 r/min的条件下,由FNN得到的相电流期望曲线和电机实际相电流跟随曲线,电流滞环宽度为0.5 A.

SRM样机参数如下:额定功率: $P_N = 4$ kW,定转子极数: $N_s/N_r = 8/6$,额定相电流: $I_N = 30$ A,绕组电阻: $R = 0.6 \Omega$,转动惯量: $J = 0.0075 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$,最大电感: $L_{\max} = 150 \text{ mH}$,最小电感: $L_{\min} = 10 \text{ mH}$.

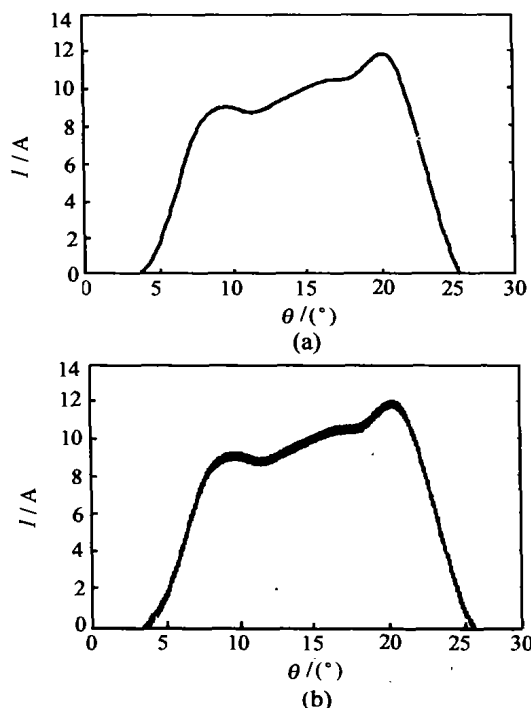


图7 SRM相电流期望曲线和实际相电流跟随曲线

Fig. 7 Simulation results of desired and actual phase currents of SRM

为了验证相电流期望波形所产生的实际SRM相转矩波形,而SRM转矩特性 $T(i, \theta)$ 难以解析表达,故本文利用模糊神经网络对SRM转矩特性 $T(i, \theta)$ 建模,从而得到此期望电流波形所产生的相转矩波形和SR电动机的总输出转矩,如图8(a)、(b)所示.从图中可以看出,SR电动机相转矩基本上跟随转矩分配函数变化,总合成转矩稳定在给定转矩($T_{\text{total}} = 8.5 \text{ Nm}$)附近,与传统的相电流为平顶波的控制策略相比(仿真结果如图9所示),其转矩脉

动大为减小,之所以没有达到理想无脉动情况,主要是由于模糊神经网络训练样本的选取和网络对SRM相绕组电流、转矩、转子位置角的非线性映射关系 $i(T, \theta)$ 的逼近程度.

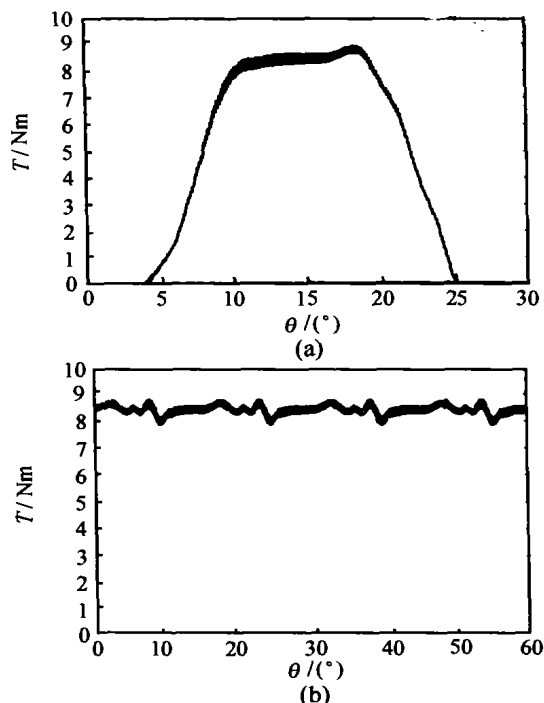


图8 SRM模糊神经网络控制转矩仿真曲线

Fig. 8 SRM torque simulation results of FNN control

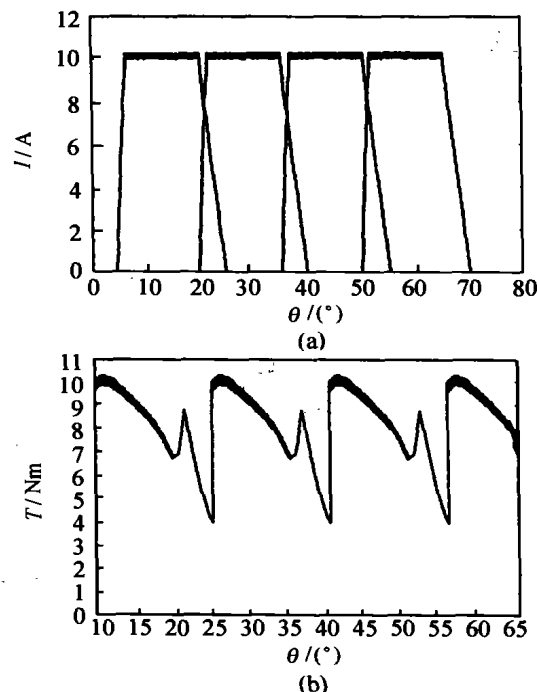


图9 SRM传统控制相电流、转矩仿真曲线

Fig. 9 SRM phase current and torque simulation results based on conventional control

6 结论(Conclusion)

实现高性能转矩无脉动控制一直是开关磁阻电动机控制的难点,本文从 SRM 转矩特性的非线性本质出发,将一种变结构模糊神经网络应用于开关磁阻电动机转矩控制中,基于转矩分配函数,实时在线优化出期望转矩所需要的绕组相电流波形.仿真结果表明,该控制策略能够有效的解耦、补偿和抵消 SRM 非线性转矩脉动特性,实现了高性能转矩控制.

参考文献(References):

- [1] LOVATT H C, STEPHENSON J M. Computer-optimised smooth-torque current waveforms for switched reluctance motors [J]. *IEE Proc Electronic Power Applications*, 1997, 144(5): 310 - 316.
- [2] SEYEED M, MALIK E E, IQBAL H. Torque-ripple minimization in switched reluctance motors using adaptive fuzzy control [J]. *IEEE Trans on Industrial Applications*, 1999, 35(2): 461 - 468.
- [3] 孙增圻. 智能控制理论与技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.
(SUN Zengqi. *Intelligence Control Theory and Technique* [M].

Beijing: Tsinghua University Press, 1997.)

- [4] IQBAL H, EHSANI M. Torque Ripple Minimization in switched reluctance motor drives by PWM current control [J]. *IEEE Trans on Power Electronics* 1996, 11(1): 83 - 88.
- [5] KJAEER P C, GRIBBLE J J, MILLER T J E. High-grade control of switched reluctance machines [J]. *IEEE Trans on Industry Applications*, 1997, 33(6): 1585-1593.
- [6] SCHRAMM D S, WILLIAMS B W. High bandwidth measurement of SRM torque ripple [A]. *Electrical Machines and Drives* [M]. [s.l]: 6th Int Conf on Published, 1993: 647 - 651.

作者简介:

郑洪涛 (1974 —), 男, 浙江大学电气工程学院博士生, 主要从事电力电子与电力传动, 智能控制等方面的研究. E-mail: zhengzju@yahoo.com.cn;

陈新 (1972 —), 男, 浙江大学电气工程学院硕士生, 主要从事电力电子与电力传动, 智能控制等方面的研究. E-mail: cxzju@sohu.com;

蒋静坪 (1935 —), 男, 浙江大学电气工程学院教授, 主要从事电力传动及其自动化, 智能控制, 计算机实时控制等方面的研究. E-mail: eejiang@dia1.zju.edu.cn.

(上接第 540 页)

- [3] VAGANAY J, ALDON M J, FOURNIER A. Mobile robot attitude estimation by fusion of inertial data [A]. *Proc of the 1993 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Los Alamitos, California: The IEEE Computer Society Press, 1993: 277 - 282.
- [4] STERGIOS I R, GAURAV S S, GEORGE A B. Smoother based 3D attitude estimation for mobile robot localization [A]. *Proc of the 1999 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Piscataway NJ: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 1999: 1979 - 1986.
- [5] STERGIOS I R, GAURAV S S, GEORGE A B. Circumventing dynamic modeling: evaluation of the error-state Kalman filter applied to mobile robot localization [A]. *Proc of the 1999 IEEE Int Conf on Robotics & Automation* [C]. Piscataway NJ: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 1999: 1656 - 1663.
- [6] LEE J, HA I. Sensor fusion and calibration for motion captures using accelerometers [A]. *Proc of the 1999 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Piscataway NJ: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 1999: 1954 - 1959.
- [7] SIVASHANKAR N, UIISOY A G. Yaw rate estimation for vehicle

control applications [J]. *J of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1998, 120 (6): 267 - 274.

- [8] REHBINDER H, HU X. Drift-free attitude estimation for accelerated rigid bodies [A]. *Proc of the 2001 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Korea, 2001: 4244 - 4249.
- [9] PARSA K, ANGELES J, MISRA A K. Pose-and-twist estimation of a rigid body using accelerometers [A]. *Proc of the 2001 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Korea, 2001: 2873 - 2878.
- [10] SLOTINE J J E, HEDRICK J K, MISAWA E A. On sliding observer for nonlinear systems [J]. *J of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1987, 109(9): 245 - 252.

作者简介:

宋亦旭 (1972 —), 男, 现为中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生, 主要研究方向为机器人控制. E-mail: yxsong@ms.sia.ac.cn;

谈大龙 (1940 —), 男, 研究员, 博士生导师, 研究领域主要包括: 机器人智能控制, 多机器人系统, 可重构, 机器人加工系统等.