基于优化 BP 神经网络的开关磁阻电机定子电阻辨识方法*

许爱德，　赵中林，　王雪松
（大连海事大学 信息科学技术学院，辽宁 大连　116026）

摘　要：为解决直接转矩控制下的开关磁阻电机低速运行时磁链计算受电阻变化影响比较大的问题，详细观察分析了电阻对于相电流的影响，通过比对电阻可调的电机模型与实际的电机模型的输出电流，提出了一种基于优化 BP 神经网络的电阻辨识器。优化 BP 网络数学理论，结构简单，学习算法清晰明白，基于该网络的算法能够对变化的定子电阻进行辨识。将该方法置于 Simulink 控制系统上进行仿真，同时比较有无电阻辨识器前后仿真波形。试验表明，该电阻辨识方法可以提高开关磁阻电机低速运行时系统性能。

关键词：直接转矩控制；开关磁阻电机；优化 BP 神经网络；定子电阻辨识
中图分类号：TM 352　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-6540(2017)05-0052-04

Stator Resistance Identification Method of Switched Reluctance Motor Based on Optimized BP Neural Network*

Xu Aide，　*Zhao Zhonglin*，　*Wang Xuesong*
(College of Information and Science Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: When switched reluctance motor was in the status of slow running under direct torque control, calculation of flux was greatly influenced by resistance. In order to solve the issue above. The study observed and analyzed carefully about the relation between resistance and phase current, through comparing the output current between resistance variable motor model and actual motor model, proposed a solution of resistance estimation based on optimized BP neural networks. Optimized BP neural networks had sufficient mathematical theory, with simple structure and clear algorithm. The algorithm based on BP neural networks could recognize variable stator resistance. Put this algorithm into action in the Simulink control system, then comparing the test results between with resistance estimation and without resistance estimation. Experimental results showed that this resistance estimation method could improve system performance when the switched reluctance motor was in the status of slow running.

Key words: **direct torque control (DTC); switched reluctance motor (SRM); optimized BP neural networks; stator resistance estimation**

0　引　言

近年，电动汽车行业高速发展，具有结构简单、成本低、可靠性高、性能优越等优点[1]的开关磁阻电机(Switched Reluctance Motor，SRM)成为电动汽车驱动系统最优选方案之一。但由于 SRM 本身的双凸极结构的特殊性，以及磁路的高饱和性，导致 SRM 在运行时存在很大的转矩脉动，同时由于很难建立起精确的电机数学模型，从而使得分析脉动产生原因及设计减小脉动方法变

* 基金项目：国家自然科学青年基金(51407021)；中央高校基本科研业务费(3132015214)
作者简介：许爱德(1974—)，女，博士研究生，教授，研究方向为电机与控制系统。
赵中林(1989—)，男，在读硕士研究生，研究方向为系统参数辨识。
王雪松(1991—)，男，在读硕士研究生，研究方向为电机与控制系统。

得困难。为了解决以上问题,很多学者将直接转矩技术引入 SRM 的控制过程中[2]。

直接转矩控制技术具有结构简单、控制直接、鲁棒性好等特点,而且控制过程中只需要电阻这唯一参数。但直接转矩控制下的 SRM 在低速时的表现不佳,其原因是电阻的估算不准确。电阻的阻值受转速、温度、电流等因素影响较为严重,经过实测发现电阻最大变化值可以达到本身阻值的 90% ~120% 。在电机低速运行时,电阻的准确测量是控制的关键。

由于电阻的非线性变化,使得磁链的估算很难达到实时准确。有的学者通过智能算法建模,将变化的电阻影响通过数据表现出来,直接建立磁链的模型。如文献[3]中,利用支撑向量机来建立 SRM 模型,但问题有二,其一在于"黑箱"模型的未知性,其二在于建立模型的数据采集的误差性。文献[4]通过磁链特性采用傅里叶级数来建立模型,但其模型输入参数包含角度,然而无位置中角度反馈也是受到电阻影响的。这些缺点限制了这些算法的广泛应用。

文献[5-6]通过模糊数学相关知识,建立电阻相关影响模型,从而通过电阻的影响因素来映射出电阻的变化,但文献[6-7]都需要将温度作为模型的输入,而温度传感器的加入使得本算法的应用受到了局限;文献[5]通过模糊数学的知识来构建电流误差与电阻变化的关系,文献[8-9]通过分析电阻对电流的影响,运用小波网络、RBF 网络建立误差电流与电阻变化值的关系,由仿真结果看到,这些算法能够很好地辨识交流电机变化电阻,但是由于 SRM 的直流非正弦特性,该算法并不适用于 SRM 控制。本文通过仿真,建立观察两种不同的电机模型电流误差情况,通过理论知识成熟、完善的改进 BP 网络对变化定子电阻进行辨识。仿真结果表明,该方法能够较准确地辨识变化的电阻,对于系统性能的提升有较大帮助。

1　直接转矩控制原理

SRM 直接转矩控制与交流电机的不同,由于电机每相激励都是独立的,且其电流波形不是正弦波形而是呈现高度非线性,故其每相磁链都是独立的。直接转矩控制中,只需要很少的传感器,并且对电机参数的依赖性小。图 1 为 SRM 直接转矩控制的原理图。该系统大致可分为 4 部分:转矩和定子磁链估计器、开关状态选择器、逆变器、电机本体。图 1 中,T_e 为电磁转矩,Ψ 为定子磁链,θ 为定子磁链的角度,其表达式分别如下:

$$T_e = \frac{\partial W'}{\partial \theta}\bigg|_{i=\text{const}} = i\frac{\partial \Psi(\theta,i)}{\partial \theta}\bigg|_{i=\text{const}} \tag{1}$$

$$\Psi_k - \Psi_{k0} = \int (u_k - i_k R_k)\,\mathrm{d}t \tag{2}$$

$$\Psi = \sqrt{\Psi_\alpha^2 + \Psi_\beta^2} \tag{3}$$

$$\theta = \arctan\frac{\Psi_\beta}{\Psi_\alpha} \tag{4}$$

式子:W——磁共能;

T_e——瞬时转矩;

Ψ_k——k 相的磁链值;

Ψ_{k0}——k 相初始磁链;

R_k——定子电阻;

Ψ——合成之后的磁链。

式(1)为定子磁链计算,可以看出磁链的准确观测取决于电阻的准确测量。电机高速运行时,u 的数量级远远大于 iR,故此时可忽略 R 的影响,磁链的值可以近似等于时间对电压的积分;但低速时 u 与 iR 的数量级差别不大,而电阻的变化就会很大的影响磁链值的准确性。因此必须考虑对 R 进行补偿,以降低 R 对 Ψ 的影响。

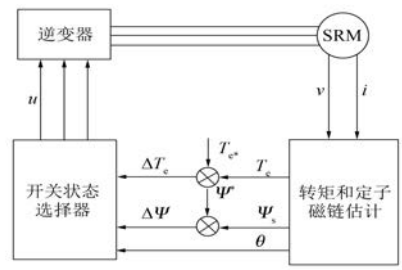


图 1　直接转矩控制原理图

2　改进 BP 神经网络对定子电阻的辨识

2.1　BP 网络的结构

BP 神经网络作为人工智能领域的前沿技术,具有坚实的理论依据,严谨的推导过程,清晰的算法流程[10]。由于通用性十分强,识别和控制非线性系统的功能强大,BP 算法成为应用最广泛的人工神经网络。BP 网络的结构图如图 2 所示。

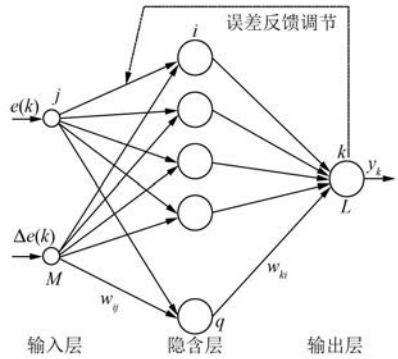


图 2　BP 神经网络结构图

网络的输入为电流的误差和电流误差的变化量,用式(5)来表示。

$$e(k) = \Delta I(k) = I(k) - I_0(k) \tag{5}$$

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \tag{6}$$

式中：$I(k)$——可变电阻电机的一相实际电流；

$I_0(k)$——建立可调电阻电机模型的一相输出电流。

不同于交流电机的直接转矩控制下电阻辨识[5-6],在 SRM 中电流均为直流非正弦量,故不能用给定电流与实际电流的差值来进行计算。给定电流这一概念并不清晰存在于 SRM 中。基于这点原因本文提出基于两个不同模型的电流误差来观察电阻的变化,原理图如图 3 所示。

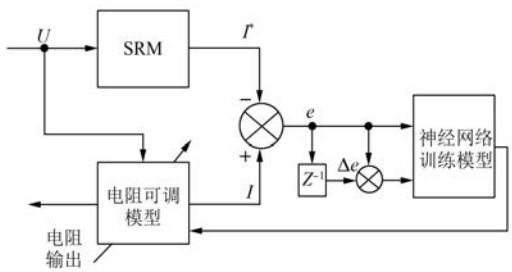


图 3　电流误差辨识原理图

网络的输出为电阻的变化量 $\Delta R(k)$,与前一时刻的电阻值 $R(k-1)$ 相加,可以得到实时的电阻值 $R(k)$。

其运行原理:通过实际电机与可调电阻模型的电流误差来反馈出两者电阻的不同,然后电流误差经过改进 BP 神经网络电阻辨识器输入误差对应的电阻值,来改变可调模型的电阻值,使得其输出电流与电机本体相同,此时,便将实时的电阻值输出,用来计算实时磁链。

2.2　改进 BP 神经网络实现过程

(1) 初始化:将所有的加权系数置为较小的非零随机数。

(2) 准备好的输入 $e(k)$、$\Delta e(k)$,输出 ΔR 相关数据集。

(3) 计算实际输出,计算隐含层、输出层输出。

隐含层输出 o_i^p:

$$o_i^p = g(net_i^p) = g\Big(\sum_{j=1}^{M} w_{ij} x_j^p - \theta_i\Big) \tag{7}$$

输出层输出 o_k^p:

$$o_k^p = g(net_k^p) = g\Big(\sum_{i=1}^{q} w_{ki} o_i^p - \theta_k\Big) \tag{8}$$

$$g(x) = 1/[1 + \exp(-x)] \tag{9}$$

式中：x_j^p——第 p 组 $e(k)$、$\Delta e(k)$ 向量；

$g(x)$——Sigmoid 型激活函数；

θ_i、θ_k——隐含层和输出的阈值。

(4) 计算期望值与实际输出误差 J:

$$J = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{L} (\Delta R_k^p - o_k^p) \tag{10}$$

(5) 调整输出的加权系数 $w_{ki}(k+1)$:

$$w_{ki}(k+1) = w_{ki}(k) + \Delta w_{ki} \tag{11}$$

$$\Delta w_{ki} = \eta o_k^p (1 - o_k^p)(\Delta R_k^p - o_k^p) o_i^p \tag{12}$$

式中：η——学习率。

(6) 调整隐含层的加权系数 $w_{ij}(k+1)$:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij} \tag{13}$$

$$\Delta w_{ij} = \eta\Big[\sum_{k=1}^{L} (\Delta R_k^p - o_k^p) o_k^p (1 - o_k^p) w_{ki}\Big]$$

$$o_i^p (1 - o_i^p) x_j^p \tag{14}$$

如果误差不满足要求,则返回第(3)步,如满足,那么记录 w_{ij}、w_{ki}、θ_i、θ_k。

以上步骤将样本依次进行训练,就可以得到训练好的 BP 神经网络。

但是由于 BP 网络的收敛速度慢、容易陷入局部极值、难以确定各层节点数等缺点,所以本文采用动态节点个数,动态学习率的方法:

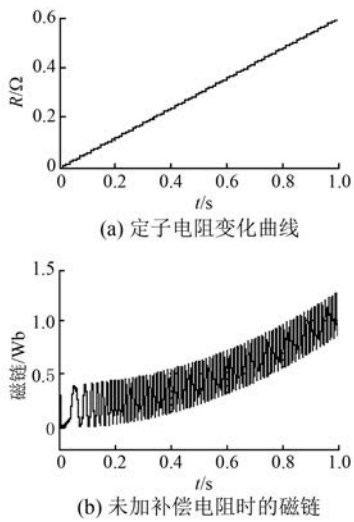
选取隐含层数 3~70,依次训练,选择其中误差最小的隐含层数,本文选择的是 64。

同样的方法,依次训练,得到最好的学习率,本文选择的是 0.73。

3　仿真实例

本文采用 MATLAB 2014a/Simulink 进行仿真试验,使用的 SRM 模型的参数如下:额定功率 P=15 kW,额定电压 U=520 V,f=50 Hz,额定转速 n_r=1 500 r/min,额定电流 I=31 A,12 定子极数、8 转子极数,初始定子电阻 R_s=0.612 Ω,J=0.02 kg·m^2,L_s=0.67 mH,L_r=23.6 mH,L_m=0.15 mH,极对数 p=8。仿真中采用 n=600 r/min。

图 4(a)是用来训练 BP 网络的电阻变化曲线。实际中电阻的变化是非常缓慢的,由于试验需要,所以将电阻快速在 1 s 中变化 100%,也就是 0.6 Ω,从而可以较明显的体现出来电阻辨识前后整个控制系统的各项参数变化。图 4(b)为未加补偿电阻的磁链曲线图,由于电阻的值比较大,可以看到,磁链有很明显的上升趋势。



(a) 定子电阻变化曲线

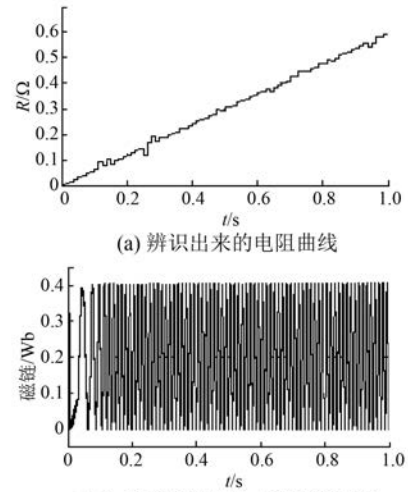
(b) 未加补偿电阻时的磁链

图 4　未加补偿电阻

图 5(a)为 BP 神经网络辨识出来的电阻值,可以看到中间偶尔有跳变,但是总体趋势一致,较为符合。图 5(b)为加入辨识出来的补偿电阻之后的磁链曲线图,可以清晰看到,磁链正常,没有较大波动。

图 6 为 BP 网络训练时,训练样本的误差曲线,其数量级在 10^{-4}左右,可以充分满足控制误差要求。

由于仿真中可以真实观测到电阻变化时实际的磁链值,加入补偿电阻之后的磁链与实际磁链的误差曲线如图 7 所示。



(a) 辨识出来的电阻曲线

(b) 加入补偿电阻之后的磁链曲线

图 5　加入 BP 网络辨识电阻补偿

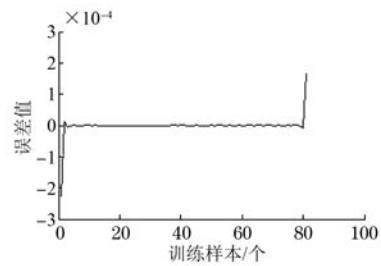


图 6　BP 神经网络样本训练误差

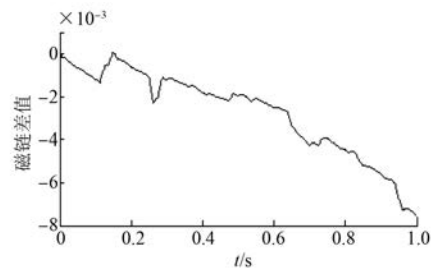


图 7　磁链误差曲线图

4　结　语

本文应用改进 BP 神经网络对 SRM 实现定子电阻的辨识,从而可以准确计算得到磁链值,解决了 SRM 在低速时运行不稳定的缺点,为 SRM 的广泛应用提供了坚实的理论基础。通过仿真试验观测磁链曲线波形,可以看到改进 BP 神经网络电阻辨识器可以很好地改进磁链的波动,提升了整个系统的性能,进一步完善该方法可以应用于实践。

(下转第 76 页)