

文章编号:1674-2869(2014)010-0066-05

小波神经网络的无刷直流电机转子位置检测方法

刘 扬¹,张振海²

1. 集美大学诚毅学院,福建 厦门 361021;
2. 兰州交通大学自动化与电气工程学院,甘肃 兰州 730070

摘 要:位置检测与换相准确与否,对无刷直流电机的运行有非常关键的影响.在分析反电动势过零检测原理的基础上得出线反电动势过零点与电机换相点及线反电动势与线电压之间的关系,从而得到线电压与转子位置之间的关系.由于电机运行过程中的参数变化及系统的非线性特征,直接通过线电压准确获得转子位置比较困难,因此构建了一个以三个线电压为输入,转子电角度为输出的自适应小波神经网络模型,并采用遗传算法优化小波神经网络结构.仿真实验证明,该方法辨识转子位置精度高,自适应性强,并能有效地控制电机换向.

关键词:无刷直流电机;自适应小波神经网络;遗传算法

中图分类号:TP273

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1674-2869.2014.010.014

0 引 言

无刷直流电机由于其效率高,体积小,启动转矩大和维修方便等特点,已经普遍应用于国民经济的各个领域.而传统的无刷直流电机需要附加位置传感器提供换相信号,限制了其应用领域.因此,无刷直流电机的无位置传感器控制成为研究重点.无刷直流电机无位置传感器控制的关键是构建转子位置信号检测电路以获得可靠的转子位置信号.反电动势法在许多无位置传感器转子位置检测方法中最常用的方法,但是由于反电动势法调速范围不广,而且该方法忽略了无刷直流电机的电枢反应,得到的换相信号存在一定误差,因此,人们提出运用小波神经网络进行转子位置辨识的方法,它结合了小波分析和人工神经网络的优良特性,成为非线性系统建模与控制的新途径^[1-2].

本文建立了无刷直流电机的数学模型,并将小波神经网络应用于无刷直流电机转子位置的辨识当中,构建一个输入为 3 个线电压,输出为转子电角度的转角预测模型,通过仿真实证,此方法辨识转子位置精度高,自适应性强,能有效地控制电机换向.

1 无刷直流电机位置检测方法

假设采用反电动势为梯形波的无刷直流电机结构模型,三相桥式星形联接,三相绕组对称且互差 120 ° 两两导通,不计涡流和磁滞损耗,忽略齿槽效应和电枢反应,则电机的电压平衡方程为^[3]:

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L-M & 0 & 0 \\ 0 & L-M & 0 \\ 0 & 0 & L-M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中:

U_a, U_b, U_c ——定子各相相电压;

i_a, i_b, i_c ——定子各相相电流;

R ——定子各相电阻;

L ——定子各相绕组自感;

M ——定子各相绕组间互感;

e_a, e_b, e_c ——定子各相反电动势.

根据公式(1)得直流无刷电机各相反电动势为:

$$\begin{cases} e_a = U_a - i_a R - L \frac{di_a}{dt} \\ e_b = U_b - i_b R - L \frac{di_b}{dt} \\ e_c = U_c - i_c R - L \frac{di_c}{dt} \end{cases} \quad (2)$$

则线反电动势为:

$$\begin{cases} e_{ab} = e_a - e_b = U_{ab} - (i_a - i_b)R - L \frac{d(i_a - i_b)}{dt} \\ e_{bc} = e_b - e_c = U_{bc} - (i_b - i_c)R - L \frac{d(i_b - i_c)}{dt} \\ e_{ca} = e_c - e_a = U_{ca} - (i_c - i_a)R - L \frac{d(i_c - i_a)}{dt} \end{cases} \quad (3)$$

收稿日期:2014-06-16

基金项目:甘肃省自然科学基金资助项目(0916RJZA039)

作者简介:刘 扬(1980-),女,陕西宝鸡人,讲师,硕士,研究方向:控制理论与控制工程.

线反电动势与电机换相点的关系如图 1 所示。

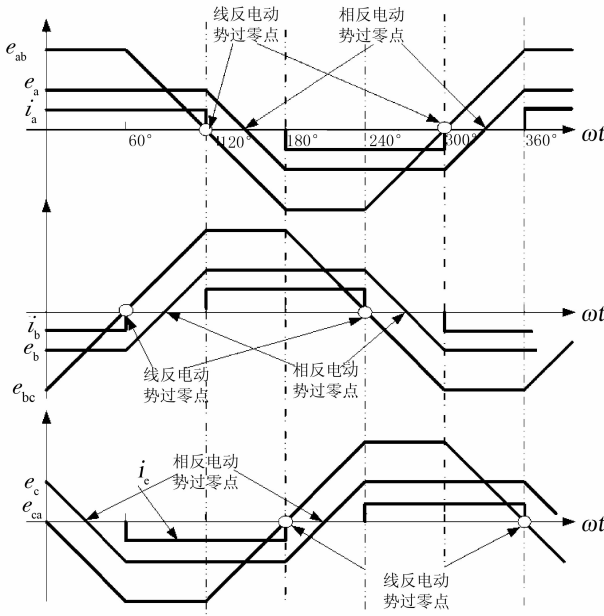


图 1 反电动势和相电流波形图

Fig. 1 The waveform of back electromotive force and phase currents

由图 1 可知,对于相反电动势,电机线反电动势的过零点直接就是换相点,无需考虑任何延时,因此利用线反电动势来检测转子位置变得更直接,更有效^[4]。但是线反电动势过零点正好是开关器件动作位置,会产生较大干扰信号,如何滤除混于反电动势中的强干扰信号,并在该位置进行准确的过零信号的检测是关键。本文采用小波神经网络辨识电机转子位置,并应用遗传算法优化小波神经网络结构,在全局范围内初步搜寻最优解并将最优解锁定在某个小的区域内,与此同时确定小波神经网络的初始平移系数、伸缩系数等参数,最后应用小波神经网络在局部范围内快速寻找最优解。该方法提高了转子位置辨识的精度和收敛速度,可获得准确的换相信号。

2 小波神经网络转子位置检测分析

小波神经网络具有良好的函数逼近效果以及神经网络辨识的优点。将小波神经网络应用于无刷直流电机无位置传感器的控制中可以得到更为准确的换相信号^[5-8]。

2.1 小波网络结构设计

根据转子位置检测原理,构建以电机三个线电压为输入,电机转子电角度为输出的网络模型,由于墨西哥帽函数在时间域和频率域都具有较好局部化特性,且满足 $\int_R \varphi(t) dt = 0$,所以小波神经网络隐含层节点激励函数选用墨西哥帽状小波函数为

$$\varphi(x) = (1 - x^2) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (4)$$

隐含层输入

$$net_i = \sum_{j=1}^p w_{ij} x_j \quad i=1, 2, \dots, q \quad (5)$$

本文采用两层前馈式神经网络,输入层为三个线电压 U_{ab} 、 U_{bc} 、 U_{ca} ,输出层为转子电角度 θ 。网络输出方程

$$\theta = \sum_{i=1}^q w_i \psi \left(\sum_{j=1}^p w_{ij} x_j + b_i \right) a_i \quad (6)$$

其中:

$\psi(\cdot)$ ——隐层激励函数(小波函数);

w_{ij} ——第 i 个节点到输入层第 j 个节点的权值(隐含层);

x_j ——第 j 个节点的输入(输入层);

b_i ——第 i 个节点的平移系数(隐含层);

a_i ——第 i 个节点的伸缩系数(隐含层);

w_i ——第 i 个隐层节点到输出的权值。

通过训练可使 w_i 、 w_{ij} 、 a_i 、 b_i 达到最优,进而使网络的输出很好地逼近实际值。

2.2 网络参数初始化

网络参数初始值选择的好坏关系到收敛速度的快慢。 w_{ij} 的初始化步骤为:

(1) w_{ij} 的初始值是在区间 $[-1, 1]$ 上随机产生均匀分布的随机数。

(2) 对 w_{ij} 按行进行归一化。

$$w_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^p w_{ij}^2}} \quad j=1, 2, \dots, p \quad (7)$$

(3) 乘以相关因子,即

$$w_{ij} = C q^{\frac{1}{p}} W_{ij}$$

其中 p 是输入层节点数; q 是隐含层节点的数; C 是与隐含层相关常数。

(4) 设第 j 个输入样本中的最大值为 $x_{j\max}$,最小值为 $x_{j\min}$,则

$$w_{ij} = \frac{2w_{ij}}{x_{j\max} - x_{j\min}} \quad j=1, 2, \dots, p \quad (8)$$

(5) 初始化 a_i 、 b_i , 设 r_0 为墨西哥帽状小波函数的时域中心, Δr 为半径, 则 $\left[-b_i + \frac{r_0 - \Delta r}{a_i}, -b_i + \frac{r_0 + \Delta r}{a_i} \right]$ 为小波伸缩系在时域的集中区域,为了让小波伸缩系涵盖输入相量的整个区域,则初始化伸缩平移参数须满足公式(9),即

$$\begin{cases} -b_i + \frac{r_0 - \Delta r}{a_i} = \sum_{j=1}^p w_{ij} x_{j\min} \\ -b_i + \frac{r_0 + \Delta r}{a_i} = \sum_{j=1}^p w_{ij} x_{j\max} \end{cases} \quad (9)$$

则由公式(9)得

$$\begin{cases} a_i = \frac{2\Delta r}{\sum_{j=1}^p w_{ij} x_{j\max} - \sum_{j=1}^p w_{ij} x_{j\min}} \\ b_i = \frac{(r_0 - \Delta r)(\sum_{j=1}^p w_{ij} x_{j\max} - \sum_{j=1}^p w_{ij} x_{j\min})}{2\Delta r} \end{cases} \quad (10)$$

墨西哥帽状小波函数的时域中心 $r_0=0$, 半径 $\Delta r=1.08$, 带入公式(10)便可求得伸缩系数 a_i 和平移系数 b_i 的初始值。

2.3 网络训练算法

遗传算法具有不会陷入局部极小的特点而且收敛速度较快, 网络训练目标函数为:

$$J = \frac{1}{2} \sum_m (g - y)^2 \quad (11)$$

其中: m 为样本个数; g 为样本输出; y 为网络输出。

(1) 编码: 神经网络的权值学习是一个复杂的连续参数优化问题. 将 w_i 、 w_{ij} (权值) 和 a_i 、 b_i (伸缩平移系数) 按顺序排成字符串作为问题的一个解, 按照实数编码的遗传算法能大大提高解的精度和收敛速度。

(2) 选取适应度函数: 适应度函数是遗传算法优化小波网络参数时评价染色体适应度的一个必不可少的参数. 它表明个体对环境适应能力的强弱, 适应度的高低与个体被选中的几率有关, 即

$$f = \frac{1}{E} \quad (12)$$

(3) 进化操作

a. 算子的选择:

$$p_s = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^Q f_i} \quad (13)$$

其中 p_s 是个体被选中概率; f_i 是个体适应度; Q 是种群的大小。

b. 交叉: 对于选中个体, 按照某种交叉方式交换两个字符串相应的基因, 产生两个新的个体, 新的个体组合其父辈的特性, 则交叉产生的子代个体 x_i^{t+1} 和 x_j^{t+1} 为

$$x_i^{t+1} = P_c x_j^t + (1 - P_c) x_i^t \quad (14)$$

$$x_j^{t+1} = P_c x_i^t + (1 - P_c) x_j^t \quad (15)$$

其中 P_c 为交叉率, 即:

$$P_c = \begin{cases} k_c (f_{\max} - f_c) / (f_{\max} - \bar{f}), & f_c \geq \bar{f} \\ k_c, & f_c < \bar{f} \end{cases} \quad (16)$$

其中 k_c 为小于 1 的常数, f_c 是交叉的两个个体中适应值大的一个, f_{\max} 和 \bar{f} 分别是群体最大适应值和平均适应值, $f_{\max} - \bar{f}$ 体现了群体的收敛程度。

c. 变异: 变异操作主要用于防止群体收敛到局部最优解. 变异算法为

$$x_i^{t+1} = x_i^t [p_m (2^i - 1)] \quad (17)$$

其中 $\delta \in [0, 1]$ 为均匀分布的随机数, p_m 为变异率, 即

$$p_m = \begin{cases} k_m (f_{\max} - f_m) / (f_{\max} - \bar{f}), & f_m \geq \bar{f} \\ k_m, & f_m < \bar{f} \end{cases} \quad (18)$$

其中 k_m 为小于 1 的常数; f_m 是要变异个体的适应值; f_{\max} 和 \bar{f} 分别是群体最大适应值和平均适应值; $f_{\max} - \bar{f}$ 体现了群体的收敛程度。

(4) 获取样本

训练样本对小波神经网络的辨识能力是至关重要的, 为了让网络更好的逼近实际系统, 让电机处于不同的状态以获得不同的训练数据. 可以调节电机的转速, 使其逐渐升高, 最大限度的覆盖电机运行范围。

3 仿真分析

为了使网络预测器的输出转角达到期望值, 先对转角预测器中的小波神经网络进行离线训练, 将遗传算法应用于小波神经网络对权值进行调整, 从而达到网络训练的目的. 调节电机转速使其工作在不同状态下以获得不同的训练数据, 使网络很好地逼近实际系统, 将处理好的数据输入转角预测器, 经反复训练, 直到达到目标函数的要求为止. 离线训练完后, 便可以基本确定 w_i 、 w_{ij} 、 a_i 和 b_i , 进而可进行电机转角的预测。

基于上述原理, 搭建无刷直流电机控制系统框图如图 2 所示. 在 MATLAB 中搭建无刷直流电机无位置传感器控制系统对转子位置进行辨识, 系统仿真模型如图 3 所示, 其中的直流无刷电机参数如下: 额定电压: 24 V, 额定转速: 3 000 r/min, 负载转矩: 0.5 N·m。

以三个线电压 U_{ab} 、 U_{bc} 、 U_{ca} 作为小波神经网络的输入, 得到转子空间位置仿真曲线如图 4 和图 5 所示, 图 6 为电机转角误差. 由以上仿真波形可知, 电机在启动阶段预测转角误差比较大, 在稳定运行阶段预测转角误差比较小, 验证了利用小波神经网络来控制电机换向的可行性和优越性。

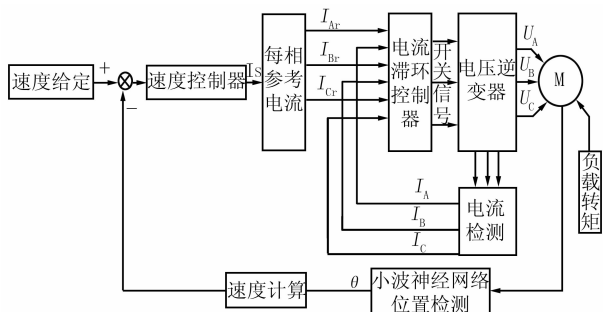


图 2 无刷直流电机控制系统框图

Fig. 2 The block diagram of brushless dc motor control system

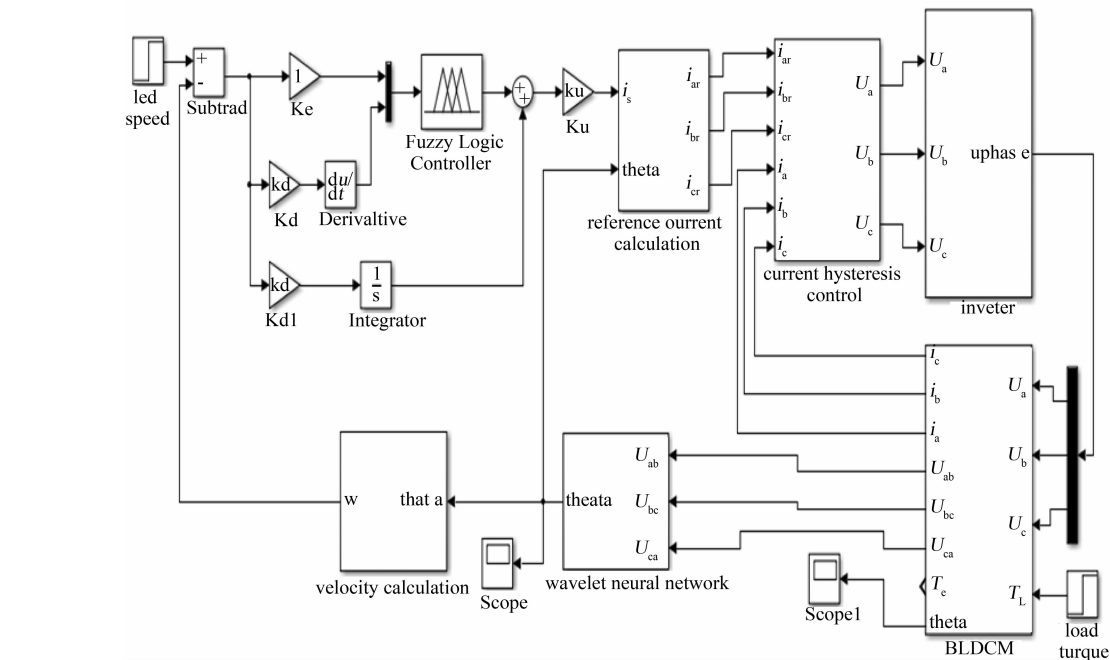


图 3 系统仿真模型

Fig. 3 Simulation model of the brushless dc motor control system

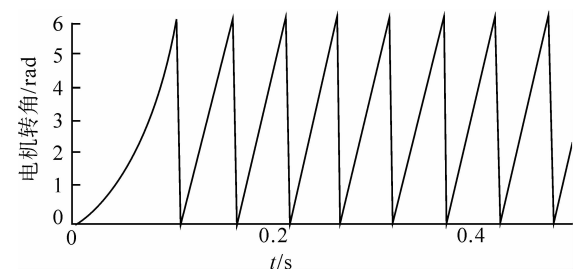


图 4 预测转角

Fig. 4 The actual angle of rotor

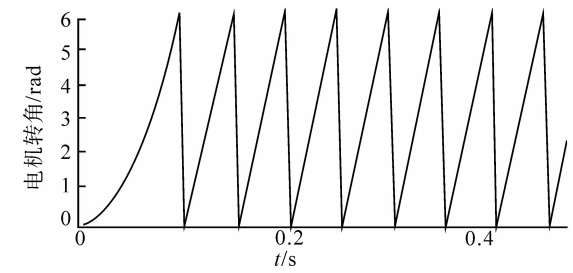


图 5 小波神经网络输出转角

Fig. 5 The output angle of wavelet neural network

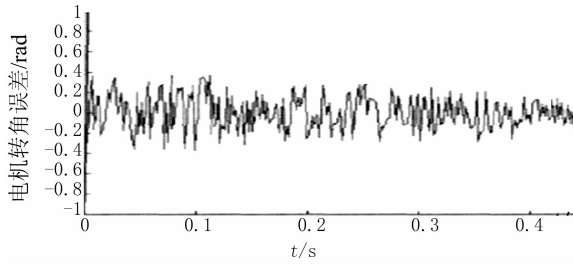


图 6 电机转角误差

Fig. 6 The error of motor angle

4 结 语

以上分析了直流无刷电机转子位置检测原

理,提出了一种基于自适应小波神经网络的转子位置检测方法,该方法具有良好的自适应性和非线性逼近能力,可以快速准确的检测电机转子位置,从而为无刷直流电机提供准确的换向信号.通过仿真验证了该方案的可行性和优越性.

致 谢

本工作得到了甘肃省自然科学基金委员会提供的资金支持.在此致以衷心的感谢!

参考文献;

[1] 夏长亮,文德,范娟.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):26-29.
XIA Chang-liang, WEN De, FAN Juan. Based on RBF neural network position sensorless control for brushless DC motors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2002, 17(3): 26-29. (in Chinese)
[2] 程启明,王勇浩.基于小波神经网络的控制方法及其应用研究[J].工业仪表与自动化装置,2004(5):6-9.
CHENG Qi-ming, WANG Yong-hao . A study on the control method and its application based on wavelet neural network[J]. Industrial Instrumentation and Automation, 2004(5): 6-9. (in Chinese)
[3] 李天舒,刘军.无刷直流电动机的反电势过零检测方法研究[J].微电机,2007(3):34-36.
LI Tian-shu ,LIU Jun. Brushless dc motor the back emf of the zero test study [J]. Journal of Micromo-

- tor, 2007 (3) : 34-36. (in Chinese)
- [4] 李自成,程善美,秦忆. 线反电动势检测无刷直流电机转子位置方法[J]. 电机与控制学报,2010,12(14): 96-100.
- LI Zi-cheng, CHEN Shan-mei, QIN Yi. Line counter electromotive force detection rotor position method for brushless dc motor [J]. Journal of Motor and Control, 2010, 12 (14) : 96-100. (in Chinese)
- [5] JANG G H, PARK J H, CHANG J H. Position detection and start-up algorithm of a rotor in a sensorless BLDC motor utilizing inductance variation[J]. IEE Proc Electr Power Appl, 2002, 149 (2): 137-142.
- [6] OGASAWARA S, AKAGI H. An approach to position sensorless drive for brushless DC motors[J]. IEEE Trans Ind Application, 1991, 27(5): 928-933.
- [7] 赵学智,邹春华. 小波神经网络的参数初始化研究[J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2003, 31 (2): 77-79.
- ZHAO Xue-zhi, ZOU Chun-hua. Research on the initialization of parameters of wavelet neural networks[J]. Journal of South China University of Technology; Natural Science Edition, 2003, 31 (2): 77-79. (in Chinese)
- [8] 韦鲲,任军军,张仲超. 一种新的直流无刷电机的无传感器控制方法[J]. 电力电子技术,2004,38(3): 70-73.
- WEI Kun, REN Jun-jun, ZHANG Zhong-chao. A new sensorless control method for brushless dc motor [J]. Power Electronic Technology, 2004, 38(3): 70-73. (in Chinese)

Rotor position detection method of brushless direct current motor based on wavelet neural network

LIU Yang¹, ZHANG Zhen-hai²

1. Jimei University Chengyi College, Xiamen 361021, China;

2. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiao Tong University, Lanzhou 730070, China

Abstract: The accuracy of position detection and commutation is very critical for the operation of the brushless direct current motor (BLDCM). Aimed at BLDCM rotor position detection, the relationship between motor back electromotive force zero crossing point and motor commutation point as well as the relationship between line back electromotive force and line voltage was derived based on analysis of back electromotive force zero crossing detection principle, so the relationship between line voltage and motor point was established. However, because of the motor parameters variation during operation and non-linear characteristics of the system, it is more difficult to obtain accurate rotor position through the line voltage directly. So the adaptive wavelet neural network model was proposed using line voltage as input and the rotor electrical angle as output, and genetic algorithm was also adopted to optimize wavelet neural network structure. Finally simulation and experiment show that the method has high precision to identify the rotor position, and controls the motor commutator effectively with strong adaptability.

Key words: brushless direct current motor; adaptive wavelet neural network; genetic algorithm

本文编辑:陈小平