

基于 PSO-WNN 的无刷 直流电机转子位置检测方法

杨海燕¹, 兰宝华²

(1. 福建工程学院计算机与信息科学系, 福建 福州 350014;

2. 深圳市赛为智能股份有限公司, 深圳 518000)

摘要:通过分析无刷直流电机间接位置检测原理,提出了一种新的方法来检测转子位置。该方法首先推导出转子位置可以通过以相磁通和相电流来决定,结合小波函数多尺度多分辨率的优点以及神经网络的非线性求解特点,通过构建小波神经网络模型,并采用粒子群算法来训练网络参数而得出转角位置。仿真结果表明该模型能有效地控制电机换相。

关键词:无刷直流电机;粒子群算法;小波神经网络

中图分类号:TM301.2

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1674-2869.2010.01.027

0 引言

无刷直流电动机(BLDCM)由于利用了电子换向器取代了机械电刷和机械换向,具有直流电动机优秀的线性机械特性,如运行效率高、调速性能好等诸多优点,同时相对直流电机而言无刷电机革除了电的滑动接触机构,因而消除了故障产生的主要根源。因此,近年来 BLDCM 被越来越广泛地应用到各种驱动装置和伺服系统中,以其优越的性能被广泛应用于各个领域。但是由于位置传感器的存在,当电机的工作环境较为恶劣时,使得电机的可靠性降低,影响电机的运行性能。因此,无位置传感器控制成为无刷直流电机研究的一个重要内容。针对其位置检测,国内外学者出了许多方法,然而这些方法各有其优点及局限性^[1-6]。

小波神经网络 WNN 是在小波分解的基础上提出的一种前馈神经网络,其思想是用小波元代替神经元,通过仿射变换建立起小波变换与网络系数之间的连接,并应用于函数逼近,小波神经网络具有优良的函数逼近能力,收敛快,全局收敛性等优点^[7-9]。

粒子群算法(PSO)是基于群智能的全局优化技术,它通过粒子间的相互作用,对解空间进行智能搜索,从而发现最优解^[10]。粒子群算法本质上属于随机寻优过程,不存在局部收敛问题;因此将二者结合起来,建立了基于粒子群算法的小波神经

网络预测模型,并将之应用于无刷直流电机转子位置检测,取得了令人满意的结果。

1 位置检测分析

以三相桥式 Y 形联结无刷直流电机为例,电机采用两两导通三相六拍的方式运行,任意时刻电机非导通相的相电流为零,导通的两相电流大小相等方向相反,电机的电压平衡方程为

$$\begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_a & 0 & 0 \\ 0 & R_b & 0 \\ 0 & 0 & R_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L_a & L_{ab} & L_{ac} \\ L_{ba} & L_b & L_{bc} \\ L_{ca} & L_{cb} & L_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)中 v_a, v_b, v_c 为定子绕组相电压; i_a, i_b, i_c 为定子绕组相电流; L_a, L_b, L_c 为绕组自感; $L_{ab}, L_{ac}, L_{ba}, L_{bc}, L_{ca}, L_{cb}$ 为绕组间互感; R_a, R_b, R_c 为绕组电阻; e_a, e_b, e_c 为反电势。

假设三相对称,则

$$L_a = L_b = L_c = L_s$$

$$R_a = R_b = R_c = R$$

$$L_{ab} = L_{ac} = L_{ba} = L_{bc} = L_{ca} = L_{cb} = M$$

令 $L_s - M = L$

又因为 $i_a + i_b + i_c = 0$, 于是,式(1)可以改为

收稿日期:2009-10-06

基金项目:福建工程学院基金(CY-Z0898)

作者简介:杨海燕(1980-),女,湖南衡山人,博士研究生,研究方向:智能系统与模式识别。

$$\begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L & 0 & 0 \\ 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

则电机相电压方程为

$$v_x = i_x R + L \frac{di_x}{dt} + e_x \quad (3)$$

根据法拉第电磁定律,电机相电压方程为

$$v_x = i_x R + \frac{d\psi_x(\theta, i_x)}{dt} \quad (4)$$

式(4)中 ψ_x 为相磁链, θ 为转子位置.

由式(3)和(4)可得

$$\frac{d\psi_x(\theta, i_x)}{dt} = L \frac{di_x}{dt} + e_x \quad (5)$$

根据反电势 $e_x = \omega \frac{d\psi_x(\theta_e)}{d\theta}$, 式(5)以偏微分方程形式展开并整理可得

$$\Delta\psi_x = \frac{\partial\psi_x}{\partial i_x} \Delta i_x + \frac{\partial\psi_x}{\partial\theta} \Delta\theta + \frac{\partial\psi_x}{\partial i} \Delta i \quad (6)$$

式(6)中为电机另两相的导通相电流.

由式(4)得

$$\psi_x = \int [v_x(t) - Ri_x(t)] dt$$

离散化后可得

$$\psi_x(k) = \psi_x(k-1) + T[v_x(k) - Ri_x(k)] \quad (7)$$

为了减少随机误差提高测量精度,故采用平均值法求取 $\psi_x(k)$, 即:

$$\psi_x(k) = \psi_x(k-1) + \frac{1}{2} T[v_x(k) - Ri_x(k) + v_x(k-1) - Ri_x(k-1)] \quad (8)$$

只要检测到非导通相电压 v 和导通相电流 i , 由式(8)就可以计算可得相磁通, 依据式(6), 以导通相电流和相磁通为输入, 网络的输出 θ 即为预测的转角, 从而得到电机的换相信号.

2 小波神经网络

2.1 小波网络

把小波变换的运算融入到神经网络中去, 用小波函数代替常规神经网络的隐层激励函数, 即将小波分析和神经网络嵌套式结合, 形成小波神经网络, 该网络结构为两层前馈式神经网络, 采用小波函数为网络的隐层节点, 网络的输出是隐层节点输出的线性加权, 权值为网络可调参数. 网络结构如图 1 所示, 以导通相电流和相磁通为输入, 通过 5 个隐层节点输出 θ .

该网络选用墨西哥帽状小波为隐节点:

$$\phi(x) = (1-x^2)e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (9)$$

隐含层输入为

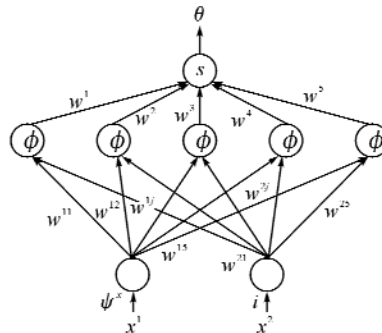


图 1 小波神经网络拓扑图

Fig. 1 The construction of wavelet NN

$$\text{net}_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j \quad (10)$$

其多输入单输出结构的网络输出方程为

$$\theta = \sum_{i=1}^n w_i \phi\left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j + b_i\right) a_i \quad (11)$$

式(11)中 w_{ij} 是隐含层第 i 个节点到输入层第 j 个节点之间的权值; x_j 是输入层第 j 个节点的输入; b_i 是隐含层第 i 个节点的平移系数; a_i 是隐含层第 i 个节点的伸缩系数; $\phi(\cdot)$ 是隐层激励函数(小波函数); w_i 是第 i 个隐层节点到输出的权值.

2.2 网络参数初始化

网络参数初始值选择的好坏对于网络训练很重要, 初始值选择的好, 收敛速度快, 反之, 则收敛速度慢, 训练时间长, 甚至导致无法收敛. 网络参数初始值选择的步骤如下:

a. 首先随机产生 $[-1, 1]$ 区间上均匀分布的随机数作为权值 w_{ij} , w_i 的初始值.

b. 计算隐含层第 i 个节点的输入 net_i , 并且求出最大值 $\text{net}_{i\max}$ 和最小值 $\text{net}_{i\min}$.

c. 设母小波的时域中心为 r_0 , 半径为 Δr , 则小波伸缩系在时域的集中区域为

$$\left[-b_i + \frac{r_0 - \Delta r}{a_i}, -b_i + \frac{r_0 + \Delta r}{a_i}\right]$$

为了使小波伸缩系覆盖输入向量的整个范围, 则伸缩平移参数的初始设置必须满足下式

$$\begin{cases} -b_i + \frac{r_0 - \Delta r}{a_i} = \text{net}_{i\min} \\ -b_i + \frac{r_0 + \Delta r}{a_i} = \text{net}_{i\max} \end{cases} \quad (12)$$

由式(12)则可以得到

$$\begin{cases} a_i = \frac{2\Delta r}{\text{net}_{i\max} - \text{net}_{i\min}} \\ b_i = \frac{(\text{net}_{i\max} - \text{net}_{i\min})(r_0 - \Delta r)}{2\Delta r} \end{cases} \quad (13)$$

墨西哥帽小波母函数的时域中心 $r_0 = 0$, 半径 $\Delta r = 1.08$. 代入式(13)可以求得伸缩系数 a_i 和平移系数 b_i 的初始值.

2.3 网络训练算法

粒子群优化(PSO)是模仿自然界鸟群,蜂群,鱼群的行为规律的一类随机优化算法图2给出了PSO的流程图,PSO将每个可行解视作一个粒子,每个粒子有两个属性,位置 x 与速度 v ,假设第 i 个粒子的位置与速度如下:

$$X=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}) \quad (14)$$

$$V=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}) \quad (15)$$

其中 N 表示问题的维数,每次迭代过程中,计算每个粒子的适应度函数,然后不断跟踪两个最好的粒子:一个是当前粒子经历的最好位置,称为 $pBest$;另一个是当前粒子的邻域内最好的粒子,称为 $nBest$;如果邻域为整个粒子群,那么 $nBest$ 变为全局最好的粒子,称为 $gBest$.因此,某粒子的速度与位置按照下面的公式来更新:

$$V=\omega v+c_1 r_1(pBest)+c_2 r_2(nBest-X) \quad (16)$$

$$X=X+V\Delta T \quad (17)$$

其中 ω 表示惯性权重,控制过去的速度对现在速度的影响 c_1 与 c_2 是正常数,表示加速度系数, r_1 与 r_2 是两个在区间 $[0,1]$ 上满足均匀分布的随机数 t 表示时间间隔,必须注意的是,粒子速度存在一个上限 v_{max} ,以保证粒子的搜索不会太快.

根据粒子群算法原理,选取 N 个粒子构成粒子群,其中每个粒子都是 D 维的向量.这个向量代表神经网络模型中的所有权值,以及网络中隐层节点的小波伸缩、平移系数,所有权值的初始值随机产生,取值范围为 $[0,1]$,粒子初始群体随机产生后,以后各代粒子的位置根据飞行速度的变化而变化.用以下公式衡量每个粒子的适应值.

网络最小目标函数为

$$J=\frac{1}{2}\sum_p(\theta_s-\theta)^2 \quad (18)$$

式(18)中 p 为训练样本个数; θ_s 为输出样本; θ 为网络输出.

粒子群-小波神经网络混合算法的流程图为:

(1)确定算法参数.根据神经网络的输入输出样本集确定网络的拓扑结构;按式(14)初始化粒子的位置 x_{id} 及速度 v_{id} ,确定粒子个数 N 、惯性因子 ω 的初值、最大允许迭代步数 $kmax$ 、加速系数 c_1 和 c_2 .

(2)适应度值计算.以神经网络均方差做为适应度函数,计算出每个粒子的适应度,选出个体极值最好的做为全局极值 $nBest$,记录该最好值的粒子序号,那么该粒子对应的极值就是下次迭代中神经网络的最优权值.

(3)更新.计算出每一粒子的适应度值,若优

于该粒子当前的个体极值,记录该粒子的位置,且更新个体极值.若所有粒子的个体极值中最好的优于当前全局极值,记录该粒子的序号、位置,且更新全局极值;权重,位置和速度.

(4)检验.迭代达到最大次数或最小误差要求时,停止迭代,全局极值对应的神经网络权值与连接结构,即为训练问题的最优解.否则转到(2).

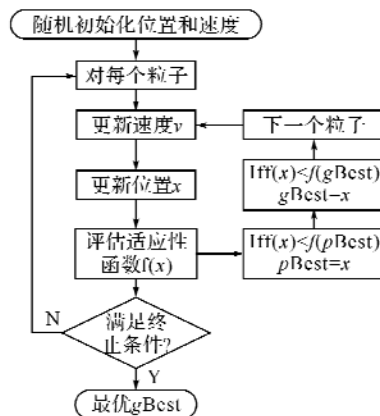


图2 粒子群算法(PSO)流程图

Fig. 2 The flow chart of PSO

算法终止后得到最优的权值,隐层节点的小波伸缩、平移系数.

3 仿真实验

上述以MATLAB为平台对上述方法进行仿真,电机参数设置如下:额定电压72V,额定转速120 r/s,额定电流5A,得到的转子空间位置仿真曲线如图3所示,其中(a)为实际转角,(b)为小波神经网络输出,(c)是转角误差曲线,横坐标为时间,纵坐标为电机转角的误差.

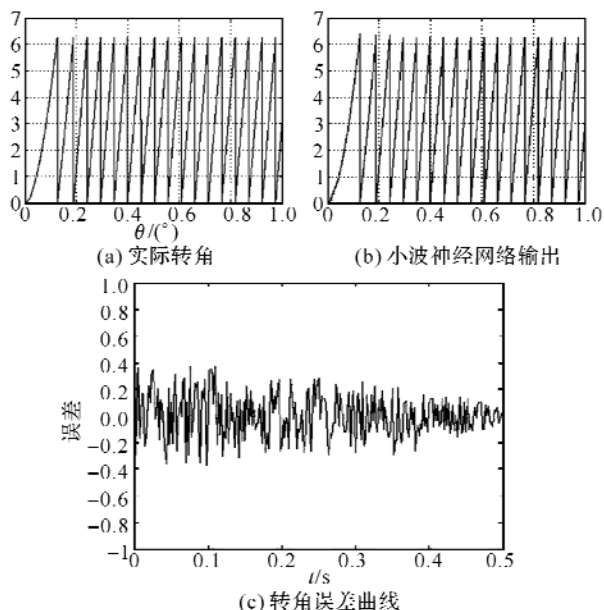


图3 电机转角仿真图

Fig. 3 The emulation of the rotor position

由图 3 可知,在电机起动阶段,预测转角误差较大,稳定运行后,误差逐渐减小,从仿真结果可知,利用小波神经网络来控制电机换相能取得很好的效果。

4 结 语

通过分析无刷直流电机间接位置检测原理,利用粒子群算法的具有全局优化搜索能力,小波变换具有良好的时频局部性质的特征,建立了基于粒子群算法的小波神经网络模型,克服了神经网络算法易陷入局部最小的缺点,加快了算法的收敛速度。通过仿真可得该模型能够准确得到直流无刷电机的转角位置,从而得到电机的换相信号。

参考文献:

- [1] Iizuka K, Uzuhashi H, Kano M, et al. Microcomputer control for sensorless brushless motor[J]. IEEE Trans. on Industry Application, 1985, IA-21:595-60.
- [2] Shao J, Nolan D, Hopkins T. A novel microcontroller-based sensorless brushless dc (BLDC) motor drive for automotive fuel pumps [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(6): 1734-1740.
- [3] Shao J, Nolan D, Hopkins T. Improved direct back EMF detection for sensorless brushless dc (BLDC) motor drives[J]. In: Proceeding of IEEE APEC, 2003: 300-305.
- [4] Lai Y, Shyu F, Rao W. Novel back-EMF detection technique of brushless DC motor drives for whole duty-ratio range control[C]. In: Proceeding of IEEE IES, 2004: 2729-2732.
- [5] 李秀英,韩志刚.非线性系统辨识方法的新进展[J].自动化技术与应用,2004,23(10):5-7.
- [6] Chen Weirong, Qian Qingquan, Wang Xiaoru. Wavelet neural network based transient fault signal detection and identification [C]. IEEE Int. Conf on Information, Communications and Signal Processing ICICS, 1997: 1377-1381.
- [7] 胡雄鹰,熊茜,黎伟东.基于网络最大流算法[J].武汉工程大学学报,2009,31(12):67-69.
- [8] 沈斌,漆奋平,江维,等.基于 BP 网络的超滤膜分离中药成分的分析与实现[J].武汉工程大学学报,2009,31(9):55-58.
- [9] 刘殊迁,金太东,胡博,等.BP-PID 在锅炉压力控制中的应用[J].武汉工程大学学报,2009,31(7):91-97.
- [10] 杨维,李歧强.粒子群优化算法综述 [J].中国工程科学,2004(6):87-94.

A new position detection based on PSO-wavelet neural network method for brushless DC motors

YANG Hai-yan¹, LAN Bao-hua²

(1. Computer Science Department, Fujian University of Technology, Fuzhou 350014, China;
2. Szsunwin Intelligent Limited Liability Company, Shenzhen 518000, China)

Abstract: The paper analyzed the principle of position sensorless control for brushless DC Motors (BLDCM), and a new position detection method for BLDCM was proposed. This method build a wavelet neural network which use phase flux linkages and phase currents as the input of network, then to estimate the rotor position. A wavelet neural network model was built whose parameters were trained based on particle swarm optimizer algorithm The Simulation results show that the given modeling method can control the commutation.

Key words: brushless DC motor (BLDCM); particle swarm optimizer algorithm (PSO); wavelet neural network

本文编辑:陈小平