

# 基于小波神经网络控制的无刷直流电机调速系统

李先祥<sup>1</sup>, 徐小增<sup>1</sup>, 肖红军<sup>2</sup>

(1. 佛山科学技术学院工学院, 广东省 佛山市 528000;

2. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广东省 广州市 510640)

## THE SPEED-ADJUSTMENT SYSTEM OF BRUSH DC MOTOR BASED ON WAVELET ANN

LI Xian-xiang<sup>1</sup>, XU Xiao-zeng<sup>1</sup>, XIAO Hong-jun<sup>2</sup>

(1. Engineering School, Foshan University, Foshan 528000, Guangdong Province, China;

2. Department of Automatic Control Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, Guangdong Province, China)

**ABSTRACT:** A new approach of brush-less DC motor speed-adjustment system is presented in this paper based on artificial neural network (ANN) and wavelet transform. Three-layer forward artificial neural network is used in this paper. The network parameters can be in-line renewed by training of gradient descending error algorithm. The time-frequency characteristics of discrete wavelet transform (DWT) and local maximum of modulus of continuous wavelet transform (CWT) are used, so the working and fault states of brush-less DC motor speed-adjustment system can be detected. The simulation result shows that the system using the approach has very good dynamic and static performances, and it is sensitive to fault and robust to noise, therefore the system has a vast applying prospect.

**KEY WORDS:** Electric machinery and electrotechnology; Wave transform; Neural network; Brush-less DC motor

**摘要:** 该文提出了基于小波神经网络控制的无刷电机调速系统新方法, 该方法使用三层前馈式人工神经网络, 采用基于梯度下降纠正误差法在线训练更新网络参数, 使用离散小波变换的时频特性和连续小波变换检测信号边沿的原理进行无刷电机运行状态和故障状态的检测, 以便能实时保护。仿真结果表明该方法能大大改善调速系统的静态、动态性能, 具有优良的控制效果, 小波检测灵敏度高, 对噪声有较高的鲁棒性, 具有广阔的应用前景。

**关键词:** 电机电工; 小波变换; 神经网络; 无刷电机

基金项目: 广东省自然科学基金项目(020118)。

## 1 引言

永磁无刷直流电动机的控制有多种方法<sup>[1]</sup>。传统控制, 譬如PID控制或线性二次方程控制, 需要精确地描述系统动态数学模型, 这对于带有未知动力变化的系统可能是一个主要限制因素。即使能够得到控制系统的模型, 但饱和、扰动、参数变化这些未知条件也是不可能用精确的模型建立的。负载的变化和外部扰动将直接影响伺服系统的性能, 而且电机的端部效应、齿槽效应和永磁体磁链谐波等将产生推力纹波, 系统参数(转子质量、粘滞摩擦系数等)的变化、摩擦阻力的非线性变化以及状态的观测噪声等都会降低系统的伺服性能<sup>[2]</sup>。

人工神经网络(ANN)具有自学习的功能, 在处理控制系统的非线性、不确定性等问题上有很好的应用前景。利用人工神经网络对永磁无刷直流电机进行控制, 不要求预知精确的系统参数, 利用一些先进的控制算法可以实现很好的控制效果<sup>[3-7]</sup>。小波变换以特有的尺度伸缩功能, 使其具有很强的奇异、突变信号的鉴别能力, 能有效地检测到非平稳信号的瞬时、奇异成分, 并能显示时域的产生和持续时间, 使其在设备状态监控与故障诊断等非平稳、时变信号的分析领域具有明显的优势。近几年, 国内外学者在电机控制系统的小波应用领域开展了一系列探索性研究工作, 并取得了一些有价值的研究成果<sup>[8-11]</sup>。

本文采用具有很强自学习能力的人工神经网络

来实现无刷直流电机电流、电压的双闭环控制。通过在线学习能够在保证系统稳定性的同时，对扰动和参数变化进行有效的抑制补偿，同时采用小波变换实时进行系统的故障诊断和保护，从而可以有效地提高控制系统的动静态性能、稳态精度和可靠性。

## 2 控制系统的组成

基于小波变换和神经网络控制的无刷直流电机控制系统的原理框图如图 1 所示。主电路由整流桥、滤波电容以及 IGBT 逆变器组成，它将恒压、恒频交流电变换成频率、电压均可调的三相交流电。驱动电路采用 TLP250 IGBT 驱动模块。电流检测采用霍尔元件 LEM 模块。由于无刷电机相电流为 120° 的方波，三相互差 120°，任一时刻只有两相通电，在 60°电区间内相当一直流电流，因此电流环采用分时反馈技术，使三相相电流合成反馈成一直流，这样系统只需要一个电流调节器，系统稳定且调试方便。速度和位置检测采用光电编码器，利用光电编码器输出的 A 和 B 两路脉冲信号检测速度的方向。本系统的速度、电流控制使用 3 层前馈式人工神经网络进行控制，在不需建模的情况下通过在线学习进行智能控制，并可对扰动和参数变化进行有效的抑制补偿。利用小波变换综合监测主电路电流、主电路电压、电机的温度信号和电机主轴的振动信号的奇异点，从而判别出电机控制系统的正常工作状态和故障情况，以便进行实时保护。

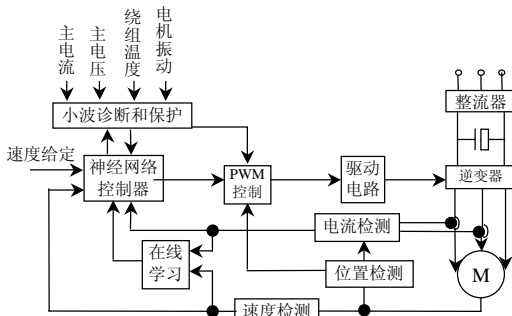


图 1 系统结构框图  
Fig. 1 The block diagram of system

## 3 神经网络控制

### 3.1 神经网络结构

神经网络的层数和神经元个数的选择是根据系统的需求进行设计的。在本系统中，神经网络速度控制器要反应给定输入、速度误差以及速度误差的方向对控制器的作用，因此在输入层设置的输入有给定输入、速度误差和误差的导数。神经网络控制

器设计采用 3 层网络：输入层、隐含层和输出层，如图 2 所示。输入层有 3 个输入量  $u, e, \dot{e}$ ；隐含层有 6 个神经元；输出层是  $i_{qs}$ 。

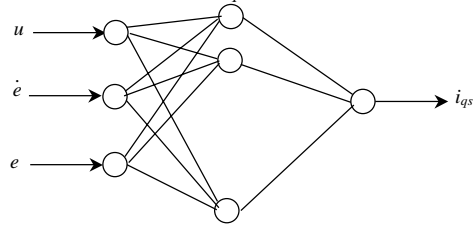


图 2 神经网络结构模型

Fig. 1 The topology of neural network

输入层：由 3 个神经元组成

$$\sigma_1 = u \quad \sigma_2 = \dot{e} \quad \sigma_3 = e$$

$$o_i(t) = \sigma_i \quad i=1,2,3 \quad (1)$$

$$n_{2j}(t) = \sum_{i=1}^3 w_{ji} o_i(t) + \theta_{2j} \quad i=1,2,3 \quad (2)$$

隐含层：由 6 个神经元组成

$$o_{2j}(t) = f_1[n_{2j}(t)] \quad j=1,2,\dots,6 \quad (3)$$

$$n_3(t) = \sum_{j=1}^6 w_{3j} o_{2j}(t) + \theta_3 \quad j=1,2,\dots,6 \quad (4)$$

输出层：由 1 个神经元组成

$$o_3(t) = f_2[n_3(t)] \quad (5)$$

选择不同的输出函数可以增强网络的映射功能，且提高网络收敛速度。隐含层的输出函数为 logsig moid 函数，输出层的输出函数为 trnsig moid 函数。

$$f_1(x) = \log \text{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

$$f_2(x) = \tan \text{sig}(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (7)$$

### 3.2 在线训练算法

网络训练分为在线训练和离线训练两种。离线训练后的网络可直接用于实际控制系统，但对环境变化无法自适应调节；在线训练可随环境的变化及时更新模型，但在训练初期控制精度不够。本文采用两者结合的方式，先对网络进行离线训练，又在电机的运行过程中，对网络进行在线训练。在线训练可以使网络适应环境的变化，增强其鲁棒性。本文采用梯度下降误差纠正法训练网络，训练教师来源于对网络输出的逻辑处理后的结果<sup>[3]</sup>。

定义系统辩识的指标函数

$$J = \frac{1}{2} (\sigma - \sigma_m)^2 \quad (8)$$

本文采用 BP 算法不断修正网络神经元之间的权值和阈值，使网络不断逼近真实的模型。其动态辩识算法公式为

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \alpha(k)[(1-\eta)D(k) + \eta D(k-1)] \quad (9)$$

其中  $\alpha(k)$  为学习率;  $\eta$  为动量因子,  $0 \leq \eta \leq 1$ , 它可以减小学习过程的振荡趋势, 从而改善算法的收敛性, 而  $D(k)$  为  $k$  时刻的负梯度, 即

$$D(k) = -\partial J / \partial \omega(k) \quad (10)$$

该算法中的学习率  $\alpha(k)$  在迭代过程中自动调整, 调整的原则是: 当连续两次迭代其梯度方向相同时, 表明下降太慢, 这时使步长加倍; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 表明下降过头, 这时使步长减半, 即

$$\alpha(k) = 2^\mu \alpha(k-1)$$

式中  $\mu = \text{sign}[D(k)D(k-1)]$ 。

## 4 小波故障诊断和保护

### 4.1 连续小波变换故障检测

定义信号  $x(t)$  的连续小波变换(CWT)为<sup>[12]</sup>

$$W_{Tx}(a, t) = \frac{1}{a} \int x(\tau) \psi \left| \frac{t-\tau}{a} \right| d\tau \quad (11)$$

其中,  $a$  为尺度因子;  $\tau$  是时间位移;  $\psi(t)$  采用高斯函数的一阶导数,  $\psi_a(t) = (ya)^4 |t/a|$  是基本小波  $\psi(t)$  在尺度上的伸缩。

本文采用如下的准则检测信号突变, 从而判别系统的故障以便实施保护: 如果大尺度下信号的连续小波变换在  $t_0$  时刻附近存在着较大的模极大值, 而且信号在  $t_0$  附近的 Lipschitz 指数  $a$  (可以利用 CWT 估计出  $a$ ) 大于阈值  $\alpha_1$ , 则认为信号在  $t_0$  时刻发生了突变。 $\alpha_1$  的理论值为 0, 但考虑到叠加在信号突变边沿上的噪声, 在实际应用中, 可以令  $\alpha_1$  等于一个模较小的负数。本文中根据实验结果令  $\alpha_1 = -0.20$ 。

### 4.2 离散小波变换故障检测

信号  $x(t)$  的离散小波变换(DWT)定义为

$$W_{Tx}(j, k) = \int x(t) \overline{\psi_{j,k}}(t) dt \quad (12)$$

其中  $\psi_{j,k}(t) = (1/\sqrt{2^j}) \psi|(t-2^j k T_0)/2^j|$ ,  $\psi_{j,k}(t)$  采用 Daubechies 离散正交小波基。

$x(t)$  信号突变前, 由于  $x(t)$  的功率频谱  $\Phi_x(\omega)$  在  $\omega_1$  存在谱峰,  $W_{Tx}(j, k)$  的方差也在对应的尺度  $j_1$  达到最大 ( $\omega_1$  被包含于  $\psi_{j_1, k}(t)$  的频带中), 即当  $2^j k T_0 < t_f$  时有

$$E[W_{Ty}^2(j, k)] < E[W_{Ty}^2(j_1, k)], j \neq j_1 \quad (13)$$

因此, 可以根据此式确定  $x(t)$  突变前对应于  $\Phi_x(\omega)$  的谱峰频率  $\omega_1$  的尺度  $j_1$ 。

当  $x(t)$  在  $t_f$  发生突变后, 由于  $\Phi_x(\omega_1)$  的幅度发

生突变,  $W_{Tx}(j_1, k)$  的方差也会发生突变, 因此, 只要检测出  $W_{Tx}(j_1, k)$  的方差的突变点, 就可以检测出  $x(t)$  的突变点。

### 4.3 故障检测与保护的步骤

设  $z_i(t)$  代表主电路电流检测信号, 基于小波变换的故障诊断步骤如下:

(1) 根据系统正常状态下的数据计算  $z_i(t)$  在多尺度下的 DWT, 即,  $W_{TZ_i}(j, k), j=0, 1, 2, \dots$ , 并确定对应于  $\max_j \{E[W_{TZ_i}^2(j, k)]\}$  的尺度  $j_{m_i}$ 。

(2) 根据系统待检状态下的数据计算  $W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)$ 。

(3) 利用 CWT 检测  $W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)$  的方差是否发生突变。由于 CWT 不能直接检测随机信号的方差突变点, 可利用 CWT 检测  $|W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)|$  的奇异点 (均值突变点), 从而间接地检测  $W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)$  的方差突变点。当  $|W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)|$  的 CWT 在大尺度下存在着模较大的极大值, 而且  $|W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)|$  在该时刻附近的 Lipschitz 指数  $a > -0.20$  时, 说明  $|W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)|$  发生了突变。如果检测出  $W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)$  的方差发生了突变, 则说明主电路的状态发生变化。

(4) 阈值  $a_1$  的取值将影响检测的灵敏度和鲁棒性, 当  $a_1$  减小时 (指代数值), 检测的灵敏度提高但鲁棒性变差; 反之, 当  $a_1$  增大时, 检测的鲁棒性提高而灵敏度降低。

(5) 利用  $|W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)|$  的 CWT 极大值的正负进行状态模式分离。如果检测出主电路状态发生变化, 可以进一步利用  $|W_{TZ_i}(j_{m_i}, k)|$  的 CWT 的极大值的正负来区分两种模式 (CWT 的正、负极大值分别对应于被检测信号的上升边沿和下降边沿)。

综合以上各检测信号的实变点, 即可判别控制系统的工作状态和故障状态。

## 5 仿真分析

利用 Matlab+Simulink 对神经网络控制器和小波检测的性能进行了仿真分析, 并与普通 PID 控制进行了比较。无刷直流电机的技术参数为: 额定功率 1.5 kW; 额定转矩 7.5 N·m; 额定转速 3000 r/min; 额定电流 6A; 转子惯量  $1.31 \times 10^{-3} \text{kgm}^2$ ; 机械时间常数 19.25 ms; 每相电阻 0.34  $\Omega$ ; 每相电感 3.257 mH。图 3(a) 为采用 PID 控制时电机起动的速度响应曲线 (时间起点为  $t=0\text{s}$ ), 图 3(b) 为采用 PID 控制时在  $t=0.3\text{s}$  时突加负载时的速度响应曲线 (时间起点为

$t=0\text{s}$ )。图 4(a)为采用神经网络控制时电机起动和制动速度响应曲线(时间起点为 $t=1\text{s}$ )，图 4(b)为采用神经网络控制时在 $t=0.15\text{s}$ 时突加负载时的速度响应曲线(时间起点为 $t=0\text{s}$ )。以上图形中，横坐标为时间，s；纵坐标为速度，r/min。

从无刷直流电机的速度起、制动曲线可以看出：普通 PID 控制无刷直流电机的起、制动时间较长，有较大的超调，突加负载时速度下降较大，速度恢复时间较长，抗干扰性能较差；采用神经网络控制的无刷直流电机完全可以达到无超调，突加负载时电机速度下降很小且恢复很快，抗干扰能力很强，其性能明显优于传统的 PID 控制，采用神经网络控制的无刷直流电机伺服系统具有优良的静态和动态性能。

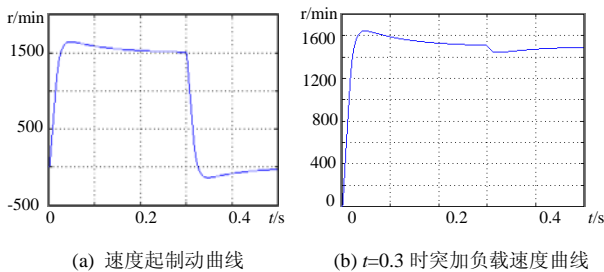


图 3 PID 控制速度曲线

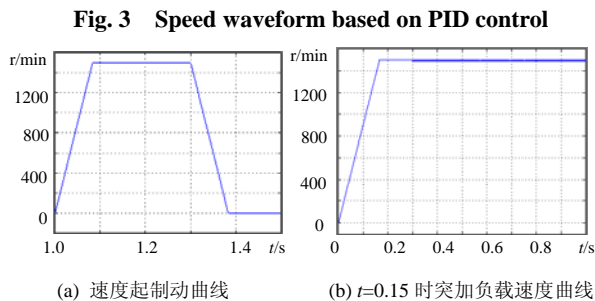


图 4 神经网络控制速度曲线

Fig. 4 Speed waveform based on ANN control

## 6 结论

本文设计了一种基于神经网络控制和小波变换检测故障的无刷直流电机控制系统新方法。该方法使用 3 层前馈式人工神经网络，利用离线和在线训练结合方式对神经网络进行训练，采用梯度下降误差纠正法训练网络，训练教师值来源于对网络输出逻辑处理后的结果。利用离散小波变换的时频特性和连续小波变换检测信号边沿的原理进行无刷直流电机运行状态和故障状态的检测。仿真结果表明：基于神经网络控制的调速系统具有起、制动时间短、无超调、抗干扰性能强等特点，能大大改善调速系统的静态、动态性能，具有优良的控制效果；基于

小波变换的故障检测具有灵敏度高、对噪声有较强的鲁棒性等特点，具有广阔的应用前景。

## 参考文献

- [1] Chen Zhiqian, Mutuwo Tomita, Shinji Doki *et al.* New adaptive sliding observer for position and velocity-sensorless controls of brushless DC motor[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2000, 47(3): 582-591.
- [2] 李先祥, 麦宜佳. 无刷直流电机全数字智能控制系统[J]. *中山大学学报*, 2002, 41(2): 37-39.  
Li Xianxiang, Mai Yijia. Digitized brushless DC motor intelligent control servo system[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2002, 41(2): 37-39.
- [3] 乔俊飞, 孙雅明. 一种基于神经网络的内模控制方法及其在应用[J]. *天津大学学报*, 2000, 33(1): 25-28.  
Qiao Junfei, Sun Yaming. Internal model control method based on neural network and its application[J]. *Journal of Tianjin University*, 2000, 33(1): 25-28.
- [4] 夏长亮, 王娟, 史婷娜, 等. 基于自适应径向基函数神经网络的无刷直流电机直接电流控制[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(6): 123-127.  
Xia Changliang, Wang Juan, Shi Tingna *et al.* Direct control of currents based on adaptive RBF neural network for brushless DC motors[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(6): 123-127.
- [5] 何玉彬, 王晓予, 闫桂荣. 神经网络在线学习模糊自适应控制及其在应用[J]. *中国电机工程学报*, 2000, 20(10): 67-70.  
He Yubin, Wang Xiaoyu, Yan Guirong. Neural network online learning fuzzy adaptive control and its application[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2000, 20(10): 67-70.
- [6] Ahmed R, Kotaru, Raj. Neural net-based robust controller design for brushless de motor drives[J]. *IEEE Transaction on Systems*, 1999, 29(3): 460-474.
- [7] Wilis N J. Artificial neural networks in process estimation and control[J]. *Autom-atica*, 1992, 28(5): 1181-1187.
- [8] Ken Dutton, Christopher N G. Self-tuning control of a cold mill automatic gauge control system[J]. *INT J Control*, 1996 65(4): 573-588.
- [9] 许伯强, 李和明, 孙丽玲, 等. 小波分析应用于笼型异步电动机转子断条在线检测初探[J]. *中国电机工程学报*, 2001, 21(11): 24-28.  
Xu Boqiang, Li Heming, Sun Liling *et al.* The application of wavelet analysis to detect rotor bar breaking fault of squirrel cage asynchronous motor on line[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2001, 21(11): 24-28.
- [10] 钱立军, 蒋东翔. 小波变换在横向裂纹转子升速过程状态监测中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(5): 86-89.  
Qian Lijun, Jiang Dongxiang. Application of wavelet transform in the condition monitoring of cracked rotor during startup process[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(5): 86-89.
- [11] Cruze S M A, Cardoso A J M. Rotor cage fault diagnosis in three-phase induction motors by extended parks vector approach[J]. *Electric Machines and Power Systems*, 2000, 28(5): 289-299.
- [12] 叶昊, 王桂增. 小波变换在故障检测中的应用[J]. *自动化学报*, 1998, 24(3): 301-305.  
Ye Hao, Wang Guizeng. Application of wavelet transform to fault detection[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1998, 24(3): 301-305.

收稿日期: 2004-10-27。

作者简介:

李先祥(1965-), 男, 硕士, 副教授, 研究方向为电机控制与电力电子技术应用;

徐小增(1963-), 男, 硕士, 教授, 研究方向为电气传动控制、智能控制。