

文章编号: 1000-8055(2009)04-0872-05

航空发动机小波神经网络 PID 控制

李秋红, 许光华, 孙健国

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 提出了一种基于小波神经网络在线辨识的航空发动机比例积分微分 (PID) 控制算法. 网络采用三层前向网络结构, 以小波函数作为隐含层的激励函数. 采用离线训练的方式训练出网络参数, 以网络输出和输入之间的偏导数代替发动机模型输出和输入变量之间的偏导数, 用以在线修正 PID 控制器的参数. 阶跃响应测试表明, 用小波神经网络整定的 PID 控制系统动态调节时间小于 2s, 稳态误差为零, 在全飞行包线内均稳定正常工作.

关 键 词: 比例积分微分 (PID) 控制; 航空发动机; 小波; 神经网络

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Aeroengine wavelet neural network PID control

LI Qiu-hong, XU Guang-hua, SUN Jian-guo

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: An aeroengine proportion integration differentiation (PID) control method based on wavelet neural network online identification was proposed in this paper. The network structure was available with a three layers feedforward neural network. The wavelet function was used as the activation function of the network's hidden layer. The network parameters were trained offline. The derivative of the network's output to input was used as the engine model's derivative, and it was used to adjust the PID parameters online. The step response tests show that the settling time of PID control system adjusted by wavelet network is less than 2 seconds, and the steady state error is zero. The system works normally and steadily in the whole envelop.

Key words: proportion integration differentiation (PID); aeroengine; wavelet; neural network

尽管先进的控制理论不断的被提出, 但比例积分微分 (PID) 控制在工业过程控制中一直应用最为广泛. 这不但由于其结构简单, 而且得益于其较强的鲁棒性. 在过去的几十年里, 许多 PID 控制参数的整定方法被提出, 如 Ziegler-Nichols 法则^[1], 均衡优化法则^[2]等. 这些方法提供了简单的调整 PID 控制参数的方法, 但由于其调整方法对系统动态信息的倚赖较少, 在有些情况下, 不能取

得令人满意的闭环系统性能, 因此 PID 控制参数整定依然是个重要的研究课题.

航空发动机由于其本身的强非线性, 工作范围大, 参数变化大, 同时又是多变量控制系统, 单纯的 PID 控制很难取得令人满意的效果. 近年来神经网络以其强大的非线性逼近能力、自学习和自适应能力等特点, 在控制领域受到广泛关注^[3,4]. 在航空发动机 PID 控制方面, 文献[5]研

究了基于准对角递归神经网络的航空发动机多变量解耦PID控制,文献[6]研究了基于神经网络的模型预测PID控制.以小波函数作为神经网络基函数的小波神经网络,兼有小波函数的紧支性、波动性以及神经网络的非线性映射能力、自学习、自适应能力等优点,得到广泛关注^[728],而其在航空发动机控制方面的应用研究尚不多见.为此,本文研究了基于小波神经网络辨识的航空发动机PID控制方法,利用小波神经网络的特点,在线辨识发动机动态参数,调整PID控制参数,用于航空发动机的多变量控制.

1 小波神经网络结构

小波神经网络实质就是小波离散逆变换的一种拓扑实现形式,它可以看作一个隐含层由小波函数替换了激励函数的神经网络.所采用的小波神经网络结构如图1所示.

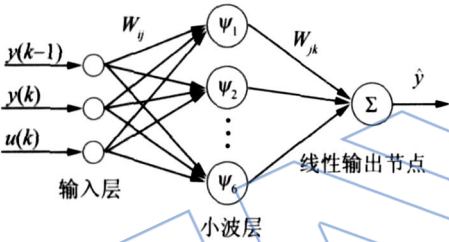


图1 小波神经网络结构图
Fig. 1 Wavelet neural network structure

母小波 $W(x_j)$ 采用具有良好时频特性的 Morlet 函数^[8]

$$W(x_j) = \cos 1.75x_j e^{-x_j^2/2}$$

$j = 1, 2, \dots, 6$

(1)

网络输入向量 $R = [r_1, r_2, r_3]^T = [y(k-1), y(k), u(k)]^T$, 隐层选 6 个神经元. W_{ij} , W_{jk} 分别为输入层第 i 个神经元到隐层第 j 个神经元以及隐层第 j 个神经元到输出层第 k 个神经元的连接权,由于只有一个输出,所以 $k = 1$.

则网络输出为系统实际输出的估计值

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^6 W_{jk} W(x_j)$$

(2)

其中 $x_j = \frac{\sum_{i=1}^3 W_{ij} r_i - b_j}{a_j}$ 为小波函数输入. $a_j, b_j, j = 1, 2, \dots, 6$, 分别表示小波函数尺度参数和平移参数.

利用小波神经网络辨识输出,近似代替发动机的实际输出,得系统的灵敏度

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial u} \cup \frac{\partial \hat{y}}{\partial u} = \sum_{j=1}^6 \frac{\partial \hat{y}}{\partial W_{jk}} \frac{\partial W_{jk}}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial u} = \sum_{j=1}^6 W_{jk} \hat{W} W_{3j} \frac{1}{a_j}$$

(3)

其中 $\hat{W}$ 为(1)式所描述的小波函数的导数

$$\hat{W} = \frac{dW(x_j)}{dx_j} = (-1.75 \sin 1.75x_j - x_j \cos 1.75x_j) e^{-\frac{x_j^2}{2}}$$

(4)

2 小波神经网络训练

由于航空发动机工作范围大,在飞行包线的不同分区和不同的工作状态下,控制目标不同.如:在双变量控制分区,根据进口温度,控制低压转子转速 N_1 和涡轮落压比 p_{t1} ,或控制高压转子转速 N_2 和涡轮落压比 p_{t1} .控制量为主燃油流量 W_f 和尾喷口面积 A_8 .为此在飞行包线内根据控

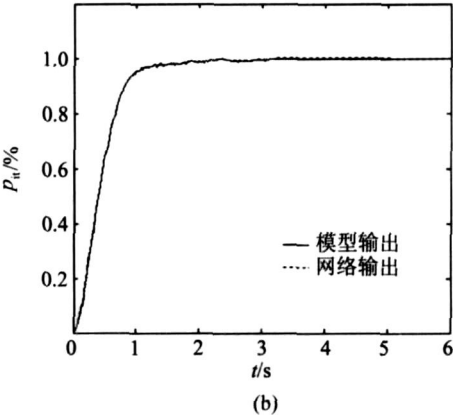
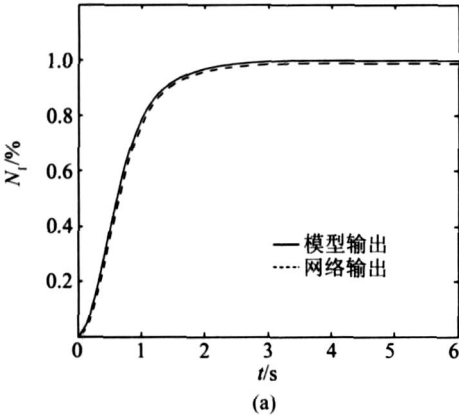


图2 小波神经网络测试结果
Fig. 2 Wavelet neural network test result

制目标,划分为 5 个分区,分别采用小波神经网络来辨识输入和输出之间的灵敏度.

为了保证控制系统的实时性,小波神经网络采用离线训练的方式.为了获得训练样本,首先对发动机模型进行了采样,油门杆的采样间隔为 3s,高度的采样间隔为 1km,马赫数的采样间隔为 0.1 马赫,对采样所得的数据按控制分区分成 5 组,并将其归一化,根据不同分区的控制目标分别进行训练.

训练时,首先将 W_{ij} , W_{jk} , a_j 和 b_j 初始化, W_{ij} 和 W_{jk} $\in [0, 1]$, $b_j \in [-10, 10]$, $a_i \in [0, 5]$, 其初值均由系统随机产生.采用改进的小波网络训练方法,并自适应调整学习率 $G^{[9,10]}$.以包线内某一分区的训练测试结果为例,如图 2 所示,在其他分区内的训练结果类似,可见小波神经网络取得了良好的训练结果.

3 基于小波神经网络的 PID 控制

闭环控制系统结构如图 3 所示,采用模型参考 PID 控制方式. $WNNI_1$ 和 $WNNI_2$ 分别代表两个回路的小波神经网络辨识器,根据小波神经网络的辨识结果,在线调整 PID 控制器的参数.

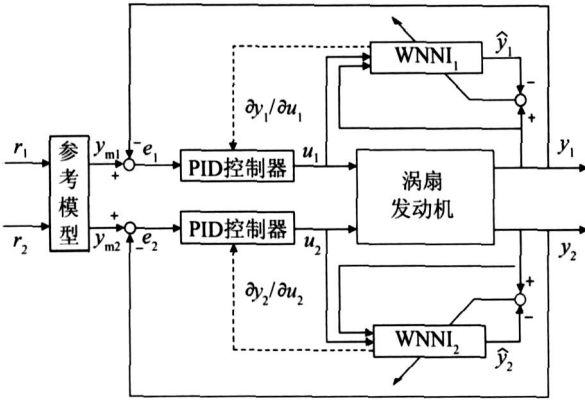


图 3 PID 控制系统闭环结构图
Fig. 3 Close loop block diagram of PID control system

PID 控制器输出

$$u_i(t) = K_{Pi}e_i(t) + K_{Ii}\int_0^t e_i(t)dt + K_{Di}\dot{e}_i(t) \quad i = 1, 2 \tag{5}$$

其中 $e_i(t) = y_{mi}(t) - y_i(t)$, K_{Pi} , K_{Ii} , K_{Di} 分别为比例、积分、微分系数.

离散化后的 PID 控制算法的表示式为

$$U_i(K) = U_i(K - 1) + K_{Pi}X_{cli} + K_{Ii}TX_{ci} + K_{Di}X_{ci}/T \quad i = 1, 2 \tag{6}$$

其中

$$\begin{aligned} X_{cli} &= e_i(K) - e_i(K - 1) \\ X_{ci} &= e_i(K) \\ X_{ci} &= e_i(K) - 2e_i(K - 1) + e_i(K - 2) \\ E_i(K) &= y_{mi}(K) - y_i(K) \end{aligned}$$

T 为采样步长.

PID 控制器指标为使式(7)最小

$$J_i(K) = \frac{1}{2}E_i(K)^2 \tag{7}$$

采用梯度下降法调整 K_{Pi} , K_{Ii} , K_{Di} , 可得 PID 参数的自整定公式为

$$\begin{aligned} \Delta K_{Pi} &= -G \frac{\partial J_i}{\partial K_{Pi}} = -G \frac{\partial J_i}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial K_{Pi}} = -G e_i \frac{\partial y_i}{\partial u_i} X_{cli} \\ \Delta K_{Ii} &= -G \frac{\partial J_i}{\partial K_{Ii}} = -G \frac{\partial J_i}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial K_{Ii}} = -G e_i \frac{\partial y_i}{\partial u_i} X_{ci} \\ \Delta K_{Di} &= -G \frac{\partial J_i}{\partial K_{Di}} = -G \frac{\partial J_i}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial K_{Di}} = -G e_i \frac{\partial y_i}{\partial u_i} X_{ci} \end{aligned}$$

其中 $\partial y_i / \partial u_i$ 由小波神经网络辨识,通过式(3)计算得到.

每个分区的 PID 控制器参数的初始值,通过遗传算法优化得到^[11].

为了验证所设计 PID 控制系统的有效性,在飞行包线内对其进行了仿真研究.以 0 高度 0 马赫数 ($H = 0\text{km}$, $Ma = 0$) 和 5km 高度 1 马赫数 ($H = 5\text{km}$, $Ma = 1$) 的测试结果为例,如图 4、图 5 所示.在包线内其他点具有类似的结果.同时在整个飞行包线内,系统稳定正常工作,快速平稳过渡.为节省篇幅,没有给出更多的仿真曲线.为了便于比较,图 4、图 5 中给出了未加小波网络整定的 PID 控制仿真曲线,未加小波网络整定的 PID 控制,低压转子转速用 N_{10} 表示,高压转子转速用 N_{20} 表示,压比用 p_{40} 表示,主燃油流量用 W_{f0} 表示,尾喷口面积用 A_{80} 表示,图中其余变量均为加入小波网络后的系统变量.

图 4 为设计点响应曲线,引入小波网络后,系统动态性能得到改善.图 5 为非设计点响应曲线,在非设计点处,无小波网络整定的 PID 控制,在控制压比时出现了稳态误差.两图说明,引入小波网络后,可改善系统的动态性能和稳态性能.

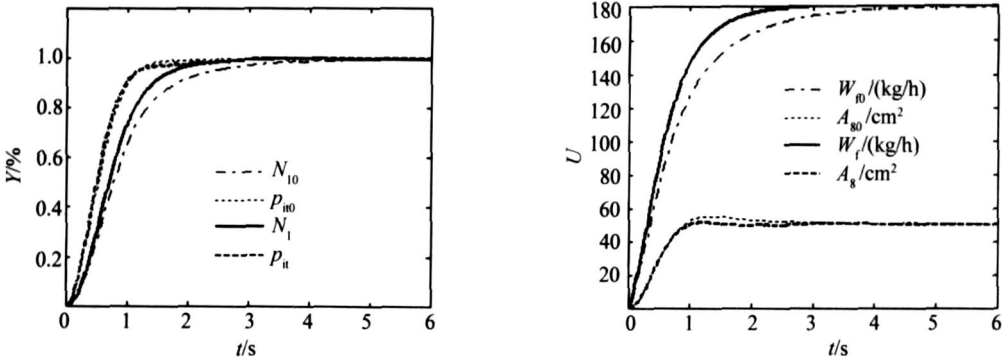


图 4 N_1 与 p_{it} 控制回路闭环响应曲线($H = 0\text{ km}$, $Ma = 0$)
Fig. 4 Close loop response curves of N_1 & p_{it} ($H = 0\text{ km}$, $Ma = 0$)

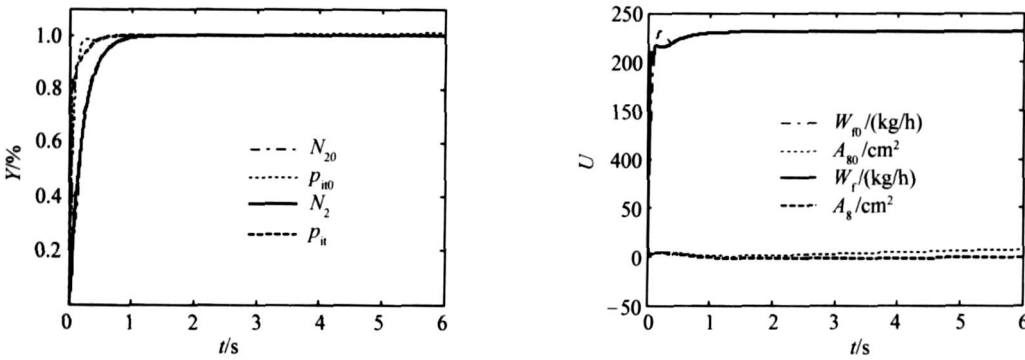


图 5 N_2 与 p_{it} 控制回路闭环响应曲线($H = 5\text{ km}$, $Ma = 1$)
Fig. 5 Close loop response curves of N_2 & p_{it} ($H = 5\text{ km}$, $Ma = 1$)

4 结 论

论文以小波函数作为神经网络隐含层的激励函数,在线辨识模型输出与输入信号之间的偏导数,修正 PID 控制器参数.与常规 PID 控制相比,控制参数均通过智能方式获得,无需手动调节,避免了调整过程的盲目性和重复性,同时在一个控制分区内,通过在线修正 PID 控制参数可以使系统获得最佳性能.以小波函数作为激励函数构成的神经网络,描述航空发动机这样一个复杂系统输出与输入之间的关系,取得了良好的效果,是将小波变换用于航空发动机控制的一个良好的尝试,为以后开展更多的工作打下基础.

参考文献:

[1] Ziegler J G, Nichols N B. Optimum settings for automatic controllers[J]. Transactions of ASME, 1942, 64 (8): 7592765.
[2] Voda A A, Landau I D. A method for the automatic calibration of PID controller[J]. Automatic, 1995, 31 (1): 41253.
[3] Chen T C, Sheu T T. Model reference neural network controller for induction motor speed control[J]. IEEE

Transactions on Energy Conversion, 2002, 17 (2): 1572163.
[4] D. Emilia G, Marra A, Natale E. Use of neural networks for quick and accurate autotuning of PID controller[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2007, 23(2): 170179.
[5] 李华聪, 荣立桦, 朱玉斌. 基于 QDRNN 网络的航空发动机多变量解耦控制[J]. 航空动力学报, 2007, 22(11): 192121924.
LI Huacong, RONG Lihua, ZHU Yubin. Multivariable decoupling control of aeroengine based on QDRNN[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(11): 192121924. (in Chinese)
[6] Mu J, Rees D, Liu G P. Advanced controller design for aircraft gas turbine engines[J]. Control Engineering Practice, 2005, 13(8): 100121015.
[7] Chatterjee S, Chakravorti S, Roy C K, et al. Wavelet network based classification of transients using dominant frequency signature[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(1): 21229.
[8] DONG Lixin, XIAO Dengming, LIANG Yishan, et al. Rough set and fuzzy wavelet neural network integrated with least square weighted fusion algorithm based fault diagnosis research for power transformers[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(1): 1292136.

[9] 李金屏, 王风涛, 杨波. BP 小波神经网络快速学习算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(8): 7275.
LI Jinping, WANG Fengtao, YANG Bo. Fast training algorithm of BP wavelet neural network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2001, 23(8): 7275. (in Chinese)

[10] 何苗, 刘希莲, 李金屏, 等. BP 小波神经网络自适应调节步长的改进算法 [J]. 济南大学学报, 2001, 12 (5): 3152318.
HE Miao, LIU Xilian, LI Jinping, et al. Improved adaptive adjustment of step length in BP wavelet neural network[J]. Journal of Jinan University, 2001, 12(5): 3152318. (in Chinese)

[11] 李秋红, 孙健国, 周继超. 航空发动机 PID 控制参数优化的改进遗传算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2006, 38 (2): 162165.
LI QiuHong, SUN Jianguo, ZHOU Jichao. Improved algorithm for calculating GA fitness function of aeroengine PID controller parameter optimization [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006, 38(2): 162165. (in Chinese)