

基于小波神经网络航空发动机滑油系统故障诊断方法研究

Research on Aeroengine Lubricant System Fault Diagnosis Based on Wavelet Neural Network

空军工程大学工程学院 张 蓉 谢武杰

[摘要] 研究了基于小波神经网络的非线性系统的故障检测和诊断方法。把小波分析与前馈神经网络相融合,并推导出其具体的算法。应用小波神经网络对航空发动机滑油系统进行故障诊断。试验和仿真的结果表明:小波网络应用于故障诊断时具有收敛速度快,对网络输入不敏感等特点,为非线性系统的故障诊断提供了新的理论和方法。

关键词: 小波神经网络 故障诊断 滑油系统

[ABSTRACT] Fault detection and diagnosis methods for non-linear system based on wavelet neural networks are researched. Wavelet analysis and feed-forward neural networks are fused, and the algorithm is inferred. Method of wavelet neural networks is used in fault diagnosis for the lubricant system of the aeroengine. Results of simulation and tests show that this method, which is good to fault diagnosis for non-linear systems, does better in convergence speed, and is not sensitive to the inputs of the network.

Keywords: Wavelet neural network Fault diagnosis Lubricant system

近年来,对线性系统的状态监测与故障诊断有许多适应的方法,但是针对非线性系统的故障检测与诊断及状态监控方法还不多,尚处于探索阶段。已有的一些非线性系统故障诊断方法,往往是针对某些特殊的非线性系统而言的。如何有效地对非线性系统进行状态监测与故障诊断,已成为人们关注的一个焦点。目前,由于神经网络的研究取得了长足的进步,基于小波神经网络对任意函数或信号的有效逼近功能,小波神经网络是进行非线性系统故障诊断与监控的一个有效工具^[1]。

1 小波网络

小波网络(Wavelet Network, WN),也称为小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN),它是小波分

析理论与神经网络理论相结合的产物,是在小波分析研究获得突破的基础上提出的一种前馈型网络。小波网络最早是由法国著名信息科学研究机构 IRISA 的 Qinghua Zhang 等人在 1992 年提出的^[2]。目前,小波分析与神经网络的结合有以下 2 个途径^[3]:一种途径是小波变换与常规神经网络的结合,比较典型的是利用小波分析对信号进行预处理,然后用常规神经网络学习与判别;另一种途径是小波分析与前馈神经网络的融合,即把小波分析的运算融入到神经网络中去。

1.1 小波网络的结构

本课题主要针对小波分析与前馈神经网络融合的小波网络进行研究,这种小波网络的结构形式如图 1 所示^[4]。

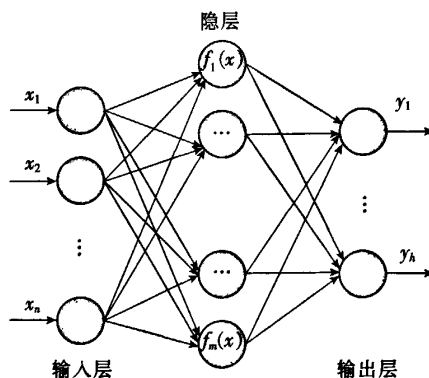


图 1 小波网络结构图

Fig.1 Structure of WN

网络中的隐含层节点部分取为小波函数节点 $f_m(x)$,输出层节点取为求和函数节点,采用逐级学习的方法来训练网络,利用小波函数对信号和函数良好的逼近性能,依据小波分析理论,用小波分析对样本进行分析。

设小波神经网络输入层含 n 个输入节点,用 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示输入矢量,实际应用中它代表被监测系统的状态信息;隐层有 m 个神经元;输出层含 h

个输出节点,输出矢量 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_h)$ 。输入层至中间层连接权为 $\{W_{ij}\}, \{i=1, \dots, m; j=1, \dots, m\}$; 中间层至输出层连接权为 $\{V_{jt}\}, \{j=1, \dots, m; t=1, \dots, h\}$ 。在故障诊断问题中, y_1, y_2, \dots, y_h 一般分别代表被监测系统的 h 个不同的故障。网络的输出为

$$y_t = \sum_{j=1}^m V_{jt} B_j - \theta_t \quad (t=1, \dots, h),$$

式中, B_j 为输入经隐含层节点小波神经元后的输出, V_{jt} 为连接权, θ_t 为阈值。

1.2 小波网络学习算法推导

小波神经网络是在小波分析的基础上提出的一种多层前馈型网络^[9], 可使网络训练从根本上避免局部最优且加快了收敛速度, 具有很强的学习和泛化能力。

小波神经网络与前馈网络的区别在于激活函数, 不是 Sigmoid 非线性函数, 而是小波基函数。所以算法的基本思想是以神经网络的输出和网络的实际输出的误差平方为学习目标函数, 根据最小化的原则来调整网络的权值。下面对小波网络的具体算法进行推导。

在小波网络中, 考虑 Mexican Hat 小波函数

$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4} \right) (1-x^2) e^{-x^2/2}, \quad (1)$$

作为网络的神经元响应函数。为便于计算和编程, 可以将 $\psi(x)$ 函数作一些必要的变换

$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4} \right) e^{-1/2} (1-x^2) e^{(1-x^2)/2}, \quad (2)$$

令 $K = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4} e^{-1/2}, z = 1-x^2$; 同时为了下面的推导, 可以令:

$$f(z) = Kze^{z/2}, \text{ 则}$$

$$f'(z) = Ke^{z/2} + \frac{1}{2} f(z).$$

根据梯度下降法的基本思想, 可以定义如下的误差函数:

$$E_k = \sum_{i=1}^q (c_i^k - y_i^k)^2 / 2 = \sum_{i=1}^q (\delta_i^k)^2 / 2, \quad (3)$$

式中, c_i 为网络的希望输出值, y_i 为实际的输出, $\delta_i^k = (c_i^k - y_i^k) (t=1, \dots, q)$ 。

首先来求 ΔV_{jt} 。

由式(3)得

$$\frac{\partial E_k}{\partial y_i} = -(c_i^k - y_i^k) = -\delta_i^k, \quad (4)$$

由于 $y_i^k = \sum_{j=1}^m V_{jt} b_j - \gamma_i \quad (t=1, \dots, q)$, 则

$$\frac{\partial y_i^k}{\partial V_{jt}} = b_j \quad (t=1, \dots, q; j=1, \dots, m), \quad (5)$$

所以:

$$\frac{\partial E_k}{\partial V_{jt}} = \frac{\partial E_k}{\partial y_i^k} \cdot \frac{\partial y_i^k}{\partial V_{jt}} = -\delta_i^k b_j \quad (t=1, \dots, q; j=1, \dots, m), \quad (6)$$

按梯度下降原则, 连接权 V_{jt} 的调整量 ΔV_{jt} 与 $\frac{\partial E_k}{\partial V_{jt}}$ 的负值成比例变化, 则由式(6)可得

$$\Delta V_{jt} = -\alpha \left(\frac{\partial E_k}{\partial V_{jt}} \right) = \alpha \delta_i^k b_j,$$

$$(0 < \alpha < 1; t=1, \dots, q; j=1, \dots, m). \quad (7)$$

再求 ΔW_{ij} 。

定义 d_i^k 为 E_k 对输出层的输入 B_k 的负偏导, 由式(4)可得

$$d_i^k = -\frac{\partial E_k}{\partial B_k} = -\frac{\partial E_k}{\partial y_i^k} \cdot \frac{\partial y_i^k}{\partial B_k} = \delta_i^k \sum_{j=1}^m V_{jt}$$

$$(t=1, \dots, q; j=1, \dots, m; k=1, \dots, n). \quad (8)$$

同理, 由输入层至中间层连接权的调整, 仍然按梯度下降法的原则进行。中间层各单元的输入 $\{s_j\}$ 为

$$s_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} p_i - \theta_j \quad (j=1, \dots, m), \quad (9)$$

其输出 $\{b_j\}$ 为

$$b_j = \psi(s_j) \quad (j=1, \dots, m), \quad (10)$$

若令 $z_1 = s^2$, 那么可得

$$b_j = f(z_1) \quad (j=1, \dots, m), \quad (11)$$

则

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = \left[\sum_{i=1}^q \frac{\partial E_k}{\partial B_k} \right] \cdot \frac{\partial b_j}{\partial s_j} \cdot \frac{\partial s_k}{\partial W_{ij}}$$

$$= \left[\sum_{i=1}^q -\delta_i^k \sum_{i=1}^m V_{jt} \right] \cdot \frac{\partial b_j}{\partial z_1} \cdot \frac{\partial z_1}{\partial s_j} \cdot \frac{\partial s_j}{\partial W_{ij}}$$

$$= \left[\sum_{i=1}^q d_i^k \right] \cdot f'(z_1) (2s_j) p_i$$

$$(i=1, \dots, n; j=1, \dots, m). \quad (12)$$

设中间各单元的一般化误差为: $\{e_j^k\}, j=1, \dots, p; k=1, \dots, n$ 。 e_j^k 定义为 E_k 对中间层 s_j 输入的负偏导, 于是

$$e_j^k = \frac{\partial E_k}{\partial s_j} = - \left[\sum_{i=1}^q \frac{\partial E_k}{\partial B_k} \right] \cdot \frac{\partial b_j}{\partial s_j} = \left[\sum_{i=1}^q -d_i^k \right] \cdot \frac{\partial b_j}{\partial z_1} \cdot \frac{\partial z_1}{\partial s_j}$$

$$= - \left[\sum_{i=1}^q d_i^k \right] \cdot f'(z_1) (2s_j) \quad (j=1, \dots, p; k=1, \dots, n) \quad (13)$$

所以式(12)可以表示为

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = -e_j^k \cdot p_i, \quad (i=1, \dots, n; j=1, \dots, m), \quad (14)$$

相应的:

$$\Delta W_{ij} = -\beta \left(\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} \right) = \beta \cdot e_j^k \cdot p_{ji}$$

$$(0 < \beta < 1; i=1, \dots, n; j=1, \dots, m), \quad (15)$$

同理, 阈值 $\{\gamma_i\}$ 、 $\{\theta_j\}$ 的调整为:

$$\Delta \gamma_i = \alpha d_i^k \quad (i=1, \dots, q), \quad (16)$$

$$\Delta \theta_j = \beta e_j^k \quad (j=1, \dots, m). \quad (17)$$

以上推导仅是针对一组学习模式进行的。设网络的全局误差为 E , 则

$$E = \sum_{k=1}^n E_k = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^q (c_i^k - \gamma_i^k)^2 / 2. \quad (18)$$

其整个学习过程的具体程序流程如图 2 所示。

2 航空发动机滑油系统故障诊断实例

小波神经网络的故障诊断, 总的思想仍然和其他神经网络的故障诊断方法一致, 就是利用样本训练收敛稳定后的节点连接权值, 向网络输入待诊断的样本征兆参数, 计算网络的实际输出值, 根据输出值的大小确定故障类别^[6]。概括地讲, 应用小波神经网络方法解决工程实际问题, 只需完成 2 项任务, 一是收集和处理好有关信号数据以便构成所需样本, 二是实现所用神经网络。因此, 不需要通常方法所需的复杂建模过程, 方便快捷。不过, 实际上这其中却包含着许多必须仔细考虑的细节和工作, 对于一个实际的故障诊断应用系统的开发而言, 故障诊断知识的获取是一个十分关键的问题。无论是采用基于解析模型的诊断方法, 还是采用基于知识或基于信号分析的诊断方法, 对诊断对象进行故障机理分析都是必不可少的小波神经网络用于故障诊断的一般流程, 如图 3 所示。

航空发动机因构造比较复杂, 同时使用温度比较高, 滑油消耗较大。为保证发动机内各轴承正常工作, 其滑油系统构造也比较复杂, 因而滑油系统故障较多^[7]。根据故障机理分析以及该领域的专家知识, 可以得到滑油系统的故障征兆集、故障原因集以及它们之

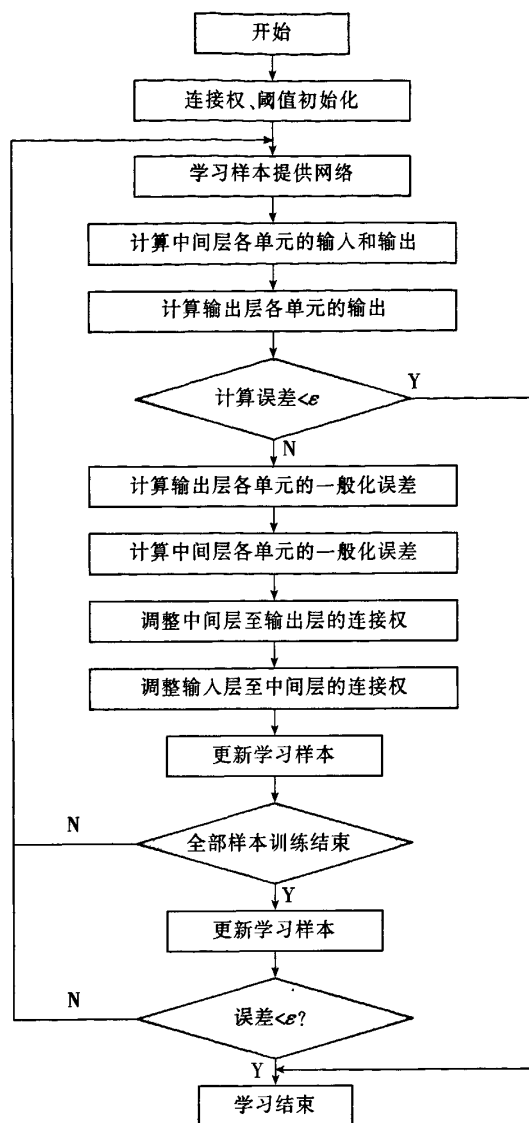


图 2 程序流程图

Fig.2 Flow chart of programmes

间的关系。该系统的故障征兆可由以下 4 个可测的工艺参数表征:

T : 滑油温度(°C);

P : 滑油压力(MPa);

Q_1 : 滑油流量(m^3/s);

Q_2 : 油气压力(MPa)。

以上 4 个参数作为神经网络的输入变量。该系统常见的故障原因如下: F_0 表示系统工作正常; F_1 表示离心通风机故障; F_2 表示三级油泵损坏; F_3 表示卸荷腔排气管堵塞; F_4 表示滑油油气排气管堵塞; F_5 表示

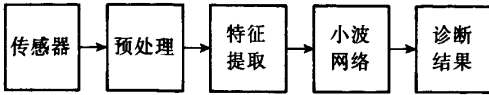


图3 小波网络故障诊断流程图

Fig.3 Flow chart of WN fault diagnosis

放油开关故障; F_6 表示滑油管路故障; F_7 表示系统气塞。

以上8个参数作为神经网络的输出变量, 用一个小波神经网络来处理滑油系统的故障诊断问题, 那么网络的输入节点为4, 输出节点为8。

根据传感器测量得到的滑油的温度、压力和流量等参数, 同时根据故障机理分析以及该领域的专家知识, 得到该滑油系统的故障征兆集、故障原因集以及它们之间的关系故障样本, 如表1所示, 表中N、H、L分别表示正常(Normal), 高(High), 低(Low)。

小波神经网络结构确定以后, 利用故障征兆与故

障原因之间的关系故障样本作为网络的学习对象, 对其进行训练。在训练中要注意的是, 因为小波网络的神经元函数是紧支撑的, 为避免小波网络在训练中落入局部最小区域而达不到期望的结果, 要选择适当的阈值初始值, 然后再分别调整输入层节点到中间层节点的连结权值和中间层到输出层连结权值, 使小波网络的输出达到设计要求, 即实际输出和期望输出的最大误差满足设计误差要求。本例中的小波网络的最大误差选择为0.03。当然其学习训练过程中, 在选择了适当的初始阈值后, 需经过多次反复调节连结权, 才能最终得到符合要求的小波网络。其最终输出最大误差如图4所示。从图4中可以看出小波网络有着较快的收敛速度, 在经过16次学习循环后就符合最大允许误差要求。

我们利用这一小波网络对上述的航空发动机的滑油系统进行故障分类诊断, 故障诊断结果如表2所示。诊断结果表明, 对于已学习过的样本知识, 网络输出与期望结果充分相符, 表明该网络能够正确地实现

表1 故障样本

样本序号	输入数据				输出数据								故障类型
	T	P	Q_1	Q_2	Y_0	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	
1	N	N	N	N	0	0	0	0	0	0	0	0	F_6
2	H	N	N	L	0	1	0	0	0	0	0	1	F_1F_7
3	H	L	N	N	0	1	0	0	0	0	1	0	F_1F_6
4	L	H	N	N	0	0	0	0	1	1	0	0	F_4F_5
5	H	N	L	N	0	0	1	1	0	0	0	0	F_2F_3
6	L	N	H	N	0	0	1	0	0	0	0	0	F_2
7	L	N	N	N	0	0	0	0	1	0	0	0	F_4
8	H	N	N	N	0	1	0	1	1	0	0	0	$F_1F_3F_4$
9	L	N	N	H	0	0	1	0	1	0	0	0	F_2F_4

表2 故障诊断结果

输入值				输出值/%								诊断结果
T	P	Q_1	Q_2	Y_0	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	
H	N	N	L	-1.5	98.4	0	-1.4	-1.4	0	-1.5	98.4	F_1F_7
H	N	N	80%L	-1.7	98.2	-1.4	-2.6	-1.3	-2.6	-1.5	98.2	F_1F_7
H	N	L	N	-1.5	-1.4	98.6	98.6	-1.2	-1.4	-1.2	-1.2	F_2F_3
H	N	80%L	N	-1.7	-1.5	98.4	98.4	-1.5	-1.5	-1.4	-1.5	F_2F_3
H	L	N	N	-1.3	98.4	-1.2	-1.4	-1.4	-1.4	98.4	-1.2	F_1F_6
H	50%L	N	N	-1.5	-2.4	-1.4	-1.2	-2.6	-1.5	-1.4	-1.4	F_1F_6
50%H	50%L	N	N	-2.6	-2.4	-2.0	-2.4	-2.6	-2.4	-2.4	-2.6	F_1F_6

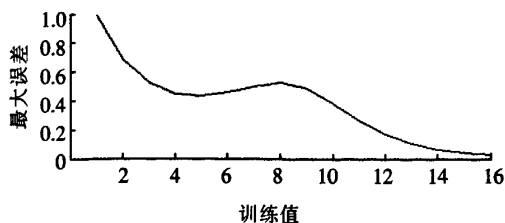


图4 小波网络训练的误差曲线

Fig.4 Curve of training errors of WN

故障分类诊断;当输入数据在一定范围内偏离样本知识时,网络的输出具有接近样本输出的倾向,因而表明了小波神经网络在故障诊断中的实际可行性。不过,对于远远偏离样本的输入数据,小波神经网络的诊断能力将下降,甚至可能得出错误的结论。这也充分说明采用神经网络来处理故障诊断问题,故障诊断机理的必要知识实际上起着十分重要的作用,小波神经网络也是如此。

3 结束语

本课题利用动态系统不同检测传感器测量得到的参数,根据故障机理分析以及该领域的专家知识,得到动态系统的故障征兆集、故障原因集以及它们的关系,采用小波神经网络建立起故障征兆和故障原因的映射关系对故障进行分类,这里主要利用小波网络的非线性映射功能对故障分类诊断。通过本课题的仿真实例,可以看到小波神经网络为解决非线性系统动态过程的故障检测问题提供了一种很好的途径。

参 考 文 献

- [1] Huang Dexian, Jing Yihui. The Application of Wavelet Neural Networks to Nonlinear Predictive Control. Proceeding of the 1997 IEEE International Conference on Neural Networks, Part 2 (of 4). 1997(7), 24-727.
- [2] Zhang Qinghua. Using Wavelet Network in Nonparametric Estimation. IEEE Trans on Neural Networks, 1997, 8(2): 227-236.
- [3] 陈哲,冯天瑾. 小波分析与神经网络结合的研究进展. 电子科学学刊, 2000, 22(3): 496-501.
- [4] 吴桂峰, 翟玉庆, 陈虹, 等. 基于小波-神经网络的奠基振动故障诊断. 控制工程, 2004, 11(2): 152-154.
- [5] 吕朝霞, 胡维礼. 小波网络在控制系统中的应用. 信息与控制, 2000, 29(6): 532-539.
- [6] 武剑辉, 杨学良. 模糊 BP 神经网络及其在故障诊断中的应用. 系统工程与电子技术, 2001, 23(10): 73-75.

[7] 刘建涛. 基于神经网络和专家系统的航空发动机故障诊断研究[D]. 西安: 空军工程大学, 2007. (责编 金卯)

.....
(上接第 79 页)

应力转变为拉应力,且圆周和径向拉应力数值分别达到 40MPa 和 43MPa,分析认为,在温度和进给比一定的情况下,随着半锥角的减小(即变形量的增加),特别是在接近极限变形程度时,单位时间参与变形的金属剧增,旋轮在向下一点运动时,所受的变形阻力剧增,材料的流动均匀性遭到破坏,旋轮通过变形区金属的施力而使已变形区承受附加拉应力,当接近极限变形程度时,其附加拉应力可能超过屈服强度而残留在金属表面,形成残余拉应力。

3 结 论

(1) 试验过程中,旋压进给比增大时,单位时间内参与变形的坯料体积增加,其表面拉应力效应增加,使工件内部因变形不均而产生的残余压应力相应地减小。

(2) 适宜的旋压变形温度范围有利于降低工件表面的残余应力。5A06 铝合金热旋压温度范围为 300℃~400℃之间,高温旋压时由于材料屈服强度的显著降低,其表层与内部金属流动速度的差异而导致表面产生残余拉应力。

(3) 半锥角(即旋压变形程度)对工件表面残余应力的影响不显著,但在极限变形程度附近,材料的流动均匀性遭到破坏,旋压件残余应力剧增,并呈现拉应力状态。5A06 铝合金旋压适宜采用 30°~45°的半锥角。

参 考 文 献

- [1] Shan Debin, Lu Yan, Li Ping, et al. Experimental study on process of cold-power spinning of Ti-15-3 alloy. Journal of Materials Processing Technology, 2001, 115: 380-383.
- [2] Gao Xichen, Kang Dachang, Meng Xiaofeng, et al. Experimental on a new technology-ellipse spinning. Journal of Materials Processing Technology, 1994, 94: 197-200.
- [3] 曾继杰,熊渊博. 金属板材成型中的残余应力与失稳分析. 塑性工程学报, 2005(2): 82-84.
- [4] 孙杰,柯映林. 残余应力对航空整体结构件加工变形的影响分析. 机械工程学报, 2005(2): 117-122.
- [5] 王秋成. 航空铝合金残余应力消除及评估技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
- [6] Kawai K, Yang L N, kudo H. A flexible shear spinning of truncated conical shells with a general-purpose mangle. Journal of Materials Processing Technology, 2000, 113: 28-33.

(责编 慈然)