

文章编号: 1000-8055(2009)04-0892-04

小波网络在某型航空发动机故障诊断中的应用

江传尚, 樊 丁, 马 冲

(西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072)

摘 要: 分析了用小波网络替代神经网络进行模型辨识的优点, 在误差反向传播算法(Error back propagation)的基础上, 结合小波分析理论, 设计了一种小波网络算法. 通过对某型航空发动机的仿真实验, 小波网络能够及时准确地预测出发动机的输出. 同时利用小波变换对残差的分析可以有效地检测出系统所发生的故障.

关 键 词: 航空发动机; 神经网络; 小波网络; 故障诊断

中图分类号: V233.7⁺9

文献标识码: A

Application of the wavelet network in fault diagnosis for some kind of aero-engine

J IANG G Chuan-shang, FAN Ding, MA Chong

(School of Power and Energy,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Advantages of wavelet network in model identification were analyzed. By combining wavelet analysis theory, a wavelet network algorithm was designed based on error back propagation algorithm. Through simulation test for a kind of aero-engine, wavelet can predict the output of engine accurately and in time, meanwhile the engine fault can be detected through error analysis by wavelet transform.

Key words: aero-engine; neural network; wavelet network; fault diagnosis

近年来,将神经网络应用于故障诊断领域并取得了大量的研究成果.神经网络用于故障检测与诊断,采用的是“黑箱机制”.因为基于工业过程机理的故障诊断方法中,对于大型的复杂系统,特别是非线性系统,很难得到精确的数学模型,人们往往求助于神经网络用于非线性系统的辨识,得到以选择适当的具有良好非线性逼近能力的辨识模型,以解决非线性系统的故障诊断问题.航空发动机就是这样一个工作在恶劣环境中的强非线性系统^[1].

小波分析技术是近十几年发展起来的一个新兴数学分支,相比于傅立叶变换,小波变换可以对信号做局部化时频分析,将信号放大到任意所关

心的细节上进行观察分析,目前在语音、通信、地震、生物医学、机械振动、计算机视觉、故障诊断等领域都有很好地应用.小波分析是目前国际上公认的信号信息获取与处理领域的高新技术^[2].

由于神经网络能逼近任意的非线性系统,它的发展为非线性系统的状态估计提供了一条新途径.小波变换则具有良好的时—频局部特性,将小波变换与神经网络技术相结合构成的新的前馈神经网络——小波网络,较常规前馈网络具有无可比拟的优越性:①网络结构的确定有一定的理论指导(借助小波分析理论);②网络中的某些参数可以借助信号的一些物理含义来确定(如平移和伸缩参数,可根据信号时—频域特性确定);③网

收稿日期: 2008-04-06; 修订日期: 2008-08-15

作者简介: 江传尚(1982-),男,安徽桐城人,硕士生,主要研究方向为航空宇航推进理论与工程.

络权值学习算法较常规神经网络简单,并且误差函数关于权值是一个凸函数,不存在局部极小点,收敛速度较快^[1-3]。

我国西北工业大学早在 20 世纪 70 年代中期开始研究航空发动机的数字计算机控制技术,并于 70 年代末通过了地面台架试验。然而,我国对于发动机数控系统中执行机构和传感器的故障检测技术的研究起步较晚,但在传感器故障检测方法上的研究较为深入。但是由于航空发动机的结构复杂,工作范围变化大,影响因素多,所以目前国内真正应用于航空发动机上的方法还相对比较简单、粗放,更多的研究还局限在计算机仿真层面^[4]。本文即结合神经网络和小波分析理论,研究了小波网络在航空发动机故障诊断领域中的应用问题。

1 BP 网络原理及其算法

BP(Back propagation)网络是一种多层前向型神经网络,其神经元的传递函数是 S 型函数,输出量为 0 到 1 之间的连续量,它可以实现从输入到输出的任意非线性映射。由于权值的调整采用反向传播(BP)学习算法,故常称为 BP 网络。

BP 算法分为两个阶段:第一阶段(正向过程)输入信息从输入层经隐层逐层计算各单元的输出值;第二阶段(反向传播过程)输出误差逐层向前算出隐层各单元的误差,并用此误差修正前层权值。BP 算法的学习过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中,输入向量从输入层经过隐层单元处理,传向输出层,再经输出层单元处理。如果输出层的输出与期望值有误差,则将误差反向传播,修改权值,如此反复,直到误差满足要求。BP 典型算法如下^[3,5]:

设 X 和 Y 是一训练对,为使公式简单,令 X 和 Y 是向量。输入为 X ,期望输出为 Y (下标中, O :代表输出, I :代表输入, H :代表隐层,如 $\hat{y}_{ON}$ 代表第 N 个网络实际输出值)。

网络的实际输出

$$Y = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_{ON}] ; \quad (1)$$

隐层第 j 个神经元输入

$$net_{Hj} = \sum_{i=1}^{N_I} W_{ji} x_i ; \quad (2)$$

隐层第 j 个神经元输出

$$O_j = f(net_{Hj}) \quad j = 1, \dots, N_H ; \quad (3)$$

输出层第 k 个神经元输入

$$net_{Ok} = \sum_{j=1}^{N_H} W_{kj} O_j ; \quad (4)$$

输出层第 k 个神经元输出

$$\hat{y}_k = f(net_{Ok}) \quad k = 1, \dots, N_O ; \quad (5)$$

$$\text{误差} \quad E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_O} (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (6)$$

调整输出层权系数

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_{Ok}} \frac{\partial net_{Ok}}{\partial W_{kj}}$$

调整隐层权系数

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial net_{Hj}} \frac{\partial net_{Hj}}{\partial W_{ji}} ; \text{则}$$

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) - \Delta W_{ji} \quad (7)$$

其中 η 为步长,其量值影响学习速率^[6]。

2 小波网络算法设计

小波网络将小波技术和神经网络技术结合起来,从而使两者扬长避短,相互补充。小波网络的结构特点、训练算法和 BP 网络基本一致。不同之处主要在于:BP 网络隐层神经元的激励函数取 S 函数,小波网络则采取满足可允许条件的小波函数 $\phi(t)$ 为激励函数。小波函数 $\phi(t)$ 的选择要根据实际情况而定。输出层的激励函数常见的有 S 函数和线性 Purline 函数。

网络训练过程仍然基于误差逆传播思想,按梯度下降方向调整权值 W 及小波参数 a, b 。由于隐层采取了不同的激励函数,因而在调整权值和小波参数时,所采用的算法在 BP 算法基础上有所变化。变化即是用 $\phi(t)$ 函数代替 S 函数作为隐层神经元的激励函数^[7]。

则调整输出层第 k 个神经元输出公式为

$$\begin{aligned} \hat{y}_k &= f(net_{Ok}) = f\left(\sum_{j=1}^{N_H} W_{kj} O_j\right) = \\ &= f\left[\sum_{j=1}^{N_H} W_{kj} f\left(\sum_{i=1}^{N_I} W_{ji} x_i\right)\right] = \\ &= f\left[\sum_{j=1}^{N_H} W_{kj} \phi_{(a,b)}\left(\sum_{i=1}^{N_I} W_{ji} x_i\right)\right] = \\ &= f\left[\sum_{j=1}^{N_H} W_{kj} \phi_{(a,b)}(net_{Hj})\right] \end{aligned} \quad (8)$$

在梯度下降的思想下,相应的参数调整过程如下:

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (9)$$

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \quad (10)$$

$$a_j(t+1) = a_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_j} \tag{11}$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} \tag{12}$$

其中 a_j, b_j 为中间隐层的伸缩和平移参数;本文选取的小波函数为 Morlet 小波函数.

3 小波网络在航空发动机传感器故障检测中的应用

如图 1 所示,小波网络在故障检测过程中的主要用途是预测非线性对象的输出,该网络与 BP 网络相比较,具有收敛快、实时性好的特点.如果在某一时刻,预测输出和实际输出的差值信号发生了很大的突变,则认为系统发生了故障;当非线性系统的输出含有噪声,且非线性系统参数突变较小时,则差值变化并不明显,在此可以继续利用小波变换的多分辨率分析方法,准确地在时-频域对非线性信号各种频率成分进行“切片式”的定位、定量分析,从而检测出系统的故障.

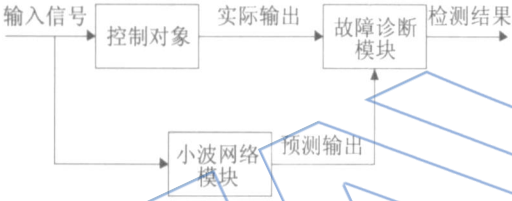


图 1 利用小波网络进行故障检测的原理
Fig. 1 Fault detecting principle using wavelet network

现以某型涡扇发动机在过渡态过程中的低压转子转速为例进行故障诊断仿真.已知一组 $m_f - N_L$ (燃油流量-低压转子转速)数据,在 N_L 测量数据上人为加入一幅值为 2 %的阶跃信号来模拟偏置故障,以验证利用小波网络对系统进行输出预测以及故障检测的效果.

拟定的仿真流程为

- 1) 选取 Morlet 小波函数作为隐层神经元的激励函数,利用 $m_f - N_L$ 数据训练小波网络;
- 2) 在一定输入下,运用训练好的小波网络预测发动机此刻输出 $\hat{y}_k$;
- 3) 求差值信号 $r(t) = y_k(t) - \hat{y}_k(t)$;
- 4) 对 $r(t)$ 做小波多分辨率分析,检测故障结果.

图 2~图 4 为仿真结果.

在图 2 中,我们可以发现小波网络很好地预测了系统的输出,在 N_L 从 74.9 加速到 96.07 的过程中,1 024 个采样点预测误差的平方和为 1.2086,几乎可以忽略.在图 4 中,可以准确检测

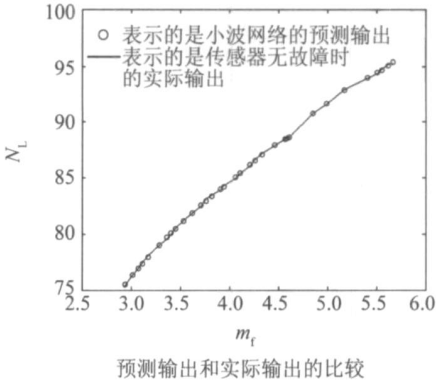


图 2 小波网络的预测效果图
Fig. 2 Forecast results using wavelet network

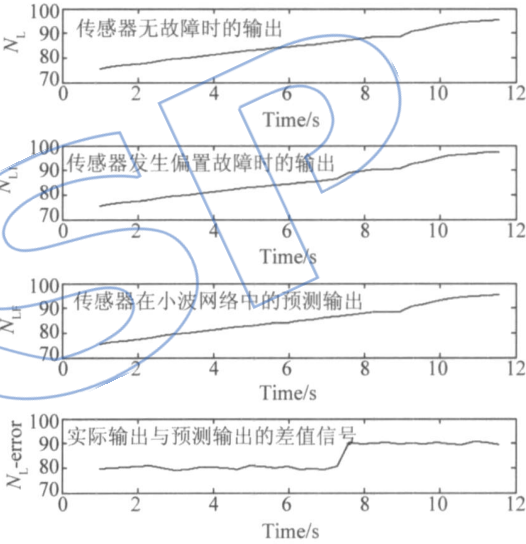


图 3 发生偏置故障时利用小波网络产生残差信号
Fig. 3 Residual signal when bias fault happening

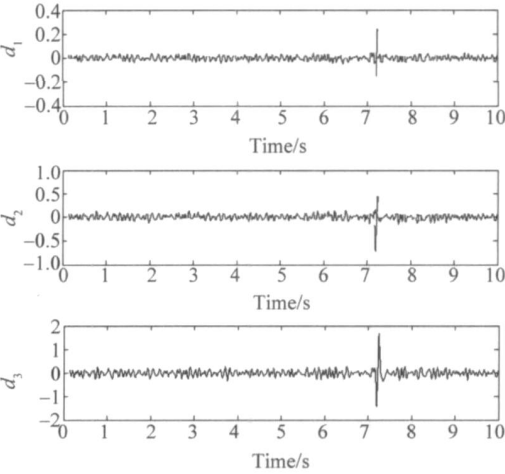


图 4 残差信号在各尺度下的小波系数极值图
Fig. 4 Wavelet coefficients maximum of residual signal in different scales

出系统在 7.27 s (2 % 的阶跃偏置信号被加入) 发生故障. 同时我们看到残差信号在各尺度下的小波系数有幅度很小的快速波动, 这是由于网络预测误差所产生的, 预测误差虽然很小, 但是奇异性较大. 然而, 残差信号和故障信号的小波系数振动幅值在大小上差别很大, 当选择适当的故障判定门限值时, 就可以很轻松地检测出传感器的故障.

4 结束语

本文将小波理论和神经网络理论结合起来, 设计了小波网络算法和故障检测算法. 通过对某型航空发动机的仿真实验, 小波网络能够及时准确地预测出发动机的输出, 预测误差小, 同时, 通过小波变换对残差的分析可以有效地检测出系统的故障, 故障发生时间定位准确.

参考文献:

- [1] ZANG Qinghua, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans. On Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [2] Kreinovich V, Sirisaengtaksin O, Cabren S. Wavelet neural networks are asymptotically optimal approximators for functions of one variable[J]. Florida, U. S. A.: Proceeding of IEEE ICNN, 1994, 1: 299-304.
- [3] 黄宜军. 小波神经网络及其在飞控系统中的应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
HUANG Yijun. Research on wavelet neural network and its application in flight control system[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)
- [4] 阎成鸿. 航空发动机容错控制系统设计[J]. 微计算机信息, 2007, 19: 63-64.
YAN Chenghong. The fault tolerant control system of aero-engine[J]. Microcomputer Information, 2007, 19: 63-64. (in Chinese)
- [5] 冯再勇. 小波神经网络与 BP 网络的比较研究及应用[D]. 成都: 成都理工大学, 2007.
FENG Zaiyong. WNN compared with BP network research and application [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2007. (in Chinese)
- [6] 缙林峰, 王镛根. 基于小波分析的传感器故障检测研究[J]. 计算机仿真, 2007, 11: 37-39.
GOU Linfeng, WANG Yonggen. Sensor fault detection based on wavelet analysis [J]. Computer Simulation, 2007, 11: 37-39. (in Chinese)
- [7] 李建跃. 小波分析在机械故障诊断中的应用[J]. 电子测量技术, 2007, 3: 42-43.
LI Jianyue. Application of wavelet analysis to fault diagnosis for machinery[J]. Electronic Measurement Technology, 2007, 3: 42-43. (in Chinese)