

文章编号:1000-6893(2007)01-0068-04

基于小波过程神经网络的飞机发动机状态监视

钟诗胜, 李 洋

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

Condition Monitoring of Aeroengine Based on Wavelet Process Neural Networks

ZHONG Shi-sheng, LI Yang

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China.)

摘 要: 针对飞机发动机状态监视问题,提出了小波过程神经网络模型。其隐层和输出层为过程神经元,隐层激活函数采用小波函数。该模型结合了过程神经网络可以处理连续输入信号的特点及小波变换良好的时频局域化性质,有更强的学习能力和更高的预测精度。文中给出了相应的学习算法,并以飞机发动机状态监视中排气温度裕度的预测为例,分别利用3层前向过程神经网络和小波过程神经网络进行预测。结果表明,小波过程神经网络结构更简单,收敛速度更快,优于过程神经网络,因而为飞机发动机状态监视提供了一种有效的方法。

关键词: 过程神经元; 小波过程神经网络; 学习算法; 飞机发动机状态监视

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Abstract: Aiming at the problem of aeroengine condition monitoring, a wavelet process neural network (WPNN) model is proposed. Its hidden layer and output layer are composed of process neuron and the hidden layer function consists of wavelet function. The network has not only the capability to deal with the continuous input signals, but also the time-frequency local property of the wavelet analysis. The learning ability of WPNN is better and the predictive precision is higher. The corresponding learning algorithm is given and the network is compared with three layers feedforward process neural network (PNN) by predicting the exhaust gas temperature (EGT). The result exhibits good convergence and simple architecture of the network. The prediction capability is superior to PNN. This provides an effective way for the problem of aeroengine condition monitoring.

Key words: process neuron; wavelet process neural network; learning algorithm; condition monitoring of aero-engine

发动机工作状态的监视,对于及时发现发动机的事故征兆和制定科学的维修策略都有重大的实际意义。发动机的状态参数是随时间变化而变化的过程,因受许多复杂因素的影响而难以用确定的数学模型来预测其变化规律。近年来,已经有许多工程技术人员进行了这方面的研究工作。文献[1]和文献[2]分别应用小波变换和小波神经网络模型对飞机发动机进行故障诊断和建模研究,但是,文中所取发动机的状态参数均为离散的瞬间常量,并且从网络结构和学习算法上看,所建立的模型并没有考虑状态参数随时间变化的累积效应。文献[3]提出了过程神经元和过程神经网络的概念。与传统神经网络相比,过程神经网络可以直接把时变函数或过程作为输入输出信号,因而过程神经元网络是传统人工神经网络在时间域上的扩展,放宽了传统神经网络模型对输入的同步瞬时限制,对于求解众多与过程有关

的实际问题具有较好的适应性^[4]。作者对过程神经网络进行了研究,并取得了一定的成果^[5,6]。本文将过程神经网络和小波分析的理论相结合,提出了小波过程神经网络模型。其输入和权值是时变的,其聚合运算既有对空间的多输入聚合,也有对时间过程的积累。隐层神经元的激励函数采用小波基函数,隐层和输出层阈值由小波的平移与伸缩参数替换。小波过程神经网络结合了过程神经网络可以处理时变信号的能力及小波变换良好的时频局域化性质,从而避免了传统神经网络在解决大容量非线性时变系统的信号处理问题时所存在的不适应性^[7]和学习目标函数的凸性,使网络训练过程从根本上避免了局部最优等非线性优化问题。由于小波神经网络引入了平移和伸缩因子,因此具有更强的函数逼近能力。对于时变性和不确定性的航空发动机状态监视具有很好的应用价值。

1 小波过程神经网络

(1) 过程神经元

过程神经元由过程输入信号加权,时间、空间二维聚合和阈值激励输出4部分运算组成。过程

收稿日期:2005-08-10; 修订日期:2006-03-11

基金项目:国家自然科学基金(60373102,60572174);黑龙江国际合作项目基金。(WH054A01)

通讯作者:钟诗胜, E-mail:zhongss@hit.edu.cn

神经元的结构如图 1 所示。

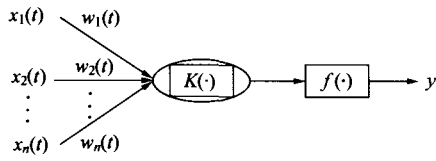


图 1 过程神经元结构图

Fig. 1 Structure of process neuron

图中 $\mathbf{X}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ 为过程神经元的输入矢量; $\mathbf{W}(t) = (w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t))$ 为相应的连接权矢量; $t \in [0, T]$ 为时间采样区间, $K(\cdot)$ 为过程神经元的时间聚合基函数; $f(\cdot)$ 为激励函数。过程神经元的输入与输出之间的关系为

$$y = f((\mathbf{W}(t) \oplus \mathbf{X}(t)) \otimes K(\cdot) - \theta) \quad (1)$$

式中: \oplus 表示某种空间聚合运算; \otimes 表示某种时间聚合运算; θ 为过程神经元阈值。

(2) 小波分析

函数 $\psi(x) \in L^2(R)$ 若满足如下条件:

$$C_\psi = \int_R \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2)$$

则函数 $\psi(x)$ 成为一个基本小波或母小波, 其通过伸缩平移可产生一组小波函数基,

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (3)$$

式中: a, b 分别为伸缩、平移尺度因子。对于任意函数 $f(x) \in L^2(R)$, 其连续小波变换可表示为

$$W_f(a, b) = (f, \psi_{a,b}) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b}(x) f(x) dx \quad (4)$$

(3) 小波过程神经网络模型

由若干个过程神经元按一定的拓扑结构组成并且隐层激活函数采用小波函数的网络称为小波过程神经网络。本文采用的为 3 层前向小波过程神经网络。设输入层有个 n 单元, 隐层由 m 个小波过程神经元组成, 输出层只有 1 个单元, 则网络拓扑结构为 $n-m-1$, 如图 2 所示。

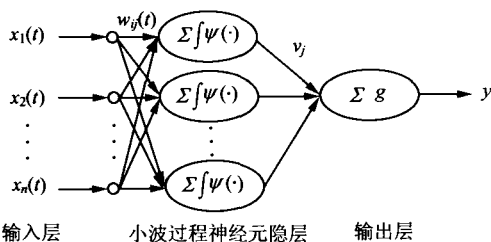


图 2 小波过程神经网络

Fig. 2 Wavelet process neural networks

小波过程神经网络输入与输出之间的关系为:

$$y = g \left[\sum_{j=1}^m v_j \psi \left(\frac{\int_0^T \sum_{i=1}^n x_i(t) w_{ij}(t) dt - b_j}{a_j} \right) \right] \quad (5)$$

式中: $\mathbf{X}(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ 为小波过程神经网络的输入函数矢量; $w_{ij}(t)$ 为隐层第 j 个过程神经元与输入层第 i 个单元的连接权函数; v_j 为隐层第 j 个过程神经元与输出层单元的连接权值; ψ 为小波基函数; g 为输出层单元的激励函数, 本文中取为线性函数; y 为网络输出。

2 小波过程神经网络的学习算法

(1) 函数正交基展开

由式(5)可以看出过程神经网络的时间累积运算比较复杂, 为此引入一组合适的正交基函数将输入函数和连接权函数同时展开^[8], 以达到简化时间累积运算的目的。

设 $b_1(t), b_2(t), \dots, b_p(t), \dots$ 为 $C([0, T])$ 空间上一组标准正交基函数, 由数学分析理论^[9]则有

$$\begin{cases} x_i(t) = \sum_{k=1}^L c_i^k b_k(t), & c_i^k \in R \\ w_{ij}(t) = \sum_{l=1}^L w_{ij}^l b_l(t), & w_{ij}^l \in R \end{cases}$$

根据正交函数的性质, 有

$$\int_0^T b_k(t) b_l(t) dt = \begin{cases} 1, & k = l \\ 0, & k \neq l \end{cases}$$

因此, 式(5)可以转化为

$$y = g \left[\sum_{j=1}^m v_j \psi \left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^L c_i^k w_{ij}^k - b_j}{a_j} \right) \right] \quad (6)$$

(2) 学习过程

为提高小波过程神经网络的精度和加快网络的收敛速度, 本文采用带动量项的自适应变步长来调整学习率的反向传播算法。该方法是在反向传播时, 在每一个权值变化的基础上加上一项正比于前次权值变化量的值, 并且对于不同的连接权系数实际采用了不同的学习率。小波过程神经网络的待训练参数调整规则为

$$\left. \begin{aligned} w_{ij}(t+1) &= w_{ij}(t) - \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \mu \Delta w_{ij}(t) \\ v_j(t+1) &= v_j(t) - \frac{\partial E}{\partial v_j} + \mu \Delta v_j(t) \\ a_j(t+1) &= a_j(t) - \frac{\partial E}{\partial a_j} + \mu \Delta a_j(t) \\ b_j(t+1) &= b_j(t) - \frac{\partial E}{\partial b_j} + \mu \Delta b_j(t) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

本文的激励函数采用 Morlet 母小波, 它是余弦调制的高斯波。Morlet 小波在时、频域局部特性都较好, 表示为

$$\psi(x) = \cos(1.75 \frac{x-b}{a}) \exp\left[-\left(\frac{x-b}{a}\right)^2 / 2\right] \quad (8)$$

3 飞机发动机状态监视

为降低维修成本,世界各大航空公司均采取了“视情维修”的维修方式,即根据发动机状态来确定发动机是否需要返厂修理及进行何种维修,这样可以在保障安全的前提下,大大提高发动机的装机使用时间,降低运营成本。飞机发动机排气温度,即 EGT,是飞机发动机的重要状态参数^[10]。由于发动机部件性能衰退或故障均会引起排气温度 EGT 上升,特别是起飞时发动机转速大,排气温度高,对使用寿命影响大,所以在国内外 EGT 都成为发动机状态监视的重要指标。对 EGT 的监视已在发动机更换、控制合理风扇和压气机清洗时限、检查翻修质量和发动机延寿方面成为重要的技术依据。本文以 JT9D-7R4E 涡扇发动机为对象,对其排气温度裕度 EGT 分别用小波过程神经网络和 3 层前向过程神经网络进行定性的诊断,并将仿真结果进行了比较和讨论。

发动机的 EGT 数据取自北京飞机维修工程公司所维修的中国国际航空公司的飞机,其发动机所属机群编号为 767-ER,发动机型号为 JT9D-7R4E,发动机编号为 716928,飞机号为 B2553。采样时间为 2000 年 1 月 4 日至 2000 年 12 月 18 日,采样时间间隔一般为 1 周左右,这里近似看做等间距采样,共采得 44 个离散数据。由于小波过程神经网络的输入是一个连续函数,为此将连续的 8 个离散数据进行拟合,构成一个时序函数作为小波过程神经网络的输入函数,以第 9 个数据作为输出。为了简化小波过程神经网络的计算,将小波过程神经网络的输入函数及连接权函数由勒让德基函数展开,基函数个数为 6 个。共得到 36 组样本,前 30 组样本作为小波过程神经网络的训练样本。小波过程神经网络的拓扑结构为 1-11-1。初始化小波过程神经网络的伸缩、平移尺度因子^[11],网络误差精度设定为 0.005,初始学习速率设为 0.01,动量项系数 0.8。最大迭代次数 5 000 次。为进行对比分析,在同样条件下,采用 3 层前向过程神经网络进行 EGT 预测,学习误差曲线如图 3 所示。

由图 3 可以看出,小波过程神经网络的收敛速度快,远远高于 3 层前向过程神经网络的收敛速度。小波过程神经网络迭代 270 次后收敛,而前向过程神经网络迭代 1 301 次后才收敛。

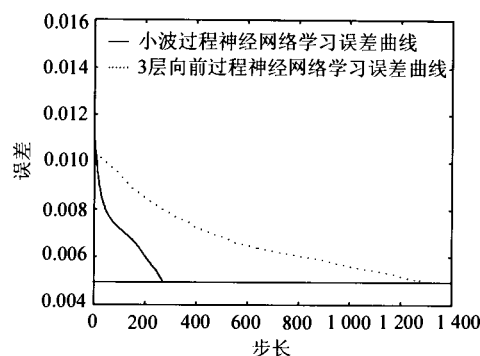


图 3 学习误差曲线

Fig. 3 Error curve of learning

为测试学习完成后小波过程神经网络的泛化能力,用后 6 组非训练样本进行测试。测试结果见表 1,平均相对误差为 0.61%,最大相对误差为 1.30%,满足实际工程要求,完全胜任对发动机健康状况进行实时监视。

表 1 小波过程神经网络预测 EGT 测试结果

Table 1 Results of WPNN EGT forecast

样本号	实际值/℃	预测值/℃	绝对误差/℃	相对误差/%
1	35.400 0	35.375 8	0.024 2	0.07
2	35.900 0	35.616 3	0.283 7	0.79
3	35.700 0	36.164 2	0.464 2	1.30
4	37.100 0	37.097 3	0.002 7	0.01
5	36.600 0	36.352 3	0.247 7	0.68
6	38.700 0	38.377 4	0.322 6	0.83

在同样条件下,采用 3 层前向过程神经网络进行 EGT 预测,用后 6 组非训练样本进行测试,测试结果见表 2。

表 2 3 层前向过程神经网络预测 EGT 测试结果

Table 2 Results of PNN EGT forecast

样本号	实际值/℃	预测值/℃	绝对误差/℃	相对误差/%
1	35.400 0	36.880 5	1.480 5	5.43
2	35.900 0	37.263 7	1.363 7	8.89
3	35.700 0	35.604 8	0.095 2	3.95
4	37.100 0	35.879 2	1.220 8	6.47
5	36.600 0	37.709 0	1.109 0	1.32
6	38.700 0	37.797 3	0.902 7	5.91

由仿真结果可知,小波过程神经网络能够较好地处理发动机健康状况监视问题。由表 1 和表 2 可以看出,3 层前向过程神经网络的预测结果误差较大,小波过程神经网络的误差却控制在较小的范围内。前向过程神经网络预测 EGT 的测试结果的平均相对误差为 5.33%,小波过程神经网络预测 EGT 的测试结果的平均相对误差仅为 0.61%。这说明 3 层前向过程神经网络对于像发动机这样复杂的系统,其泛化能力低于小波过程神经网络。

实际上,大多数前向多层网络都是基函数网络,如正交函数网络、样条函数网络、径向基函数网络和BP网络等,而基于Sigmoid基函数的网络是使用较为广泛的一类。尽管这种网络具有较强的函数逼近和容错能力,但从函数表示的角度出发,它是一类次优网络。Sigmoid函数是一具有 k 次光滑度的 C^k 函数($k \rightarrow \infty$),它的能量具有无限性,使得人们不能用能量有限的带限函数来逼近它,也不能找到它与被逼近函数对应的局部特性;并且Sigmoid函数不满足小波分析理论中定义的框架条件,所以不能保证解的惟一性。小波网络能够克服以上的不足,从而使小波网络有很强的建模能力,不仅收敛速度变快,而且精度有所提高。

4 结 论

(1) 本文提出了小波过程神经网络,它是基于小波分析和过程神经网络建立的一类新型前馈网络,由于它结合了小波变换良好的时频局部化性质和过程神经网络处理时变信号的能力,因而具有较强的逼近和容错能力。

(2) EGT是飞机发动机的重要参数之一,通过监视EGT值能够判断飞机发动机的性能及衰退情况。针对EGT受许多复杂因素的影响且随时间而变化,难以确定其变化规律,本文采用小波过程神经网络方法较好地解决了此问题。

参 考 文 献

- [1] 瞿红春,王珍发. 小波变换在航空发动机故障诊断中的应用[J]. 中国民航学院学报,2001,19(4):20-23.
Qu H C, Wang Z F. Application of wavelet transform in aircraft engine fault diagnosis[J]. Journal of Civil Aviation University of China,2001,19(4):20-23. (in Chinese)
- [2] 卓刚,孙健国,杨刚. 基于小波神经网络的航空发动机建模研究[J]. 南京航空航天大学学报,2004,36(6):728-731.
Zhuo G, Sun J G, Yang G. Aeroengine modeling based on wavelet neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 36(6): 728-731. (in Chinese)
- [3] 何新贵,梁久祯. 过程神经网络的若干理论问题[J]. 中国工程科学,2000,2(12):40-44.
He X G, Liang J Z. Some theoretical issues on procedure-neural networks[J]. Engineering Science, 2000, 2(12): 40-44. (in Chinese)
- [4] 何新贵,梁久祯,许少华. 过程神经网络的训练及其应用[J]. 中国工程科学,2001,3(4):31-35.
He X G, Liang J Z, Xu S H. Learning and applications of procedure neural networks[J]. Engineering Science, 2001, 3(4): 31-35. (in Chinese)
- [5] 钟诗胜,丁刚. 双并联过程神经网络及其应用研究[J]. 控制与决策,2005,20(7):764-768.
Zhong S S, Ding G. Research on double parallel feedforward process neural networks and its application[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 20(7): 764-768. (in Chinese)
- [6] Ding G, Zhong S S. Time series prediction by parallel feedforward process neural networks with time-varied input and output functions[J]. Neural Network World, 2005, 15(2):137-147.
- [7] 刘志刚,王晓茹,钱清泉. 小波网络的研究进展与应用[J]. 电力系统自动化,2003,27(6):73-79.
Liu Z G, Wang X R, Qian Q Q. A review of wavelet networks and their applications[J]. Automation of Electric Power System, 2003, 27(6): 73-79. (in Chinese)
- [8] 许少华,何新贵. 基于函数正交基展开的过程神经网络学习算法[J]. 计算机学报,2004,27(5):645-650.
Xu S H, He X G. Learning algorithms of process neural networks based on orthogonal function basis expansion[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(5): 645-650. (in Chinese)
- [9] 柳重堪. 正交函数及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,1982:1-6.
Liu Z K. Orthogonal function and its application[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1982: 1-6. (in Chinese)
- [10] 北京飞机维修工程有限公司. Δ EGT与EGT在发动机状态监控中的作用及运用[R]. 民航发动机可靠性研究课题总结,2000.
Beijing Aircraft Maintenance and Engineering Corporation. The function and handling of Δ EGT and EGT margin in aircraft engine condition monitoring[R]. The Reliability Research Program Summary of Civil Aviation Engine, 2000. (in Chinese)
- [11] 张治国,孙德波,伞冶. 小波神经网络建模研究[J]. 计算机测量与控制,2003,11(2):147-149.
Zhang Z G, Sun D B, San Y. Research on the approximation properties of wavelet neural networks[J]. Computer Measurement and Control, 2003, 11(2): 147-149. (in Chinese)

作者简介:



钟诗胜(1964—) 男,教授,博士生导师,博士。主要研究方向:人工智能及其应用、CMIS、故障诊断等。电话:0451-86413847-2, E-mail:zhongss@hit.edu.cn



李 洋(1978—) 男,博士研究生。主要研究方向:人工智能及其应用、故障诊断等方向研究。电话:0451-86413847-2, E-mail:ansys-man@sohu.com

(责任编辑:刘振国)