

# 基于双隐层过程神经网络的飞机发动机故障检测<sup>\*</sup>

李 洋, 钟诗胜

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 利用双隐层过程神经网络模型可以直接处理时变信号的特点, 提出了一种用双隐层过程神经网络模型对飞机发动机进行故障检测的方法。由过程神经元隐层完成对输入信息过程模式特征的提取和对时间的聚合运算, 非时变一般神经元隐层用于提高网络对系统输入输出之间复杂关系的映射能力。分别利用递归神经网络和双隐层过程神经网络对发动机排气温度裕度进行仿真预测。结果表明, 双隐层过程神经网络收敛速度快、精度高, 优于递归神经网络的预测结果。为飞机发动机状态监测问题提供了一种有效的方法。

**关键词:** 双隐层过程神经网络<sup>+</sup>; 航空发动机; 故障检测; 视情维修<sup>+</sup>

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

文章编号: 1001-4055 (2006) 06-0559-04

## Failure detection of aeroengine based on process neural network with double hidden-layers

LI Yang, ZHONG Shi-sheng

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Inst. of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Process neural network (PNN) with double hidden-layers model was proposed to detect aeroengine failure. The network can deal with the time-varied signals. The hidden layer of process neuron executes time aggregation operation while the hidden layer of generic neuron raises the mapping capability of the network to complex relation between the system input and output. The network was compared with recurrent neural network (RNN) by predicting exhaust gas temperature (EGT). The results exhibit good convergence and high accuracy of the network and the predictive capability is superior to RNN. This provides an effective way for aeroengine failure detection.

**Key words:** Process neural network (PNN) with double hidden-layers; Aircraft engine; Fault detection; On condition maintenance<sup>+</sup>

### 1 引 言

发动机工作状态的检测, 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。神经网络强大的非线性映射能力和并行处理能力, 非常适合于解决发动机的故障检测问题<sup>[1]</sup>。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<sup>[2,3]</sup>。但是这些研究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。然而在实际问题中, 许多系统的输入是依赖于时间变化的连续函数, 其输出值既依赖于输入函数的空间聚合, 又与时间的累计效应密切相关。针对这一问题, 文献[4]提出了过程神经网络模型。过程神经元与传统神经元不同之处在于过程神经元的输入和权值可以是时变的, 其聚合运算中既有对空间的多输入聚合, 也有对时间过程的积累。过程神经网络是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。因此, 对于求解与过程有关的众多实际问

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2005-11-24; 修订日期: 2006-04-06。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60373102, 605721740); 欧盟科技项目基金 (ASI/B7-301/98/679-023)。

作者简介: 李 洋 (1978—), 男, 博士生, 研究领域为人工智能及其应用与故障检测等。E-mail: ansysman@sohu.com

题有着广泛的应用价值。本文所用的双隐层过程神经网络通过过程神经元隐层完成对输入信息过程模式特征的提取和对时间的聚合运算,一般神经元隐层用于提高系统输入输出之间复杂关系的映射能力,以增强网络的柔韧性和知识存储能力<sup>[5]</sup>。仿真实验证明了双隐层过程神经网络模型对加快收敛速度及提高预测精度的有效性及可行性。这种双隐层过程神经网络模型还为实现维修策略从经验性的定期维修改变到更科学的视情维修提供了重要的基础,对于时变性和不确定性的航空发动机故障检测具有重要的意义。

## 2 双隐层过程神经网络

### 2.1 双隐层过程神经网络模型

考虑多输入单输出的网络结构,本文构建了一种四层双隐层过程神经网络。输入层有  $n$  个节点单元,用于完成系统  $n$  个时变信号输入;第一隐层由  $m$  个过程神经元节点,用于完成输入信号的空间加权聚合及激励输出;第二隐层由  $k$  个非时变一般神经元节点组成,用于提高网络对系统输入输出之间复杂关系的非线性映射能力;输出层由一个过程神经元节点构成,用于完成系统输出。所构建的多输入单输出四层结构的双隐层过程神经网络模型如图 1 所示。

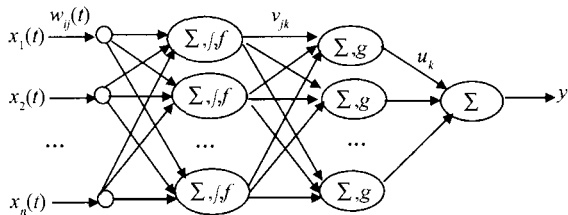


Fig. 1 Model of process neural network with double hidden-layers

双隐层过程神经网络的输入输出关系为

$$y = \sum_{k=1}^K u_k g \left( \sum_{j=1}^m v_{jk} f \left( \int_0^T \left( \sum_{i=1}^n w_{ij}(t) x_i(t) \right) dt - \theta_j \right) - \theta_k \right) \quad (1)$$

式中  $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$  为小波过程神经网络的输入函数矢量,  $w_{ij}(t)$  为第一隐层第  $j$  个过程神经元与输入层第  $i$  个单元的连接权函数,  $v_{jk}$  为第一隐层第  $j$  个过程神经元与第二隐层第  $k$  个神经元的连接权值,  $\theta_j$  为第一隐层第  $j$  个过程神经元的输出阈值,  $\theta_k$  为第二隐层第  $j$  个过程神经元的输出阈值,  $f$  为第一隐层的激励函数,  $g$  为第二隐层的激励函数,

$u_k$  为第二隐层的输出,  $y$  为网络输出。

### 2.2 双隐层过程神经网络的学习算法

由式(1)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,以达到简化时间累积运算的目的。

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

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^L c_i^k b_k(t), c_i^k \in R;$$

$$w_{ij}(t) = \sum_{l=1}^L w_{ij}^l b_l(t), w_{ij}^l \in R$$

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(1)可以转化为

$$y = \sum_{k=1}^K u_k g \left( \sum_{j=1}^m v_{jk} f \left( \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^L w_{ij}^l c_i^l - \theta_j \right) - \theta_k \right) \quad (2)$$

根据梯度下降算法,双隐层过程神经网络的待训练参数调整规则为

$$\begin{cases} u_k = u_k + \alpha \Delta u_k \\ v_{jk} = v_{jk} + \beta \Delta v_{jk} \\ w_{ij} = w_{ij} + \gamma \Delta w_{ij} \\ \theta_j = \theta_j + \eta \Delta \theta_j \\ \theta_k = \theta_k + \lambda \Delta \theta_k \end{cases} \quad (3)$$

式中  $\alpha, \beta, \gamma, \eta, \lambda$  为网络学习效率。

## 3 双隐层过程神经网络的验证

为了验证双隐层过程神经网络处理时变信号的有效性,可应用文献中广泛研究的无序 Mackey-Glass 时间序列<sup>[6]</sup>,其公式如下

$$\frac{dx}{dt} = \frac{ax(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - bx(t) \quad (4)$$

式中  $t$  为变量,  $x$  为  $t$  的函数,  $\tau$  为延迟时间。设  $a = 0.2, b = 0.1, \tau = 17, x$  的初始值为  $x(0) = 1.2$ 。针对式(4)由欧拉法得到 408 个数据  $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,408}$ 。以连续的 8 个离散数据作为该网络的输入,以第 9 个数据作为输出,则可以得到 400 组样本,前 200 组样本作为该网络的训练样本,后 200 组样本作为测试样本,用递归神经网络进行预测,根据文献[7]网络的拓扑结构取为 8-37-1。将连续的 8 个离散数据进行拟合,构成一个时序函数作为过程神经网络的输入函数,以第 9 个数据作为输出,将过程神经网络的输入函数及

连接权函数由三角基函数展开,基函数个数为 6 个。则同样可以得到 400 组样本,前 200 组样本作为双隐层过程神经网络的训练样本,后 200 组样本作为测试样本,用双隐层过程神经网络进行预测,网络的拓扑结构取为 1-36-28-1 得到的网络输出结果与 Mackey-Glass 时间序列的结果对比如图 2 所示。图中,实线为 Mackey-Glass 时间序列的计算结果,虚线为递归神经网络的预测结果。“\*”线为双隐层过程神经网络的预测结果。由图 2 可以看出,双隐层过程神经网络不但能够较好地解决 Mackey-Glass 时间序列预测问题,而且比递归神经网络的预测精度有所提高,也由此验证了双隐层过程神经网络处理时变信号的正确性和有效性。

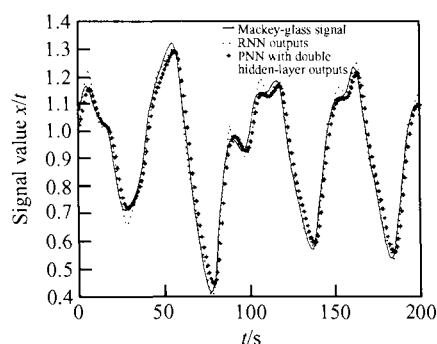


Fig. 2 Prediction of Mackey-Glass time series

## 4 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,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(EGT),是飞机发动机的重要参数<sup>[8,9]</sup>。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 EGT 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,对其排气温度裕度分别用前向传统神经网络和双隐层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<sup>[10]</sup>,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,这里近似看作等间距采样,共采得 44 个离散数据。将连续的 8 个离散数据进行拟合,构成一个时序函数作为双隐层过程神经网络的输入函数,以第 9 个数据作为输出。双隐层过程神经网络的拓扑结构为 1-80-60-1。将双隐层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 组样本作为双隐层过程神经网络的训练样本。网络误差精度设定为 0.01,学习速率为 0.05,最大迭代次数 1 000 次。网络经 68 次学习迭代后收敛。为进行对比分析,在同样条件下,采用递归神经网络进行 EGT 预测,网络的拓扑结构为 1-60-1,网络经 384 次学习迭代后收敛。两种网络模型的学习误差曲线如图 3 所示。

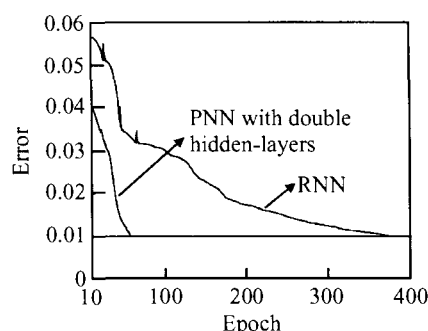


Fig. 3 Learning error curve

为测试学习完成后双隐层过程神经网络的泛化能力,用后 6 组非训练样本进行测试。测试结果如表 1 所示,平均相对误差为 1.65%,最大相对误差为 2.86%,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。

Table 1 Result of PNN EGT forecast

Sample number	Actual value/℃	Desired value/℃	Absolute error/℃	Relative error/%
1	35.400 0	35.498 2	0.098 2	0.28
2	35.900 0	34.871 8	1.028 2	2.86
3	35.700 0	36.295 4	0.595 4	1.67
4	37.100 0	36.578 6	0.521 4	1.41
5	36.600 0	37.019 4	0.419 4	1.15
6	38.700 0	37.727 9	0.972 1	2.51

在同样条件下,用递归神经网络进行 EGT 预测,用后 6 组非训练样本进行测试,测试结果如表 2 所示。

Table 2 Result of RNN EGT forecast

Sample number	Actual value/℃	Desired value/℃	Absolute error/℃	Relative error/%
1	35.400 0	34.204 0	1.196 0	3.38
2	35.900 0	35.532 0	0.368 0	1.03
3	35.700 0	34.283 8	1.416 2	3.97
4	37.100 0	35.518 1	0.625 6	4.26
5	36.600 0	37.225 6	2.121 6	1.71
6	38.700 0	36.682 3	2.017 7	5.21

由仿真结果可知,双隐层过程神经网络能够较好的处理发动机健康状况监视问题。由表 1 和表 2 可以看出,递归神经网络的预测结果有很大的误差,双隐层过程神经网络的误差却控制在较小的范围内。递归人工神经网络预测 EGT 的测试结果的平均相对误差为 3.26%,双隐层过程神经网络预测 EGT 的测试结果的平均相对误差仅为 1.65%。这说明递归神经网络对于像发动机这样参数随时间变化的系统,其泛化能力低于双隐层过程神经网络。实际上,递归神经网络由于受输入的同步瞬时限制,在处理时变信息时,忽略了输入输出的时间累计效应,必然会带来较大的误差。同时,由于依赖于时间采样往往数据量较大,而递归神经网络还难于解决较大样本的学习和泛化问题。双隐层过程神经网络较好地解决了上述问题,从而大大提高网络模型的建模能力,不仅收敛速度变快,而且精度有所提高。

## 5 结 论

(1) 本文提出了用双隐层过程神经网络对飞机发动机进行状态监视的方法。双隐层过程神经网络结合了传统神经网络对系统输入输出之间复杂关系的映射能力和过程神经网络处理时变信号的特点,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,本文采用双隐层过程神经网络方法较好地解决了此问题。

## 参考文献:

- [1] 叶志锋,孙健国.应用神经网络诊断航空发动机气路故障的前景[J].推进技术,2002,23(1). (Ye Zhi-feng, Sun Jian-guo. Prospect for neural networks used aeroengine fault diagnosis technology[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2002, 23(1).)
- [2] 杨建国,孙 扬,郑 严.基于小波和模糊神经网络的涡喷发动机故障诊断[J].推进技术,2001,22(2). (Yang Jian-guo, Sun Yang, Zheng Yan. Fault diagnosis for turboengine based on wavelet and fuzzy neural network [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2001, 22(2).)
- [3] 叶志锋,孙健国.基于概率神经网络的发动机故障诊断[J].航空学报,2002,23(2):155~157.
- [4] 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.
- [5] 许少华,何新贵,尚福华.基于基函数展开的双隐层过程神经元网络及其应用[J].控制与决策,2004,19(1):36~39.
- [6] Mackey M C, Glass L. Oscillations and chaos in physiological control systems[J]. *Science*, 1977, 197(4300): 287~289.
- [7] Sung-Suk Kim. Time-delay recurrent neural network for temporal correlations and prediction[J]. *Neurocomputing*, 1998, 20(4): 253~263.
- [8] 贺尔铭,宋力涛. EGT 影响因素分析及提高 EGT 裕度的措施[J].航空维修与工程,1999,6(6):20~21.
- [9] 付尧明.民用涡扇发动机在使用和维护中的 EGT 裕度管理[J].航空维修与工程,2005,1(1):44~45.
- [10] 北京飞机维修工程有限公司.  $\angle$  EGT 与 EGT 裕度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,2000,7:33~43.

(编辑:刘萝威)