

文章编号: 1000-8055(2000)02-0205-04

基于 RBF 网络的航空发动机辨识模型

丁凯峰 樊思齐

(西北工业大学 709 教研室, 陕西 西安 710072)

摘要: 利用实测到的发动机飞行试验数据作为学习样本, 采用径向基函数(RBF)神经网络建立了发动机的辨识模型。利用这种方法对不同飞行高度发动机的参数进行了辨识, 并与几种 BP 网络进行了比较。研究结果表明: 这种方法具有训练时间短、学习速度快、辨识精度高等优点。

关键词: 航空发动机; 数学模型; 神经网络; 辨识

中图分类号: V 233. 7 文献标识码: A

1 引言

航空发动机是一个复杂的非线性系统, 传统的发动机数学模型是以部件级气动热力模型为基础^[1], 对发动机的部件特性依赖性很大。由于发动机在测量、制造、装配上存在误差, 而且发动机在使用过程中会出现性能蜕变, 因而以这种方式建立的发动机模型的精度有时并不能令人满意^[2]。由于人工神经网络能高度逼近非线性系统并对复杂不确定问题具有自适应和自学习能力^[3], 因而近年来有人尝试用人工神经网络对发动机模型进行辨识^[4~7]。这些辨识方法大都采用 BP 网络, 对初始值较敏感, 隐层的节点数要经过多次尝试, 学习速度慢且容易陷入局部极小点。本文采用 RBF 网络对发动机模型进行了辨识, 研究结果表明采用这种方法具有明显的优越性。

2 用 RBF 网络逼近发动机模型

航空发动机可用如下离散形式的非线性方程表示:

$$\begin{aligned} n_1(k+1) &= f_1[n_1(k), n_2(k), m_f(k), \\ &\quad H(k), M(k)] \\ n_2(k+1) &= f_2[n_1(k), n_2(k), m_f(k), \\ &\quad H(k), M(k)] \end{aligned}$$

式中: n_1 和 n_2 分别为发动机的低、高压转子转速,

m_f 为供油量, H 和 M 分别为飞行高度和马赫数。

2.1 RBF 网络的结构及原理

理论上已经证明: 一个三层神经网络具有任意的非线性逼近能力。因而可用一个图 1 所示的

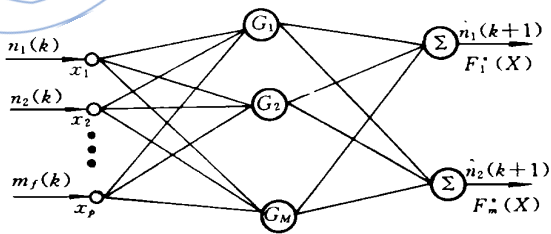


图 1 RBF 网络结构图

三层 RBF 神经网络来逼近上述非线性系统。

$$\begin{aligned} \hat{n}_1(k+1) &= g_1[n_1(k), n_2(k), m_f(k), \\ &\quad H(k), M(k)] \\ \hat{n}_2(k+1) &= g_2[n_1(k), n_2(k), m_f(k), \\ &\quad H(k), M(k)] \end{aligned}$$

式中: $g_1(\cdot)$ 和 $g_2(\cdot)$ 表示非线性映射。

RBF 网络是一种三层前向网络, 输入层由信号源结点组成, 第二层为隐含层, 第三层为输出层, 从输入层到隐含层的变换函数是 RBF, 而从隐含层到输出层的变换是线性的。

本文选取的 RBF 为高斯函数:

$$Q(v) = \exp\left[-\frac{v^2}{2\sigma^2}\right] \quad (\sigma > 0, v \geq 0) \quad (1)$$

收稿日期: 1999- 05- 21; 修订日期: 1999- 07- 13

作者简介: 丁凯峰(1965-), 男, 西北工业大学 709 教研室, 博士生

RBF 网络逼近问题可描述为: 已知输入信号 $X_i \in R^p$ ($i = 1, 2, \dots, M$); 期望响应 $d_i \in R^1$ ($i = 1, 2, \dots, N$)。本文中:

$$X = [n_1(k), n_2(k), m_f(k), H(k), M(k)]^T$$

$$d = [n_1(k+1), n_2(k+1)]^T$$

求函数 $F(X)$, 使评价泛函

$$\xi(F) = \xi_s(F) + \lambda \xi_r(F) \quad (2)$$

达到极小。其中: λ 为正规化参数

$$\xi_s(F) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [d_i - F(X_i)]^2 \quad (3)$$

$$\xi_r(F) = \frac{1}{2} \|PF\|^2 \quad (4)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数, P 为线性微分算子。

如果 P 是位移和旋转不变的, 极小化问题的解也可表示为:

$$F(X) = \sum_{i=1}^N w_i G(\|X - X_i\|) \quad (5)$$

正规化问题逼近解为:

$$F^*(X) = \sum_{i=1}^M w_i G(X; t_i) = \sum_{i=1}^M w_i G(\|X - t_i\|) \quad (M < N) \quad (6)$$

当 $G(\cdot)$ 为高斯 RBF 时, 可表示为:

$$G(\|X - t_i\|_{ci}) = \exp\left[-\frac{1}{2}(X - t_i)^T C_i^T C_i (X - t_i)\right] \quad (7)$$

根据上述逼近解, 并将输出扩展成矢量, 则可构成图 1 所示的 RBF 网络。图 1 中:

$$F^*(X) = [n_1(k+1), n_2(k+1)]^T$$

2.2 RBF 网络的学习方法

不失一般性, 考虑网络为单变量输出, 定义目标函数:

$$\psi = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2 \quad (8)$$

式中 N 为训练样本数, e_j 为误差信号, 由下式定义:

$$e_j = d_j - F^*(X_j) = d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|X_j - t_i\|_{ci}) \quad (9)$$

对网络学习的要求是: 寻求网络的自由参数 w_i, t_i 和 R_i^{-1} , 使目标函数 ψ 达到极小。当上述优化问题用梯度下降法实现时, 可得网络自由参数优化计算的公式如下:

(1) 输出层线性权 w_i

$$\frac{\partial \psi(k)}{\partial w_i(k)} = \sum_{j=1}^N e_j(k) G(\|X_j - t_i(k)\|_{ci}) \quad (10)$$

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \eta \frac{\partial \psi(k)}{\partial w_i(k)} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (11)$$

(2) RBF 中心 t_i

$$\frac{\partial \psi(k)}{\partial t_i(k)} = 2w_i(k) \sum_{j=1}^N e_j(k) G'(\|X_j - t_i(k)\|_{ci}) \times R_i^{-1}[X_j - t_i(k)] \quad (12)$$

$$t_i(k+1) = t_i(k) - \eta \frac{\partial \psi(k)}{\partial t_i(k)} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (13)$$

(3) RBF 的扩展 R_i^{-1}

$$\frac{\partial \psi(k)}{\partial R_i^{-1}(k)} = -w_i \sum_{j=1}^N e_j(k) G'(\|X_j - t_i(k)\|_{ci}) Q_{ji} \quad (14)$$

$$Q_{ji} = [X_j - t_i(k)][X_j - t_i(k)]^T \quad (15)$$

$$R_i^{-1}(k+1) = R_i^{-1}(k) - \eta \frac{\partial \psi(k)}{\partial R_i^{-1}(k)} \quad (16)$$

3 辨识结果

利用上述 RBF 网络对某型发动机模型进行了辨识, 学习样本分别为 $H = 3 \text{ km}$ 和 $H = 7 \text{ km}$ 时实测到的发动机飞行试验数据。图 2 和图 3 分别绘出了飞行高度 $H = 3 \text{ km}$ 和 $H = 7 \text{ km}$ 时, 发动机实测的低、高压转子转速与辨识出的低、高压转子转速对比曲线。图中, 曲线 1 为实测到的数据

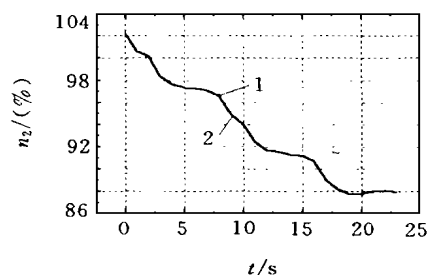
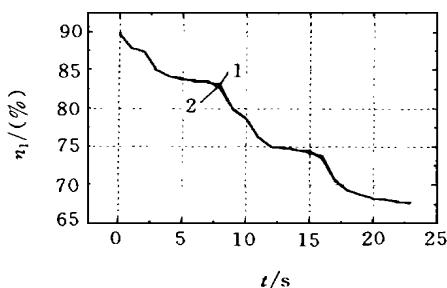


图 2 高度 3 km, 辨识结果与测量结果对比曲线

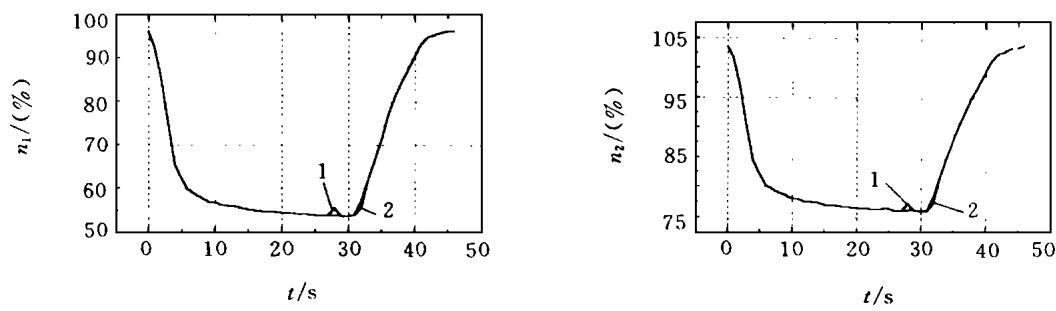


图 3 高度 7 km, 辨识结果与测量结果对比曲线

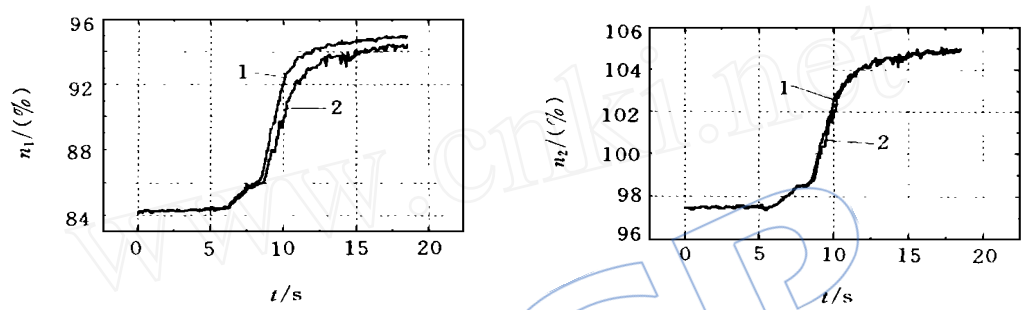


图 4 高度 3 km, 非训练样本数据辨识结果与测量结果对比曲线

网络类型	训练步数	相对误差	学习时间(P133 机)
标准的BP 网络	20000	5.5×10^{-2}	13 分 14 秒
改进的BP 网络	8000	1.9×10^{-3}	4 分 17 秒
用 L - M 法优化的BP 网络	76	10^{-5}	1 分 23 秒
RBF 网络	22	10^{-8}	4 秒

曲线, 曲线 2 为辨识出的数据曲线, 两者几乎看不出差别, 这说明训练精度相当高。

为了检验网络精度, 选择飞行高度 3 km 非训练样本中的其它数据, 利用网络进行了辨识, 并与实测数据进行了比较, 图 4 表示发动机加速过程辨识与测量数据曲线, 曲线 1 为实测到的数据曲线, 曲线 2 为辨识出的数据曲线。从图 4 可以看出: 即使对于加速这样的大偏离动态过程, 网络的辨识精度也相当令人满意。实测数据与辨识出的数据最大相对误差不超过 1.2%, 对其它高度也得出同样的结论。

作为对比, 还采用了 BP 网络对高度的试验数据进行了辨识, 上表列出了采用各种方法辨识时的性能对比结果。BP 网络采用具有一个隐含层的三层网络, 隐层节点数为 30 个, 输入层到隐含层的变换函数为双曲正切函数 $\tanh(x)$, 隐含层

到输出层的变换函数为线性函数。分别采用了标准 BP 算法、改进的 BP 算法(采用动量法和自适应调整学习率)、用 Levenberg - Marquardt 法优化的 BP 算法。从表中可以清楚地看出: 采用 RBF 网络辨识发动机模型, 可以使训练次数大大减少, 辨识精度大大提高, 训练时间大大缩短。

4 结 论

根据以上研究可得出如下结论: (1) 采用本文所述的方法对发动机的模型进行辨识, 训练时间短, 辨识精度高, 学习速度快, 可用于在线辨识。(2) 该方法简单, 不存在权值及阈值的初始值选取、隐含层节点数的选取、输入样本的规范化处理等问题。

致谢 中国飞行试验研究院崔建勇高级工程

师提供了发动机试验数据,在此表示诚挚的感谢!

参 考 文 献

- 1 樊思齐,徐芸华等 航空推进系统控制[M].西安:西北工业大学出版社,1995
- 2 丁凯锋 变几何涡扇发动机数学模型及加速控制规律优化设计:[学位论文][D].西北工业大学,1997
- 3 涂健 神经网络控制[M].北京:机械工业出版社,1998
- 4 Lo C F. Neural Network Based Expert System for Compressor Stall Monitoring[R]. AIAA 91-2500
- 5 刘小勇 采用BP网络辨识航空发动机数学模型[J].航空动力学报,1996,11(2):

- 6 陈大光,刘福生 燃气涡轮发动机故障诊断的人工神经网络法[J].航空动力学报,1994,9(4):
- 7 Lewis D D, Frenster J A. An Expert Maintenance Management System for Military Aircraft Engines[C]. Los Angeles, USA: Proceedings of 1st International Machinery Monitoring & Diagnostic Conference, 1989
- 8 Karayiannis N B, Venetsanopoulos A N. Artificial Neural Networks, Learning Algorithms, Performance Evaluation and Applications[M]. Kluwer Academic Publishers, 1993
- 9 Philippe De Wilde. Neural Network Models, An Analysis[M]. Springer Verlag, 1996

(责任编辑 王震华)

An Identification Model of Aeroengine Based on the RBF Network

Ding Kaifeng, Fan Siqu

(7th Dept Northwest Polytechnic University, Xi'an 710072, China)

Abstract The identification model of aeroengine based on the Radial Basis Function network is set up by using the measured flight tests data as learning stylebook. The parameters of engine are identified at different flight heights by this method. The network is also compared with several Back Propagation networks. The results show that this method has the advantage of faster learning rate, higher identifying precision and better real-time ability. It can be used on the engine on-line identification.

Key words aeroengine; mathematical model; Neural network; identification