

计算机技术

基于改进 RBF 神经网络的试车台推力仿真

宋江涛 魏海涛^{*} 杨 晓

(中国飞行试验研究院, 西安 710089)

摘要 将改进的 RBF 神经网络技术及相关性分析用于航空发动机非线性的推力仿真, 使用航空发动机试车台的若干实际性能参数作为输入, 计算发动机在不同大气条件下和不同工作状态下的实际推力, 仿真结果表明, 设计的改进 RBF 神经网络系统可准确地得到不同大气温度下发动机的实际推力, 从而为发动机的试车工作提供指导。

关键词 航空发动机 神经网络 线性相关性 试车台

中图法分类号 TP183; 文献标志码 A

1 引言

航空发动机是一个强非线性、时变、高度复杂的多维气动热力学系统, 为了研究其工作特性和进行有效控制, 须对航空发动机的特性进行分析和测定, 建立一个良好的数学模型。利用数学仿真模型代替真实发动机作为被控对象, 可以减少新研制的发动机的风险, 节约大量的试验经费, 缩短研制周期^[1]。在传统的发动机建模中, 由于包含有复杂的热力和气动方程, 导致建模过程在有精度要求的情况下, 计算变得极其复杂, 不仅影响实时性, 而且在某些区域可能存在迭代不收敛的情况。随着现在计算机技术的日新月异, 人工神经网络得到了长足的发展, 人工神经网络以其强大的并行处理机制、任意函数的逼近能力、学习能力以及自组织和自适应能力等在建模、决策、预测、控制和故障诊断等领域得到了广泛的应用。其中研究较多的是 BP 网络^[2]。但是 BP 网络收敛速度慢而且易陷入局部极

小值, 特别是 BP 网络通常只能给出一个解, 受训练样本病态影响较大。而 RBF 网络在一定程度上克服了这些问题, 在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络。因此本文尝试基于 RBF 神经网络利用试车台数据建模的研究, 以期取得良好的效果。

1 RBF 神经网络算法

1.1 RBF 网络的原理^[3]

RBF 神经网络由三层组成, 其结构如图 1 所示, 输入层节点只传递输入信号到隐含层, 隐含层节点由高斯函数构成, 而输出层节点通常是简单的线性函数。隐含层节点中的作用函数(基函数)对输入信号将在局部产生响应, 也就是说当输入信号靠近基函数的中央范围时, 隐含层节点将产生较大

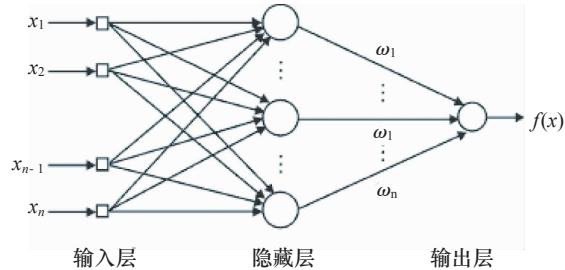


图 1 RBF 神经网络结构图

2010 年 7 月 5 日收到

第一作者简介: 宋江涛(1978—), 男, 工程师, 研究方向: 航空发动机地面整机试验、性能分析和故障诊断。E-mail: sjt78@mail.nwpu.edu.cn。

* 通信作者简介: 魏海涛(1968—), 男, 研究员, 研究方向: 发动机地面整机试验, 新试验方法。

的输出, 这正体现了大脑皮质层的反应特点, 由此看出这种网络具有局部逼近能力, 所以径向基函数网络

也称为局部感知场网络。RBF 网络隐含节点激励函数 $\varphi_j, j = 1, 2, \dots, n$ 定义为具有径向对称性质的基函数(即径向基函数),通常采用如下形式的高斯函数

$$\varphi_i(x) = \exp\left\{-\frac{\|x - c_j\|}{2\sigma_j^2}\right\} \quad (1)$$

式(1)中 x 为输入向量; c_j 是 j 个隐节点的中心(称为中心向量),与 x 具有相同维数的向量; $\|x - c_j\|$ 是向量 $x - c_j$ 的范数,它通常表示 x 与 c_j 之间的距离; σ_j 是第 j 个感知的变量(可以自由选择的参数),它决定了该基函数围绕中心点的宽度。正是由于径向基函数的特殊性质,才导致它对输入变量某一范围具有选择性的反应能力,从而造成了 RBF 网络的局部调谐能力。网络输出为:

$$f(x) = \sum_{j=1}^n w_j \varphi_j(x) \quad (2)$$

式(2)中 w_j 是网络的输出权值, n 是感知单元的个数(隐含层节点数)。

1.2 改进的 RBF 神经网络算法

在 RBF 网络中,输出层和隐含层所完成的任务是不同的,因而它们学习的策略也不相同。输出层是对线性权进行调整,采用线性优化策略,而隐含层是对作用函数的参数进行调整,采用的是非线性优化策略。因此,两个层次学习过程是不相同的。现采用 K -均值聚类法和有监督学习法(梯度下降法)两者相结合去训练三个参数,即先采用 K -均值聚类法确定中心 $t_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 和方差 σ^2 ,进而根据最小二乘法求出权值 $w_i (i = 1, 2, \dots, M)$,再把求得的权值 w_i 作为初值,采用有监督学习方法确定最终权值,可以提高网络训练速度。

2 基于 RBF 网络的试车台数据推力仿真

2.1 依据相关性原则的样本选取

以某型混合排气加力涡扇发动机为例,在试车台对发动机进行试验时,所测得参数有 32 个,对这 32 个测量参数间的相关性进行分析,发现其中有很多参数之间的相关性很强。根据若两个测量参数相关系数超过 0.95,就除去其中一个测量参数的原则,对这 32 个测量参数进行筛选,最后只保留了

与发动机推力相关性最强的 6 个测量参数。最后作为输入的测量参数为:风扇相对转速、压气机相对转速、高压压气机后总压、主燃油流量、高压压气机后温度、低压涡轮后排气温度,这 6 个量在航空发动机试车台中均是可以直接测量的发动机性能参数。

在研究中用来训练和测试的数据均是不同的大气条件下的实测数据,未修正到标准大气条件下。为仿真不同大气温度下发动机的实际推力,因此进行模型辨识时考虑大气温度对发动机性能参数的影响,增加大气温度作为输入,所以辨识过程中的输入量增加为 7 个。为了便于在训练过程中对参数进行调整,将所有数据归一化处理。

2.2 稳态模型辨识

选定同一大气温度下航空发动机的风扇相对转速 N_L 、压气机相对转速 N_H 、高压压气机总压 P_3 、高压压气机后温度 T_3 、低压涡轮后排气温度 T_6 、主燃油流量 G_R 和大气温度确定,也就可以唯一确定发动机的推力,即确定 $[N_H, N_L, P_3, T_3, T_6, G_R, T_0]$ 和 $[F_{\text{实测}}]$ 之间存在一一对应关系,其中 $F_{\text{实测}}$ 为发动机试车台实测推力,基于此,利用改进的 RBF 网络建立发动机的推力仿真模型,其拓扑结构为 7—15—1。

在航空发动机试车台试车时,大气温度通常在 0℃~35℃ 之间,在此区间,选择大气温度 0℃、5℃、10℃、15℃、20℃、25℃、30℃ 7 个大气温度点的稳态试车数据^[4],每个温度点的数据为 6 个不同状态,共 42 组数据对推力仿真模型进行训练。仿真模型训练过程中误差的变化如图 2 所示。

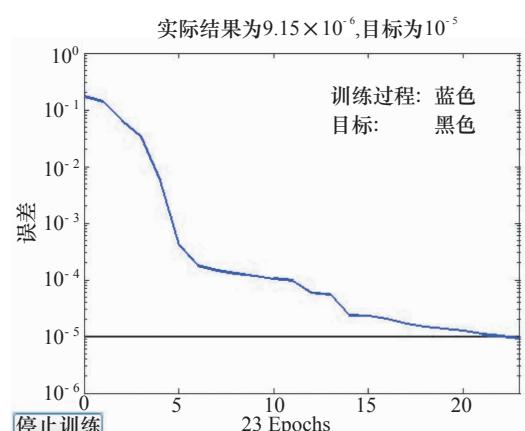


图 2 模型训练过程中误差曲线变化

发动机推力模型进行训练后,把各温度点的数据代入模型进行计算,仿真计算的推力和实际测量推力的误差不超过 0.1%,满足工程的需要。输入 31°C 时的试车数据,对模型进行测试,验证仿真模型的泛化性。从表 1 中可以看出,模型的仿真结果和实测数据误差不超过 3%,模型有良好的泛化性。

表 1 大气温度 31°C 时推力仿真结果与试验的比较

N_H	N_L	T_3	T_6	P_3	G_R	$F_{\text{实测}}$	$F_{\text{仿真}}$
0.996 1	0.996 1	0.996 1	0.996 1	0.996 1	0.996 1	0.872 8	0.875 5
0.972 4	0.972 4	0.972 4	0.972 4	0.972 4	0.972 4	0.789 0	0.782 9
0.951 4	0.951 4	0.951 4	0.951 4	0.951 4	0.951 4	0.708 0	0.714 2
0.922 8	0.922 8	0.922 8	0.922 8	0.922 8	0.922 8	0.580 7	0.589 2
0.887 3	0.887 3	0.887 3	0.887 3	0.887 3	0.887 3	0.424 2	0.430 1
0.866 8	0.866 8	0.866 8	0.866 8	0.866 8	0.866 8	0.349 8	0.357 2

2.3 推力仿真

本文应用上述仿真模型,对发动机在大气温度在 14°C 时测得的车台数据进行计算,选取稳态 6 个点,仿真计算结果如表 2 所示。实测数据和仿真数据之间的误差均不超过 3%,获得比较好的仿真结果。

可见,该模型对于在大气温度在 0°C ~ 35°C 之间的航空发动机车台数据,能比较精确地确定其实际推力。在实际试车时,可根据试车数据实时的计算发动机台架推力,和实际测量推力进行比较,监控测力系统数据是否符合正常。为发动机的控制和故障诊断提供实时快速的模型扩宽了道路。

表 2 大气温度 14°C 推力仿真数据与试验的比较

N_H	N_L	T_3	T_6	P_3	G_R	$F_{\text{实测}}$	$F_{\text{仿真}}$
0.996 1	0.989 9	0.971 3	0.988 6	0.957 4	0.973 7	0.968 6	0.965 4
0.968 9	0.945 5	0.922 1	0.934 6	0.881 5	0.867 9	0.886 0	0.875 4
0.947 4	0.909 3	0.883 2	0.895 0	0.808 3	0.776 3	0.802 8	0.800 1
0.883 6	0.796 8	0.756 1	0.774 7	0.587 0	0.523 3	0.540 7	0.534 9
0.858 8	0.738 6	0.698 8	0.718 8	0.492 2	0.423 1	0.441 5	0.437 6
0.830 0	0.664 7	0.631 1	0.674 1	0.394 2	0.331 6	0.329 2	0.320 7

3 结论

应用改进的 RBF 神经网络建立航空发动机试车台推力仿真模型,计算不同大气温度下在航空发动机试车台的实际发动机推力,根据涡扇发动机的车台试车数据,建立仿真模型,计算结果表明,仿真结果和试验值较为吻合,该模型能很好地计算出某型涡扇发动机在台架试验时不同大气条件下发动机各种状态的推力。

参 考 文 献

- 1 杨蔚华,孙健国.发动机实时建模技术的新发展.航空动力学报,1995;10(4):
- 2 Platt J. A resource-allocating network for function Interpolation. Neural Computation, 2002; 3(5): 213—255
- 3 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算.北京:清华大学出版社,2000
- 4 孙健国,李健民.涡扇发动机状态变量模型和稳态基点模型研究报告.北京:中燃汽轮研究所技术档案,NO. 24. 1. 1. 14, 1997

Test Bench Thrust Simulation Based on Improved RBF Neural Network

SONG Jiang-tao, WEI Hai-tao*, YANG Xiao

(China Flight Test Establishment, Xi'an 710089, P. R. China)

[Abstract] Improved RBF neural network technology and correlation analysis are applied to non-linear thrust simulation system, inputting several actual parameters from the aero engine test bench, so as to calculate the actual thrust force at different atmospheric conditions and different functional modes. The simulation results indicated that, the neural network system can obtain engine's actual thrust force at different atmospheric conditions, which supply instructions for engine's trial run.

[Key words] aero engine neural network linear correlation test bench