

一种火箭推进系统非线性动态神经网络模型^{*}

杨尔辅¹, 徐用懋¹, 张振鹏²

(1. 清华大学 自动化系, 北京 100084; 2. 北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100083)

摘 要: 为了获得实时、准确、可靠的液体火箭推进系统非线性动态模型, 使其适用于控制系统的设计和故障检测与诊断, 基于 RBF (Radial Basis Function) 神经网络理论和系统工作机理, 综合考虑了系统的动态信息, 适当选择了输入输出参数, 建立了一种多输入多输出的液体火箭推进系统非线性动态模型。模型的输出与实际试车结果的对比分析表明, 模型的计算时间短、实时性强、精度高, 可用于液体火箭推进系统的实时状态监控、故障诊断及控制系统设计等。

关键词: 动态模型; 神经网络; 液体推进剂火箭发动机; 推进系统; 非线性; 人工神经元网络; 动态模型

中图分类号: V430 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2001) 01-0050-04

Nonlinear dynamic neural network model for rocket propulsion systems

YANG Er-fu¹, XU Yong-mao¹, ZHANG Zhen-peng²

(1. Dept. of Automation, Tsinghua Univ., Beijing 100084, China;

2. School of Astronautics, Beijing Univ. of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: It is not only very essential for control system design but also for failure detection and diagnosis to set up a real-time, precise and reliable dynamic model of liquid propellant rocket's propulsion system. The feed-forward neural network if successfully trained, can map the inputs to the desired outputs, so recent years have seen an extensive amount of research to explore its approximation properties. On the basis of studying RBF (Radial Basis Function) neural networks' theory and system mechanism, a nonlinear dynamic neural networks' model with multi-inputs and multi-outputs for liquid propellant rocket's propulsion system was built. During the modeling, necessary dynamic information was included and parameters of model were also well chosen. The contrastive results of outputs of the model and measuring data of one real test-firing demonstrates that the model is of many advantages, such as short computational time, better real-time property and good precision. The model is very well fit for the applications of real time condition monitoring, fault diagnosis and control system design of liquid propellant rocket's propulsion system.

Key words: Liquid propellant rocket engine; Propulsion system; Nonlinearity; Artificial neural network; Dynamic model

1 引 言

近十年来国内外不同程度地开展了神经网络在液体火箭推进系统建模与故障诊断中的应用研究^[1~8], 但是, 在模型适应性、可靠性、稳定性、鲁棒性和动态性方面还存在着许多亟待解决的理论与应用问题^[3,9]。本文基于 RBF (Radial Basis Function) 神经

网络理论和系统工作机理, 综合考虑了系统的动态信息, 适当选择了输入输出参数, 建立了一种多输入多输出的液体火箭推进系统非线性动态模型, 克服了在建立系统复杂动态模型时所遇到的训练时间长、存在局部极值、收敛缓慢、没有反映系统动态信息等许多不足。

^{*} 收稿日期: 2000-03-29; 修订日期: 2000-08-24。基金项目: 中国博士后科学基金 (中博基 2000-23) 及国家自然科学基金资助项目 (59486005)。

作者简介: 杨尔辅 (1970—), 男, 博士后, 研究领域为复杂系统故障诊断、状态监控、过程建模、优化控制及小波分析、神经网络等方面的理论与应用。

2 神经网络模型结构

本文所研究对象的组成原理简图见文献[4],它采用低温液氢/液氧为推进剂,泵压式串联双涡轮燃气发生器开式循环,整个系统工作条件复杂,很宽的温度范围,结构组件在工作中易受到很大的静载荷和动载荷;大多数组件在其功能的极限处工作,很容易出现故障;持续时间短,要求监控与诊断系统的实时性强,如启动阶段一般为 4.0 s。液体火箭推进系统神经网络模型结构如图 1 所示。令

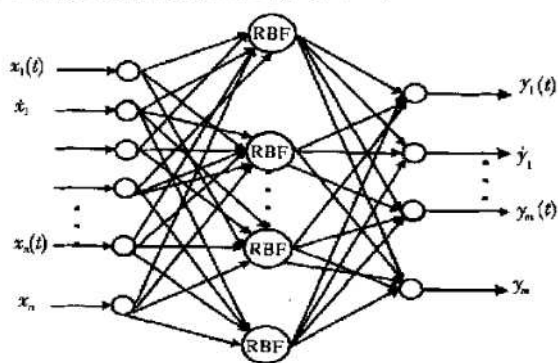


Fig. 1 Model structure of neural networks

$$x = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T, \dot{x} = \frac{dx}{dt},$$

$$y = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_m(t))^T, \dot{y} = \frac{dy}{dt} \quad (1)$$

记 $X = (x, \dot{x})^T$, $Y = (y, \dot{y})^T$, 则该模型可以描述如下的非线性映射关系:

$$F: X \in R^{2n} \rightarrow Y \in R^{2m} \quad (2)$$

其中 x 表示输入参数, $\dot{x}$ 为输入参数的变化率(斜率参数), y 表示输出参数, $\dot{y}$ 为输出参数的变化率, n, m 分别为输入输出推进系统的参数数目。这样,在同一个模型中,既可以建立参数本身的非线性关系,同时又可以获得参数的变化趋势(动态信息),这对于状态特征提取和系统故障检测和诊断来说都是十分有利的。此外,由于建模过程中所使用的信息更加全面,因而动态模型的精度和适应性能够得到显著的改善。在实际应用中,由于噪声的干扰,在获得 $\dot{x}, \dot{y}$ 等动态信息时,就需要特别的处理,本文通过有限时间窗口滤波和三次多项式拟合求得模型的动态信息项 $\dot{x}, \dot{y}$ 等^[3]。

对于液体火箭推进系统,假定已经获得了样本集合:输入 $X (\in R^{2n})$ 和输出 $Y (\in R^{2m})$, 则一定存在某一映射 g , 使

$$g(X) = Y \quad (3)$$

现在要求求出网络映射 f , 使得在某种意义上

(通常是最小二乘意义下), f 是 g 的最佳逼近。

3 神经网络选择与训练算法

目前在函数逼近和非线性建模研究中,前向神经网络得到了极为广泛的应用,其中 BP(Back-propagation) 网络和 RBF(Radial Basis Function) 网络是其中最为有效的两种网络形式。从理论上而言, RBF 网络和 BP 网络一样可近似任何的连续非线性函数,两者的主要差别在于各使用不同的激励函数, BP 网络中的隐层节点使用的是非局部激励函数,如 Sigmoid 函数,其函数值在输入空间中无限大的范围内为非零值,而 RBF 网络中的作用函数则是局部的,如图 2 所示。

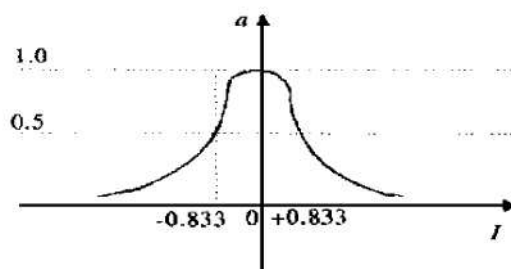


Fig. 2 Transfer function of RBF networks node

BP 网络用于函数逼近时,权值的调整采用的是梯度下降法,存在着局部极小和收敛速度慢等缺点,因此本文采用了在逼近能力和学习速度等方面均优于 BP 网络的 RBF 神经网络。RBF 网络的学习过程分为两个阶段。第一阶段,根据所有的输入样本决定隐层各节点激励函数的中心值 C_j 和标准化常数 σ_j 。第二阶段,在决定好隐层的参数后,根据样本利用最小二乘原则求出输出层的权值 W_i 。因此,训练 RBF 网络所需要确定的参数主要有激励函数的中心、隐层神经节点个数及网络输出权值^[9]。

RBF 网络具有很强的生物背景和逼近任意非线性函数的能力,网络的连接权与输出成线性关系的特点,使它能采用可保证全局收敛的线性优化方法,因而问题的关键在于如何确定合适的中心点集。有很多的聚类方法可用以求激励函数的参数,其中最简单而很有效的方法是 K-means 法(简称 K 均值法),K 均值法的基础是误差平方和准则,其基本原理见文献[9]。网络输出权值可以采用多种方法实现,最为常用的是正交最小二乘法 OLS(Orthogonal Least Squares),OLS 很好地解决了网络权值的计算和隐层神经节点个数的确定问题^[10]。图 3 是本文用同一组训练样本采用基本 BP 算法、改进的 BP 算法与 RBF 训练算法在网络学习速度上所进行的比较研

究,从中可以看出 RBF 网络的训练时间比 BP 网络的训练时间大为缩短^[3]。

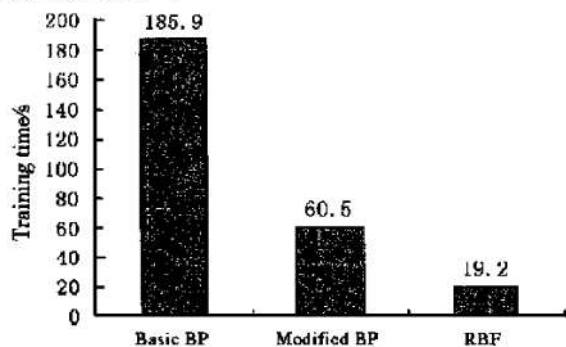


Fig. 3 Comparison on training speeds of basic BP, modified BP and RBF networks

但是, RBF 网络在设计时要特别仔细地选择网络的参数,特别是 RBF 函数扩展因子 b ,同时还要对网络的输入输出参数进行适当的处理,如去相关、规范化等,这样才能较好地保证模型在训练和应用阶段都能达到期望的指标。

4 建模参数

在建立动态神经网络模型时,需要将网络模型的输入输出同推进系统的实际参数相关联^[3]。根据系统的实际情况,本文选择以下的 12 个推进系统参数及其变化率为 RBF 神经网络的输入变量: (1) 推力室氢喷前压强; (2) 推力室氧喷前压强; (3) 氢涡轮燃气进口压强; (4) 氧涡轮燃气进口压强; (5) 氢涡轮燃气进口温度; (6) 氧涡轮燃气进口温度; (7) 发生器氢喷前压强; (8) 发生器氧喷前压强; (9) 氢泵入口压强 p_{OH} ; (10) 氧泵入口压强; (11) 氢泵流量; (12) 氧泵流量。

RBF 神经网络的输出为以下 10 个推进系统参数及其变化率构成: (1) 推力室压强; (2) 发生器压强; (3) 氢涡轮泵转速; (4) 氧涡轮泵转速; (5) 氢泵出口压强; (6) 氧泵出口压强; (7) 氧涡轮燃气出口压强; (8) 氧涡轮燃气出口温度; (9) 氢泵效率; (10) 氧泵效率。

另外,在动态模型建立时,对于 RBF 网络的输入输出都利用参数的稳态值进行了标准化无量纲处理。

5 模型验证

根据以上所建立的神经网络模型结构及选定的推进系统参数,可以确定模型的参数如下: 输入参数个数 $N=24$; 输出参数个数 $M=20$; 隐层的节点数在训练过程中自适应确定, RBF 函数扩展因子 $b=1.5$ 。

本文针对所研究的对象,选择了该系统某次地面

试车试验数据来建立该系统的神经网络动态模型^[3], 训练时模型的精度 $\varepsilon=0.0001$, 图 4 给出了模型训练时误差的变化情况。

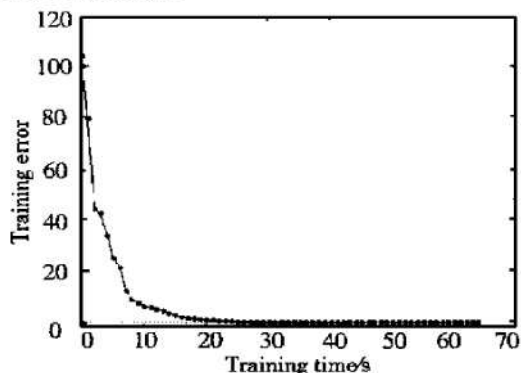


Fig. 4 Training error's variation of model

选择另一次地面试车试验数据来验证该模型, 图 5 给出的是实际试车数据与动态模型输出值的比较结果, 其中图 5(a)~(f) 给出了推力室压强、发生器压强、氢涡轮泵转速、氧涡轮泵转速、氢泵出口压强、氧泵出口压强、氧涡轮燃气出口压强、氧涡轮燃气出口温度、氢泵效率、氧泵效率等 10 个模型输出参数在液体火箭推进系统启动过程中的动态变化情况。图 5 显示利用 RBF 神经网络所建立的液体火箭推进系统多输入多输出非线性动态模型具有很高的模型精度, 表明所建模型是合理和有效的。

6 结 论

本文基于 RBF 神经网络理论, 建立了一种多输入多输出的液体火箭推进系统非线性动态模型, 模型的计算时间短、实时性强、建模精度高, 克服了 BP 神经网络在建立系统复杂动态模型时所遇到的训练时间长、存在局部极值、收敛缓慢等问题。该动态模型可用于系统参数的相关估计、传感器数据的确认与校正、数据误差的检测与滤除、基于参考模型的自适应预测与控制、故障的实时检测与诊断等许多方面。此外, 本文也给出了该模型的输出与实际试车结果的对比分析, 结果表明所建动态模型是准确的和有效的。

参考文献:

- [1] 崔定军, 杨尔辅, 张振鹏. 基于神经网络的火箭发动机动态过程建模[J]. 航空动力学报, 1995, 10(3).
- [2] 杨尔辅, 张振鹏, 刘国球, 等. 应用 BP-ART 混合神经网络的推进系统状态监控实时系统[J]. 推进技术, 1999, 20(6).
- [3] 杨尔辅. 液体火箭推进系统状态监控和故障诊断正问题与算法研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1999.

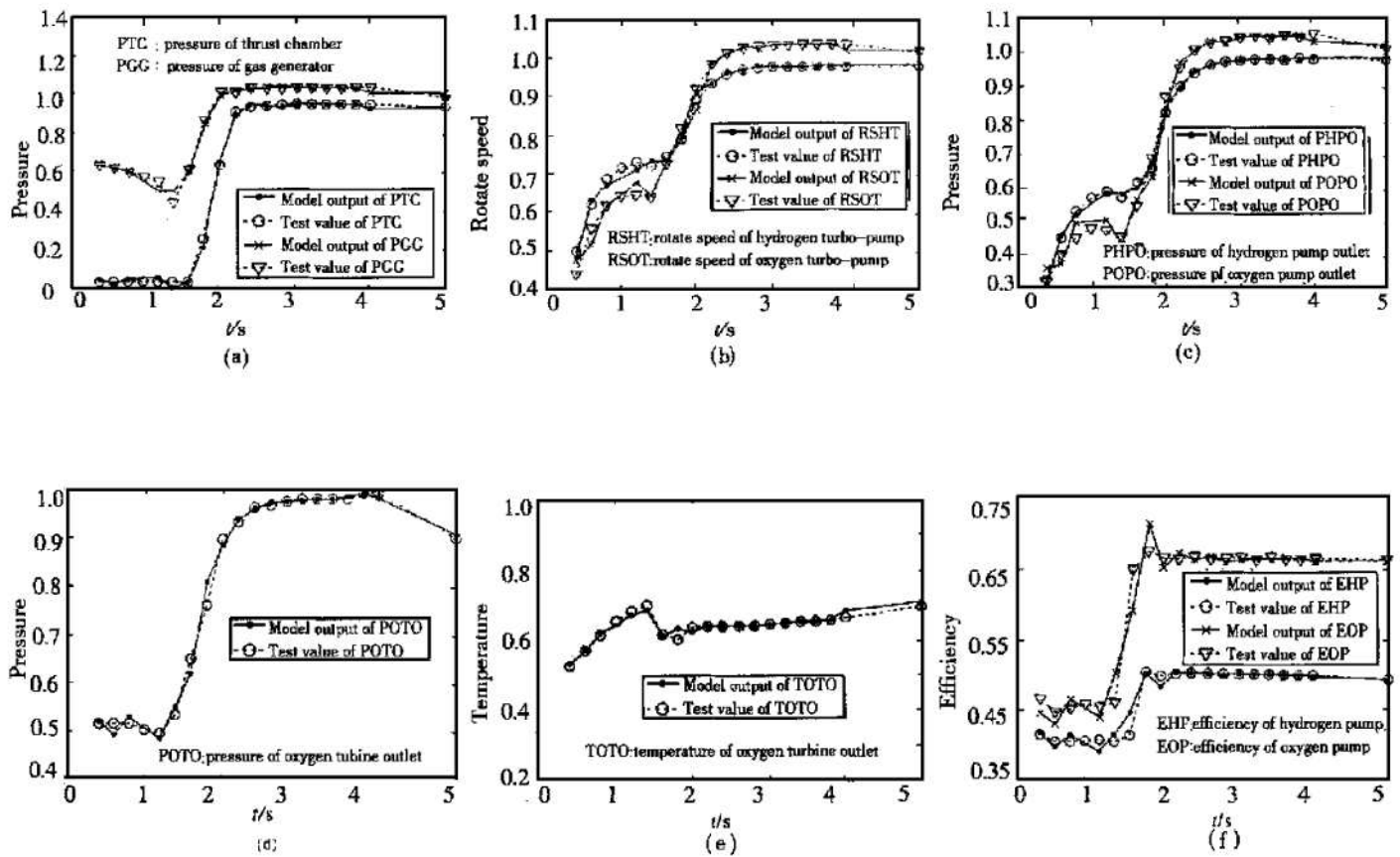


Fig. 5 Comparative analysis of model outputs and real test values

- [4] 崔定军, 刘国球, 张振鹏, 液体火箭发动机系统故障实时监测算法研究[J]. 推进技术, 1993, 14(6).
- [5] Saravanan N, Duyar A, et al. Modeling space shuttle main engine using feed forward neural networks[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1994, 17(4): 641~ 648.
- [6] Whitehead B, Forber H, Ali M. Neural networks approach to space shuttle main engine health monitoring[R]. AIAA 90-2259.
- [7] Norman A, Maram J, Coleman P. Development of a real time model based safety monitoring algorithm for the SSME[R]. AIAA 92-3165.
- [8] Avampato T J, Saltiel C. Dynamic modeling of starting capabilities of liquid propellant rocket engine[J]. Journal of Propulsion and Power, 1995, 11(2): 292~ 300.
- [9] 赵振宇, 徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用[M], 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [10] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(2): 302~ 309.

(编辑: 盛汉泉)