

文章编号: 1000-8055(2003) 06-0845-05

神经网络在发动机自适应建模中的应用研究

王信德, 孙健国, 李松林

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 提出了一种新的基于神经网络的发动机自适应实时模型的建模方法。建模的思想是认为发动机的任何非额定工作都将导致其输出参数的变化, 因而可以把这些参数偏离正常工作参数值的变化量, 也就是输出偏离量, 用来表征发动机的非额定工作情况。把它们作为增广的状态变量, 设计卡尔曼滤波器对其进行最优估计, 然后用这些输出偏离量的估计值, 通过由 BP 神经网络训练出来的可测输出偏离量与未测输出偏离量的映射关系来校正机载发动机模型的计算输出, 使之与真实发动机的输出一致, 从而使实时机载模型获得对任何发动机非额定工况的自适应能力。

关键词: 航空、航天推进系统; 自适应建模; 卡尔曼滤波器; BP 神经网络; 航空发动机

中图分类号: V 233. 7

文献标识码: A

Application of Neural Networks to Aeroengine Adaptive Modeling

WANG Xin-de, SUN Jian-guo, LI Song-lin

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In this paper a new method based on neural networks is proposed for aeroengine adaptive real time modeling. It is thought that output data of aeroengine will bias their nominal values in any cases of non-nominal work. So the biases of output data can be used to represent the non-nominal work conditions of the aeroengine and to constitute the augment state variables. Kalman filter is designed to estimate these biases. Then the unmeasured outputs of the onboard model of the aeroengine can be modified by the estimation of the unmeasured biases which are obtained through the mapping relation constructed between the measured output biases and unmeasured ones and trained by the BP neural networks offline. After modification, outputs of onboard model are the same as those of the real aeroengine, and real time onboard model has the abilities of adaptation.

Key words: aerospace propulsion system; adaptive modeling; Kalman Filter; BP neural networks; aeroengine

先进的飞行/推进系统控制, 如性能寻优控制 (PSC), 以机载的发动机模型进行在线的性能优

化计算获得最优的控制修正量, 最大限度地发挥飞机和发动机的性能潜力^[1]。显然, 只有机载模型

收稿日期: 2002- 12- 18; 修订日期: 2003- 03- 06

基金项目: 航空科学基金资助项目(00C52030); 博士点基金资助项目(2000028701)

作者简介: 王信德(1977-), 男, 江西广丰人, 南京航空航天大学能源与动力学院硕士生。

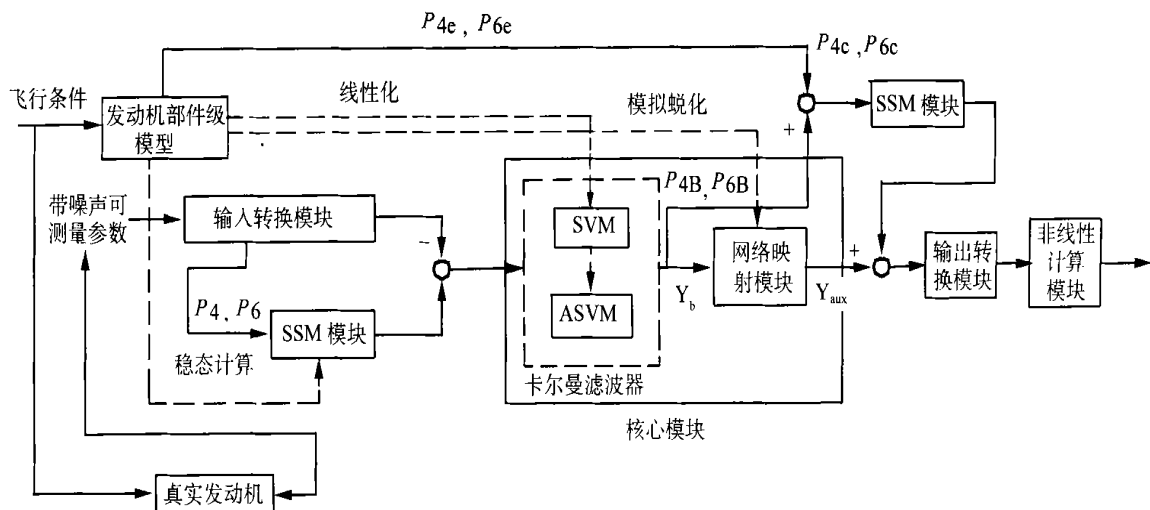


图1 机载发动机自适应模型结构 (虚线表示离线计算)

Fig. 1 Onboard adaptive engine model structure

真实反映发动机的工作状态, 基于此做出的优化控制才能正确有效。然而按照发动机的气动热力学特性及典型发动机实验得到的特性数据建立的发动机数学模型, 一般只能体现同类发动机的设计正常特性, 而不能反映发动机的非额定工作。本文的方法认为任何使发动机偏离额定工作的因素都必然会引起其输出参数的变化, 因而可以用这些参数的变化量来表征发动机的非额定工作, 将它们视为增广的状态量, 设计卡尔曼滤波器对其进行最优估计。然后用这些输出偏离量的估计值通过由 BP 神经网络训练出来的可测输出偏离量与未测输出偏离量的映射关系来校正机载发动机的计算输出, 使之与真实发动机的未测输出一致, 从而使实时机载模型获得自适应能力。利用神经网络突出的记忆功能和泛化能力可以有效地解决无法获得实际发动机的确切的蜕化模型的困难。

1 机载发动机自适应模型概述

自适应模型如图1所示。其中, 输入转换模块是将模型的参数转换成标准大气条件下的参数。状态变量模型(SVM)是分段线性化的发动机状态变量模型, 该模型中的参数采用了以发动机设计点参数值进行归一化处理的无量纲参数形式。增广状态变量模型(ASVM)是将表征发动机的非额定工作的输出偏离量(额定工作时参数值减去非额定工作时参数值)视为增广的发动机状态变量扩充到 SVM 中形成的。然后利用卡尔曼滤波器对 ASVM 中的增广状态量 Z 进行最优估计, 估

计出未测的输出偏离量, 从而获得发动机不确定的非额定工作的信息^[2,3]。然后将经卡尔曼滤波器估计出的可测输出偏离量输入 BP 神经网络映射模块, BP 神经网络映射模块是未测输出偏离量和可测输出偏离量的映射关系, 将该模块的输出用于修正机载模型的未测计算输出, 使得该输出与真实发动机的输出一致。SSM 模块是一个按 P_4 , P_6 (P_4 为燃烧室出口总压, P_6 为加力燃烧室进口总压) 查找的发动机稳态值表。输出转换模块将标准状况下的发动机参数值换算到真实状况下参数值。非线性计算模块是在真实状况下计算发动机的性能量: 发动机推力, 风扇、压气机喘振裕度等。

从以上分析可以看出, 在自适应模型的整个结构框图中, 其核心模块就是卡尔曼滤波器和 BP 神经网络模块, 特别是 BP 神经网络模块建立了可测参数偏离量和未测参数偏离量之间的映射关系, 使得发动机的非额定工作得到了表征, 使该模型具有了自适应能力。

本文将重点研究网络映射模块的建立及仿真。

2 建立对发动机未测参数进行校正的 BP 神经网络映射模块

2.1 映射模型的形成

在自适应模型中, 我们用输出偏离量来校正非测量参数。为此, 我们在发动机的某一稳态工作点建立可测量参数偏离量和未测量参数偏离量的关系如下:

$$\begin{bmatrix} \Delta PP23 \\ \Delta PT23 \\ \Delta PT6 \\ \Delta PWA22C \\ \Delta PWA3C \end{bmatrix} = f \begin{bmatrix} \Delta PNFB \\ \Delta PNCB \\ \Delta PP4B \\ \Delta PP6B \\ \Delta PT42B \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,输入参数为以下可测参数偏离量: 低压和高压转子转速 PNF 和 PNC , 燃烧室出口总压 $P4$, 低压涡轮进口总温 $T42$, 加力燃烧室进口总压 $P6$ 。输出参数为以下非测量参数偏离量: 压气机进口总温、总压($T23, P23$), 风扇和压气机换算流量($WA22C, WA3C$), 加力燃烧室进口总温 $T6$ 。以上所有参数的偏离量都进行了归一化处理, 即都除以了各个相应参数设计点的值, 且都是经过输入转换模块处理的换算参数, 为了简化起见, 本文中不再用专门的符号来表示换算参数。 $f(\bullet)$ 为可测输出偏离量到未测输出偏离量的一个非线性映射关系。从(1)式中可以看出该校正计算中包含了表征发动机非额定工作的输出偏离量, 所以, 对未测输出量的计算反映了发动机的非额定工作性能, 因而使得模型具有适应发动机非额定工作的能力。

2.2 映射模型的求取

发动机的性能蜕化在模型中表现为部件效率的下降, 文献[4]的解决思路是通过可测参数的偏离量来得出具体的下降量, 通过设计部件跟踪滤波器来解决模型和发动机输出间的失配。但是这样做的困难是必须在线计算解决具体的下降量的问题, 其缺点是计算量大, 实时性差, 这对于机载的自适应实时模型显然是不合适的。而文献[5]中所描述的可测参数偏离量和未测参数偏离量的映射关系, 是针对一个已经确定的蜕化模型所建立

的线性映射关系, 但是在实际应用中是无法得到某一时刻发动机部件效率精确的下降量的, 也就是说, 建立映射关系的困难在于无法确定发动机在某个稳态点处的精确的蜕化模型。

考虑到神经网络的记忆功能以及它的突出的泛化能力, 我们可以在同一个稳态点处预先形成多个蜕化模型(风扇效率、流量下降 $0\% \sim 1\%$, 压气机效率、流量下降 $0\% \sim 1\%$, 以 0.25% 为间隔), 这样对于每一个蜕化模型都有关系式(1)。利用这些训练样本可以在某一稳定工作点处训练出一个关于未测参数偏离量和可测参数偏离量的网络模型来, 这样的话, 通过将卡尔曼滤波器得出的可测参数偏离量输入网络, 就可以得到该种情况下的未测参数偏离量。这样做的好处是不用考虑具体的蜕化模型, 而且网络模型是离线计算出来的, 实时计算量小, 符合自适应模型的实时性要求。

在编程中, 我们用 MATLAB 语言的函数 `trainbpx` 来求得网络映射^[6]。

2.3 映射模型精度仿真

神经网络映射模型的精度和泛化能力是我们十分关心的问题。我们对每一个平衡点处的网络模型都进行了模拟仿真, 这个仿真的步骤如下:

- (1) 首先记录下发动机额定情况下在某一稳态点处的可测参数和未测参数的值, 这些值作为对应参数的基准值。
- (2) 在同一稳态点对发动机进行模拟蜕化, 也就是人为地使风扇效率和压气机效率以及风扇流量和压气机流量下降, 计算到平衡后, 记录下可测参数和未测参数的值。
- (3) 将(2)步骤中得到的参数值减去(1)步骤中得到的参数值, 这样就得到了可测参数偏离量

表1 网络映射仿真精度
Table 1 Net mapping simulation precision

参数	$\Delta PP23$	$\Delta PT23$	$\Delta PT6$	$\Delta PWA22C$	$\Delta PWA3C$
蜕化模型计算值	- 0.003656	- 0.000592	0.003657	- 0.006295	- 0.007638
1 网络映射计算值	- 0.003625	- 0.000609	0.003614	- 0.006276	- 0.007640
误差/(%)	- 0.8253	2.8868	- 1.1613	- 0.29826	0.027866
蜕化模型计算值	- 0.003445	- 0.000489	0.003416	- 0.005883	- 0.006902
2 网络映射计算值	- 0.003430	- 0.000473	0.003401	- 0.005852	- 0.006895
误差/(%)	- 0.4348	- 3.3369	- 0.44185	- 0.51905	- 0.098131

和未测参数偏离量。

(4) 将(3)中所得的可测参数偏离量输入网络,观察网络输出,分析网络映射精度及泛化能力。

仿真计算结果如表1所示,限于篇幅仅给出了一个稳态点附近的两种故障情况(1: 风扇效率下降0.25%, 风扇流量下降0.46%, 压气机效率下降0.86%, 压气机流量下降0.75%; 2: 风扇效率下降0.28%, 风扇流量下降0.40%, 压气机效率下降0.76%, 压气机流量下降0.83%)的仿真。从表中可以看出两者的稳态值之差满足精度要求,同时也验证了神经网络非凡的泛化能力。

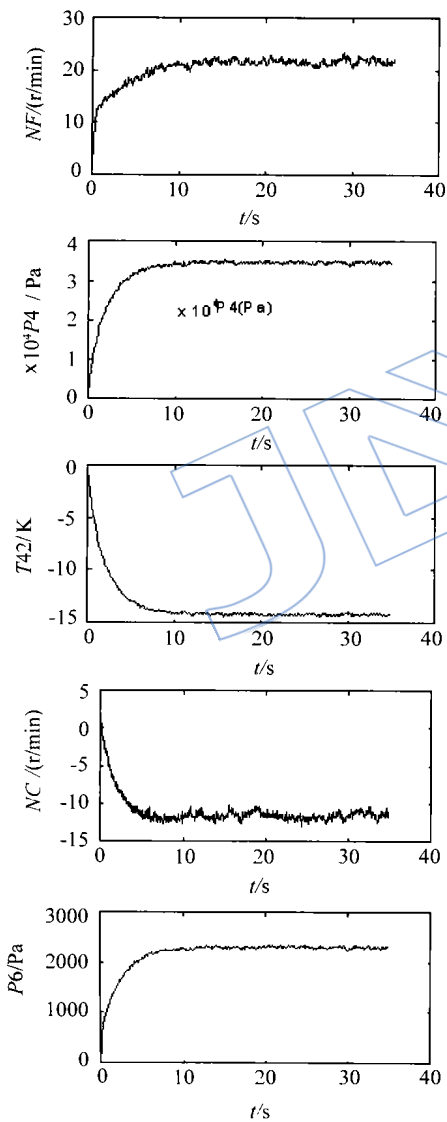


图2 自适应模型对蜕化发动机可测输出偏离量的估计

3 发动机自适应模型工作能力仿真评价

发动机自适应模型的工作能力是我们很关心的问题,因此我们对自适应模型进行仿真计算。首先用部件级模型模拟发动机蜕化非额定工作: 将风扇效率下降0.98%, 风扇流量下降0.97%, 压气机效率下降0.96%, 压气机流量下降0.95%, 在某一定点收敛后记录下发动机可测参数偏离量和未测参数偏离量。然后将可测参数偏离量混入正态分布白噪声后输入自适应模型,最后将自适应

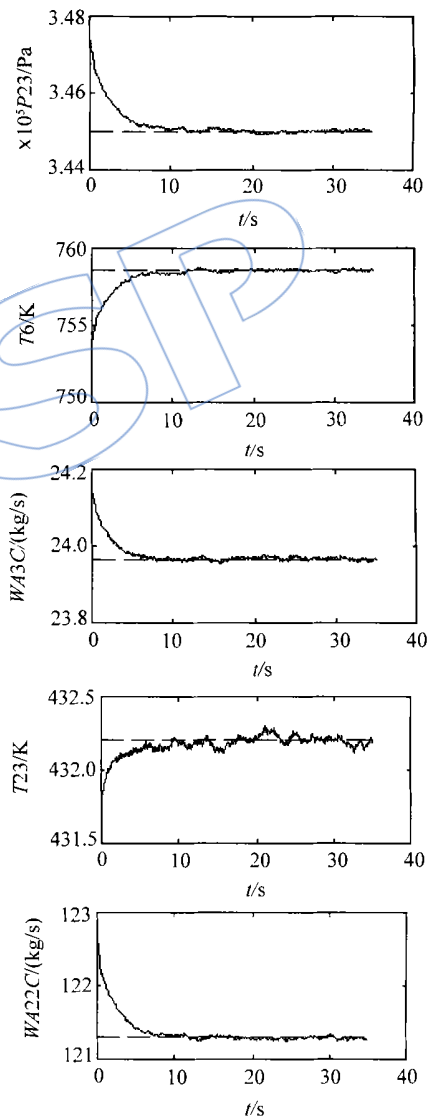


图3 自适应模型输出与蜕化发动机输出比较仿真

Fig. 3 Comparison of adaptive model outputs and deteriorating engine outputs

Fig. 2 Estimation of measurable output biases of deteriorating engine

模型的输出与部件级模型计算出的未测参数偏离量进行比较。限于篇幅, 仅给出一个稳态点附近的仿真分析结果。

仿真计算结果如图2和图3所示。图2是自适应模型对蜕化发动机可测输出偏离量的估计, 从中可以看出经过一定的时间, 自适应模型可以估计出表征非额定工作状态的发动机可测输出偏离量。在图3中, 虚线是期望的未测参数偏离量, 也就是蜕化发动机的输出, 实线是自适应模型的输出, 也就是经过网络映射模块计算出的未测参数偏离量。显然, 从图中可以看出自适应模型的输出逼近蜕化发动机的真实输出, 符合我们的分析。

4 结 论

通过对以上的自适应模型各模块的建立和仿真, 我们建立了能适应发动机的制造安装公差及发动机使用寿命期内的性能蜕化的机载发动机自适应模型。且提出了使用 BP 神经网络来映射可

测参数偏离量与未测参数偏离量的映射关系, 克服了无法获得精确蜕化模型的困难。

参考文献:

- [1] Tich E J, Shaw P D, Berg D F, ect. Performance Seeking Control for Cruise Optimization in Fighter Aircraft[R]. AIAA- 87- 1929.
- [2] Alag G, Gilyand G B. A Proposed Kalman Filter Algorithm for Estimation of Unmeasured Output Variables for an F100 Turbofan Engine[R]. AIAA- 90- 1920.
- [3] Luppold R H, Roman J R, Gallops G W, etc. Estimating in-Flight Engine Performance Variations using Kalman Filter Concepts[R]. AIAA- 89- 2584.
- [4] 郁阳琳. 基于部件跟踪滤波器的发动机数控系统故障检测、隔离和适应[D]. 南京: 南京航空航天大学, 1997.
- [5] 李松林, 孙健国, 等. 涡扇发动机机载自适应建模技术研究[J]. 航空动力学报1998, 13(3): 315- 318.
- [6] 楼顺天, 施阳编著. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999.