

基于卡尔曼滤波器和遗传算法的航空发动机性能诊断*

袁春飞, 姚 华

(中国一航动力控制系统研究所, 江苏 无锡 214063)

摘 要: 以某型涡扇发动机为研究对象, 构建了基于卡尔曼滤波器和遗传算法的航空发动机性能诊断方法。卡尔曼滤波器根据发动机可测参数偏离额定特性时的变化量, 对发动机性能参数进行了估计。当传感器存在测量偏差时, 会使滤波器估计结果偏离真实情况。遗传算法以机载模型输出与发动机测量参数之间的误差最小为目标, 通过优化计算, 找出存在测量偏差的传感器, 确定其偏差, 并最终消除测量偏差对性能诊断的影响。

关键词: 航空发动机; 性能诊断*; 卡尔曼滤波; 遗传算法*

中图分类号: V233.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2007) 01-0009-05

Development of Kalman filter and genetic algorithm for aero-engine performance diagnostics

YUAN Chun-fei YAO Hua

(AVIC1 Aviation Motor Control System Inst., Wuxi 214063 China)

Abstract An aero-engine performance diagnostic method based on Kalman filter and genetic algorithm, is investigated. Sensor measurement deviations from nominal condition are the only information for estimation of engine health parameters. They are often distorted by sensor biases, thereby masking the true condition of engine and leading to incorrect diagnostic result. Genetic algorithms are applied for sensor bias detection and estimation. Then the engine health parameters can be estimated accurately by Kalman filter with the biased free measurement deviations. The performance of the hybrid method is evaluated through a case study of a turbofan engine simulation. The results show that this approach is promising for reliable diagnostics of aero-engines.

Key words Aircraft engine; Performance diagnostics; Kalman filtering; Genetic algorithm

1 引 言

由于航空发动机性能诊断能显著提高其安全性和可靠性、节省成本, 因此, 国内外很多专家学者都对其进行了研究^[1~9]。然而航空发动机是一强非线性的气动热力学对象, 对其进行性能诊断存在很多困难。

首先, 能用于发动机性能诊断的信息是有限的, 一般来说就是发动机的测量参数, 其数量往往小于需要估计的性能参数。其次, 发动机传感器测量值中往往含有测量噪声及偏差, 它们与发动机性能蜕化对输

出参数的影响混杂在一起, 很难分辨, 进而会导致错误的诊断结果。而且, 卡尔曼滤波器估计方法仅能消除测量噪声的影响, 对于测量偏差的影响无能为力。为解决这些问题, 本文利用遗传算法确定存在测量偏差的传感器及其偏差大小, 消除测量偏差的影响, 并利用卡尔曼滤波器诊断发动机性能。

2 基于卡尔曼滤波器的性能诊断

随着发动机工作时间的增加, 其性能会发生蜕化, 表现为部件特性变差, 并引起测量参数的变化。其中, 风扇和压气机等压缩系统的性能蜕化对发动机

* 收稿日期: 2005-03-09 修订日期: 2006-09-22

基金项目: 江苏省博士后科研资助计划项目。

作者简介: 袁春飞 (1977-), 男, 博士后, 研究领域为发动机控制。E-mail: nuua_yuan@yahoo.com.cn

性能影响比较大,所造成的发动机性能蜕化占整个发动机性能蜕化的 80% 左右^[10],因此选用风扇和压气机的效率以及流量系数下降描述发动机的性能蜕化。表 1 列出了某型涡扇发动机的测量参数及选用的性能参数。发动机性能诊断实际上就是找到从测量参数变化量 Δy 到性能参数变化量 $\Delta \eta$ 的非线性映射关系

$$\Delta \eta = f(\Delta y) \quad (1)$$

Table 1 Engine measurement and performance parameters

Measurement parameters		Performance parameters	
N_1	Fan rotating speed	$\Delta \eta_{e, fan}$	Fan efficiency
N_2	Compressor rotating speed	$\Delta \eta_{e, hpc}$	Compressor efficiency
p_{31}	Compressor exit pressure	$\Delta \eta_{w, fan}$	Fan flow coefficient
p_6	Turbine exit pressure	$\Delta \eta_{w, hpc}$	Compressor flow coefficient

卡尔曼滤波器作为一种参数估计方法,被广泛应用于发动机性能诊断中。它通过含有测量噪声的发动机可测输出偏差量 Δy 估计性能蜕化量 $\Delta \eta$ 。为了设计线性卡尔曼滤波器,首先要建立发动机小偏差状态变量模型。为了能够利用可测输出偏离量估计发动机性能蜕化,在状态变量模型中考虑了发动机性能蜕化因素的影响,则考虑了系统误差和测量误差的状态变量模型为

$$\begin{aligned} \dot{\Delta x} &= A \cdot \Delta x + B \cdot \Delta u + L \cdot \Delta \eta + \omega \\ \Delta y &= C \cdot \Delta x + D \cdot \Delta u + M \cdot \Delta \eta + \xi \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $x = [N_1 \ N_2]^T$, $y = [N_1 \ N_2 \ p_{31} \ p_6]^T$, $U = [WFB \ A_8]^T$ 为控制输入,分别对应主燃油流量和尾喷口面积。 ω , ξ 分别为系统噪声阵和测量噪声阵,其协方差阵分别为 Q 和 R , 确定 Q 和 R 需要有足够的工程经验。

进而得到发动机增广状态变量模型

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\Delta x} \\ \dot{\Delta \eta} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A & L \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} \Delta u + \begin{bmatrix} \omega \\ 0 \end{bmatrix} \\ \Delta y &= \begin{bmatrix} C & M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} \Delta u + \begin{bmatrix} \xi \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

$$AI = \begin{bmatrix} A & I \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, BI = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, CI = [C \ M], DI = D$$

经卡尔曼滤波器估计后的最优状态估计公式为

$$\begin{bmatrix} \hat{\Delta x} \\ \hat{\Delta \eta} \end{bmatrix} = AI \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + BI \cdot \Delta u + K \cdot (\Delta y - \Delta \hat{y})$$

$$\Delta \hat{y} = CI \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + DI \cdot \Delta u \quad (3)$$

K 为卡尔曼滤波器增益阵, $K = P \cdot CI^T \cdot R^{-1}$, P 为如下 Riccati 方程的解:

$$AI \cdot P + P \cdot AI^T - P \cdot CI^T \cdot R^{-1} \cdot CI \cdot P + Q = 0 \quad (4)$$

进而可以将卡尔曼滤波器最优状态估计公式表示为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{\Delta x} \\ \hat{\Delta \eta} \end{bmatrix} &= (AI - K \cdot CI) \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + \\ &+ (BI - K \cdot DI) \cdot \Delta u + K \cdot \Delta y \\ \Delta \hat{y} &= CI \cdot \begin{bmatrix} \hat{\Delta x} \\ \hat{\Delta \eta} \end{bmatrix} + DI \cdot \Delta u \end{aligned}$$

$\Delta \hat{\eta}$ 即为发动机性能参数估计值。

图 1 给出了某型涡扇发动机在设计点的性能诊断结果。首先用非线性部件级模型来模拟发动机的非额定工作: 将风扇、压气机效率和流量分别下降 2.0%, 在某一稳定点收敛后记录下发动机的可测参数, 然后混入正态分布白噪声以模拟测量噪声, 接着将含噪声的发动机输出偏离量输入卡尔曼滤波器, 得到发动机性能蜕化参数估计结果。从图中可以看出, 估计结果和真实情况较一致。

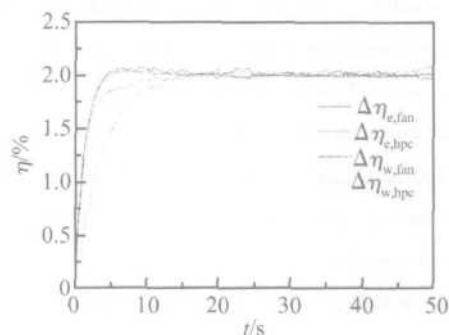


Fig 1 Engine performance diagnostic results of Kalman Filter

3 遗传算法消除测量偏差影响

前面给出的仿真例子中假设传感器不存在测量偏差, 然而在实际工作过程中, 传感器的老化、漂移以及恶劣的工作环境等不确定因素往往会使测量值中混入测量偏差, 实际用于性能诊断的可测参数变化量形式如下

$$\Delta y = \Delta y' + b + v \quad (5)$$

式中 $\Delta y'$ 为由于性能蜕化引起的发动机测量值变化量, b 为测量偏差, v 为测量噪声。如果用带测量偏差的信息估计发动机性能蜕化值, 结果将会偏离真实情

况。本节将以图 1 中的例子讨论测量偏差对诊断结果的影响以及处理办法。

3.1 测量偏差对诊断的影响

发动机传感器工作在高温、高压等恶劣工况下,其老化、漂移等不确定因素使得测量偏差不可避免。传统的传感器故障诊断方法通过对测量参数进行最大最小值检查以及变化率检查,判断相应的传感器是否发生故障,这种方法对有恒定测量偏差的情况无法做出正确的判断。用带测量偏差的传感器信息进行发动机性能诊断势必会影响诊断精度。图 2 给出了 p_{31} 测量信号中混入了强度为测量值的 2% 的偏差后的诊断结果,可见测量偏差对估计结果影响很大。

利用卡尔曼滤波器进行参数估计的必要条件是被估计参数的个数不能多于输入参数,然而用于性能诊断的传感器测量信息往往是有限的,例如本文假设仅能利用 4 个可测参数估计 4 个性能参数变化量,因此无法用其它测量值替换有测量偏差的传感器。此时,如何正确识别有测量偏差的传感器并确定其偏差大小成为发动机性能诊断的关键。

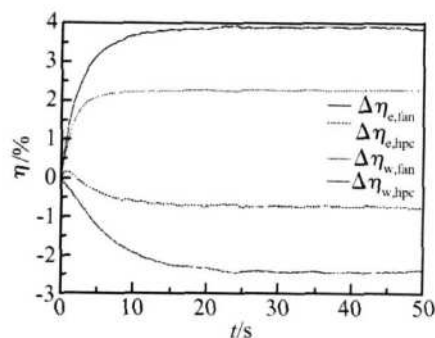


Fig 2 Effect of sensor bias on diagnostic results

3.2 确定传感器测量偏差

发动机输出 y 受到性能蜕化 $\Delta\eta$ 测量偏差 b 以及噪声 v 等因素的共同作用,这些因素的影响也被反映在输出偏差 Δy 中, y_n 为发动机额定特性情况下的参考输出。利用遗传算法确定存在测量偏差传感器及其偏差大小的原理如图 3 所示。从图中看出,诊断结构主要包括卡尔曼滤波器、发动机模型以及遗传算法。其中偏差集 Ω 中包含了一组偏差向量,以描述传感器的测量偏差情况。卡尔曼滤波器用于发动机性能估计,其输入为发动机可测输出偏离量。发动机模型根据估计的性能蜕化参数计算发动机的输出,遗传算法则根据模型计算输出与传感器测量参数之间的误差大小判断传感器测量偏差的选取是否合适,并由此进行优化计算以获得最优的传感器测量偏差值。

假设从偏差集中选取的某个向量和实际传感器测量偏差向量一致,则卡尔曼滤波器的输入为

$$\Delta y'_i = \Delta y - \hat{b}_i \quad (6)$$

$\Delta y'_i$ 中即已经消除了测量偏差的影响,则滤波器估计结果 $\Delta\hat{\eta}_i$ 能真实反映发动机的性能蜕化。将此时的估计值 $\Delta\hat{\eta}_i$ 修正发动机模型特性,得到的模型输出应能正确反映发动机的工作状况,模型输出与发动机测量参数之间的误差应仅包含测量噪声的影响,其数值较小。而如果从偏差集中选取的某个向量和实际传感器测量偏差向量不一致,则卡尔曼滤波器估计结果会偏离真实情况,基此得出的模型输出也会偏离发动机的真实工况,它们之间的误差不仅受到测量噪声的影响,也会受到不真实性能估计的影响,数值往往较大。从上面的阐述可以看出,偏差向量的选取对模型输出与发动机测量参数之间的误差有着直接的影响,因此可以利用遗传算法的寻优能力,从初始偏差集出发,找出和实际传感器测量偏差一致的偏差向量,使发动机模型输出与测量参数之间的误差最小。

3.3 遗传算法求解过程

遗传算法以决策变量的编码作为运算对象,借鉴生物学中的染色体和基因的概念,模拟自然界生物的遗传和进化现象。利用遗传算法确定存在测量偏差传感器及其偏差大小时需要考虑以下问题。

(1) 初始群体生成

假设偏差集 Ω 为所有可能传感器测量偏差向量的集合,则初始群体应是其一个子集的编码表示,由计算机随机产生。

(2) 参数编码

考虑实数编码与二进制编码相比具有更多的优势,更适合于求解多维、高精度数值问题;可以使遗传算法更接近于问题空间;能够表达十分大的域等等^[11],因此本文选择实数编码。

(3) 适应度函数

适应度函数如下式所示

$$F_i = K / J_i \quad (7)$$

式中 $J_i = (\Delta y'_i)^T \cdot \Delta y'_i$, K 为一常数,则适应度函数越大,则说明模型输出和发动机测量参数之间越吻合,估计的性能参数越准确,选取的传感器测量偏差向量越符合真实情况。

(4) 遗传操作的设计

遗传操作包括选择、交叉、变异等。其中选择算子采用蒙特卡罗选择方法,依据某个个体适应度函数的大小决定其被选择的概率。交叉、变异操作使用算术

交叉算子和变异算子。

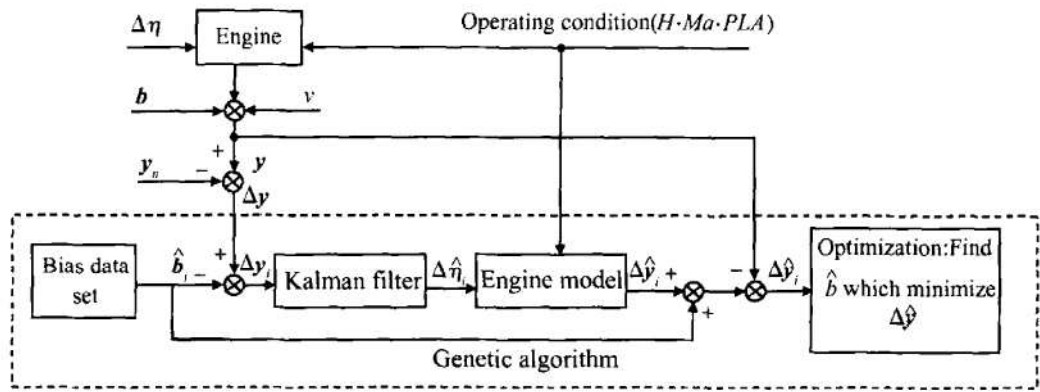


Fig 3 Structure of engine performance diagnostics

(5)算法流程

利用卡尔曼滤波器和 GA 进行发动机性能诊断的流程如下:

Step1: 初始化处理。确定遗传算法控制参数, 如群体规模 M , 交叉概率 P_c , 变异概率 P_m , 中止代数 T ; 初始化种群 Ψ

Step2 按图 3 中计算方法求取种群中每个个体的适应度函数;

Step3 对群体中个体进行选择、交叉、变异操作, 形成新的种群 Ψ , 保存最优解;

Step4 停止条件判定, 如满足停止条件则输出当前个体, 算法结束; 否则回到 Step2 继续求解。其中停止条件通过中止代数或者适应度函数大小的判断获得。

4 实例分析

本文以某型涡扇发动机为对象, 在 PC 上开展数字仿真。为了求解问题的方便, 在利用 GA 解决传感器测量偏差影响发动机性能诊断结果这一问题时, 假设仅有一个传感器存在测量偏差。文中假设 p_{31} 压力传感器测量值比真实值高出 3.6%, 也即该传感器存在 3.6% 的测量偏差, 很明显如此大的测量偏差对诊断结果的影响将大大超过图 2 中的情况。

根据 3.3 中的计算流程, 首先建立一个包含 50 个个体的初始种群。对于种群中任一个体, 随机确定存在测量偏差的传感器, 并在某一范围内随机确定该传感器测量偏差大小。因此初始种群在解空间内是随机分布的。对于任一个体, 利用卡尔曼滤波器对发动机进行性能诊断, 当滤波器估计结果相对稳定以后, 即可求解该个体的适应度函数, 作为遗传操作的依据。随着进化代数的增加, 群体中个体的测量偏差

和实际情况逐渐接近, 性能诊断结果也越来越接近真实值。

表 2 给出了种群中存在某一传感器测量偏差的个体数目随进化代数的变化情况, 从表中可以看出, 初始种群中存在某一传感器测量偏差的向量个体数目是随机的, 经过两代进化后, 群体中所有的个体都反映出是 p_{31} 传感器存在测量偏差, 这和真实情况是一致的。

Table 2 Individual numbers of each biased sensor in population during evolution

Generation	Numbers of biased sensors in population			
	N_1	N_2	p_{31}	p_6
0	13	8	10	19
1	2	0	42	6
2	0	0	50	0

图 4 给出了初始群体中 p_{31} 传感器测量偏差在某一范围内的分布, 横坐标 No. 表示个体序号, 可见 10 个存在测量偏差的个体的偏差大小是随机分布的。随着遗传算法进化计算的进行, 测量偏差值会接近真实值, 图 5 给出了进化至 50 代时 p_{31} 传感器测量偏差的分布, 可以看出群体中大多个体已在真实值附近, 只有偶尔几个由于变异而离真实值较远。此时, 由于

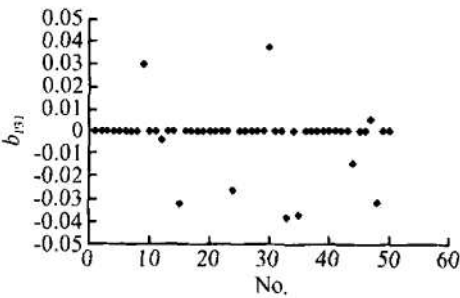


Fig 4 Distribution of p_{31} sensor bias in original population

p_{31} 传感器测量偏差已被确定, 因此卡尔曼滤波器性能诊断结果也和真实值基本一致。表 3 给出了无传感器测量偏差情况下的性能诊断结果, 以及存在 p_{31} 测量偏差、经 GA 计算后得到的诊断结果比较, 从表中可以看出这两种情况下的诊断结果差别较小, 利用遗传算法和卡尔曼滤波器能有效消除传感器测量偏差的影响, 准确诊断发动机的性能。

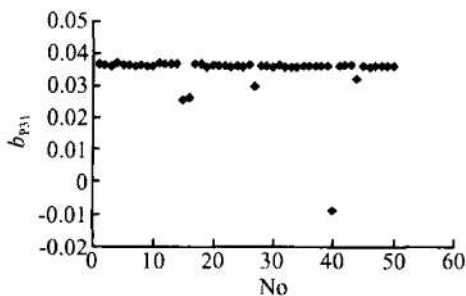


Fig 5 Distribution of p_{31} sensor bias in the 50th generation

Table 3 Diagnostic results with and without sensor bias

Diagnostic results	Actual condition	Without sensor bias		With sensor bias	
		Estimation condition	Error	Estimation condition	Error
$\Delta \eta_{e, fan} \%$	2.5	2.48	-0.08	2.44	-2.4
$\Delta \eta_{e, hpc} \%$	2.5	2.53	1.2	2.52	0.8
$\Delta \eta_{w, fan} \%$	2.5	2.48	-0.08	2.43	-2.8
$\Delta \eta_{w, hpc} \%$	2.5	2.59	3.6	2.60	4.0

5 结 论

提出了利用卡尔曼滤波器和遗传算法, 进行发动机性能诊断, 并重点解决测量偏差对诊断结果的影响, 通过仿真实例, 得出如下结论:

(1) 卡尔曼滤波器在无传感器测量偏差时能准确诊断发动机的性能, 但是如果测量值中含有测量偏差, 仅仅依靠卡尔曼滤波器无法得到正确的诊断结果。

(2) 利用遗传算法的全局优化能力, 能找出存在测量偏差的传感器并确定其测量偏差大小, 在测量值中消除测量偏差的影响, 最终得到准确的性能诊断结果。

参考文献:

[1] Takahisa Kobayashi, Donald L Simon. A hybrid neural network-genetic algorithm technique for aircraft engine performance diagnostics[R]. AIAA 2001-3763

[2] Takahisa Kobayashi, Donald L Simon. Application of a bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnostics [R]. NASA /TM 2003-212526

[3] KrishnaKumar K, Hachisako Y, Huang Y. Jet engine performance estimation using intelligent system technologies[R]. AIAA 2001-1122

[4] Randall Bickford, Donald M alloy. Development of a real-time turbine engine diagnostic system [R]. AIAA 2002-4306

[5] Santanu Chatterjee, Jonathan S Litt. Online model parameter estimation of jet engine degradation for autonomous propulsion control[R]. AIAA 2003-5425

[6] Allan J Volponi, Tam Brotherton, Robert Luppold. Development of an information fusion system for engine diagnostics and health management[R]. AIAA 2004-6461

[7] 陈 恬, 孙健国, 杨蔚华. 自组织神经网络航空发动机气路故障诊断 [J]. 航空学报, 2003, 24 (1).

[8] 郝 英, 孙健国, 白 杰. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断现状与展望 [J]. 航空动力学报, 2003, 18 (6): 753~ 760

[9] Luppold R H, Roman J R, Gallops G W, et al. Estimating in-flight performance variations using kalman filter concepts[R]. AIAA 89-2584

[10] Diakunchak I S. Performance deterioration in industrial gas turbines[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1992, 114(2).

[11] 李建武, 李敏强. 测试实数编码遗传算法的困难度 [J]. 管理科学学报, 2004, 7 (4).

(编辑: 朱立影)