基于部件参数估计的航空发动机故障预测技术研究

朱玉斌1,方中祥2,侯朝焕1,马晓川1

(1. 中国科学院 声学研究所 北京 100190; 2. 中航工业北京长城航空测控技术研究所 北京 100176)

摘要: 为了满足新一代航空发动机对故障预测与健康管理系统的需求,针对气路故障预测问题,以某型双转子、双涵道涡轮风扇发动机为对象,研究了把性能健康参数作为状态量扩展至状态方程,利用卡尔曼滤波器对状态变量进行估计,以估计出健康参数;并以该健康参数为基础,预测发动机的气路故障;最后以某涡扇发动机数学模型作为仿真对象,以 $H=15~\mathrm{km}$ 、Ma=1.6为仿真设计点,利用该工作点的线性状态方程设计了扩展卡尔曼滤波器,对健康参数进行了估计。仿真结果表明,状态估计器能够快速、较为准确地估计发动机的性能退化系数,从而能够较为准确地预测故障发生的时间,为航空装备的保障提供理论依据。

关键词: 涡扇发动机: 预测与健康管理系统; 故障预测; 参数估计

中图分类号: TP206 + . 3; V263 文献标识码: A 文章编号: 1000 - 8829(2012) 01 - 0128 - 04

A Health Prognostics Approach Research for Turbofan Engine

ZHU Yu-bin¹, FANG Zhong-xiang², HOU Chao-huan¹, MA Xiao-chuan¹
(1. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. AVIC Beijing Chang Cheng Aeronautical Measurement and Control Technology Research Institute, Beijing 100176, China)

Abstract: According to the requirement of prognostics and health management system in turbofan engine, a prognostics approach based on components health parameter estimation is presented for the gas path faults. The health evaluation is used to anticipate future maintenance and prognoses the gas path fault. The application considered is turbofan engine health parameter estimation, which offers the benefits of improving safety and reducing operating costs. The emphasis is focused on the research of applying Kalman filter to estimate engine component efficiencies and flow capacities, which are referred to as health parameters. The health parameters that tried to estimate can be modeled as slowly varying biases. The state vector of the dynamic model is augmented to include the health parameters, which are estimated with a Kalman filter. On the basis of engine state and the varying rate of the health parameters, the gas path faults can be prognosticated. Finally the example for the deteriorated engine is established in H = 15 km, Ma = 1.6. Simulation results from application to a turbofan model show that the system has perfect performance of estimating the health parameter. The simulation results demonstrate the effectiveness of this method, particularly for turbofan engine health estimation.

Key words: turbofan engine; prognostics and health management system; fault prognostics; parameter estimation

现代武器装备的采购费用日益庞大,传统的定期维修方式不但耗费资源效率低下维修费用也居高不下经济承受性已成为军方项目采办的核心。根据美军数据显示,在武器装备全寿命周期费用中,使用与保障费用占总费用的72% [1] ,且1/3的费用是由于不准确或不必要维修造成的,与生产费用相比,维修费用在

收稿日期: 2011 - 01 - 10

作者简介: 朱玉斌(1977—) 男 江西彭泽人 高级工程师 ,博士后 主要从事航空推进系统控制、故障诊断及 PHM 技术研究。

技术上更具有可压缩性。而故障预测与状态管理 (PHM prognostics and health management) 是压缩费用 的重要手段 ,也是实现自主式保障的前提和关键。在 这种背景下 ,洛克希德·马丁公司在美国国防部的支持下 ,以联合攻击机(JSF ,joint strike fighter) 为项目研制契机提出了 PHM 的概念。

针对航空发动机来说 据 NASA 统计 发动机在民航飞机所有的机械故障中占 1/3 ,全世界的航空公司每年因此承受着高达 310 亿美元的维护费用 ,其中发动机占日常维护费的 31% ,飞机和发动机翻修占

27% ^[2]。在军用领域,发动机的维护已经成为影响战备完好性和任务可靠性的首要因素。因此,研究航空发动机的 PHM 对于保持战备完好性和经济可承受性具有重要意义。而故障预测技术被视为实现 PHM 的核心技术,得到了前所未有的关注。

由于发动机的性能退化主要反映在推力的减少和耗油率的增加 在尾喷管几何面积不变时 推力的减少主要是通过气体流量的减少来实现 ,而燃油量所占流量比例很小 ,故推力的减少主要是空气流量减少引起的 ,而耗油率的增加反映出转子部件效率的降低。笔者在建立航空发动机数学模型的基础上 ,利用参数估计得到部件健康参数 ,根据其特性参数因子和健康参数变化速率来预测航空发动机故障发生的时间。

1 故障预测

故障预测方法[3] 很多,有基于经典时序的故障预 测方法、基于参数估计的故障预测方法、基于神经网络 的故障预测方法、基于小波分析方法和基于模糊理论 的故障预测方法等。但故障预测方法的可大致分为3 类: 基于经验的故障预测方法、基于特征的故障预测方 法和基于物理模型的故障预测方法。基于经验的故障 预测方法在缺少对象物理模型和设备状态监测数据的 情况下 基于经验进行故障预测是唯一方法 这种方法 的优点是代价小 缺点就是预测结果不够准确 ,可用于 可靠性和安全性要求较低的设备。基于特征的预测方 法是找到设备当前状态同未来故障之间的映射关系; 这种方法的优点是不需要建立复杂对象的物理模型, 具有较大的可实现性,是当前故障预测技术的主要部 分。基于物理模型的故障预测方法是在建立对象物理 模型的情况下进行的; 其优点是预测结果更准确 缺点 是对象数学模型精度要求较高,它也是未来故障预测 技术的发展方向。

基于部件健康参数估计的方法是利用参数估计方法得到系统的当前健康参数,根据系统的当前状态和健康参数的变化率,并按照当前变化趋势预测故障发生的时间。且随着使用时间的增加,系统的健康参数不断被修正。最终可得一个较为准确的故障发生时间。这个退化率随飞行循环数变化也可以通过历史数据获得。

2 参数估计

航空发动机部件参数估计早期用于部件级非线性数学模型的修正。其主要原因是:同一型号的发动机,由于制造和安装误差,以及生产批次的不同,其特性必然存在差异,导致性能存在一定的差异;而随着发动机使用时间的增加,其性能退化越来越严重,因此可以通

过参数估计的方法估计其健康参数,利用健康参数及 其变化率来预测发动机的故障。笔者是把健康参数扩展至状态向量 利用卡尔曼滤波的方法估计带有健康 参数的状态量。基于卡尔曼滤波的航空发动机参数估计结构图如图1所示。

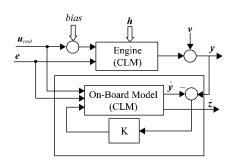


图 1 基于卡尔曼滤波部件参数估计的结构图

图 1 中的发动机是利用非线性部件级数学模型来替代真实发动机进行仿真, CLM 表示非线性数学模型 K 为卡尔曼滤波器。且机载数学模型随着发动机使用时间的增加不断被修正。

对于航空发动机来说,能表征其部件健康的参数很多,主要可有风扇、压气机、高压涡轮和低压涡轮等部件的流量和效率特性参数。 若选用上述 8 个性能参数进行估计,其计算量很大,由于不同部件的流量参数之间具有气动联系,选取所有的参数也不是非常有必要。 笔者是选取高压涡轮效率退化参数 $\Delta\eta_{tt}$ 、低压涡轮效率退化参数 $\Delta\eta_{tt}$ 、低压涡轮效率退化参数 $\Delta\eta_{tt}$ 、风扇流量退化参数 $\Delta\eta_{tt}$ 、和压气机流量退化参数 Δm_{ac} 作为健康参数,其具体表达式为:

$$\Delta \eta_{th} = 1 - \frac{\eta_{th}}{\eta_{th}} \Delta \eta_{tl} = 1 - \frac{\eta_{tl}}{\eta_{tl}}$$

$$\Delta m_{af} = 1 - \frac{\left(\frac{m_{af}\sqrt{T_2}}{P_2}\right)}{\left(\frac{m_{af}\sqrt{T_2}}{P_2}\right)_{ref}} \Delta m_{ac} = 1 - \frac{\left(\frac{m_{ac}\sqrt{T_{25}}}{P_{25}}\right)}{\left(\frac{m_{ac}\sqrt{T_{25}}}{P_{25}}\right)_{ref}}$$

式中 η_{ret} 为效率的参考量 即健康发动机的当前效率; $\eta_{th} \setminus \eta_{al}$ 分别为高、低压涡轮的效率; $m_{af} \setminus m_{ae}$ 分别为风扇和压气机的流量; $P_2 \setminus T_2$ 分别为风扇进口压力和温度; $P_{25} \setminus T_{25}$ 分别为压气机进口压力和温度。

健康参数选定后,可把健康参数扩展至线性方程的状态变量 利用图 1 的方法估计其状态变量 ,从而得到其健康参数。

3 基于部件参数估计的航空发动机故 障预测

3.1 航空发动机线性数学模型

以某型双转子、双涵道混合排气式涡轮风扇发动机为研究对象。根据其工作点,可将其线性化为

$$\Delta \dot{x} = A \Delta x + B \Delta u + L \Delta \eta$$

$$\Delta y = C \Delta x + D \Delta u + M \Delta \eta$$
 (1)

式中 $x \cdot u \cdot y \cdot \eta$ 分别为状态向量、控制向量、测量向量和部件性能参数变化向量; $A \cdot B \cdot C \cdot D$ 为系统矩阵; $x = [\Delta n_H \ \Delta n_L]^{\mathrm{T}} \ \mu = [\Delta m_f \ \Delta A_8]^{\mathrm{T}} \ y = [\Delta n_H \ \Delta n_L \ \Delta P_4]$, $\Delta T_5 \ \Delta P_6 \ \Delta P_5]^{\mathrm{T}} \ \eta = [\Delta \eta_{th} \ \Delta \eta_{tt} \ \Delta m_{af} \ \Delta m_{ac}]^{\mathrm{T}}; n_H \cdot n_L$ 分别为高、低压转子转速; m_f 为燃油供油量; A_8 为尾喷管喉部面积; P_4 为燃烧室出口压力; P_6 为混合室出口压力; T_5 和 P_5 为高压涡轮出口温度和压力。

3.2 基于部件参数估计的航空发动机故障预测系统 结构

由于卡尔曼滤波器是利用测量参数和控制参数估计健康性能参数 ,PHM 利用该健康参数进行故障预测 基于部件参数估计的航空发动机故障预测系统结构如图 2 所示。

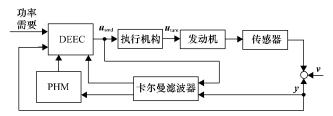


图 2 基于部件参数估计的航空发动机故障预测

从图 2 中可以看出,系统包括对象、传感器、执行机构、电子控制器、滤波估计器和 PHM 系统。本文采用的参数估计方法为卡尔曼滤波。卡尔曼滤波是基于系统状态方程的一种最优估计方法。

对于航空发动机来说,由于其健康性能参数是缓慢变化 故 $\dot{\eta}$ 近似为0。考虑系统噪声和量测噪声,方程(1)可变化为

$$\Delta \dot{x} = A \Delta x + B \Delta u + L \Delta \eta + \omega_{x}
\dot{\eta} = \omega_{\eta}
\Delta y = C \Delta x + D \Delta u + M \Delta \eta + \omega_{y}$$
(2)

式中 η 为被估计向量; $\omega_x \setminus \omega_\eta$ 和 ω_y 为系统噪声、量测噪声等。

设 $\boldsymbol{\omega}_{x} \setminus \boldsymbol{\omega}_{\eta}$ 和 $\boldsymbol{\omega}_{y}$ 的协方差阵为 $\boldsymbol{Q}_{xx} \setminus \boldsymbol{Q}_{\eta}$ 和 \boldsymbol{Q}_{yy} 。 将 $\boldsymbol{\eta}$ 作为增广的状态变量 ,方程(2) 可整理为

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ \Delta \dot{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & L \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} \Delta u + \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_\eta \end{bmatrix}$$

$$\Delta y = \begin{bmatrix} C & M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + D\Delta u + \omega_y$$
(3)

以方程(3)作为系统方程,其基于卡尔曼滤波器的全维观测器方程可表示为

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\hat{x}} \\ \dot{\Delta} \dot{\hat{\eta}} \end{bmatrix} = F \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + G \Delta u + K [\Delta y - H] \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix}$$
(4)

$$\Delta \hat{\mathbf{y}} = H \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\eta}} \end{bmatrix} + D\Delta u \tag{5}$$

式中
$$F \triangleq \begin{bmatrix} A & L \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
; $G \triangleq \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}$; $H \triangleq \begin{bmatrix} C & M \end{bmatrix}$; $K \triangleq \begin{bmatrix} K_x \\ K_\eta \end{bmatrix} =$

 $PH^{\mathsf{T}}Q_{yy}^{-1}; Q = \begin{pmatrix} Q_{xx} & 0 \\ 0 & Q_{y} \end{pmatrix}; P$ 为协方差阵相关的稳态

Riccati 微分方程的解。Riccati 微分方程为
$$0 = FP + PF^{T} + Q - PH^{T}Q_{xx}^{-1}HP$$
 (6)

求出K后,卡尔曼滤波器设计就完成了。

4 仿真与结果分析

采用了某型航空发动机数学模型替代真实的发动机,令其退化至某一程度,并以 H=15 km、Ma=1.6、 $n_L=92\%$ 为设计算例,其线性数学模型为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + L\eta \\ y = Cx + Du + M\eta \end{cases}$$
 (7)

式中 $\mathbf{x} = [\Delta n_H, \Delta n_L]^{\mathrm{T}}$ $\mathbf{u} = [\Delta m_f, \Delta A_8]^{\mathrm{T}}$ $\mathbf{y} = [\Delta n_H, \Delta n_L, \Delta P_4, \Delta T_5, \Delta P_6, \Delta P_5]^{\mathrm{T}}$; $\mathbf{\eta} = [\Delta \eta_{th}, \Delta \eta_{tt}, \Delta m_{af}, \Delta m_{ac}]^{\mathrm{T}}$ 。 线性化计算可得其矩阵参数分别为

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} -0.8233 & -0.4220 \\ 1.3624 & -3.2790 \end{bmatrix}, \boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} 0.2146 & 0.3377 \\ 0.2478 & 0.8235 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{L} = \begin{bmatrix} 0.5166 & 0.1361 & -0.7672 & 4.9147 \\ -0.0309 & 0.3363 & -4.9190 & -7.3468 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 1.0000 \\ 1.6993 & 1.8417 \\ -0.6853 & -0.3705 \\ 0.0022 & 2.3645 \\ 0.8326 & 2.0469 \end{bmatrix}, \boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 \\ 0.1395 & -1.0549 \\ 0.4705 & 0.1844 \\ 0.2193 & -1.1869 \\ 0.2238 & -1.2963 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{M} = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ -0.9335 & -0.254 & 3.6123 & -6.2294 \\ -0.2453 & -0.052 & -1.2735 & 3.5421 \\ -0.0911 & -0.0660 & 4.3993 & -0.0655 \\ -0.0342 & -0.4370 & 3.5796 & -4.5000 \end{bmatrix}$$

根据式(5) 可计算得到 $F \setminus G$ 和 H ,选择 $Q \setminus Q_{yy}$,再 根据式(6) 可得 Recatti 方程的解 P ,利用 $K = PH^{\mathsf{T}}Q_{yy}^{-1}$ 可得到

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 27.0395 & 0.4380 & 3.0799 & 0.3275 & -1.0186 & -2.3738 \\ 0.4380 & 21.8058 & 2.9175 & 0.4539 & 5.2089 & 11.3076 \\ 2.3554 & 0.4593 & -4.6184 & -3.5770 & -0.0722 & 2.6576 \\ -0.6229 & 2.2202 & 1.5840 & -5.2472 & 1.3064 & -5.6309 \\ -0.3585 & -10.5098 & 0.8219 & -0.4191 & 19.2917 & 4.3373 \\ 5.4869 & -1.0925 & -5.2556 & 5.9810 & 7.0218 & -11.6177 \end{bmatrix}$$

利用图 2 结构进行仿真 ,仿真结果如图 3 、图 4 所示。图 3 为 H=15 km、Ma=1.6、 $n_L=92\%$,高压涡轮退化 1% (即 $\eta_{th}=-0.01$) 时卡尔曼参数估计器对退化因子的估计情况。图 4 为 $\eta_{tl}=-0.01$ 、 $m_{af}=-0.01$ 和 $m_{ag}=-0.01$ 时 ,卡尔曼参数估计器对退化因子的

估计情况。

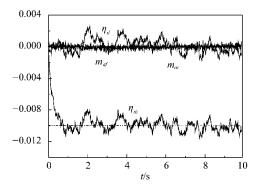


图 3 $H = 15 \text{ km} \ Ma = 1.6 \ n_L = 92\%$ 、 $\Delta \eta_{th} = -0.01$ 时 参数估计器的输出

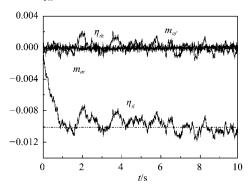


图 4 H = 15 km、Ma = 1.6、 $n_L = 92\%$ 、 $\Delta \eta_d = -0.01$ 时 参数估计器的输出

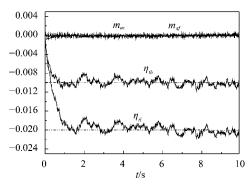


图 5 H = 15 km、Ma = 1.6、 $n_L = 92\%$ 、 $\Delta \eta_{th} = -0.01$ 、 $\Delta \eta_{tl} = -0.02$ 时 ,卡尔曼参数估计器的输出

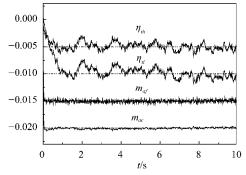


图 6 H=15 km、Ma=1.6、 $n_L=92\%$ 、 $\Delta\eta_{th}=-0.005$ 、 $\Delta\eta_{tl}=-0.01$ 、 $\Delta m_{af}=-0.015$ 、 $\Delta m_{ac}=-0.02$ 时,参数估计器的输出

图 3 和图 4 仿真结果表明,当航空发动机由于使用时间的增加导致某一性能参数发生退化时,性能参数估计器能够在很短的时间内准确估计何种参数发生了退化,以及退化值的大小。图 5 和图 6 仿真结果表明,当航空发动机发生多个性能参数同时退化且退化量各异时,基于卡尔曼滤波器的参数估计器亦能在较短的时间内精确估计其退化参数和退化值。

由于性能退化通常是渐变的,因此这种变化量在短时间通常是很小的。利用该方法能够预测由于性能偏离导致的渐变性故障。通过对航空发动机不同的飞行条件和状态进行的大量仿真表明,无论是对于单一健康性能参数还是多个参数,卡尔曼参数估计器都能够在较短的时间内,准确估计其性能退化参数和退化量。完全能够满足利用性能参数退化进行故障预测的要求。

健康参数估计完成后,可根据使用或试验得到其健康性能偏离最大值 HealthPara_{max},并根据性能偏离量、参数退化率和偏离最大值即可预测发动机的渐变性故障。

5 结束语

针对航空发动机 PHM 系统的故障预测问题 利用某型航空发动机部件级数学模型 ,提出了采用参数估计的方法对发动机部件健康性能参数进行估计。研究表明 ,该方法能够准确地估计健康性能参数 ,在试验得到健康参数的条件下 ,可在一定程度上预测发动机的故障。与传统的基于经验的故障预测方法相比 ,该方法的优点是能够在线进行 ,且准确度较高 ,计算量小 ,具有较好的工程应用前景。

参考文献:

- [1] 曾声奎 Pecht M G 吴际. 故障预测与状态管理(PHM) 技术的现状与发展[J]. 航空学报 2005 26(5):626-632.
- [2] Mercer C R ,Simon D L ,Hunter G W ,et al. Fundamental technology development for gas-turbine engine health management [R]. 2007.
- [3] Simon D Simon D L. Kalman filter constraint tuning for turbofan engine health estimation [R]. 2005.
- [4] 郝英. 基于智能技术的民航发动机故障诊断和寿命预测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学 2006.
- [5] Simon D Simon D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filtering [R]. 2003.
- [6] Kobayashi T Simon D L ,Litt J S. Application of a constant gain extended Kalman filter for in-flight estimation of aircraft engine performance parameters [R]. 2005.
- [7] Kobayashi T Simon D L. Application of bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnostics [R]. 2003.