

基于渐消卡尔曼滤波算法的航空发动机参数估计方法

黄辉先, 任科明*, 李 燕, 庄 选

(湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

(*通信作者电子邮箱 renkm1130@xtu.edu.cn)

摘 要: 针对航空发动自适应模型误差无法完全消除, 可能导致参数估计结果严重偏离甚至滤波发散的问题, 提出一种带渐消因子的卡尔曼参数估计方法, 采用在线调整卡尔曼方程残差的权重、加强现实测量数据在状态估计中作用的策略, 保证了发动机性能参数估计的准确性。仿真结果表明, 该方法不仅克服了滤波发散现象, 具有更优的收敛速度和估计精度, 且计算量小, 实现简单, 便于实际应用。

关键词: 航空发动机; 自适应模型; 参数估计; 卡尔曼滤波; 渐消因子

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Aero-engine parameters estimation using fading Kalman filter algorithm

HUANG Huixian, REN Keming*, LI Yan, ZHUANG Xuan

(School of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411005, China)

Abstract: The deviation of the aero-engine on-board adaptive system model could not be completely eliminated, which may result in serious estimation deviation and filtering divergence. A new Kalman estimation algorithm with fading factor was proposed. Adjusting the weight of innovation covariance and increasing the effect on realistic measurement data in state estimation, the accuracy of aero-engine parameters estimation was ensured. Compared with the conventional Kalman filtering, the simulation results shows that the method proposed can restrain filtering divergence and obtain the high accuracy of estimation and the short convergence time. The derivation of the new method is simple, the computation amount is little, and the engineering application value is high.

Key words: aero-engine; adaptive model; parameter estimation; Kalman filtering; fading factor

0 引言

航空发动机性能潜力的挖掘是发动机控制领域的研究热点。20 世纪 80 年代末开始, 美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 最先提出了性能寻优控制 (Performance Seeking Control, PSC) 思想, 进行了一系列的理论研究和飞行实验^[1-2]。由于性能寻优控制系统是基于模型的控制技术, 精准的发动机机载模型是设计关键。其中部件性能参数的退化量估计是发动机机载模型的基本组成部分^[3]。

近年来, 国内外专家对基于卡尔曼滤波算法的发动机机载自适应模型建立进行了大量研究, 提出了一系列改进方法^[3-5]。在无法进一步提高模型精度的前提下, 文献[6]针对简化的发动机常加速模型, 采用单因子自适应卡尔曼滤波算法, 提高了收敛速度和计算速度。文献[7]构造了带适维调整参数向量的卡尔曼方法, 使用多变量迭代搜索程序, 与常规方法相比提高了发动机性能估计精度。同时, 一些学者提出了非线性估计算法的研究^[8-9], 由于发动机具有强非线性特性, 以常规形式卡尔曼滤波为核心的非线性自适应模型, 并不能完全跟踪实际发动机输出, 且与工程应用还有一段距离。

本文从实际应用的角度出发, 针对航空发动机性能寻优

过程中所采用的线性化模型, 提出带渐消因子的卡尔曼滤波算法提高发动机性能估计精度, 并解决了因建立的系统状态模型不完全准确, 在状态估计过程中使用标准卡尔曼滤波算法会导致结果偏离过高, 甚至出现滤波发散的问题。

1 发动机参数估计自适应模型

采用常规卡尔曼滤波器进行参数估计时, 需要研究待估计系统的线性状态空间方程。在参考飞行条件下, 根据发动机非线性模型, 在选定的基准点处, 获得发动机的分段线性化模型^[10]。对不同的选定基准点模型系数矩阵离线计算, 存储在机载计算机中, 模型覆盖标准发动机工作范围。

1.1 连续状态变量模型

状态变量模型描述:

$$\begin{cases} \Delta \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{L} \Delta \boldsymbol{\eta} \\ \Delta \mathbf{y} = \mathbf{C} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{D} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{M} \Delta \boldsymbol{\eta} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_0$; $\Delta \mathbf{y} = \mathbf{y} - \mathbf{y}_0$; $\Delta \mathbf{u} = \mathbf{u} - \mathbf{u}_0$ 分别为相对于基准点的状态增量、可测输出增量和控制输入增量; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{D} 、 \mathbf{L} 、 \mathbf{M} 为系统适维矩阵; $\mathbf{x} = [\Delta n_H, \Delta n_L]^T$, n_H , n_L 分别为高、低压转子转速; $\mathbf{u} = [\Delta m_f, \Delta A_8]^T$, m_f 为燃油供油量; A_8 为尾喷口面积; $\mathbf{y} = [n_H, n_L, P_{55}, P_3]^T$, P_{55} 为低压涡轮出口压力, P_3 为压气机出口压力; 待估计的性能参数退化量 $\Delta \boldsymbol{\eta} = [\Delta \eta_{th}, \Delta \eta_{tl}, \Delta m_{ac}, \Delta m_{af}]^T$; 其中 $\Delta \eta_{th}$ 为高压涡轮效率, $\Delta \eta_{tl}$ 为低压涡轮效率, Δm_{ac} 为压气机换算空气流量, Δm_{af} 为风扇换算空气

收稿日期: 2013-04-12; 修回日期: 2013-06-09。 基金项目: 国家部委预先研究基金资助项目 (2011846)。

作者简介: 黄辉先 (1957 -), 男, 湖南益阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 先进控制、工业自动化控制; 任科明 (1987 -), 男, 湖南长沙人, 硕士研究生, 主要研究方向: 航空发动机先进控制; 李燕 (1987 -), 女, 湖南衡阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 航空发动机智能控制; 庄选 (1986 -), 女, 湖南益阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 航空发动机数值模拟。

流量。通过相似变换可获得全飞行包线模型^[11]。

由于式(1)无法得到退化参数的变化,不能满足需求,将 $\Delta\eta$ 作为扩展状态变量。同时考虑系统状态噪声 w 和测量噪声 v 的影响,所以描述真实发动机系统动态特性的增广模型表示为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta\dot{x} \\ \Delta\dot{\eta} \end{bmatrix} = A I \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta\eta \end{bmatrix} + B I \Delta u + w \\ \Delta y = C I \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta\eta \end{bmatrix} + D I \Delta u + v \end{cases} \quad (2)$$

以式(2)作为系统方程,其基于卡尔曼滤波器全维观测器方程可表示为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta\hat{x} \\ \Delta\hat{\eta} \end{bmatrix} = A I \begin{bmatrix} \Delta\hat{x} \\ \Delta\hat{\eta} \end{bmatrix} + B I \Delta u + K [\Delta y - \Delta\hat{y}] \\ \Delta\hat{y} = C I \begin{bmatrix} \Delta\hat{x} \\ \Delta\hat{\eta} \end{bmatrix} + D I \Delta u \end{cases} \quad (3)$$

式中: $A I = \begin{bmatrix} A & L \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$; $B I = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}$; $C I = \begin{bmatrix} C \\ M \end{bmatrix}$; $D I = D$; $\Delta\hat{x}$, $\Delta\hat{\eta}$, $\Delta\hat{y}$ 为观测值, K 为卡尔曼滤波增益矩阵。

建立增广状态变量模型后,通过设计常规卡尔曼滤波器由输出量的变化来间接估计系统的退化参数变化 $\Delta\eta$,最后通过退化参数的变化来实现增广状态变量模型对真实发动机的自适应^[8,12]。基于卡尔曼滤波性能退化参数估计的结构如图1所示。

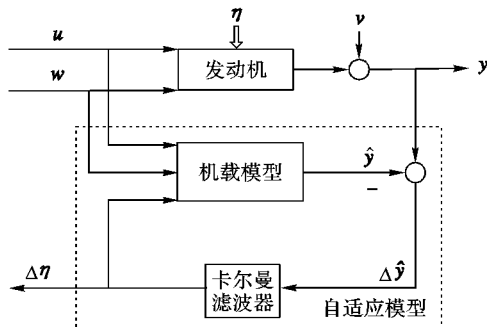


图1 基于卡尔曼滤波性能退化参数估计的结构

1.2 模型离散化处理

由于性能寻优控制算法最终是在数字控制器上实现的,需要对系统进行离散化,根据工程上硬件系统采样周期,对1.1节所建立的状态方程进行离散化,离散化后系统模型描述如下:

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + B_{k-1} U_{k-1} + w_{k-1} \\ Y_k = H_k X_k + D_k U_k + v_k \end{cases} \quad (4)$$

其中: X_k 为状态变量; Y_k 为测量向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为第 $k-1$ 时刻到 k 的状态转移矩阵; H_k 为 k 时刻的观测矩阵。对于常规卡尔曼滤波,要求系统状态噪声 w_k 和测量噪声 v_k 为互不相关的白噪声序列,其协方差阵分别为 Q 和 R ,其中 Q 是状态变量模型精度的度量, R 是发动机传感器测量精度的度量。

2 自适应渐消卡尔曼滤波器

2.1 滤波递推公式

根据常规卡尔曼滤波的估计准则和滤波递推公式可知,其估计结果是由状态预报和测量更新加权的结果,而卡尔曼滤波增益本质上是决定了观测值 Y_k 和状态预报值 $X_{k|k-1}$ 的状态估计中的比例权重,动力学模型的变化反映在观测数据

里,滤波增益大则观测信息利用的权重增加,从而预报作用权重降低。由于发动机建模误差、模型线性化过程误差等众多因素的影响,很难确定其噪声水平。滤波过程中如果过分依赖有偏差的模型,很容易导致滤波结果的误差累积,使模型与获得的观测值不匹配,估计精度大大降低,严重时甚至会引起滤波发散。使用常规卡尔曼滤波器往往不容易得到准确的估计结果,需要采取一定策略调整滤波过程,重视当前观测数据来使其适应模型变化对滤波产生的影响^[13-14]。

本文将动力学模型信息作为一个整体,增加了渐消因子 λ_k ,通过渐消因子在线调节预测误差协方差矩阵,即残差权重的调整,达到实时调整滤波增益矩阵的目的,使滤波器接近最优。式(5)~(10)构成了渐消卡尔曼滤波方程:

状态预报:

$$X_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + B_{k-1} U_{k-1} \quad (5)$$

$$P_{k|k-1} = \lambda_k \Phi_{k,k-1} P_k \Phi_{k,k-1}^T + Q \quad (6)$$

观测更新:

$$V_{k|k-1} = H_k X_{k|k-1} + D_k U_k - Y_k \quad (7)$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R)^{-1} \quad (8)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (9)$$

$$\hat{X}_k = X_{k|k-1} + K_k V_{k|k-1} \quad (10)$$

式中: $V_{k|k-1}$ 为残差向量, $P_{k|k-1}$ 和 P_k 为状态预测误差协方差矩阵和滤波协方差矩阵; K_k 为当前时刻滤波增益矩阵; \hat{X}_k 为状态向量的估计。显然 $\lambda_k \geq 1$ 将滤波协方差膨胀了 λ_k 倍,加重现实测量数据在状态估计的作用,减少了陈旧信息的影响,避免了滤波器的发散。

2.2 渐消因子的求解

由于残差序列为白噪声序列,可推得其协方差阵为

$$C_0(k) = E[V_{k|k-1} V_{k|k-1}^T]_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R \quad (11)$$

残差自相关函数:

$$E[V_{k+j} V_k^T] = P_{k|k-1} H_k^T - K_k C_0(k); j = 1, 2, 3, \dots \quad (12)$$

如果残差自相关函数等于零,即残差序列不相关或者说残差序列保持相互正交,则 K_k 是最优的。实际情况是,由于模型误差,实际的残差方差阵 $C_0(k)$ 与式(2)、(6)、(8)、(10)计算出的理论值不一样,因此,残差自相关函数不一定等于0。基于以上情况,可以实时地调整滤波增益阵 K_k ,强迫残差序列保持相互正交,即使式(11)等于零成立。根据上述分析,构造渐消因子 λ_k ^[15]:

$$\bar{C}_0(k) = \begin{cases} \frac{\lambda_{k-1} V_i V_i^T}{1 + \lambda_{k-1}}, & k > 1 \\ \frac{V_0 V_0^T}{2}, & k = 1 \end{cases} \quad (13)$$

$$\lambda_k = \max \left\{ 1, \frac{\text{trace}(\bar{C}_0(k))}{\text{trace}(C_0(k))} \right\} \quad (14)$$

式中: V_0 为 $k=0$ 时刻残差向量; λ_{k-1} 为 $k-1$ 时刻渐消因子; $\bar{C}_0(k)$ 为当前估计的残差协方差; trace 代表矩阵的迹。以上分析构成了寻找渐消因子的基础。

3 仿真验证

本文数字仿真以某型涡轮风扇发动机为研究对象,给定稳态工作点: $H=19 \text{ km}$, $Ma=1.7$, $n_L=96\%$ 。控制计算机采样步长设为 100 ms ,滤波启动初始时刻设定模型误差为 $0.02^2 * I$,测量误差为 $0.02^2 * I$, I 均代表单位阵,工作时间 10 s ,设计部件性能退化量:高压涡轮效率退化量 $\Delta\eta_{th}$ 、低压

涡轮效率退化量 $\Delta\eta_{th}$ 、压气机流量退化量 Δm_{ac} 、风扇流量退化量 Δm_{af} 分别为 2%, 2%, 3% 和 3%, 根据第 1 章的模型和第 2 章的渐消卡尔曼滤波算法, 估计结果与常规的卡尔曼滤波器进行对比。如图 2~5 所示, 设常规卡尔曼滤波器为滤波器 1, 渐消卡尔曼滤波器为滤波器 2。

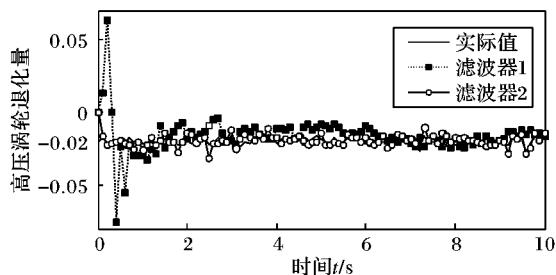


图 2 $\Delta\eta_{th} = -0.02$ 时的参数估计结果比较

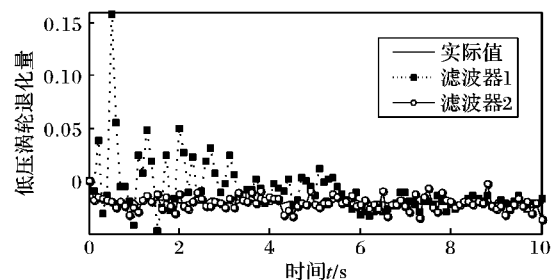


图 3 $\Delta\eta_l = -0.02$ 时的参数估计结果比较

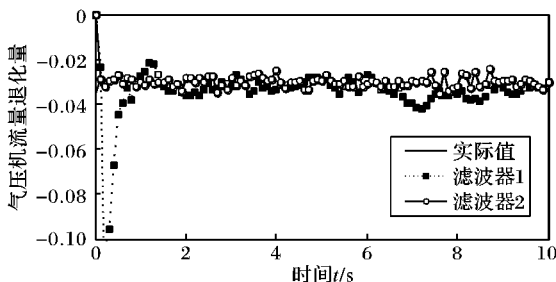


图 4 $\Delta m_{ac} = -0.03$ 时的参数估计结果比较

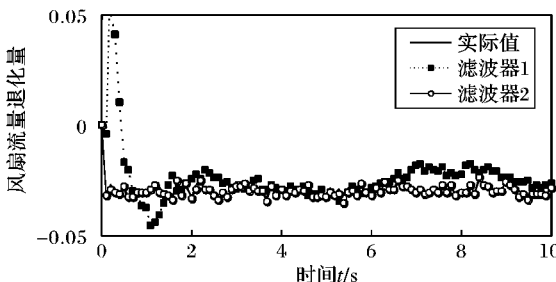


图 5 $\Delta m_{af} = -0.03$ 时的参数估计结果比较

为了便于分析, 将滤波器估计精度以误差形式列于表 1, 各个退化量的估计误差计算公式为

$$error_i = \left| \frac{real - estimate}{real} \right|; i = 1, 2 \quad (15)$$

其中: *real* 表示真实发动机的实际的退化量, *estimate* 表示自适应模型估计出的退化量。

由图 2~图 5 可以看出, 本文提出的基于渐消卡尔曼滤波器的自适应模型对发动机的参数退化参数实现了完全跟踪, 且与设定实际值曲线非常接近, 相对于常规卡尔曼自适应模型估计结果, 其收敛速度更快, 整个跟踪过程持续平稳, 避免了滤波估计严重偏离情况的发生。通过图 6 和图 7 的比较可知, 渐消卡尔曼滤波器在高马赫飞行状态下误差波形没有大的波动, 对发动机动态过程的参数估计结果更接近真实值, 至少提高了一个数量级的估计精度, 增强了对模型系统估计的可靠性。由表 1 中数据得出, 渐消卡尔曼滤波器在飞行包线内不同设计点均能对状态变量的估计, 受系统模型影响相对较小且保证了估计精度的稳定, 满足一定包线范围的发动机参数估计要求。限于篇幅, 其他设计点波形图就不再列出。

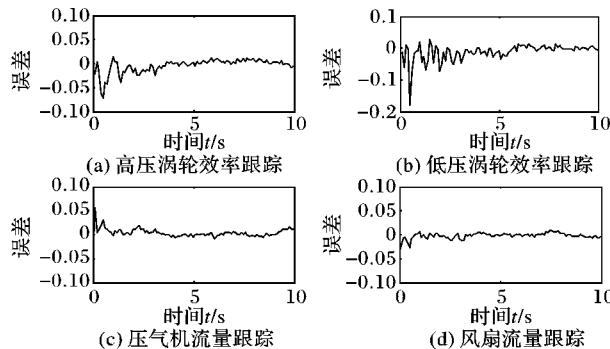


图 6 常规卡尔曼跟踪误差曲线

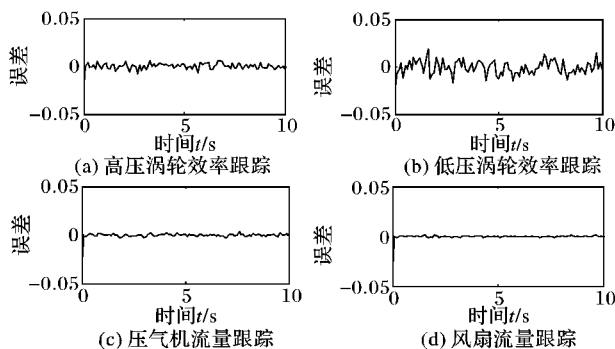


图 7 渐消卡尔曼跟踪误差曲线

表 1 退化量估计误差表

性能退化 参数设计点	η_{th}		η_l		m_{af}		m_{ac}	
	error ₁	error ₂	error ₁	error ₂	error ₁	error ₂	error ₁	error ₂
$H = 0 \text{ km}, Ma = 0$	1.5E-04	5.5E-05	4.3E-03	2.7E-05	6.6E-04	8.4E-05	6.0E-04	8.7E-05
$H = 0.9 \text{ km}, Ma = 0.9$	9.0E-04	2.3E-04	3.2E-03	9.7E-05	4.7E-04	6.8E-05	4.3E-04	3.8E-05
$H = 19 \text{ km}, Ma = 1.7$	5.6E-03	4.3E-05	9.1E-03	7.8E-05	5.0E-03	8.9E-05	2.2E-03	1.4E-04

4 结语

本文提出了带渐消因子的卡尔曼滤波器改进方法, 并应用到航空发动机机载自适应模型的建立上。通过在线调整滤波方程残差的权重, 解决了常规卡尔曼滤波器估计过程因过分依赖有偏差的模型而引起的滤波发散问题。大量仿真实验表明, 带渐消因子的卡尔曼滤波方法与常规形式的卡尔曼滤

波器相比, 具有更优的收敛能力和估计精度, 且在飞行包线各个设计点均能满足估计要求。本文方法计算过程简单, 计算量小, 没有增加卡尔曼滤波器的复杂度, 在航空工程领域具有很好的应用前景。鉴于带渐消因子的卡尔曼滤波器具有良好跟踪能力, 对航空发动机性能参数突变状态准确估计是进一步的研究方向。

(下转第 2999 页)

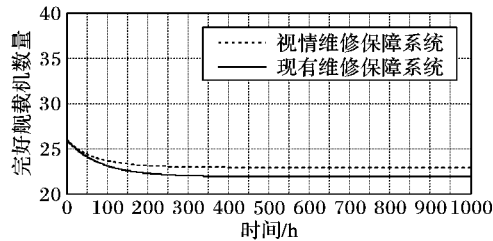


图5 完好舰载机情况

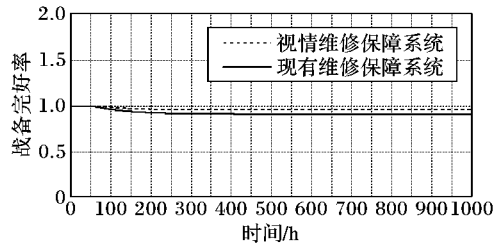


图6 舰载机的战备完好率

通过对图6的分析可以看出,在仿真运行过程中,若将视情维修活动加入舰载机的维修保障工作,通过调整参数增强故障预测能力和诊断能力,从而影响保障能力,改变对维修舰载机速率的影响因子,增加因子的影响程度,便可加快差距的变化,在61 h达到期望值,仿真运行效果明显好于现有维修保障系统的运行效果。

综上仿真结果可以看出,视情维修是对装备技术状态的控制,采用视情维修保障模式后,完好舰载机有所增加,这充分说明采用视情维修模式,可以使战备完好率大幅度提高,有利于提高保障效率,从而提高战备完好性,增强舰载机的综合保障能力。

4 结语

本文重点研究视情维修模式下,各级别的维修保障能力和各种延迟因素对舰载机保障工作的影响^[14],通过对仿真实验所得结果进行分析,得出视情维修与传统的维修保障模式相比,能够提高战备完好率,提高保障效率,从而有效增强舰

载机综合保障能力的结论。因此,对舰载机维修保障实行视情维修具有重要的现实意义。

参考文献:

- [1] 韩国泰. 航空电子的故障预测与健康管理工作[J]. 航空电子技术, 2009, 40(1): 30-38.
- [2] 尹小虎, 温熙森, 钱彦岭. 复杂维修系统的动力学行为仿真[J]. 兵工学报: 2008, 29(5): 588-591.
- [3] YIN X H, WEN X S, QIAN Y L, et al. Modeling and simulation of complex maintenance system dynamics [C]// Proceedings of the 26th Chinese Control Conference. Piscataway: IEEE, 2007: 487-489.
- [4] 尹小虎, 钱彦岭, 杨拥民, 等. 装备维修系统的组织模型研究[J]. 装甲兵工程学院学报, 2007, 21(1): 21-25.
- [5] 魏现杰, 刘德刚, 张彦朴, 等. 基于系统动力学方法的战时通用装备保障仿真研究[J]. 火力指挥与控制, 2009, 34(6): 86-89.
- [6] 刘凯, 远斌, 王鼎. 基于SD模型的舰炮武器系统中继级维修保障系统评价与分析[J]. 火炮发射与控制学报, 2010(10): 46-49.
- [7] 白永生, 马伦, 吕雷, 等. 不完善检测情况视情维修费用优化及仿真研究[J]. 系统仿真技术, 2010, 6(3): 220-252.
- [8] 柳新民. 机电系统BIT间歇故障虚警抑制技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.
- [9] 彭宇, 刘大同, 彭喜元. 故障预测与健康管理工作综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(1): 1-9.
- [10] GHASEMI A, YACOUT S, OUALI M S. Optimal condition based maintenance with imperfect information and the proportional hazards model [J]. International Journal of Production Research, 2007, 45(4): 989-1012.
- [11] 张力波. 供应链环境下库存控制的系统动力学仿真研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2006.
- [12] 单黎黎, 张宏军, 张睿, 等. 基于主导因子法的装备维修保障人员调度值预测[J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2364-2368.
- [13] 曹钰, 刘义乐, 徐宗昌. 应急物资保障决策支持系统研究与设计[J]. 计算机应用, 2003, 23(2): 34-36.
- [14] 陈丽. 基于状态的维修模型及应用研究[D]. 石家庄: 机械工程学院, 2009.

(上接第2995页)

参考文献:

- [1] ORME J S, CONNERS T R. Supersonic flight test results of a performance seeking control algorithm on a NASA-15 spacecraft[R]. California: AIAA, 1994.
- [2] GILYARD G B, ORME J S. Subsonic flight test evaluation of a performance seeking control algorithm on an F15 airplane[R]. California: AIAA, 1992.
- [3] 袁春飞, 姚华, 刘源. 基于机载自适应模型的航空发动机控制[J]. 推进技术, 2006, 27(4): 354-358.
- [4] 陆军, 郭迎清, 张书刚. 基于改进混合卡尔曼滤波器的航空发动机机载自适应模型[J]. 航空动力学报, 2011, 26(11): 2593-2599.
- [5] 张海波, 陈霆昊, 孙健国, 等. 一种新的航空发动机自适应模型设计与仿真[J]. 推进技术, 2011, 32(4): 557-563.
- [6] 廖瑛, 尹大伟, 郑宇昕, 等. 基于自适应Kalman滤波算法的航空发动机可测参数及其偏离量估计[J]. 国防科技大学学报, 2012, 34(4): 1-6.
- [7] SIMON D L, ARMSTRONG J B. An integrated approach for aircraft engine performance estimation and fault diagnostics[R]. Washington, DC: NASA/TM, 2012.
- [8] SIMON D L, LITT J S. Application of a constant gain extended Kalman filter for in-flight estimation of aircraft engine performance parameters[R]. Washington, DC: NASA/TM, 2005.
- [9] SIMON D, SIMON D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filtering[R]. Washington, DC: NASA/TM, 2003.
- [10] 王海泉, 欧阳玲, 黄杰. 涡扇发动机机载自适应模型及性能蜕化估计[J]. 计算机仿真, 2012, 29(10): 76-79.
- [11] 任新宇, 杨育武, 樊思齐. 航空发动机相似增益扩展卡尔曼滤波研究[J]. 测控技术, 2011, 30(1): 52-54.
- [12] 张鹏, 黄金泉. 基于卡尔曼滤波的航空发动机故障诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
- [13] 范文兵, 刘春风, 张素贞. 一种强跟踪扩展卡尔曼滤波器的改进算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(1): 73-76.
- [14] 鲁平, 赵龙, 陈哲. 改进的Sage-Husa自适应滤波及其应用[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(15): 3503-3505.
- [15] 徐定杰, 贺瑞, 沈锋, 等. 基于新息协方差的自适应渐消卡尔曼滤波器[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 32(12): 2696-2699.