旋翼/涡轴发动机的自适应模型

邹先权 孙健国 张海波

(南京航空航天大学 能源与动力学院，南京 210016)

摘 要：基于卡尔曼滤波器研究旋翼/涡轴发动机的机载自适应模型.采用拟合法建立了状态变量模型，并将发动机性能蜕化参数作为增广的状态变量，设计了卡尔曼滤波器，从而可以根据可测参数的偏离量估计出发动机部件性能蜕化值，最后将部件性能蜕化值用于对机载模型中不可测性能参数的修正，从而使机载模型能适应发动机的非额定工作状况.通过数字仿真表明，建立的机载自适应模型能真实反映发动机的工作状况，并且在全包线范围内该模型都具有比较好的鲁棒性和实时性.

关 键 词：涡轴发动机；旋翼；卡尔曼滤波；自适应模型

中图分类号：V 231

文献标识码：A **文 章 编 号**：1001-5965(2009)10-1192-05

Adaptive model of rotor/turbo-shaft engine

Zou Xianquan Sun Jianguo Zhang Haibo

(College of Energy Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: An adaptive model of rotor/turbo-shaft engine on board was constructed using Kalman filter. The state variable model of rotor/turbo-shaft engine was built through the data fitness method, and a Kalman filter was designed using the deterioration factors as augmented state variables. The Kalman filter can be utilized to predict the component deteriorations from the deviation of measurable parameters, which are used to trim the unmeasurable output parameters of the model on board so that it can adapt the actual engine. The digital simulation results show that the adaptive model on board is able to match the actual engine well. Meantime, the robustness and real-time of the adaptive model are also validated in the full flight envelope.

Key words: turbo-shaft engine; rotor; Kalman filter; adaptive model

现代一些先进的发动机控制技术如飞行/推进系统综合控制、发动机在线故障诊断技术等，都以机载的发动机模型为基础进行在线的性能优化计算或故障诊断.对于这样的控制系统，建立一个具有自适应能力的机载模型，使其在各种工况下都能为优化或诊断系统提供准确的发动机参数是提高控制系统自适应性的关键.为了解决这个问题，文献[1]等建立了基于卡尔曼滤波的航空发动机实时自适应模型，该模型可以根据可测参数的偏离量得到健康参数的估计值.文献[2]利用神经网络建立不可测健康参数和可测参数的偏离量之间的非线性关系，从而可以根据可测参数的偏离量来估计健康参数.文献[3－4]将发动机性能蜕化参数作为增广的状态变量，设计了卡尔曼滤波器，从而可以根据可测参数的偏离量估计出发动机性能蜕化值，最后将性能蜕化值用于对机载模型中不可测参数的修正，使机载模型能适应发动机的非额定工作状况.对于涡扇发动机，国内一般采用卡尔曼滤波[5]、神经网络方法[2]建立自适应模型.针对旋翼/涡轴发动机，尚无这方面的研究报道.因此本文基于卡尔曼滤波设计了旋翼/涡轴发动机一体化自适应模型，最后通过数字仿真结

收稿日期：2008-10-17

基金项目：航空支撑科技基金资助项目(04B52006)

作者简介：邹先权(1983－)，男，湖北荆州人，硕士生，xqzou2006@yahoo.cn.

果表明,该方法建立的机载自适应模型能真实反映发动机的工作状况.

1　发动机及旋翼模型

1.1　发动机模型

进行旋翼/涡轴发动机自适应模型的研究,首先必须建立发动机及旋翼的非线性模型.对于涡轴发动机这样一个复杂的气动热力学系统,本文采用部件法建立涡轴发动机的非线性实时数学模型,然后对其进行求解[6].

1.2　旋翼模型

本文所采用的旋翼模型是根据叶素理论建立的非定常实时模型.其非定常气动力特性原理如图 1 所示.用等环形面积作为桨叶微段划分的准则.桨叶上所有微段的攻角由安装角和微段的来流角确定,前者由操纵量(总距和周期变距)、变距挥舞耦合、桨叶负扭转组成,它与桨叶交变载荷密切相关.后者则根据桨叶微段的气流环境来确定.

桨叶微段的速度由机体运动速度、桨叶运动速度和旋翼诱导速度 3 部分确定.旋翼的诱导速度采用均匀定常入流计算方法.桨叶的挥舞运动是非线性的,放弃了桨盘平面的假设,从单片桨叶的运动入手研究桨叶的挥舞运动,得到的挥舞运动方程以递推公式的形式出现.最终,旋翼载荷由作用在每一片桨叶上的气动、重量和惯性载荷三者叠加而成[7].

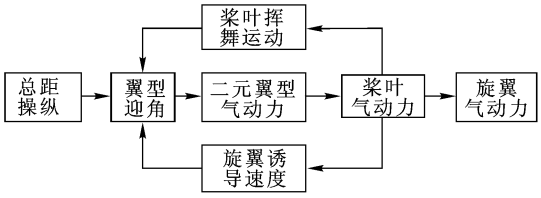


图 1　旋翼非定常气动力特性原理图

2　自适应模型

图 2 是旋翼/涡轴发动机自适应模型的结构框图.其中,旋翼/涡轴发动机部件级模型是带旋翼的涡轴发动机模型,当涡轴发动机工作在非额定状况时,该部件级模型不能准确反映真实发动机,表现为模型输出与真实发动机输出之间有偏差.

本文建立的自适应模型的核心任务就是用卡尔曼滤波器在线估计出发动机部件性能蜕化值,最后将部件性能蜕化值用于对机载模型中不可测性能量的修正,从而使机载模型能适应发动机的非额定工作状况.

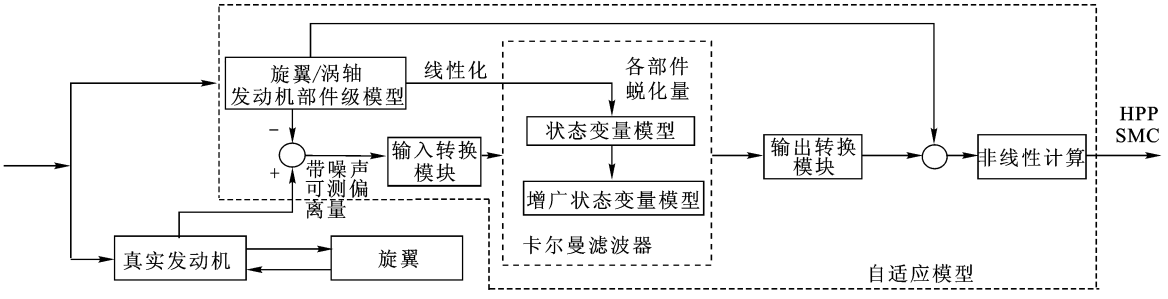


图 2　旋翼/涡轴发动机自适应模型结构框图

自适应模型由若干功能模块组成.其中,旋翼/涡轴发动机部件级模型模块是普通的机载模型,它只能对发动机的额定工况进行计算,无法反映发动机的非额定工况.输入转换模块将自适应模型的参数转换成标准大气条件下参数,输出转换模块将自适应模型的参数从标准大气条件转换到真实工作状况下.有了这对转换模块,自适应模型其它模块按标准大气条件建立,通过相似变换适用于全飞行包线.状态变量模型是线性化的发动机模型,增广状态变量模型是将各部件性能蜕化量增广为系统的状态量,然后基于增广状态变量模型设计了卡尔曼滤波器,从而可以根据可测参数的偏离量估计出发动机性能蜕化值,最后通过非线性计算模块对机载模型中不可测性能量喘振裕度 SMC(Surge Margin Compressor),旋翼所需功率 HPP(Helicopter ProPulsion Power)进行修正,使机载自适应模型能适应发动机的非额定工作状况.

3　状态变量模型

为了设计线性卡尔曼滤波器,首先要建立旋翼/涡轴发动机状态变量模型.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,其形式为

$$\left.\begin{aligned}\Delta\dot{\boldsymbol{x}}&=\boldsymbol{A}\cdot\Delta\boldsymbol{B}\cdot\Delta\boldsymbol{u}+\boldsymbol{L}\cdot\Delta\boldsymbol{\eta}\\ \Delta\boldsymbol{y}&=\boldsymbol{C}\cdot\Delta\boldsymbol{x}+\boldsymbol{D}\cdot\Delta\boldsymbol{u}+\boldsymbol{M}\cdot\Delta\boldsymbol{\eta}\end{aligned}\right\}\tag{1}$$

式中，$\Delta\boldsymbol{x}=\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_b$，$\Delta\boldsymbol{y}=\boldsymbol{y}-\boldsymbol{y}_b$，$\Delta\boldsymbol{u}=\boldsymbol{u}-\boldsymbol{u}_b$ 分别为状态增量，输出增量和控制增量，下标 b 为状态变量模型的发动机稳态工作点；$\boldsymbol{x}=[P_{\mathrm{NP}}\quad P_{\mathrm{NC}}]^{\mathrm{T}}$，$P_{\mathrm{NP}}$ 和 P_{NC} 分别为功率涡轮和燃气涡轮；$\boldsymbol{y}=[P_{\mathrm{NP}}\quad P_{\mathrm{NC}}\quad T_{44}\quad T_{45}\quad P_3\quad P_{44}]^{\mathrm{T}}$ 为可测输出参数向量；T_{44} 为功率涡轮进口温度，T_{45} 为功率涡轮出口温度，P_3 为压气机出口压力，P_{44} 为功率涡轮进口压力；$\boldsymbol{u}=[W_{\mathrm{FB}}\quad\theta]^{\mathrm{T}}$，$W_{\mathrm{FB}}$ 为燃油量，θ 为总距操纵量. 参考国内外的文献[1－5]，并结合旋翼/涡轴发动机的特性，选用压气机流量，燃气涡轮的效率，功率涡轮的流量的变化来描述涡轴发动机的性能蜕化，即 $\Delta\boldsymbol{\eta}=[\Delta W_{\mathrm{A2C}}\quad\Delta E_{\mathrm{TAG}}\quad\Delta W_{\mathrm{G44C}}]^{\mathrm{T}}$，对于额定的发动机对象 $\Delta\boldsymbol{\eta}=\boldsymbol{0}$. 本文采用最小二乘拟合方法[8]来求取状态变量模型.

为了通过卡尔曼滤波方法估计发动机的蜕化情况，需要将蜕化量增广为系统的状态量，而且对于发动机来说，如果不考虑外物突然撞击造成的损伤，那么蜕化量的变化是一个比较缓慢的过程，因此可以假设 $\Delta\dot{\boldsymbol{\eta}}=\boldsymbol{0}$.

则发动机的增广状态变量模型为

$$\left.\begin{aligned}\begin{bmatrix}\Delta\dot{\boldsymbol{x}}\\ \Delta\dot{\boldsymbol{\eta}}\end{bmatrix}&=\boldsymbol{A}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\boldsymbol{x}\\ \Delta\boldsymbol{\eta}\end{bmatrix}+\boldsymbol{B}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}\\ \Delta\boldsymbol{y}&=\boldsymbol{C}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\boldsymbol{x}\\ \Delta\boldsymbol{\eta}\end{bmatrix}+\boldsymbol{D}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}\end{aligned}\right\}\tag{2}$$

式中

$$\boldsymbol{A}_I=\begin{bmatrix}\boldsymbol{A}&\boldsymbol{L}\\ 0&0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{B}_I=\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}\\ 0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}_I=[\boldsymbol{C}\quad\boldsymbol{M}]$$

$$\boldsymbol{D}_I=\boldsymbol{D}$$

4 卡尔曼滤波器设计及转换模块

4.1 卡尔曼滤波器设计

实际工作的发动机受到各种噪声的污染，所以，要表示发动机真实特性，需要考虑系统噪声和测量噪声. 因此，描述真实发动机系统的动态特性的增广状态变量模型为

$$\left.\begin{aligned}\begin{bmatrix}\Delta\dot{\boldsymbol{x}}\\ \Delta\dot{\boldsymbol{\eta}}\end{bmatrix}&=\boldsymbol{A}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\boldsymbol{x}\\ \Delta\boldsymbol{\eta}\end{bmatrix}+\boldsymbol{B}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}+\boldsymbol{w}\\ \Delta\boldsymbol{y}&=\boldsymbol{C}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\boldsymbol{x}\\ \Delta\boldsymbol{\eta}\end{bmatrix}+\boldsymbol{D}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}+\boldsymbol{v}\end{aligned}\right\}\tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{w}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 分别为系统噪声阵和测量噪声阵；其协方差阵分别为 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$，本文中假设系统噪声和测量噪声均为不相关正态分布的高斯白噪声，即 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$ 都为对角阵，并且 $\boldsymbol{Q}\geqslant 0$，$\boldsymbol{R}>0$.

卡尔曼滤波器通过含有测量噪声的可测参数输出偏离量 $\Delta\boldsymbol{y}$ 估计状态偏离量 $\Delta\boldsymbol{x}$. 因此，经卡尔曼滤波器估计后的最优状态估计表示式为

$$\left.\begin{aligned}\begin{bmatrix}\Delta\dot{\hat{\boldsymbol{x}}}\\ \Delta\dot{\hat{\boldsymbol{\eta}}}\end{bmatrix}&=\boldsymbol{A}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\hat{\boldsymbol{x}}\\ \Delta\hat{\boldsymbol{\eta}}\end{bmatrix}+\boldsymbol{B}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}+\boldsymbol{K}\cdot(\Delta\boldsymbol{y}-\Delta\hat{\boldsymbol{y}})\\ \Delta\hat{\boldsymbol{y}}&=\boldsymbol{C}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\hat{\boldsymbol{x}}\\ \Delta\hat{\boldsymbol{\eta}}\end{bmatrix}+\boldsymbol{D}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}\end{aligned}\right\}\tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{K}$ 为卡尔曼滤波器增益阵，$\boldsymbol{K}=\boldsymbol{P}\cdot\boldsymbol{C}_I^{\mathrm{T}}\cdot\boldsymbol{R}^{-1}$；$\boldsymbol{P}$ 为如下 Riccati 方程的解：$\boldsymbol{A}_I\cdot\boldsymbol{P}+\boldsymbol{P}\cdot\boldsymbol{A}_I^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{P}\cdot\boldsymbol{C}_I^{\mathrm{T}}\cdot\boldsymbol{R}^{-1}\cdot\boldsymbol{C}_I\cdot\boldsymbol{P}+\boldsymbol{Q}=0$ 进而可得到卡尔曼滤波器的最优状态估计公式为

$$\left.\begin{aligned}\begin{bmatrix}\Delta\dot{\hat{\boldsymbol{x}}}\\ \Delta\dot{\hat{\boldsymbol{\eta}}}\end{bmatrix}&=(\boldsymbol{A}_I-\boldsymbol{K}\cdot\boldsymbol{C}_I)\cdot\begin{bmatrix}\Delta\hat{\boldsymbol{x}}\\ \Delta\hat{\boldsymbol{\eta}}\end{bmatrix}+(\boldsymbol{B}_I-\boldsymbol{K}\cdot\boldsymbol{C}_I)\cdot\Delta\boldsymbol{u}+\boldsymbol{K}\cdot\Delta\boldsymbol{y}\\ \Delta\hat{\boldsymbol{y}}&=\boldsymbol{C}_I\cdot\begin{bmatrix}\Delta\hat{\boldsymbol{x}}\\ \Delta\hat{\boldsymbol{\eta}}\end{bmatrix}+\boldsymbol{D}_I\cdot\Delta\boldsymbol{u}\end{aligned}\right\}\tag{5}$$

4.2 输入/输出转换模块

为了所设计的卡尔曼滤波器能适用于全飞行包线，在非线性模型中加入了输入/输出转换模块[9]，转换的依据是燃气轮机的相似理论，转换公式如下：

$$\left(\frac{N}{\sqrt{T_2}}\right)_1=\left(\frac{N}{\sqrt{T_2}}\right)_2$$

$$\left(\frac{T_i}{T_2}\right)_1=\left(\frac{T_i}{T_2}\right)_2$$

$$\left(\frac{P_i}{P_2}\right)_1=\left(\frac{P_i}{P_2}\right)_2$$

$$\left(\frac{W_{\mathrm{FB}}}{P_2\cdot\sqrt{T_2}}\right)_1=\left(\frac{W_{\mathrm{FB}}}{P_2\cdot\sqrt{T_2}}\right)_2$$

式中，$\frac{N}{\sqrt{T_2}}$ 为相似转速；i 为任意截面；$\frac{T_i}{T_2}$ 为相似温度；$\frac{P_i}{P_2}$ 为相似压力；$\frac{W_{\mathrm{FB}}}{P_2\cdot\sqrt{T_2}}$ 为相似燃油流量；1 代表地面标准大气条件；2 代表发动机的实际工作条件.

5 数字仿真

5.1 验证状态变量模型

本文中，以某型旋翼/涡轴发动机为研究对象. 在验证发动机状态变量模型时，燃油流量 W_{FB}，总矩 θ 分别为 1% 的阶跃，性能蜕化量也为 1%. 图 3、图 4 给出了地面工作点（$H=0$ km，$V=0$ m/s，燃气涡轮换算转速 P_{NC} 为 85.82%，功

率涡轮换算转速 P_{NP} 为 100%)状态变量模型和发动机非线性部件级模型的阶跃响应仿真结果,限于篇幅,图中仅给出燃气涡轮转速在总矩阶跃作用下,以及功率涡轮转速在功率涡轮流量阶跃变化下的响应.从图中可以看出,状态变量模型的响应和非线性模型几乎一致,反映状态变量模型的精度是满意的.

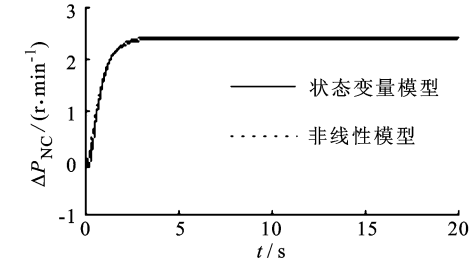


图 3　P_{NC} 对总矩的阶跃响应

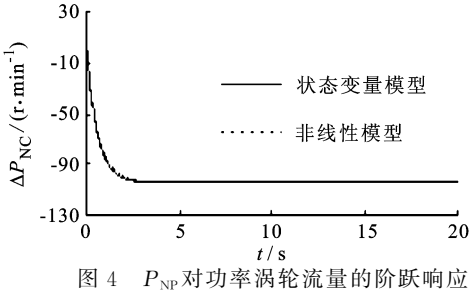


图 4　P_{NP} 对功率涡轮流量的阶跃响应

5.2　验证模型的自适应能力

在仿真过程中,用非线性部件级模型来代替真实发动机,通过改变模型中部件的流量及效率来模拟真实发动机的蜕化.为了验证本文建立的机载自适应模型的自适应能力,设计了如下仿真:

1) 在工作点($H=0$ km, $V=0$ m/s,燃气涡轮换算转速 P_{NC} 为 85.82%,功率涡轮换算转速 P_{NP} 为 100%),使压气机流量下降 1.0%,燃气涡轮效率下降 0.5%,功率涡轮流量增加 1.5% 来模拟真实发动机的蜕化.

2) 将混入正态分布白噪声的发动机可测偏离量输入卡尔曼滤波器,估计出发动机部件性能蜕化量,并用于修正自适应模型中的发动机不可测性能量 SMC(喘振裕度)和 HPP(旋翼所需功率),然后将估计的性能蜕化量以及不可测参数偏离量和真实发动机模型进行比较.仿真结果如图 5～图 7 所示.参考文献[10]在表 1 中给出了各测量噪声的标准差大小.

表 1　测量噪声标准差表

参数名称	N_L/(r·min^{-1})	N_H/(r·min^{-1})	T_{44}/K	T_{45}/K	P_3/Pa	P_{44}/Pa
标准差	6	6	2	2	200	200

从图 5 可以看出,卡尔曼滤波器能准确估计出发动机的性能蜕化,图 6、图 7 可以看出,经过

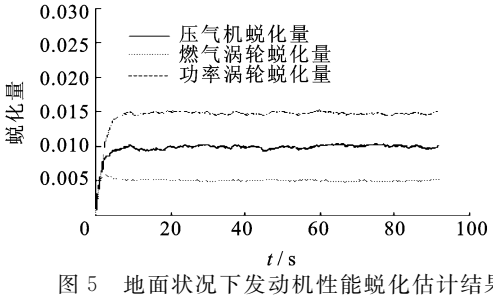


图 5　地面状况下发动机性能蜕化估计结果
($H=0$ km,$V=0$ m/s,$P_{NC}=85.82\%$)

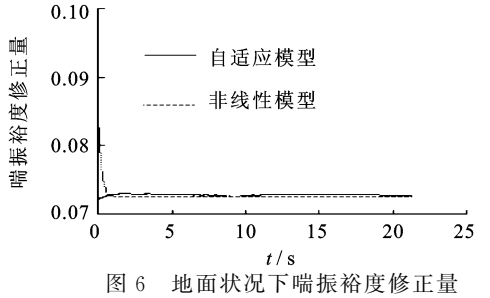


图 6　地面状况下喘振裕度修正量
($H=0$ km, $V=0$ m/s,$P_{NC}=85.82\%$)

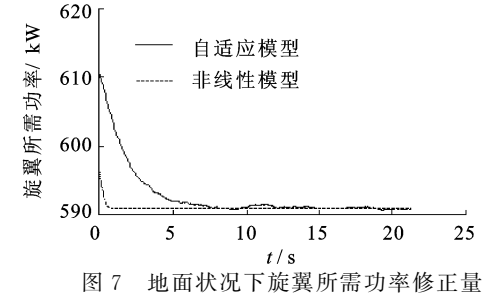


图 7　地面状况下旋翼所需功率修正量
($H=0$ km,$V=0$ m/s,$P_{NC}=85.82\%$)

8 s左右,经卡尔曼滤波器校正后的不可测参数偏离量和非线性模型的输出偏离量基本保持一致,满足实时性要求,说明机载模型能真实反映发动机的工作状况.

为了验证卡尔曼滤波器的鲁棒性,对高空点也进行了仿真,此时仍然使压气机流量下降 1.0%,燃气涡轮效率下降 0.5%,功率涡轮流量增加 1.5%来模拟真实发动机的蜕化,限于篇幅,仅给出一个点的仿真结果.图 8～图 10 给出了高空点($H=1$ km,$V=0$ m/s,燃气涡轮换算转速

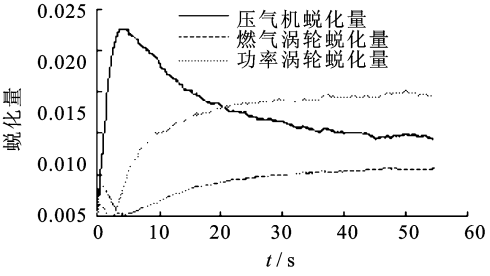


图 8　高空点性能蜕化估计结果
($H=1$ km,$V=0$ m/s,$P_{NC}=89.30\%$)

P_{NC}为89.30%，功率涡轮换算转速 p_{NP}为100%）的仿真曲线.

从图8可以看出，此时卡尔曼滤波器仍然可以准确估计出发动机的性能蜕化，由图9、图10可以看出，经卡尔曼滤波器校正后的不可测参数偏离量和非线性模型的输出偏离量基本保持一致，说明了所设计的卡尔曼滤波器具有比较好的鲁棒性.

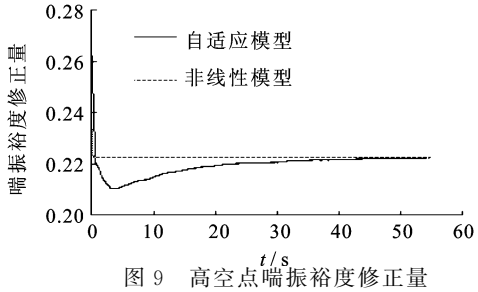


图9 高空点喘振裕度修正量
（$H=1$ km，$V=0$ m/s，$P_{NC}=89.30\%$）

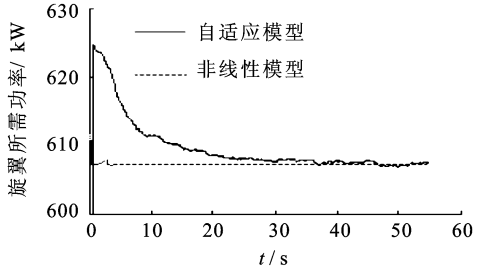


图10 发动机高空点旋翼所需功率修正量
（$H=1$ km，$V=0$ m/s，$P_{NC}=89.30\%$）

6 结 论

利用拟合法建立了旋翼/涡轴发动机的状态变量模型，同时将发动机蜕化量增广为系统的状态量设计了卡尔曼滤波器，从而建立了旋翼/涡轴发动机的机载自适应模型. 仿真结果表明，卡尔曼滤波器能对发动机性能蜕化做出准确的估计，从而使机载模型能真实反映发动机工作状况，并且对包线内其它点进行了测试，证明了自适应模型具有比较好的鲁棒性和实时性.

参考文献（References）

[1] Luppold R H, oman J R, allops G W, et al. Estimating in-flight performance variations using Kalman filter concepts [R]. AIAA89-2584, 1989

[2] 王信德，孙健国，李松林，等. 神经网络在发动机自适应建模中的应用研究[J]. 航空动力学报，2003，18(6)：845－849
Wang Xingde, Sun Jianguo, Li Songlin, et al. Application of neural networks to aeroengine adaptive modeling[J]. Journal of Aerospace Power, 2003,18(6):845－849(in Chinese)

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

[4] Kobayashi Takahisa, Simon Donald L, Litt Jonathan S. Application of a constant gain extended kalman filter for in-flight estimation of aircraft engine performance parameters [R]. NASA/TM 2005-213865,2005

[5] 袁春飞，姚华，杨刚. 航空发动机机载实时自适应模型研究[J]. 航空学报，2006，27(4)：561－564
Yuan Chunfei, Yao Hua, Yang Gang. On-board real-time adaptive model of aero-engine [J]. Journal of Aeronautics, 2006, 27(4):561－564(in Chinese)

[6] 周剑波. 涡轴发动机建模技术研究[D]. 南京：南京航空航天大学能源与动力学院，1995
Zhou Jianbo. Modeling research of turboshaft engine[D]. Nanjing: College of Energy Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,1995(in Chinese)

[7] 姚文荣，孙健国. 基于变旋翼转速的涡轴发动机优化控制[J]. 航空动力学报，2007，22(9)：1573－1577
Yao Wenrong, Sun Jianguo. Optimization for turboshaft engines based on variable rotor speed[J]. Journal of Aerospace Power, 2007,22(9):1573－1577(in Chinese)

[8] 冯正平，孙健国，黄金泉，等. 一种建立航空发动机状态变量模型的新方法[J]. 航空动力学报，1998，13(4)：435－438
Feng Zengping, Sun Jianguo, Huang Jinquan, et al. A new method for establishing a state variable model of aero-engine [J]. Journal of Aerospace Power, 1998,13(4):435－438(in Chinese)

[9] 袁鸯，孙健国. 基于神经网络的航空发动机自适应实时模型研究[C] //中国航空学会第十二届发动机自动控制学术会议论文集. 井冈山：[s. n.]，2004
Yuan Yang, Sun Jianguo. Real-time adaptive model of aero-engine biases on neural network[C] //Proceeding of the 12th Automatic Control for Aero-Engine. Jinggangshan: [s. n.], 2004(in Chinese)

[10] Alag G, Gilyard G. A proposed Kalman filter algorithm for estimation of unmeasured output variables for an F100 turbofan engine[R]. AIAA90-1920,1990

（编 辑：张 嵘）