

文章编号:1000-8152(2011)02-0185-07

航空发动机推力估计新方法

李秋红, 孙建国, 王前宇

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏南京 210016)

摘要: 论文针对采用卡尔曼跟踪滤波方法进行航空发动机推力估计时, 在非设计点存在稳态跟踪滤波误差的问题, 提出了基于控制器跟踪滤波器的推力估计方法。在航空发动机的健康参数中选择一部分作为“被调”参数, 对“被调”参数的蜕化进行估计, 并修正机载发动机的实时模型, 使模型输出与实际发动机可测参数的输出相一致, 达到对推力等不可测性能参数进行准确估计的目的。与卡尔曼跟踪滤波估计方法相比, 控制器跟踪滤波方法能利用控制器的积分特性, 消除非设计点的稳态跟踪滤波误差, 提高推力估计的精度。

关键词: 航空发动机; 推力估计; 卡尔曼滤波器; 控制器跟踪滤波器; 健康参数

中图分类号: TP273 文献标识码: A

A new method for estimating the thrust of aircraft engines

LI Qiu-hong, SUN Jian-guo, WANG Qian-yu

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

Abstract: In estimating the thrust of an aircraft engine, the Kalman tracking filter(KTF) exhibits a steady-state error at the off-design point. To deal with this problem, we propose a thrust estimator based on the controller tracking filter(CTF). A subset of aircraft engine's health parameters are selected as the controlled parameters. The degradation of the controlled parameters are estimated and used to correct the onboard real time engine model, to make the onboard model outputs follow the real engine's measurable parameters output. This makes it possible to accurately estimate immeasurable performance parameters such as the thrust. Compared with the KTF method, the CTF method takes advantage of the integral characteristic of the controller to eliminate the steady state tracking error at off-design point, and improves the accuracy of thrust estimation.

Key words: aircraft engine; thrust estimation; Kalman filter; controller tracking filter; health parameter

1 引言(Introduction)

航空发动机不可测性能参数估计一直是广泛关注的课题。如美国的智能发动机控制(intelligent engine control, IEC)作为排在前4位的先进控制概念, 其研究的核心内容之一就是直接推力控制。而推力不可测量, 需通过估计的方法获得。常用的推力估计方法有直接推力估计方法和间接推力估计方法。直接推力估计方法通过某种算法, 直接从发动机的可测参数中获得发动机的推力估计值, 如文献[1, 2]均研究了基于神经网络的直接推力估计方法, 文献[3]研究了基于Kalman跟踪滤波(KTF)的直接推力估计方法。间接推力估计方法多基于机载发动机实时模型, 认为机载发动机实时模型能代表额定状态下发动机的工作情况, 在非额定状态, 通过跟踪滤波器对真实发动机在使用中的健康参数蜕化进行估计, 修正机载实时模型的健康参数, 以修正后的发动机模型的计算推力值为真实发动机的推力估计值。文献[4,

5]均研究了基于Kalman滤波器的间接推力估计方法。而Kalman滤波器在非设计点应用时存在稳态误差, 影响估计精度, 为此本文提出基于控制器跟踪滤波(CTF)的推力估计方法。在此之前, 本文先介绍一下采用KTF进行推力估计的方法。

2 卡尔曼跟踪滤波推力估计方法(Kalman tracking filter thrust estimate method)

Kalman滤波方法在参数估计方面应用广泛, 如文献[6]研究了采用Kalman滤波器结合牛顿预测对角加速度进行估计的方法, 文献[7]研究了分布式Kalman滤波估计方法。而在航空发动机上, Kalman滤波大都用于航空发动机的故障诊断和自适应模型的建立^[8~10]。当发动机性能参数估计成为研究的课题之一时, KTF成为对推力等性能参数进行跟踪滤波的首选, 文献[3~5]均构造了KTF, 对系统的健康参数进行在线估计, 在此基础上, 对推力等性能参数进行计算。KTF在用于推力估计时, 可采用

直接推力估计的方式,结构如图1所示,即滤波器直接输出推力估计值。

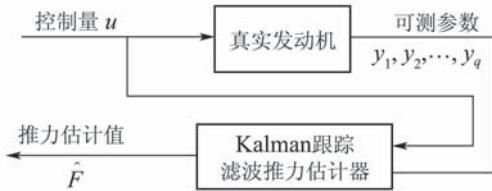


图1 KTF直接推力估计器

Fig. 1 KTF direct thrust estimator

也可以采用间接推力估计的方式,即滤波器输出发动机模型的健康参数,修正机载发动机实时模型,由模型输出推力的估计值,结构如图2所示,其虚线框内部分即为推力估计器。

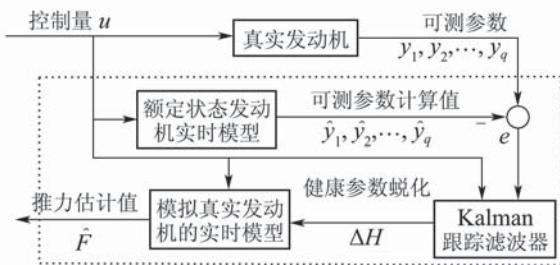


图2 KTF间接推力估计器

Fig. 2 KTF indirect thrust estimator

航空发动机的工作过程是一个复杂的气动热力过程,具有强烈的非线性。所研究对象发动机的结构示意图如图3所示,其数学模型通常根据发动机的工作原理及其特性按部件建立起来,并通过共同工作方程将各部件结合为一个整体^[11]。所研究的发动机部件包括风扇、压气机、主燃烧室、高压涡轮、低压涡轮、加力燃烧室及尾喷口,通过求解部件共同工作方程,使各部件在工作过程中满足流量连续、压力平衡等条件。部件级模型能模拟真实发动机在整个飞行包线内的工作过程(在后面的研究中,进行设计计算时均采用线性化模型,而进行仿真研究时采用非线性的部件级模型)。为设计Kalman滤波器对发动机健康参数蜕化进行估计,首先要对部件级的发动机模型进行线性化处理,建立状态变量形式的数学模型。在设计点(0高度,0马赫数,油门杆角度70度,健康参数蜕化量为0)通过遗传算法优化得发动机额定状态的线性化模型^[12]如式(1)所示。

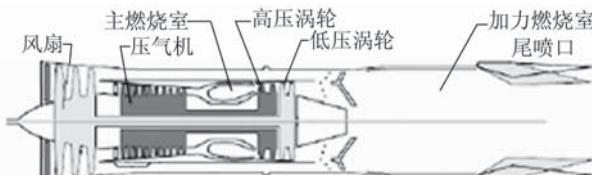


图3 发动机结构示意图

Fig. 3 The sketch map of the engine

$$\begin{cases} \Delta \dot{x}_m = A \Delta x_+ B \Delta u, \\ \Delta y_m = C \Delta x_m + D \Delta u, \\ \Delta z_m = C_z \Delta x_m + D_z \Delta u, \end{cases} \quad (1)$$

其中: x_m 为发动机模型的状态量, u 为发动机的输入量, y_m 为发动机模型的可测参数输出, z_m 为发动机模型的不可测输出(如推力,喘振裕度等), Δ 为增量符号, A, B, C, D, C_z, D_z 为适维矩阵。状态变量模型通过额定状态下发动机的部件级模型在设计点做小扰动获得,其不可测参数也通过额定状态发动机模型的计算值来估计。

由于实际工作的发动机受到各种噪声的污染,而建模时所做的各种简化假设,及健康参数的蜕化均影响发动机的性能,所以,要表示真实发动机系统的特性,还需要考虑系统噪声和测量噪声、系统健康参数蜕化对系统性能的影响。

描述真实发动机系统的动态模型应表示为:

$$\begin{cases} \Delta \dot{x}_e = A \Delta x_e + B \Delta u + G \Delta h + w, \\ \Delta y_e = C \Delta x_e + D \Delta u + H \Delta h + v, \\ \Delta z_e = C_z \Delta x_e + D_z \Delta u + M \Delta h, \end{cases} \quad (2)$$

其中: x_e 为真实发动机状态, y_e 为真实发动机可测参数输出, z_e 为真实发动机不可测输出, w 为系统噪声, v 为测量噪声, h 为系统的健康参数。

若要利用Kalman滤波器的状态估计能力,对发动机的健康参数偏离进行估计,则需将健康参数偏广增广为系统的状态量。对于一个发动机来讲,其健康参数很多,由于传感器安装等问题,不可能估计全部的健康参数,为此考虑选择健康参数的一部分进行估计,这时候,估计出来的数值并不代表这部分参数的实际偏离,而只代表一种“被调”参数,通过调节这部分“被调”参数,使KTF能够根据传感器的输出对系统的性能参数进行准确估计^[3]。

选定健康参数 h 中的“被调”参数为 η ,对应于式(2)的输入矩阵记为 G_η, H_η, M_η ,将 $\Delta\eta$ 增广为系统的状态量,则有:

$$\begin{cases} \Delta \dot{\bar{x}} = \bar{A} \Delta \bar{x} + \bar{B} \Delta u + \bar{w}, \\ \Delta y_e = \bar{C} \Delta \bar{x} + \bar{D} \Delta u + v, \\ \Delta z_e = \bar{C}_z \Delta \bar{x} + \bar{D}_z \Delta u, \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\Delta \bar{x} = [\Delta x_e \Delta \eta]^T$, $\bar{w} = [w \ O]^T$, O 为适维零矩阵。设“被调”健康参数的变化较慢,即 $\Delta\eta = 0$,则有:

$$\begin{aligned} \bar{A} &= \begin{pmatrix} A & G_\eta \\ O & O \end{pmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{pmatrix} B \\ O \end{pmatrix}, \quad \bar{C} = [C \ H_\eta], \\ \bar{D} &= D, \quad \bar{C}_z = [C_z \ M_\eta], \quad \bar{D}_z = D_z. \end{aligned}$$

设系统噪声 w , 测量噪声 v 为不相关的正态分布的零均值白噪声, 其协方差阵分别为 Q, R , 即:

$$\begin{cases} E[w(t)w^T(t)] = Q \cdot \delta(t - \tau), \\ E[v(t)v^T(t)] = R \cdot \delta(t - \tau), \\ E[w(t)v^T(t)] = O, \end{cases} \quad (4)$$

其中: Q 是状态变量模型精度的度量, R 是发动机传感器精度的度量.

由图4知, 对噪声环境下的系统(3), 卡尔曼滤波器最优估计状态的公式为

$$\dot{\Delta\hat{x}} = \bar{A}\Delta\hat{x} + \bar{B}\Delta u + K_f(\Delta y_e - \bar{C}\Delta\hat{x} - \bar{D}\Delta u), \quad (5)$$

其中: $K_f = P\bar{C}^T R^{-1}$ 称为滤波增益矩阵, P 为如下 Riccati 方程的解:

$$\bar{A}P + P\bar{A}^T + GQG^T - P\bar{C}^T R^{-1}\bar{C}P = 0. \quad (6)$$

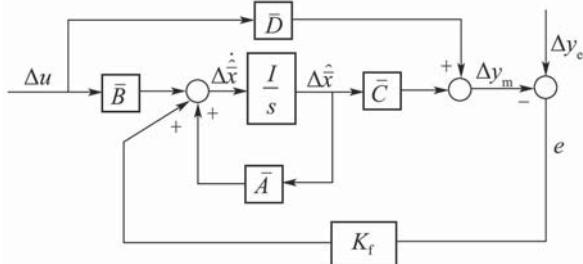


图4 Kalman跟踪滤波器

Fig. 4 The Kalman tracking filter

于是可以得到KTF的表达式为:

$$\begin{cases} \dot{\Delta\hat{x}} = (\bar{A} - K_f\bar{C})\Delta\hat{x} + (\bar{B} - K_f\bar{D})\Delta u + K_f\Delta y_e, \\ \Delta y_m = \bar{C}\Delta\hat{x} + \bar{D}\Delta u, \\ \Delta z_e = \bar{C}_z\Delta\hat{x} + \bar{D}_z\Delta u. \end{cases} \quad (7)$$

式(7)构成了常值增益的KTF, 可通过真实发动机的输出偏差 Δy_e 和控制器的输出偏差 Δu 估计系统状态量偏差 \hat{x} , 再根据 \hat{x} 和 Δu 计算不可测参数 Δz_e 的数值, 实现直接的推力估计. 间接推力的估计方法只需将增广状态中的健康参数偏离, 代入图2所示的模拟真实发动机的机载实时模型, 修正机载实时模型, 则以机载实时模型的计算推力作为发动机推力的估计值, 实现基于机载实时模型的间接推力估计. 为避免不可测参数计算矩阵 \bar{C}_z, \bar{D}_z 的建模误差, 在后面的仿真中采用间接推力的估计方法, 同时也不给出 \bar{C}_z, \bar{D}_z 矩阵的数值.

设计过程中, 取发动机状态 $\Delta x_m = [\Delta N_1 \ \Delta N_2]^T$, 对应风扇、压气机转子转速, 输入量 $\Delta u = [\Delta W_f \ \Delta A_8]^T$, 对应主燃油流量和尾喷口面积, 选“被调”参数 $\Delta\eta = [\Delta\eta_1 \ \Delta\eta_2 \ \Delta\eta_3 \ \Delta\eta_4]^T$, 分别对应风扇、压气机、低压涡轮、高压涡轮的效率蜕化量, 用

于推力估计的发动机可测参数输出为 $\Delta y_m = [\Delta N_1 \ \Delta N_2 \ \Delta P_3 \ \Delta T_{46}]^T$, 其中: P_3 为压气机出口总压, T_{46} 为低压涡轮出口总温, 所取的可测参数均为原系统已有传感器信号. 通过小偏差法建模, 获得式(3)在设计点处的状态变量模型各矩阵为:

$$\begin{aligned} \bar{A} &= \begin{bmatrix} -4.79 & 12.20 & 1.93 & -1.49 & 9.01 & -5.16 \\ -0.15 & -1.02 & 0.50 & -0.19 & -1.88 & -0.65 \end{bmatrix}, \\ &\quad O_{4 \times 6} \\ \bar{B} &= \begin{bmatrix} -0.14 & 2.01 \\ 0.27 & 0.19 \end{bmatrix}, \\ &\quad O_{4 \times 2} \\ \bar{C} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.14 & -0.003 & -0.13 & -0.52 & 0.97 & -0.51 \\ 0.30 & 0.28 & 0.50 & 1.10 & 0.04 & -0.01 \end{bmatrix}, \\ \bar{D} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.69 & 0.19 \\ 0 & 0 & -0.21 & -0.08 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

其中 $O_{m \times n}$ 代表 m 行 n 列的零矩阵.

在Kalman滤波器设计过程中, 系统噪声和测量噪声协方差阵的选取需要有足够的工程经验, 这里选择 $Q = 0.002^2 \cdot I_{6 \times 6}, R = 0.002^2 \cdot I_{4 \times 4}$ ^[10], 其中 I 代表单位阵, 则可借助MATLAB进行Kalman滤波器的设计, 得滤波增益矩阵

$$K_f = \begin{bmatrix} 2.04 & -0.40 & -0.90 & -0.33 \\ 0.54 & 0.56 & -0.82 & -0.03 \\ 0.08 & -0.59 & -0.29 & 0.65 \\ -0.27 & 0.15 & -0.12 & 0.55 \\ -0.03 & -0.59 & 0.77 & -0.04 \\ -0.82 & 0.20 & 0.27 & 0.18 \end{bmatrix}.$$

在KTF推力估计器的设计过程中可以看出, KTF是基于状态变量模型进行设计的. 当状态变量模型能反映真实发动机时, KTF估计可获得较高的精度, 而对于发动机这样一个复杂的对象, 在包线内的不同工作点, 不同的工作状态下, 其状态变量矩阵元素差别较大. 为此仅靠一个KTF无法解决全包线范围内各种工作状态下推力的估计问题, 若采用多个KTF, 则在全包线各种工况下, 势必需要大量的跟踪滤波器, 又会引起KTF的切换和实时性问题. 为此, 本文提出基于CTF的推力估计方法.

3 控制器跟踪滤波推力估计方法(Controller tracking filter thrust estimate method)

在基于跟踪滤波器的不可测参数间接估计过程

中,通过修正发动机模型的健康参数使其与真实发动机相一致,其设计思想可转化为跟踪问题。即以发动机模型健康参数偏离为控制量,发动机模型的可测参数计算值为被控制量,控制目标为跟踪真实发动机的可测参数输出,则跟踪滤波问题转化为输出跟踪的控制问题,系统结构如图5所示。图5中发动机本身的控制量 u ,对推力估计回路来讲,属于扰动信号,由于控制量同时作用于真实发动机与机载发动机模型,所以当控制量变化时,真实发动机可测参数与机载发动机模型输出的可测参数估计值同时变化,其偏差 e 变化并不大,因此由控制量变化引起的对推力估计回路的影响可以忽略。

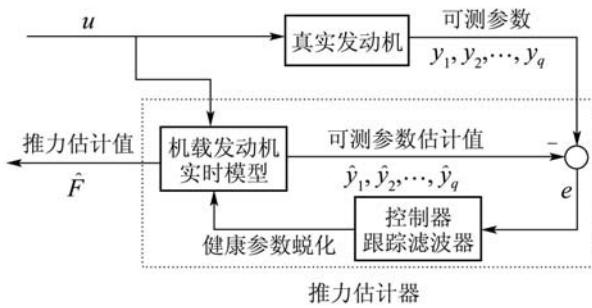


图 5 CTF间接推力估计器

Fig. 5 CTF indirect thrust estimator

由图5可见,CTF推力估计与KTF推力估计不同,KTF需要额定发动机模型,通过额定发动机模型与实际发动机输出的偏差估计健康参数的蜕化量,再将蜕化量修正机载发动机实时模型,在推力估计过程中需要2个发动机数学模型同时运行。而CTF只需要一个机载实时模型,通过控制跟踪滤波器计算出系统健康参数蜕化,修正机载实时模型的健康参数,达到模型输出和真实发动机输出相一致的目的。

转化为控制问题后,根据额定发动机数学模型,以“被调”参数蜕化 $\Delta\eta$ 为输入,发动机低、高压转子转速(N_1, N_2)为状态,可测参数 y_m 为输出,建立系统的小扰动数学模型,则被控对象模型描述为:

$$\begin{cases} \Delta\dot{x}_m = A_p\Delta x_m + B_p\Delta\eta, \\ \Delta y_m = C_p\Delta x_m + D_p\Delta\eta, \end{cases} \quad (8)$$

其中:

$$A_p = \begin{bmatrix} -4.79 & 12.20 \\ -0.15 & -1.02 \end{bmatrix},$$

$$B_p = \begin{bmatrix} 1.93 & -1.49 & 9.01 & -5.16 \\ 0.50 & -0.19 & -1.88 & -0.65 \end{bmatrix},$$

$$C_p = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.00 & -0.66 & 0.31 \\ 0.00 & 1.00 & 3.89 & -0.66 \end{bmatrix}^T,$$

$$D_p = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.13 & -0.52 & 0.97 & -0.51 \\ 0.50 & 1.10 & 0.04 & -0.01 \end{bmatrix}.$$

由于增广LQR控制器鲁棒性强、结构简单,所以本文设计了增广LQR控制滤波器^[13]。为消除稳态误差,可将真实发动机可测参数输出视为阶跃信号,则其导数为零,对系统(8)微分可得:

$$\begin{cases} \Delta\ddot{x}_m = A_p\Delta\dot{x}_m + B_p\Delta\dot{\eta}, \\ \dot{e} = \frac{d(\Delta y_e - \Delta y_m)}{dt} = -\Delta\dot{y}_m = \\ -C_p\Delta\dot{x}_m, t > 0. \end{cases} \quad (9)$$

其中: $e = y_e - y_m$, y_e 为真实发动机输出, y_m 为模型发动机输出。

取增广状态向量 $\bar{x}_m = [\Delta\dot{x}_m^T \ e^T]^T$,式(9)可表示为

$$\dot{\bar{x}} = \bar{A}\bar{x} + \bar{B}\bar{u}, \quad (10)$$

$$\text{其中: } \bar{u} = \Delta\dot{\eta}, \bar{A} = \begin{bmatrix} A_p & 0 \\ -C_p & 0 \end{bmatrix}, \bar{B} = \begin{bmatrix} B_p \\ 0 \end{bmatrix}.$$

对系统(10)可以设计LQR状态调节器,使时间趋于无穷时,所有的状态量都保持为零 $\bar{x} = [\Delta\dot{x}_m^T \ e^T]^T = 0$,即系统(8)状态保持不变,而且系统输出与阶跃指令的稳态误差为零,这就满足了消除稳态误差的要求。对系统(10)的性能泛函为

$$J = \int_0^\infty (\bar{x}^T Q \bar{x} + \bar{u}^T R \bar{u}) dt, \quad (11)$$

其中: $Q = Q^T \geq 0$, $R = R^T > 0$, $Q \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$, $R \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$,则用LQR方法求出的控制律为 $\bar{u} = \bar{K}\bar{x}$, $\bar{K} = -R^{-1}\bar{B}^T P$,而 P 满足如下Riccati方程:

$$\bar{A}^T P + P \bar{A} - P \bar{B} R^{-1} \bar{B}^T P + Q = 0.$$

将 \bar{K} 按 $\Delta\dot{x}_m$ 和 e 表示为分块矩阵 $\bar{K} = [K_x \ K_e]$,则

$$\Delta\dot{\eta} = \bar{u} = \bar{K}\bar{x} = [K_x \ K_e] \begin{bmatrix} \Delta\dot{x}_m \\ e \end{bmatrix}, \quad (12)$$

则控制器滤波器结构如图6所示,控制器输出为

$$\Delta\eta = K_e \frac{e}{s} + K_x \Delta x_m. \quad (13)$$

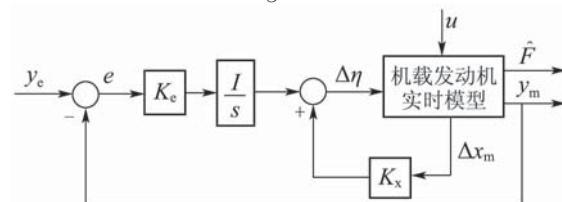


图 6 增广LQR控制滤波器

Fig. 6 The augment LQR controller filter

通过优化计算得:

$$K_e = \begin{bmatrix} 15.51 & 43.82 & -19.76 & 18.99 \\ -2.93 & -18.78 & -11.62 & 18.94 \\ 15.24 & -16.02 & -6.36 & -5.25 \\ -3.85 & 1.01 & -24.86 & -67.43 \end{bmatrix},$$

$$K_x = \begin{bmatrix} -4.49 & -6.39 \\ 0.65 & 4.12 \\ -4.56 & 8.04 \\ -0.23 & 6.98 \end{bmatrix}.$$

4 跟踪滤波推力估计仿真(Tracking filter thrust estimate simulation)

将间接推力估计方法的KTF估计器和CTF推力估计器用于非线性部件级模型的仿真, 仿真采样步长0.02 s。图7和图8中分别给出了设计点和非设计点, 两种推力估计系统的仿真曲线, 并将估计出的推力作为被控制量(这里不讨论推力控制器的设计过程)形成推力的闭环控制。两图中: F_e 代表真实发动机输出推力(通过发动机数学模型模拟), F_{KTF} 代表KTF推力估计值, F_{CTF} 代表CTF推力估计值。图7中从5 s开始依次模拟了低压压气机、低压涡轮、高压压气机、高压涡轮效率蜕化0.1%, 蜕化时间间隔为5 s, 下一次蜕化在上一次蜕化的基础上进行, 即仿真结束时, 每个部件的效率都蜕化了0.1%。图8在非设计点, 重复这一过程, 蜕化时间间隔为10 s。为进一步说明CTF估计效果, 图9给出采用CTF方法进行推力估计时, 设计点的“被调”参数估计曲线, 而图10给出了可测参数的跟踪曲线。虽然在“被调”参数估计过程中存在震荡和偏差, 但在图10中可以看出, 可测参数的跟踪取得了良好的效果。同时, 从图7和图8中可以看出, 在设计点发动机性能蜕化时, 两种推力估计方法取得了相近的推力估计效果, 而在非设计点蜕化时, 采用CTF方法的估计效果明显优于采用KTF的估计效果。由于被控制量为估计出的推力, 所以两者实际推力并不相同。

图11模拟了当4个部件的效率均蜕化0.1%时, CTF动态推力估计结果。图11中30 s之前模拟了油门杆角度从70°推到40°稳定后又从40°推到70°的仿真, 30 s到44 s之间模拟了飞行马赫数从0增加到1的仿真, 44 s之后模拟了马赫数1时, 飞行高度从0增加到5 km的仿真。从图11中可以看出, CTF推力估计在动态过程中也取得了良好的估计效果。图12模拟了在设计点传感器噪声下的仿真, 部件的蜕化过程与图7相同, 其可测参数的传感器噪声幅值为其本身幅值的0.5%。由图12可见, CTF推力估计器和KTF推力估计器具有相近的噪声抑制能力。

在包线内的其他工作点, 估计器的仿真取得了相同的结论, 为节省篇幅, 不再一一列出。

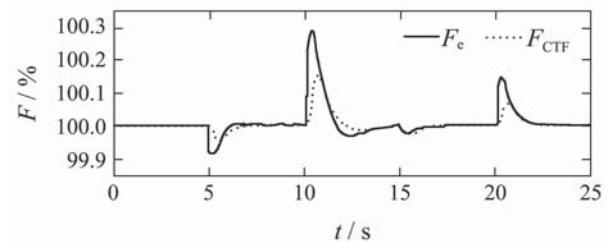
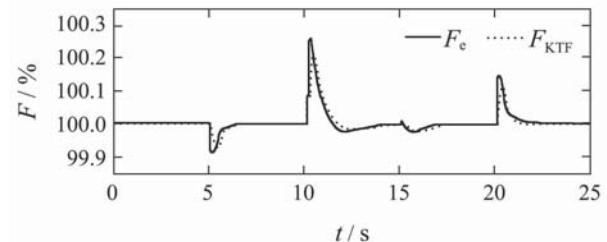


图7 设计点推力估计仿真($H = 0$ km, $Ma = 0$)

Fig. 7 The simulation of the estimated thrust at the design point($H = 0$ km, $Ma = 0$)

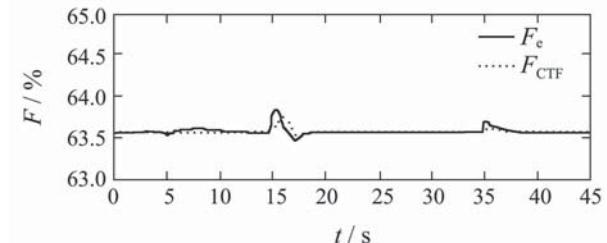
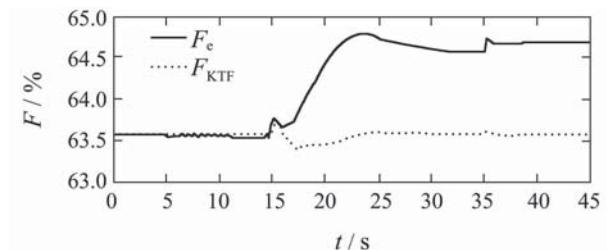


图8 非设计点推力估计仿真($H = 5$ km, $Ma = 1$)

Fig. 8 The simulation of the estimated thrust at the off-design point($H = 5$ km, $Ma = 1$)

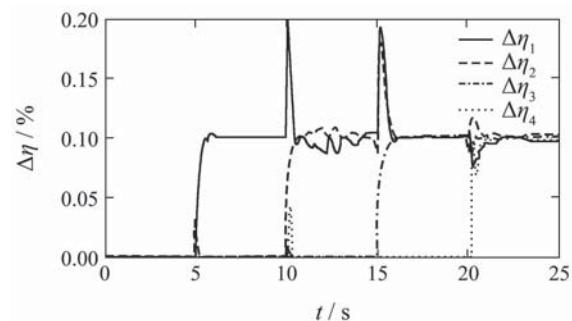


图9 设计点“被调”参数估计($H = 0$ km, $Ma = 0$)

Fig. 9 The estimation of the “tuned” parameters at the design point($H = 0$ km, $Ma = 0$)

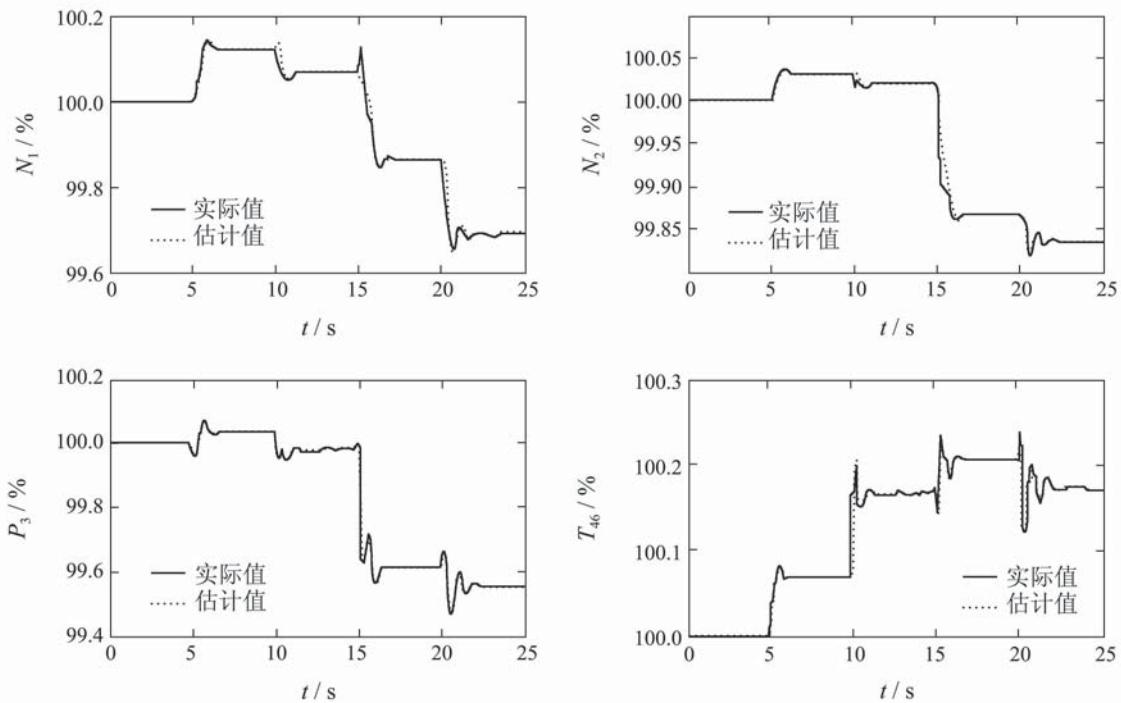
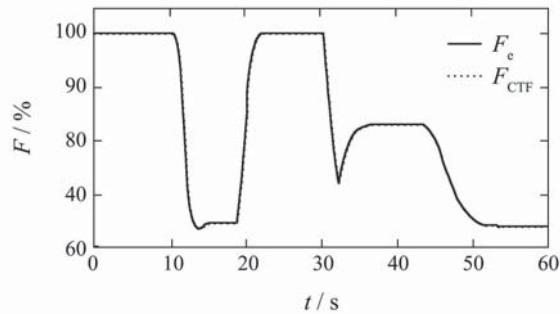
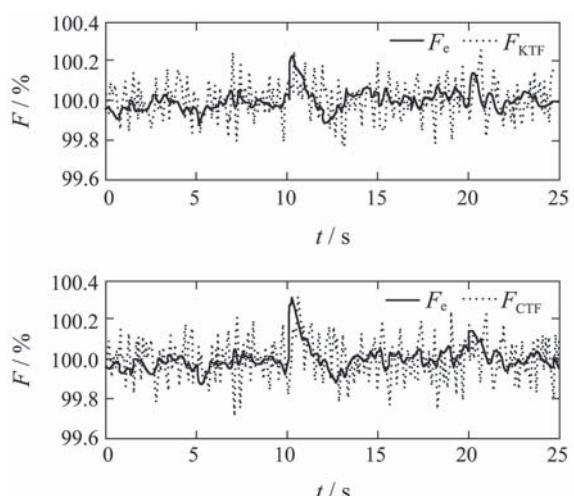
图 10 设计点可测参数跟踪结果($H = 0 \text{ km}$, $Ma = 0$)Fig. 10 The measurable parameters tracking simulation at the design point($H = 0 \text{ km}$, $Ma = 0$)

图 11 CTF 动态推力估计仿真

Fig. 11 The simulation of CTF dynamic thrust estimate

图 12 传感器噪声下推力估计仿真($H = 0 \text{ km}$, $Ma = 0$)Fig. 12 The simulation of the thrust estimate under sensor noise($H=0 \text{ km}$, $Ma=0$)

5 结论(Conclusions)

本文研究了基于KTF的推力估计方法,提出基于CTF的推力估计方法,与基于KTF方法相比,基于CTF方法的推力估计器结构更简单,只需一个机载实时模型来完成推力估计任务;同时其在非设计点的推力估计结果明显优于KTF推力估计结果,而对于传感器的噪声与KTF具有相近的抑制能力,为此CTF估计方法对航空发动机不可测性能参数进行跟踪滤波估计方法的一个新思路。仿真结果表明,将CTF估计出的推力用于闭环系统控制,系统在发动机健康参数蜕化时取得了良好的稳态和动态控制效果,证明了CTF方法的实用性。

参考文献(References):

- [1] MAGGIORE M, ORDONEZ R, PASSION K M, et al. Estimator design in jet engine applications[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, 16(7-8): 579 – 593.
- [2] 姚彦龙, 孙健国. 自适应遗传神经网络算法在推力估计器设计中的应用[J]. 航空动力学报, 2007, 22(10): 1748 – 1753.
(YAO Yanlong, SUN Jianguo. Application of adaptive genetic neural network algorithm in design of thrust estimator[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2007, 22(10): 1748 – 1753.)
- [3] TAKAHISA K, DONALD L S, JONATHAN S L. Application of a constant gain extended Kalman filter for in-flight estimation of aircraft engine performance parameters[R]. Cleveland, Ohio: National Aeronautics and Space Administration, John H. Glenn Research Center at Lewis Field, 2005.
- [4] SANTANU C, JONATHAN S L. Online model parameter estimation of jet engine degradation for autonomous propulsion control[R].

- Cleveland, Ohio: National Aeronautics and Space Administration, John H. Glenn Research Center at Lewis Field, 2003.
- [5] JONATHAN S L. *An optimal orthogonal decomposition method for Kalman filter-based turbofan engine thrust estimation*[R]. Cleveland, Ohio: National Aeronautics and Space Administration, John H. Glenn Research Center at Lewis Field, 2005.
- [6] 何玉庆, 韩建达. 一种新的角加速度估计方法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(1): 6–12.
(HE Yuqing, HAN Jianda. A new angular acceleration estimation method and its application in acceleration feedback control[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(1): 6–12.)
- [7] LENDEK Z, BABUSKA R, SCHUTTER B D. Distributed Kalman filtering for cascaded system[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2008, 21(3): 475–469.
- [8] WEI X, GUO Y Q, ZHANG X D. A bank of kalman filters and a robust kalman filter applied in fault diagnosis of aircraft engine sensor/actuator[C] //The 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC). Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2007: 37–40.
- [9] GURBUX S A, GLENN B G. *A proposed Kalman filter algorithm for estimation of unmeasured output variables for an F100 turbofan engine*[R]. Edwards, California: NASA Ames Research Center Dryden Flight Research Facility, 1990.
- [10] 袁春飞, 姚华, 杨刚. 航空发动机机载自适应模型研究[J]. 航空学报, 2006, 27(4): 561–564.
(YUAN Chunfei, YAO Hua, YANG Gang. On-board real-time adap-
- tive model of aero-engine[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2006, 27(4): 561–564.)
- [11] 周文祥. 航空发动机及控制系统建模与面向对象的仿真研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.
(ZHOU Wenxiang. *Research on object-oriented modeling and simulation for aeroengine and control system*[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006.)
- [12] 李秋红, 孙健国. 基于遗传算法的航空发动机状态变量模型建立方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(2): 427–431.
(LI Qiuhong, SUN Janguo. Aero-engine state variable modeling based on the genetic algorithm[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2006, 21(2): 427–431.)
- [13] 李秋红, 孙健国. 航空发动机解耦控制器设计[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1046–1050.
(LI Qiuhong, SUN Janguo. Aeroengine decoupling controller design[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2006, 27(6): 1046–1050.)

作者简介:

李秋红 (1972—), 女, 副教授, 目前研究方向为航空发动机建模、控制与优化, E-mail: lqh203@nuaa.edu.cn;

孙健国 (1939—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为航空发动机建模、控制与故障诊断, E-mail: jgspe@gmail.com;

王前宇 (1981—), 男, 硕士, 目前研究方向为航空发动机多变量控制, E-mail: qiqiuwang1@163.com.