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*

廖 瑛[1],尹大伟[2],郑宇昕[1],门 路[3]
(1. 国防科技大学 航天与材料工程学院,湖南 长沙 410073;
2. 海军装备研究院,上海 200436;
3. 91467 部队,山东 青岛 266311)

摘 要:针对采用估计可测参数偏离量建立航空发动机机载自适应模型的方案中,可测参数偏离量估计的问题,引入了 CA(Constant Acceleration)模型,建立了简化的可测参数状态方程和测量方程,采用自适应 Kalman 滤波算法直接估计可测参数,由估计出的可测参数与发动机非线性模型计算的额定值之差,获得可测参数偏离量。为解决因简化的状态模型系统误差较大,采用标准 Kalman 滤波会出现估计严重偏离真值的问题,分析了标准 Kalman 滤波准则和状态模型误差对滤波结果的影响,采用动态调整状态预报在滤波估计结果中权重的策略,给出了单因子自适应 Kalman 滤波算法准则及递推公式,使滤波估计准确。对不同的可测参数分别采取序列滤波的方法,减少了运算量。以仿真产生的发动机测量数据为例,对系统模型和所设计的算法进行验证,计算结果表明,所设计的滤波算法具有很快的收敛速度和计算速度,结果优于标准 Kalman 滤波算法,具有更好的估计精度和一定的工程应用价值。

关键词:航空发动机;机载自适应模型;自适应 Kalman 滤波;参数估计;自适应因子
中图分类号:V233.7 **文献标志码**:A **文章编号**:1011-2486(2012)04-0001-06

Aeroengine measurable parameters estimation using adaptive Kalman filter algorithm

LIAO Ying[1], *YIN Dawei*[2], *ZHENG Yuxin*[1], *MEN Lu*[3]
(1. College of Aerospace and Materials Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. Naval Academy of Armament, Shanghai 200436, China;
3. PLA Unit 91467, Qingdao 266311, China)

Abstract: Aeroengine onboard adaptive model can be built by estimating the biases of measurable parameters, so the CA (constant acceleration) model was introduced to establish the measurable variables state-space equations and observation equations, and adaptive Kalman filter algorithm was employed to estimate the measurable variables directly. The bias of measurable variables can be obtained by subtracting standard model computing values from the estimated result of measurable variables. When using the standard Kalman filter algorithm to estimate the measurable parameters, the results will offset prominently because of the great system state-space model error. The principle of standard Kalman filter and the impact of model error to the filter estimate results were analyzed, and the technology of dynamically adjusting the weight of state prediction in the filter estimate results was introduced, then the single factor adaptive Kalman filter estimation principle and the recursion formula were presented, which was aimed to make the estimation more accurate. In order to reduce calculation cost, the sequence filter was applied separately to process different measured parameters. The algorithm and system model were verified using the simulated data. The calculation results show that the designed filter can converge rapidly, and the computing speed is satisfied. The estimate results are better than the standard filter's. So the adaptive filter algorithm has better estimation precision and have some engineering value.

Key words: aeroengine; onboard adaptive model; adaptive Kalman filter; parameter estimation; adaptive factor

随着机载计算机性能的提高和现代控制理论的发展,20 世纪 80 年代末开始,NASA 提出了航空推进系统性能寻优控制(Performance Searching Control,PSC),通过对航空发动机潜力的挖掘以提高其性能,并进行了一系列理论研究和成功的飞行试验[1-2]。美国的航空发动机技术处于世界领先地位,目前我们关于 PSC 的研究很多也基本沿用 NASA 提出的原理和框架,根据 PSC 的原理,精准的机载发动机模型是关键。发动机 PSC 系统主要包括:参数估计、推进系统模型的修正计算和推进系统性能优化三部分[3]。前两部分是建立推进系统机载自适应模型,即建立精准的机

* **收稿日期**:2011-09-28
基金项目:国家部委资助项目
作者简介:廖瑛(1961—),女,湖南长沙人,教授,博士,博士生导师, E-mail:liaoying1104@163.com

载模型,国内外专家对发动机机载自适应模型的建立都进行了大量的研究,其中参数估计是算法的核心。

PSC 中机载自适应模型中的参数估计技术,目前主要有两个方案:一是文献[1-3]提出的对发动机部件性能参数退化量进行估计,用估计出的性能参数退化量修正发动机额定模型;二是文献[4-5]提出的对发动机可测参数的偏离量进行估计,用估计出的可测参数偏离量修正发动机额定模型。两种参数估计都是根据航空发动机非线性数学模型建立分段线性化模型,分别将性能参数退化量和可测参数偏离量作为系统的扩展状态,采用标准 Kalman 滤波算法和带有测量噪声的测量参数对扩展状态变量进行估计。这两种参数估计的方法都需要建立状态变量模型,但是发动机全包线内线性化模型的获得并不容易,还需在机载计算机内存储大量的线性化矩阵并进行矩阵的插值计算[3],这种方法可靠,但是比较复杂。

本文主要对估计可测参数偏离量的方法进行研究,提出使用简化的可测量参数回归模型,利用估计算法,直接估计出可测参数真实值 $\hat{y}$,然后根据发动机非线性数学模型求解可测参数的额定值,二者相减求得可测参数偏离量的方法。根据文献[3,6],可测参数的测量值 y_m 可由下式表示:

$$y_m = y_s + y_b + v \tag{1}$$

其中:y_s 是可测参数额定值,y_b 是可测参数偏离量,v 是测量噪声。

而可测参数真实值 y 为额定值和偏离量之和:

$$y = y_s + y_b \tag{2}$$

测量噪声 $v(t)$ 是随机过程,所以在实际过程中,一段时间内的测量数据存在着传感器的测量噪声,不能直接进行计算,需要采用估计算法得到测量参数的最佳估计 $\hat{y}$,用 $\hat{y}$ 代替真实值 y[6]。可测参数额定值 y_s 由发动机非线性模型计算获得。从而易得可测参数偏离量:

$$y_b = \hat{y} - y_s \tag{3}$$

发动机非线性模型采用部件法建立技术比较成熟,本文不赘述。采用简化的可测参数回归模型,模型误差必然较大,滤波估计时会影响估计的结果,因此,本文采用单因子自适应 Kalman 滤波算法,动态调整系统状态预报在滤波估计结果中的权重,以解决因简化模型系统误差较大,使用标准 Kalman 滤波估计偏离严重的问题。上述过程的原理如图 1 所示。

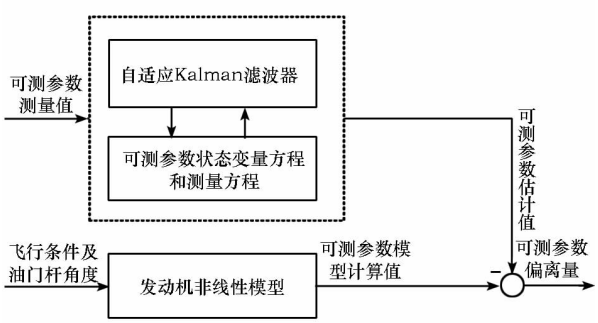


图 1　间接估计可测参数偏离的原理图

Fig. 1　Principle of indirect estimating measurable parameter deviations

1　系统状态方程及观测方程的建立

使用 Kalman 滤波算法估计可测参数,在构造系统状态模型时,总是希望模型尽可能简单,由于性能寻优控制主要是在发动机处于稳态或准稳态(油门位置给定)工作时使用[1],因此本文借鉴 CA(常加速度)模型,给出了一种新的途径,建立测量参数与时间关系的简化的状态空间方程和测量方程,并对不同可测参数分别进行序列滤波估计,以提高计算速度。

1.1　测量参数与时间关系的回归模型

将发动机可测参数统一用 x 表示,不失一般性,设可测参数与时间 t 可用非线性函数表示为

$$x = x(t) \tag{4}$$

根据性能寻优过程发动机工作特点,在有限时间内,考虑到平稳过程中还可能存在小偏离动态调节的过程,发动机测量参数用时间 2 阶 Taylor 展开近似,设测量参数采样时间间隔为 Δt,则可得

$$x_{k+1} = x_k + \dot{x}_k \Delta t + \ddot{x}_k \frac{\Delta t^2}{2} + O(\Delta t^3) \tag{5}$$

其中 k 代表第 k 个采样时刻,式(5)即为可测参数的 CA 模型[7],该式实质上是可测参数关于时间的回归模型,本文以该式为基础建立系统状态方程。

1.2　系统状态方程及观测方程

根据 1.1 节分析,由式(5)可得测量参数的状态方程描述:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1}^0 \\ x_{k+1}^1 \\ x_{k+1}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k^0 \\ x_k^1 \\ x_k^2 \end{bmatrix} + w_k \tag{6}$$

式中状态向量 $[x_k^0 \quad x_k^1 \quad x_k^2]^{\mathrm{T}}$ 分别代表(5)式中的 x_k,$\dot{x}_k$ 和 $\ddot{x}_k$。x_k 表示测量参数,$\dot{x}_k$ 表示测量

参数随时间的变化率,$\ddot{x}_k$ 表示测量参数随时间变化的加速度。$\boldsymbol{w}_k = [\boldsymbol{w}_k^0 \quad \boldsymbol{w}_k^1 \quad \boldsymbol{w}_k^2]^{\mathrm{T}}$ 分别代表它们的误差,即系统的模型噪声。根据可测参数关于时间的回归模型得到简化的状态方程(6)式无控制输入,为自治系统。

观测方程记为

$$y_{k+1} = \boldsymbol{H}_{k+1}[x_{k+1}^0 \quad x_{k+1}^1 \quad x_{k+1}^2]^{\mathrm{T}} + v_{k+1} \quad (7)$$

其中 v_{k+1} 表示测量误差,本文采用序列 Kalman 滤波算法分别估计可测参数,根据序列滤波处理及参数分别估计的要求,设计观测矩阵 $\boldsymbol{H}_{k+1}$ 为 1×3 维:$\boldsymbol{H}_{k+1} = [1 \quad 0 \quad 0]$。

2　自适应 Kalman 滤波构造准则

上节根据可测参数关于时间的回归模型所建立的状态方程,进行了较大的模型简化,必然引入较大的系统误差。模型的简化虽然减少了系统的复杂度,但在模型误差较大区间会出现滤波估计严重偏离真实值的问题,在无法进一步提高模型精度的前提下,考虑改进估计算法以减少估计的误差。基于 Bayes 理论的 Kalman 滤波,需要准确的模型先验信息,只有系统模型和随机模型的先验精度均满足条件时,基于最小方差准则的 Kalman 滤波才会得到具有良好统计特性的最优解。但先验信息的统计获取可能失真,状态方程所描述的模型很难全区间精确,往往存在一定误差,这将影响滤波计算的质量。数学界和工程应用领域为解决这一问题,构造了多种自适应 Kalman 滤波算法,如基于开窗逼近法的 Sage-Husa 滤波,消渐滤波,基于方差分量估计的抗差自适应滤波等[8-9]。根据发动机测量数据的特点,并考虑计算简单迅速的要求,采用动态调整状态预报协方差矩阵方法的单因子自适应序列 Kalman 滤波算法,可使滤波器在全区间准确地对发动机可测参数进行估计[7]。

2.1　模型误差分析

可测参数状态模型的建立基于简化的 CA 模型,显然二阶近似的 CA 模型在发动机稳定工作时具有很好的精度,在滤波计算设置时对模型误差协方差矩阵可赋较小量级的值。但对包含非线性程度强的动态调整过程损失了 3 阶项以上的信息,具有较大的误差,此外由于采用有限字长的计算机及有限精度的算法,也可能增加模型误差。因此,本文第 1 节所建立的系统状态模型和随机模型显然不可能全区间完全准确,滤波过程中如果过分地依赖有偏差的模型,很容易导致滤波结果的误差累积,导致估计出现较大偏差,甚至滤波发散,需要采取一定的策略调整滤波过程。

2.2　自适应滤波准则

很多文献给出了标准 Kalman 滤波的递推公式,但要分析如何调整滤波过程以解决模型异常时的估计偏离或滤波发散问题并得到其滤波递推公式,需要从滤波的准则出发。基于标准 Kalman 滤波准则,分析模型误差对滤波的影响,从而可获得自适应滤波的准则。

定义自治系统的状态方程和测量方程:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{X}_k &= \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}\boldsymbol{X}_{k-1} + \boldsymbol{W}_k \\ \boldsymbol{Y}_k &= \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{e}_k \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $\boldsymbol{X}_k$ 为状态向量;$\boldsymbol{Y}_k$ 为观测值;$\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}$ 为第 $k-1$ 时刻到 k 的状态转移矩阵;$\boldsymbol{W}_k$ 为状态模型噪声矩阵;$\boldsymbol{e}_k$ 为测量噪声。对于标准 Kalman 滤波,要求系统状态噪声 $\boldsymbol{W}_k$ 和测量噪声 $\boldsymbol{e}_k$ 为互不相关的白噪声序列,其协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{\Sigma}_{W_k}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_k$。

标准 Kalman 滤波遵循最小二乘准则,即残差加权平方和最小,其准则为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Omega}(k)_{\min} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{V}_k^{\mathrm{T}} & \boldsymbol{V}_{\bar{X}_k}^{\mathrm{T}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_k & \\ & \boldsymbol{P}_{\bar{X}_k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{V}_k \\ \boldsymbol{V}_{\bar{X}_k} \end{bmatrix} \\ &= \boldsymbol{V}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{V}_k + \boldsymbol{V}_{\bar{X}_k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{V}_{\bar{X}_k} \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $\boldsymbol{V}_{\bar{X}_k} = \hat{\boldsymbol{X}}_k - \bar{\boldsymbol{X}}_k$ 为状态预报值残差向量;$\boldsymbol{V}_k = \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{X}}_k - \boldsymbol{Y}_k$ 为观测值估计残差向量;$\bar{\boldsymbol{X}}_k$、$\hat{\boldsymbol{X}}_k$ 分别为状态向量预报和估计值;$\boldsymbol{P}_k = \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}$,$\boldsymbol{P}_{\bar{X}_k} = \boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}^{-1}$,分别为 $\boldsymbol{Y}_k$ 和 $\bar{\boldsymbol{X}}_k$ 的权矩阵。向量的协方差矩阵用 $\boldsymbol{\Sigma}$ 表示,用 $\boldsymbol{P}$ 表示相应的逆阵,代表权矩阵,即 $\boldsymbol{P} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1}$。

由标准 Kalman 滤波准则可知,滤波估计的结果是由状态预报和测量更新加权的结果,因此当观测精度很高,状态空间模型精度相对较低时,将可能有严重的估计偏差,因为当认为状态模型是准确的而给定过小的模型噪声协方差,将增加状态预报对状态估计的权重,从而降低了观测信息对状态参数的贡献。可见,正是由于对有较大误差的状态模型信息赋予了过大的权重,导致滤波估计结果较大的偏差或滤波发散。因此,为解决函数模型不准确的问题,一个基本的方法是:当判断出状态模型存在异常误差时,增加状态预报值 $\bar{\boldsymbol{X}}_k$ 的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}$,增加 $\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}$ 即降低了 $\bar{\boldsymbol{X}}_k$ 的权矩阵,降低了 $\bar{\boldsymbol{X}}_k$ 在状态参数估计中的贡献,从而减弱了模型误差的影响,也间接增加了观测信息对状态估计的权重。根据上述分析,将状态模型信息作为一个整体,引入统一的自适应因子 α_k,

调整状态模型信息对状态参数估计的整体贡献，在模型精度较高的区域，状态预报值对估计的权重大，而在模型精度低的区域，降低模型对状态估计的影响权重，从而得到单因子自适应 Kalman 滤波准则如下：

$$\boldsymbol{\Omega}(k)_{\min} = \boldsymbol{V}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{V}_k + \alpha_k\boldsymbol{V}_{\bar{X}_k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{V}_{\bar{X}_k} \tag{10}$$

α_k 为自适应因子，$0 \leqslant \alpha_k \leqslant 1$。当状态方程模型误差较大时，$\alpha_k < 1$，当误差小于某个设定值时，$\alpha_k = 1$，自适应因子需要根据判断条件，在每次滤波递推时都进行更新[7]。

3　自适应 Kalman 滤波算法

3.1　递推公式

根据 2.3 节定义的自适应 Kalman 滤波准则，可以得到该准则下的状态参数最优估计：

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k = \bar{\boldsymbol{X}}_k - 1/\alpha_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} \cdot (1/\alpha_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_k)^{-1}(\boldsymbol{H}_k\bar{\boldsymbol{X}}_k - \boldsymbol{Y}_k) \tag{11}$$

仿照标准 Kalman 滤波递推公式，引入等价滤波增益，可得单因子自适应 Kalman 滤波的递推公式：

状态预报：

$$\begin{aligned} \bar{\boldsymbol{X}}_k &= \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k} &= \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{X}_{k-1}}\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_{W_k} \end{aligned} \tag{12}$$

观测更新：

$$\begin{aligned} \bar{\boldsymbol{V}}_k &= \boldsymbol{H}_k\bar{\boldsymbol{X}}_k - \boldsymbol{Y}_k \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\bar{V}_k} &= \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_k \\ \bar{\boldsymbol{K}}_k &= 1/\alpha_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(1/\alpha_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_k)^{-1} \\ \hat{\boldsymbol{X}}_k &= \bar{\boldsymbol{X}}_k - \bar{\boldsymbol{K}}_k(\boldsymbol{H}_k\bar{\boldsymbol{X}}_k - \boldsymbol{Y}_k) \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{X}_k} &= 1/\alpha_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k} - 1/\alpha_k\bar{\boldsymbol{K}}_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k} \end{aligned} \tag{13}$$

式中：$\bar{\boldsymbol{V}}_k$ 为新息向量，其协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{V}_k}$；$\bar{\boldsymbol{K}}_k$ 为当前时刻滤波器的等价增益，$\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{X}_k}$ 为状态预报协方差矩阵。

在上述递推过程，若观测向量为 m 维向量，需计算 $m \times m$ 维逆矩阵：$(1/\alpha_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_k)^{-1}$，计算量与 m^3 成比例。本文按照对不同测量参数分别进行序列处理的原则建立观测方程，观测矩阵 $\boldsymbol{H}_k$ 是 1×3 维，$\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{X}_k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}$ 结果为 1×1 维，即为常数。从而将复杂的矩阵求逆运算变为简单的常数倒数运算，这种分散的序列滤波过程，减少了计算量，提高了滤波求解的运算速度。

3.2　自适应因子的求解

如前所述，自适应因子 α_k 的引入是为了调整状态模型在滤波估计中的贡献大小，而向量 $\bar{V}_k$ 相对于未经观测信息修正的状态向量，主要反映状态模型误差。当状态模型异常时，向量 $\bar{V}_k$ 一般比正常数值大很多，因此，在滤波估计的状态估计算法之后，观测更新算法之前，可对 $\bar{V}_k$ 进行检验，以检查模型异常是否存在。根据 1.2 节对自适应因子取值原则的分析，按照 IGGIII 方案[10]构造自适应因子：

$$\alpha_k = \begin{cases} 1, & |\tilde{V}_k| \leqslant k_0 \\ \dfrac{k_0}{|\tilde{V}_k|}\left(\dfrac{k_1 - \|\tilde{V}_k\|}{k_1 - k_0}\right)^2, & k_0 \leqslant |\tilde{V}_k| \leqslant k_1 \\ 0, & |\tilde{V}_k| \geqslant k_1 \end{cases} \tag{14}$$

式中 k_0、k_1 为常数，k_0 可取 1.0～1.5，k_1 可取 3.0～8.0；$\tilde{V}_k$ 为标准化预报残差：

$$\tilde{V}_k = \|\bar{V}_k\| / \sqrt{\mathrm{trace}(\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{V}_k})} \tag{15}$$

trace 代表矩阵的迹。

IGGIII 方案采用三段法求解自适应因子，根据 $\tilde{V}_k$ 判断模型是否准确，对模型准确区间采用标准 Kalman 算法，即 $\alpha_k = 1$；对模型误差大的区间采用 α_k 降权；当 α_k 趋近 0 时完全由观测信息进行状态估计。

4　算例验证及分析

4.1　仿真数据生成

为了验证模型和算法，需要将测量参数的理论值和测量值进行比较。以某型高涵道比双轴涡扇发动机为例，将由发动机性能仿真模型计算得到可测参数随时间的变化值作为额定值，加入适当的偏离量，然后根据测量传感器的噪声水平向模型计算得到的可测参数中加入白噪声，三者之和模拟可测参数的测量值[3,6]，设置采样步长为 30ms。该型发动机混合室出口的温度和压强为可测参数，仿真某动态过程得到可测参数理论值并加入测量噪声，得到混合室出口温度、压强的测量模拟值分别如图 2，3 所示。其中总温的偏离量加 30K，总压的偏离量加 2kPa。

4.2　滤波估计结果及分析

生成模拟观测数据后，按照 1.2 节所建的可测参数状态空间方程及观测方程，采用第 3 节设计的单因子自适应序列 Kalman 滤波算法，可计算出可测参数的最优估计值，用估计获得的可测参数值减去模型计算值，即得到可测参数的偏离量。以图 2、图 3 分别模拟的温度和压强测量值为例，对其进行估计。模型噪声协方差矩阵分别取 $1 \times 10^{-2} \times \boldsymbol{I}$ 和 $1 \times 10^{-3} \times \boldsymbol{I}$，根据传感器测量噪声水平，测量噪声协方差分别取 $3^2\mathrm{K}^2$ 和 $0.3^2\mathrm{kPa}^2$。滤

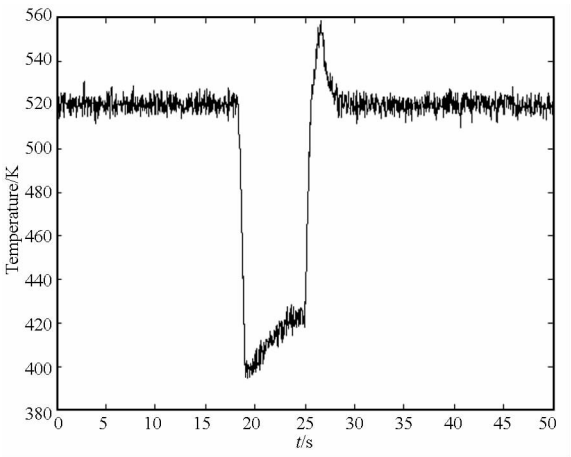


图 2　温度可测参数模拟值

Fig. 2　Simulation values of measurable temperature

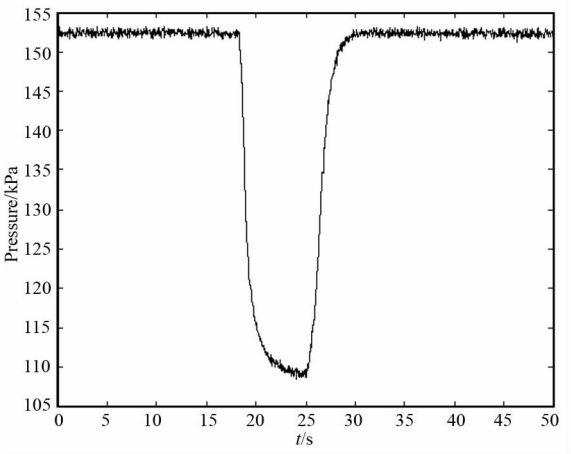


图 3　压强可测参数模拟值

Fig. 3　Simulation values of measurable pressure

波启动设置:状态变量滤波初值均设为 0,状态协方差矩阵(即第 2 节中的 $\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{X}_k}$ 矩阵)初值分别设为 $100\times\boldsymbol{I}$ 和 $10\times\boldsymbol{I}$。以上 $\boldsymbol{I}$ 均代表相应维数的单位阵。估计结果及滤波误差曲线如图 4 ~ 图 7 所示。图中同时给出了标准 Kalman 滤波计算的结果作为比较。

由图 4 ~ 图 7 的计算结果可以看出,根据仿真设置,观测数据可靠,并认为状态空间模型精确,因此滤波启动设置模型噪声量级较低,这种情况下对于发动机平稳工作状态,即在 0 ~ 18s 和 30 ~ 50s 的时间区域内,标准 Kalman 滤波和自适应 Kalman 滤波都能够快速收敛,并能较好地估计出状态参数,从误差曲线可以看出稳态工作区域的温度值滤波估计误差不超过 3K,压强值滤波估计误差不超过 0.4kPa。但在 18 ~ 30s 的动态过程中,采用标准的 Kalman 滤波算法,参数估计结果出现了很大的偏差,而自适应 Kalman 滤波器给出了较好的计算结果,这是因为该动态调节过程非线性程度强,但给出的状态空间模型不够准确,标准的 Kalman 滤波仍认为模型准确,导致滤波估计严重偏离;而设计的自适应 Kalman 滤波算法,根据每次递推的新息向量动态修正模型信息在滤波估计结果的贡献,因此计算结果精度较好。

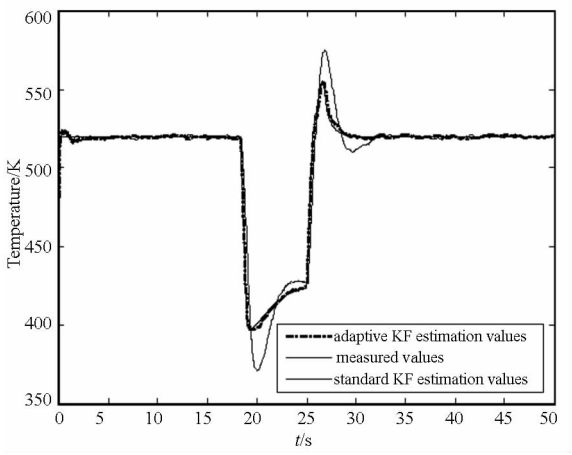


图 4　可测温度的标准 KF 和自适应 KF 估计结果比较

Fig. 4　Comparison of the measurable temperature estimation values between standard KF and adaptive KF

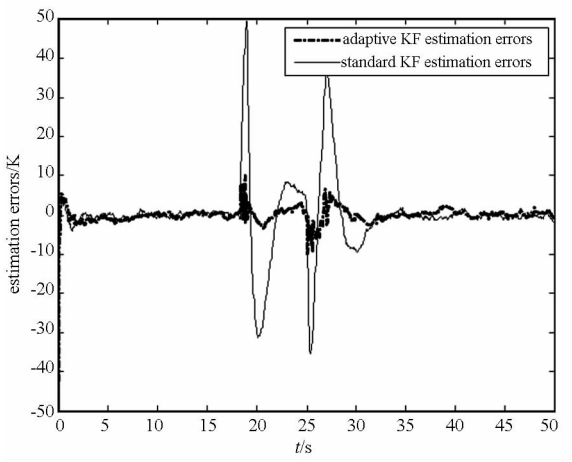


图 5　可测温度的标准 KF 和自适应 KF 估计误差比较

Fig. 5　Comparison of the measurable temperature estimation errors between standard KF and adaptive KF

5　结论

(1)标准 Kalman 滤波算法由于过分依赖先验信息,因此当发动机处于强非线性的动态过程时,系统模型误差较大,对发动机可测参数的滤波估计严重偏离;

(2)根据标准 Kalman 滤波准则,在分析模型误差对滤波结果影响基础上得到的单因子自适应序列 Kalman 滤波算法,通过动态调整系统模型在状态估计中的权重,能够全区间准确估计可测参数,计算验证表明,滤波计算能够快速收敛,对发动机强非线性动态工作区间可测参数估计的结果明显优于标准 Kalman 滤波,具有较高的估计精度;

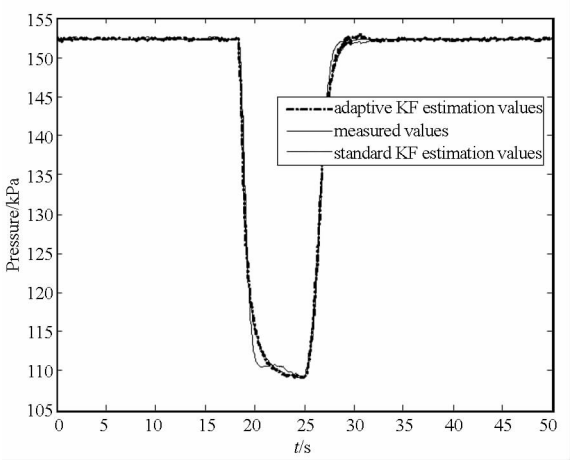


图6　可测压强的标准KF和自适应KF估计结果比较

Fig. 6　Comparison of the measurable pressure estimation values between standard KF and adaptive KF

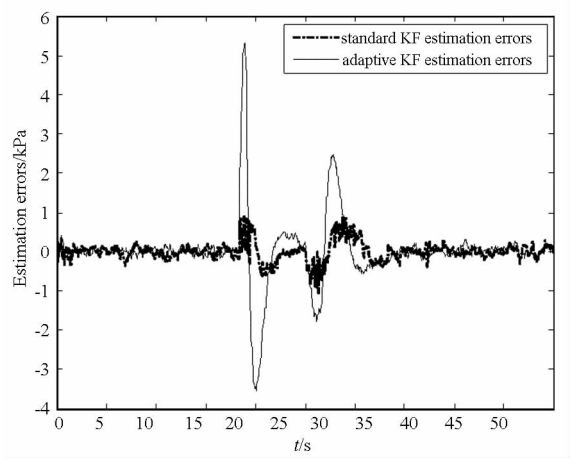


图7　可测压强的标准KF和自适应KF估计误差比较

Fig. 7　Comparison of the measurable pressure estimation errors between standard KF and adaptive KF

(3)发动机测量参数的CA模型对问题进行了很好的简化,减少了对发动机非线性模型分段线性化的步骤,并且采取对不同可测参数分别进行序列滤波估计的分散处理方法,减少了计算量,提高了计算速度,具有一定的应用价值。

参考文献(References)

[1] Orme J S, Conners T R. Supersonic flight test results of a performance seeking control algorithm on a NASA-15 spacecraft[R]. AIAA 94-3210, 1994.

[2] Simon D, Garg S. A systematic approach for model-based aircraft engine performance estimation[C]// AIAA Unmanned Conference, Seattle, Washington: AIAA, 2009:1-18.

[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.
YUAN Chunfei, YAO Hua, LIU Yuan. On-board adaptive model based control of aero-engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(4):354-358. (in Chinese)

[4] Alag G, Gilyard G. A proposed Kalman filter algorithm for estimation of unmeasured output variables for an F100 turbfan engine[R]. AIAA-90-1920, 1990.

[5] 王信德, 孙健国, 李松林. 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(06): 845-849.
WANG Xinde, SUN Jianguo, LI Songlin. Application of neural networks to aeroengine adaptive modeling [J]. Journal of Aerospace Power, 2003,18(06):845-849. (in Chinese)

[6] 王芳. 航空发动机性能寻优控制研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2005.
WANG Fang. Research on aeroengine performance seeking control[D]. Xi'an: Northwest Polytechnical University, 2005. (in Chinese)

[7] 杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 北京: 测绘出版社, 2006.
YANG Yuanxi. Adaptive navigation and kinematic positioning [M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2006. (in Chinese)

[8] Yuanxi Y, Tianhe X. An adaptive kalman filter based on sage windowing weights and variance componts[J]. The Journal of Navigation, 2003, 56(2): 231-240.

[9] Yuanxi Y, Anmin Z. Adaptive filtering for deformation parameter estimation in consideration of geometrical measurements and geophysical models[J]. Science in China Series D: Earth Sciences,2009, 52(8): 1216-1222.

[10] Yuanxi Y, Yuanlan W. Synthetically adaptive robust filtering for satellite orbit determination[J]. Science in China SerD Earth Sciences,2004, 47(7): 585-592.