

1-8-2019

## Design of Aircraft Engine Adaptive Model Based on Improved Strong Tracking Filter

Xizhong Yang

*Department of Aeronautics and Astronautics, Fudan University, Shanghai 200433, China;*

Jianliang Ai

*Department of Aeronautics and Astronautics, Fudan University, Shanghai 200433, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Design of Aircraft Engine Adaptive Model Based on Improved Strong Tracking Filter

## Abstract

**Abstract:** Due to deterioration under real working condition, the aircraft engine performance parameters of benchmark model don't match the real engine. This problem was studied based on in-flight engine nonlinear real-time performance model considering the practical engineering application. *Immeasurable health parameters were estimated from measurable sensor parameters by UKF (Unscented Kalman Filter) and STUKF (Strong Tracking UKF). The engine adaptive model was established through modifying the benchmark model's performance parameters in Simulink. A method of improved STUKF was proposed.* Simulation results showed that the precision of engine adaptive model was greatly increased which satisfied real-time and robustness requirements in dynamic process.

## Keywords

aircraft engine, adaptive model, UKF (Unscented Kalman Filter), strong tracking filter, performance tracking

## Recommended Citation

Yang Xizhong, Ai Jianliang. Design of Aircraft Engine Adaptive Model Based on Improved Strong Tracking Filter[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(8): 2918-2927.

# 基于改进强跟踪滤波器的发动机自适应模型

杨曦中, 艾剑良

(复旦大学航空航天系, 上海 200433)

**摘要:** 针对发动机机载非线性实时性能模型, 着重考虑实际工程应用, 研究了真实工况下性能蜕化导致的基准模型与真实发动机的工作状态参数不匹配的问题。基于 UKF (Unscented Kalman Filter) 方法以及自适应强跟踪 UKF 方法, 由机载传感器可测参数估计出传感器不可测的健康参数等信息, 对 Simulink 中发动机基准模型的工作状态参数进行修正, 建立了发动机自适应模型。在此基础上, 提出一种改进的强跟踪 UKF 算法, 经过仿真验证, 该方法在满足实时性与鲁棒性的前提下, 使得发动机自适应模型在动态过程中的精度显著提高。

**关键词:** 航空发动机; 自适应模型; UKF; 强跟踪滤波器; 状态估计

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 08-2918-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201808013

## Design of Aircraft Engine Adaptive Model Based on Improved Strong Tracking Filter

Yang Xizhong, Ai Jianliang

(Department of Aeronautics and Astronautics, Fudan University, Shanghai 200433, China)

**Abstract:** Due to deterioration under real working condition, the aircraft engine performance parameters of benchmark model don't match the real engine. This problem was studied based on in-flight engine nonlinear real-time performance model considering the practical engineering application. *Immeasurable health parameters were estimated from measurable sensor parameters by UKF (Unscented Kalman Filter) and STUKF (Strong Tracking UKF). The engine adaptive model was established through modifying the benchmark model's performance parameters in Simulink. A method of improved STUKF was proposed.* Simulation results showed that the precision of engine adaptive model was greatly increased which satisfied real-time and robustness requirements in dynamic process.

**Keywords:** aircraft engine; adaptive model; UKF (Unscented Kalman Filter); strong tracking filter; performance tracking

## 引言

航空发动机是一个复杂的强非线性系统, 发动机工作过程也是复杂的气动热力过程, 且性能随着工作环境改变和使用过程而变化。工程上可以根据



收稿日期: 2016-11-02 修回日期: 2017-02-04;  
作者简介: 杨曦中(1990-), 男, 河南焦作, 博士, 研究方向为飞行力学与飞行控制, 自适应滤波算法等; 艾剑良(1965-), 男, 江西临川, 博士, 教授, 博导, 研究方向为飞行器总体设计, 飞行控制与仿真技术等。

发动机的气动热力特性, 结合典型的实验数据建立发动机机载实时数字仿真模型。机载模型可以通过发动机的工作状态推算发动机各种参数的预期值, 这是现代发动机机载健康管理系统不可或缺的一部分。以机载模型为基础的控制、预测和诊断技术, 已经成为当前先进控制和健康管理技术的主流。资料显示美军在某些型号的军机发动机上、Rolls-Royce 公司在为空客 A380 装配的 T900 系列等发动机上都已经应用了基于机载模型及其自适

<http://www.china-simulation.com>

• 2918 •

应模型设计的预测和健康管理系统的, 进而大幅度减少了排故时间和维护工作量, 降低了维护成本<sup>[1]</sup>。

常规的机载模型描述的是在理想情况下发动机的额定工作状态。然而, 航空发动机由于存在材料缺陷和制造公差, 以及在使用过程中长期反复经历高温高压、高速旋转和振动等工作环境后产生的疲劳和老化的累积, 气路部件的性能不可避免地发生了蜕化。这些蜕化造成了实际发动机工作状态参数的变化, 机载模型就不能正确完整地反映发动机的工作状态。研究中一般用发动机健康参数表征这些蜕化信息。健康参数尽管无法直接通过传感器测量, 然而在机载模型的建立过程中具有重要意义。所以, 机载模型不仅应该对发动机的额定工作状态和健康参数等信息能进行精确描述, 而且要同时具备较强的自适应能力。

由于气路性能故障在发动机的主要三大故障(性能故障、结构强度故障和附件系统故障)中的比例超过了 90%, 因此重点研究健康参数变化对机载模型的气路性能的影响。目前国内外有大量对发动机健康参数的估计、识别算法以及发动机自适应模型的研究。R Luppold 等提出结合卡尔曼滤波器(Kalman filter)观测器搭建的发动机机载自适应模型, 大大促进了机载模型和机载健康管理系统的的发展<sup>[2]</sup>。由于卡尔曼滤波器只能适用于线性系统, T Kobayashi 等使用常增益 EKF(Extent Kalman Filter)建立机载模型<sup>[3]</sup>。Dan Simon 使用 UKF(Unscented Kalman Filter)进行发动机健康参数估计, 结果表明 UKF 性能好于 EKF<sup>[4]</sup>。张海波等引入具有输入端积分补偿的卡尔曼滤波器, 使发动机自适应模型具有大范围的参数跟踪能力<sup>[5]</sup>。潘鹏飞等基于遗传算法提高了发动机模型的部件特性参数的估计精度<sup>[6]</sup>。F Lu 使用粒子滤波器 PF(Particle Filter)使模型对参数渐变或者突变都实现了良好的跟踪效果<sup>[7]</sup>。

目前的研究主要存在以下 4 个问题, 制约了研究成果工程应用前景:

(1) 基于现代自适应控制理论的算法通过测量信号与理论值的残差来构造自适应律调节参数,

但是工程上常常无法得到准确的理论值和残差;

(2) 常规的卡尔曼滤波算法或者 EKF 算法针对线性(包括拟线性)发动机模型进行研究, 取得不错的结论, 但运用在非线性模型上效果并不理想;

(3) 常规的 UKF 算法自适应度有限, 应用于高维复杂多变量的模型时, 收敛速度较慢;

(4) 文献中一些改进的 UKF 算法或者 PF 算法等自适应滤波算法性能良好但实时性不强, 无法匹配“机载实时模型”的客观工程需求。

考虑到上述问题(1)~(2), 本文以 Simulink 封装的高精度航空发动机的非线性数字模型为研究对象, 并以此模拟真实机载发动机的工作情况。同时针对问题(3)~(4), 基于 UKF 算法, 结合实际工程应用背景, 通过改进的强跟踪滤波器 STUKF(Strong Tracking UKF), 建立了航空发动机自适应模型。经过仿真验证, 该模型具有较高的精度、良好的鲁棒性和实时性。

## 1 基于 UKF 的发动机模型设计

### 1.1 发动机非线性数字实时仿真模型介绍

研究中以目前民用发动机的主流形式——高涵道比双轴涡扇发动机为研究对象, 根据发动机的气动热力学、并结合实验数据建立发动机非线性数字实时仿真模型作为基准模型, 模拟发动机的气动热力学过程, 但是它并不具有自适应能力。模型封装为 MATLAB 软件下的一个 Simulink 模块“Engine Real-Time Model”中, 输入端包含发动机的工作环境(如海拔高度、马赫数、外界大气压、温度等)、供油量, 以及用于调试部件蜕化量的健康参数; 输出端包括推力、耗油率等性能参数, 以及转子转速、各部件截面的温度、压力等传感器测量参数。

出于对系统简化和减轻自重降低油耗的考虑, 发动机上并不会对所有参数装配监测传感器; 另外, 目前高温环境下运行的压力传感器基本也是基于压电原理, 不能测量静压<sup>[8]</sup>。然而航空发动机的涡轮位于燃烧室后, 燃气流温度远大于传感器的额

定工作环境温度的上限。综合这些原因，发动机部分部件截面的参数无法实验获得。由于缺乏足够数据对基准模型进行标定，数字模型的部分参数在仿真时无法计算准确；进一步地，在发动机强非线性系统的耦合作用影响下，相关参数的辨识和状态估计难度也大大增加。考虑在地面试验的环境下，发动机工作环境近似稳定，提取研究中所需参数后，在 Simulink 中封装发动机基准模型如图 1 所示。

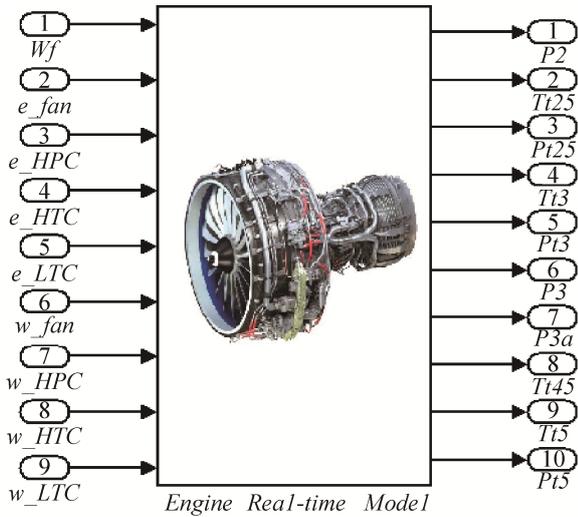


图 1 发动机实时仿真模型 Simulink 模块  
Fig. 1 Simulink module of aircraft engine's real-time model

其中，输入端参数  $W_f$  表示供油量，单位 kg/h；其余参数依次表示四个主要部件(风扇、高压压气机、高压涡轮、低压涡轮)的效率和流量等健康参数的蜕化量信息(简便起见，文中以健康参数表示)，额定工作状态下置为 0，若发生 1% 的蜕化，则置为 -1，以此类推。输出端参数意义及单位如表 1 所示。此外，用转子转速  $N_1$  和  $N_2$  表示发动机的工作状态，单位是 r/min(转数/分)。

### 1.2 发动机健康参数的状态估计原理

一般的双轴涡扇航空发动机的工作状态参数多达 200 个以上，高精度的发动机自适应模型应包含其中主要的参数。虽然温度、压力、转速、扭矩、位置等参数可由现有传感器测得，但是发动机健康

参数无法由传感器直接得到。为了建立完整的自适应模型，需要通过已有传感器可测的参数，去估计不可测的参数，这是一个状态估计问题。下面从线性系统入手考虑这个问题，然后扩展到非线性系统。

表 1 输出端传感器可测参数  
Tab. 1 Measurable sensor parameters at the output

编号	参数	名称	单位
1	P2	风扇出口静压	kPa
2	Tt25	高压压气机进口总温	K
3	Pt25	高压压气机进口总压	kPa
4	Tt3	高压压气机出口总温	K
5	Pt3	高压压气机出口总压	kPa
6	P3	高压压气机出口静压	kPa
7	P3a	高压压气机引气管静压	kPa
8	Tt45	低压涡轮入口总温	K
9	Tt5	低压涡轮出口总温	K
10	Pt5	低压涡轮出口总压	kPa

假设理想发动机系统为线性模型，其状态空间模型可以表示为：

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (1)$$

考虑包含健康参数信息的模型，式(1)可改写为：

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + E_d d \\ y = Cx + Du + F_d d \end{cases} \quad (2)$$

式中： $x$  为状态向量，主要为发动机的转子转速； $y$  为输出向量，为主要部件的温度、压力等可测参数； $u$  为输入向量，民用发动机上主要为供油量； $d$  为一系列健康参数。

目前已经有许多状态估计算法，可以根据  $y$  的变化对  $x$  进行估计。为了通过  $y$  的变化估计  $d$  的变化情况，在数学意义上可以改写式(2)，将  $d$  增广为状态向量  $x$  的一部分<sup>[9]</sup>：

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & E_d \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} u \\ y = [C \quad F_d] \begin{bmatrix} x \\ d \end{bmatrix} + Du \end{cases} \quad (3)$$

这样，通过传感器测量  $y$  的变化，就可以估计状态量  $[x;d]$  的变化，获得所有发动机工作状态

参数。

类似地, 图1中的发动机模型, 用函数形式表示为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{y} = h(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{u}) \end{cases} \quad (4)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= [Wf] \\ \mathbf{x} &= [N_1; N_2] \\ \mathbf{y} &= [P_2; T_{t25}; P_{t25}; T_{t3}; P_{t3}; P_3; P_{3a}; T_{t45}; T_{t5}; P_{t5}] \\ \mathbf{d} &= [e_{fan}; e_{HPC}; e_{HTC}; e_{LTC}; w_{fan}; w_{HPC}; w_{HTC}; w_{LTC}] \end{aligned}$$

参照线性模型把  $\mathbf{d}$  增广为状态量的思想, 选用合适的非线性状态估计算法, 即可对传感器不可测的健康参数进行估计。

### 1.3 UKF 算法介绍

卡尔曼滤波器及其衍生算法是工程上常用的参数或状态估计方法之一, 在许多行业已经得到了工程实际应用。最初的卡尔曼滤波算法仅适用于线性系统, 为了解决实际工程中非线性模型或系统的状态估计问题, EKF 和 UKF 方法被提了出来。EKF 的基本思想是将非线性系统线性化后再进行卡尔曼滤波; UKF 方法通过无迹变换用一系列样本点 (称为 Sigma 点) 来逼近状态的后验概率密度, 以近似的思想处理均值和协方差。UKF 不需要计算 Jacobian 矩阵, 并且很多的研究和实验表明 UKF 方法整体上比 EKF 精度更高、适应性更强。

考虑实际发动机系统包含系统噪声和测量噪声等因素的影响, 且发动机的输出参数  $\mathbf{y}$  与输入  $\mathbf{u}$  无关, 建立离散的发动机非线性模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_{k-1} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为  $n_x$  维的系统状态参数;  $\mathbf{y}$  为  $n_y$  维的系统观测参数, 全部为发动机传感器可测得的数据;  $\boldsymbol{\omega}$  和  $\mathbf{v}$  对应与系统噪声和测量噪声, 在工程上假设两者为高斯白噪声, 协方差矩阵分别为  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$ 。

常规 UKF 算法按照以下步骤进行<sup>[10]</sup>:

(1) 初始化。根据  $\mathbf{x}$  的统计量, 计算初始参数:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (7)$$

$\hat{\mathbf{x}}_k$  与  $\mathbf{P}_k$  计算方法类似。

(2) 计算 Sigma 点。根据统计特性, 构造  $2n_x + 1$  个 Sigma 点, 构造方法如下:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\chi}_k &= \\ &[\hat{\mathbf{x}}_k, \hat{\mathbf{x}}_k + \sqrt{(n_x + \lambda)\mathbf{P}_k}, \hat{\mathbf{x}}_k - \sqrt{(n_x + \lambda)\mathbf{P}_k}] \end{aligned} \quad (8)$$

式中:  $\lambda = \alpha^2(n_x + \kappa) - n_x$ ,  $\alpha$  决定了 Sigma 点的散布程度。

(3) 时间更新。

$$\boldsymbol{\chi}_{k+1,k} = f(\boldsymbol{\chi}_k, \mathbf{u}_k) \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1,k} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^m \boldsymbol{\chi}_{i,k+1,k} \quad (10)$$

预测协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1,k} &= \\ &\sum_{i=0}^{2n_x} W_i^c (\boldsymbol{\chi}_{i,k+1,k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1,k})(\boldsymbol{\chi}_{i,k+1,k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1,k})^T + \mathbf{Q} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\mathbf{y}_{k+1,k} = h(\boldsymbol{\chi}_{k+1,k}, \mathbf{v}_k) \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1,k} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^m \mathbf{y}_{i,k+1,k} \quad (13)$$

式中:  $W_i^m$  和  $W_i^c$  的详细计算方法参见文献[10]。

(4) 测量更新。

输出协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{y_k, y_k} &= \\ &\sum_{i=0}^{2n_x} W_i^c (\mathbf{y}_{i,k+1,k} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1,k})(\mathbf{y}_{i,k+1,k} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1,k})^T + \mathbf{R} \end{aligned} \quad (14)$$

互协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{x_k, y_k} &= \\ &\sum_{i=0}^{2n_x} W_i^c (\boldsymbol{\chi}_{i,k+1,k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1,k})(\mathbf{y}_{i,k+1,k} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1,k})^T \end{aligned} \quad (15)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{x_k, y_k} / \mathbf{P}_{y_k, y_k} \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1,k} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k) \quad (17)$$

后验协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1,k} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{y_k, y_k} \mathbf{K}_k^T \quad (18)$$

依次按照上述过程计算, 完成 UKF 算法的一次滤波更新。 $\hat{\mathbf{x}}$ 、 $\hat{\mathbf{y}}$  可以用来表示算法对系统状态参数  $\mathbf{x}$  和输出参数  $\mathbf{y}$  的估计。

### 1.4 发动机自适应模型设计方法

由于发动机系统的复杂性,一般情况下无法用解析的方法描述发动机模型,所以,用参数表征工作状态的数字模型是描述发动机性能和工作状态的有效手段。

在发动机工作时调节供油量,发动机的工作状态参数都会发生相应的变化。根据前文所述,用  $u$ 、 $x$ 、 $d$ 、 $y$  表示真实发动机的输入、状态参数、健康参数和输出。理想情况下,发动机未蜕化, $d$  中各项数值应满足:

$$e_{fan} = e_{HPC} = e_{HTC} = e_{LTC} = 0$$

$$w_{fan} = w_{HPC} = w_{HTC} = w_{LTC} = 0$$

实际情况下,发动机经常处于非额定工作状态,健康参数由于发生了蜕化不再恒为零,发动机对于同样的输入  $u$ , 参数  $x$ 、 $d$ 、 $y$  的响应可能不再是额定数值。图 1 的基准模型“Engine Real-Time Model”不再能精确模拟发动机的真实工作状态。因此,设计一种自适应算法对发动机基准模型进行修正,使得修正后发动机模型的状态参数、健康参数和输出逼近  $x$ 、 $d$ 、 $y$ , 这样,包含自适应算法的基准模型就可以模拟真实发动机的工作过程,构成具备自适应能力的发动机实时性能仿真模型。其中, $y$  可以由传感器测得;但是,自适应模型的状态参数未知(这里指广义的状态参数,包括  $x$  和  $d$ ),需要通过自适应算法估计获得。通过 UKF 等自适应算法,由基准模型建立自适应模型的方法见图 2。

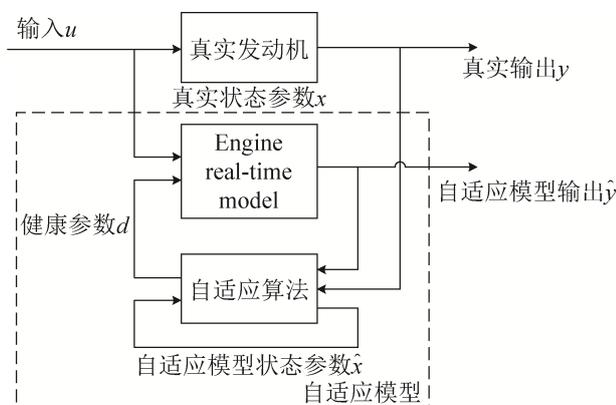


图 2 自适应模型建立方法流程图

Fig. 2 Flow chart of adaptive model establishment method

## 2 改进 STUKF 算法下的发动机模型

研究中发现,常规 UKF 算法处理简单的非线性系统状态估计问题时,效果较好。然而应用于本研究中的发动机自适应模型时,存在收敛速度过慢、滤波不稳定、鲁棒性差的缺点,对于模型参数跳变和渐变的跟踪能力较差。因此,需要对常规 UKF 滤波器加以改进,使自适应模型能够快速准确地估计未知参数,且对于模型参数的变化也能保证较好的跟踪能力。

### 2.1 自适应 UKF 算法介绍

由于 UKF 算法从根本上还是基于卡尔曼滤波理论框架下的一种特殊方法,因而也存在着与其他卡尔曼滤波算法同样的缺陷。其中主要的一点就是当发动机模型的输入稳定后,系统的响应也趋于稳态,滤波器的方差矩阵  $P$  和增益矩阵  $K_k$  等都趋于极小值,如果系统参数发生了渐变或者跳变,滤波器残差会突然增大,而  $P$ 、 $K_k$  等都不能迅速同步改变,此时滤波器不能很好地跟踪参数的变化,相应的发动机模型误差较大。针对此问题,有学者引入了一种自适应因子  $\eta$  对 UKF 进行修正,增强模型对系统动态响应的效果<sup>[11]</sup>:

$$\eta_{k+1} = \max[1, \text{tr}(P_{y_k, y_k}) / \text{tr}(V_{k+1})] \quad (19)$$

式中:  $d_{k+1} = y_k - \hat{y}_{k+1,k}$  为输出向量的残差;  $V_{k+1} = d_{k+1} \cdot d_{k+1}^T$ , 为残差序列的协方差矩阵。可见,  $\eta_{k+1}$  是满足  $0 < \eta_{k+1} \leq 1$  的参数。

用  $\eta_{k+1}$  修正 UKF 算法中的式(14)、式(15)和式(18):

$$P_{y_k, y_k} = \sum_{i=0}^{2n_k} \frac{W_i^c}{\eta_{k+1}} (y_{i,k+1,k} - \hat{y}_{k+1,k})(y_{i,k+1,k} - \hat{y}_{k+1,k})^T + R \quad (20)$$

$$P_{x_k, y_k} = \sum_{i=0}^{2n_k} \frac{W_i^c}{\eta_{k+1}} (x_{i,k+1,k} - \hat{x}_{k+1,k})(y_{i,k+1,k} - \hat{y}_{k+1,k})^T \quad (21)$$

$$P_{k+1} = \frac{1}{\eta_{k+1}} P_{k+1,k} - K_k P_{y_k, y_k} K_k^T \quad (22)$$

这样,方差矩阵增大,滤波增益也相应增大,使 UKF 响应变化的能力大大提高了。

## 2.2 STUKF 算法介绍

上述自适应算法对于模型发生参数跳变的跟踪能力较强, 对于参数渐变的跟踪结果虽然收敛, 但是稳态误差可能较大。发动机的参数有时是处于动态变化的, 典型的例子就是发动机经历供油量变化的过渡态。这个过程可以近似认为供油量经过了动态输入信号变化, 相应地, 自适应模型的各项参数存在着对输入信号的响应过程。通过仿真发现, 自适应模型的部分健康参数的稳态误差较大。为了提高自适应模型对参数渐变的跟踪效果, 研究中引入了一种 STUKF 算法。

考虑到 2.1 节自适应算法的自适应系数并未修正预测协方差矩阵, 而预测协方差矩阵影响了状态参数的估计效果, 引入时变渐消因子  $\mu$  :

$$\mu_{k+1} = \max[1, \text{tr}(N_{k+1}) / \text{tr}(M_{k+1})] \quad (23)$$

式中:  $M$  和  $N$  的计算本身要用到非线性函数  $f(\cdot)$  和  $h(\cdot)$  对  $x$  的 Jacobian 矩阵, 计算繁琐。有学者使用了一种等价形式, 可以简便计算  $M$  和  $N$ <sup>[12]</sup>, 方法如下:

$$N_{k+1} = V_{k+1} - R_{k+1} - P_{y_k, y_k}^T [P_{k+1, k}^{-1}]^T Q_k P_{k+1, k}^{-1} P_{y_k, y_k} \quad (24)$$

$$M_{k+1} = P_{y_k, y_k} - V_{k+1} + N_{k+1} \quad (25)$$

$$V_{k+1} = \begin{cases} d_{k+1} \cdot d_{k+1}^T, k=0 \\ \frac{d_{k+1} \cdot d_{k+1}^T + \rho V_{k+1}}{1 + \rho}, k \geq 1 \end{cases} \quad (26)$$

式中:  $\rho$  为设定的遗忘因子, 控制前一时刻信息与当前时刻信息在滤波过程中的比重, 一般取值为  $0.95 \leq \rho \leq 0.98$ 。

随后, 用  $\mu_{k+1}$  来修正式(11)的  $P_{k+1, k}$  :

$$P_{k+1, k} = \sum_{i=0}^{2n_x} \frac{W_i^c}{\mu_{k+1}} (\chi_{i, k+1, k} - \hat{x}_{k+1, k}) (\chi_{i, k+1, k} - \hat{x}_{k+1, k})^T + Q \quad (27)$$

后续仿真结果也验证了 STUKF 较之普通的自适应 UKF 的计算效果更加优良。

## 2.3 改进 STUKF 算法介绍

在 1.1 节中提到, 鉴于发动机传感器数量和位置的制约, 基准模型对某些部件的性能表达存在一

定缺陷。对表 1 中基准模型的输出端数据分析可见, 传感器可测参数集中于高压压气机和低压涡轮前后, 而风扇和高压涡轮附近传感器较少。理论上, 风扇前后参数相对容易得到, 然而高压涡轮附近数据的缺失对模型影响较大, 反映在算法中就是 UKF 滤波收敛慢、稳态误差大。为了解决传感器参数不足制约了自适应模型精确度的问题, 笔者对 STUKF 方法进行了适当的改进。

通过研究发现, UKF 算法对于状态参数估计值  $\hat{x}_k$  中各个分量的估计效果不同, 比 UKF 方法效果更好的 STUKF 算法对 8 个健康参数中的部分参数的估计值依然存在显著稳态误差。这是由于无论自适应因子  $\eta$  还是渐消因子  $\mu$ , 都是经过协方差矩阵的求迹运算得到的单变量常数, 并不能体现状态参数中各分量收敛情况的差异。因此, 构造衰减因子  $\zeta$ , 用来表征当前一步的 Sigma 点的均值与上一时刻的状态估计值  $\hat{x}_{k, k}$  中各分量的比例。  $\zeta$  为向量, 长度与 Sigma 点个数相同。

$$\zeta_{i, k+1} = \begin{cases} 1, i=0 \\ \frac{\left( \sum_{j=0}^{2n_x} W_j^m \chi_{j, k+1, k} \right)^{(i)}}{(\hat{x}_{k, k})^{(i)}}, i=1, 2, \dots, n_x \\ \frac{\left( \sum_{j=0}^{2n_x} W_j^m \chi_{j, k+1, k} \right)^{(i-n_x)}}{(\hat{x}_{k, k})^{(i-n_x)}}, i=n_x+1, \dots, 2n_x \end{cases} \quad (28)$$

式中:  $(\cdot)^{(i)}$  表示括号里向量的第  $i$  个元素。用  $\zeta_{i, k+1}$  修正式(20)、(21)的方差矩阵:

$$P_{y_k, y_k} = \sum_{i=0}^{2n_x} \frac{\zeta_{i, k+1} W_i^c}{\eta_{k+1}} (y_{i, k+1, k} - \hat{y}_{k+1, k}) (y_{i, k+1, k} - \hat{y}_{k+1, k})^T + R \quad (29)$$

$$P_{x_k, y_k} = \sum_{i=0}^{2n_x} \frac{\zeta_{i, k+1} W_i^c}{\eta_{k+1}} (\chi_{i, k+1, k} - \hat{x}_{k+1, k}) (y_{i, k+1, k} - \hat{y}_{k+1, k})^T \quad (30)$$

根据式(28)~(30), 如果某一状态参数已收敛, 显然  $\zeta_{i, k+1}=1$ , 退化为 2.2 节的 STUKF 算法; 否则,  $\zeta_{i, k+1}$  为一个比例系数, 起到放缩方差矩阵的作用, 以此来调整  $P_{y_k, y_k}$  和  $P_{x_k, y_k}$ , 进一步调整了  $K_k$ , 使  $\hat{x}$

更好地跟踪  $x$ ，最终提高自适应模型参数精确度。

### 3 发动机自适应模型仿真分析

#### 3.1 仿真算例参数设定

使用文章提到的算法进行仿真，验证各种算法的效果。仿真对象为 1.1 节介绍的发动机模型，主要参数为图 1 中 Simulink 模型的端口参数。自适应算法在 MATLAB 软件下通过 M 文件脚本实现；算法中通过“sim”函数调用图 1 的发动机基准模型 Simulink 模块。此外，仿真涉及的其他主要参数的设置情况如下：

(1) 综合文献中对 UKF 算法的研究结论，将 UKF 中参数设置为  $\alpha=1$ 、 $\kappa=0$ 、 $\beta=2$ ；

(2) 综合文献中对发动机模型噪声的设定范围以及本研究中调试的结果，系统噪声和测量噪声协方差矩阵设置为  $Q=0.002^2 \cdot I$ ， $R=0.002^2 \cdot I$ ；

(3) 发动机实时模型的仿真步长为  $h=0.05s$ ，仿真时长为 60 s；

(4) 健康参数的初始值都设置为 0；

(5) 发动机初始时刻某一稳态工作点，供油量的增量输入随时间的变化以及健康参数随时间的变化如图 3 所示。一般情况下难以确定哪些部件发生蜕化，此处为了验证自适应模型对所有健康参数均能精确地跟踪，统一设置在仿真时刻为 30 s 的时候 8 个健康参数都发生了蜕化 2% (实际仿真计算时用负值表示)的突变。

这样设计的原因是：考虑自适应模型完整地经历了“稳态、加速、额定工作状态、减速、稳态”的简单工作过程，并且在额定工作状态过程发生了健康参数跳变，以考察自适应模型对包含参数渐变和跳变的真实发动机工作状态的描述能力。

#### 3.2 算例仿真结果

分别使用常规 UKF 方法、STUKF 方法和改进 STUKF 方法设计发动机自适应模型 EAM (Engine Adaptive Model)，结果分别用 UKF-EAM、STUKF-EAM、改进 STUKF-EAM 表示。仿真结果如图 4 所示，其中，a、b、c、d 四幅图分别表示自适应模型中风扇、高压压气机、高压涡轮和低压涡轮的效率和流量的跟踪情况。

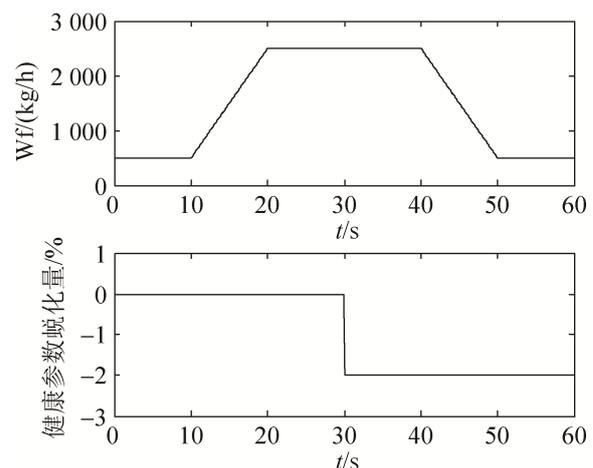
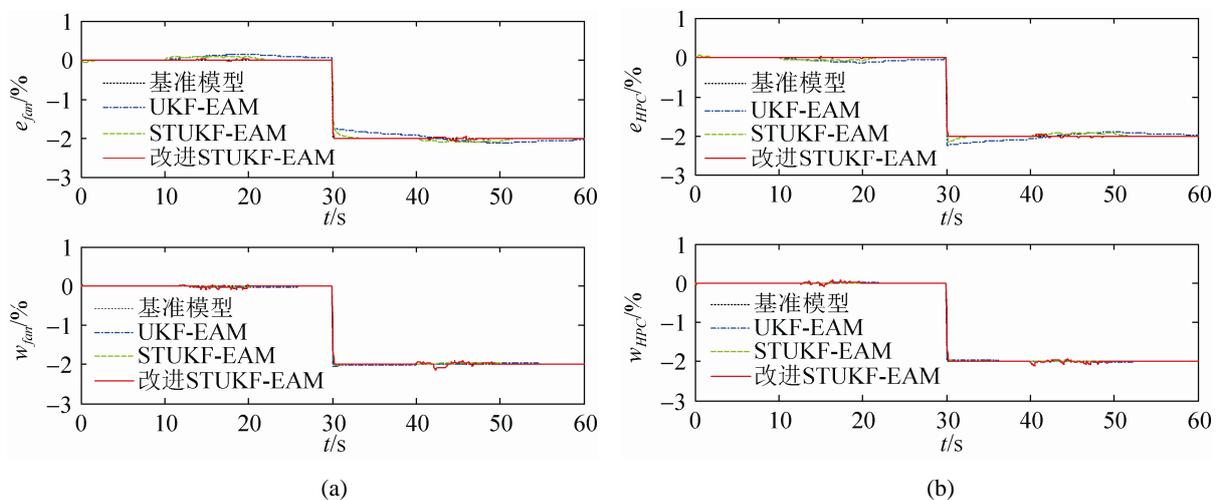


图3 自适应模型输入信号随时间变化情况  
Fig. 3 Change of adaptive model input signals



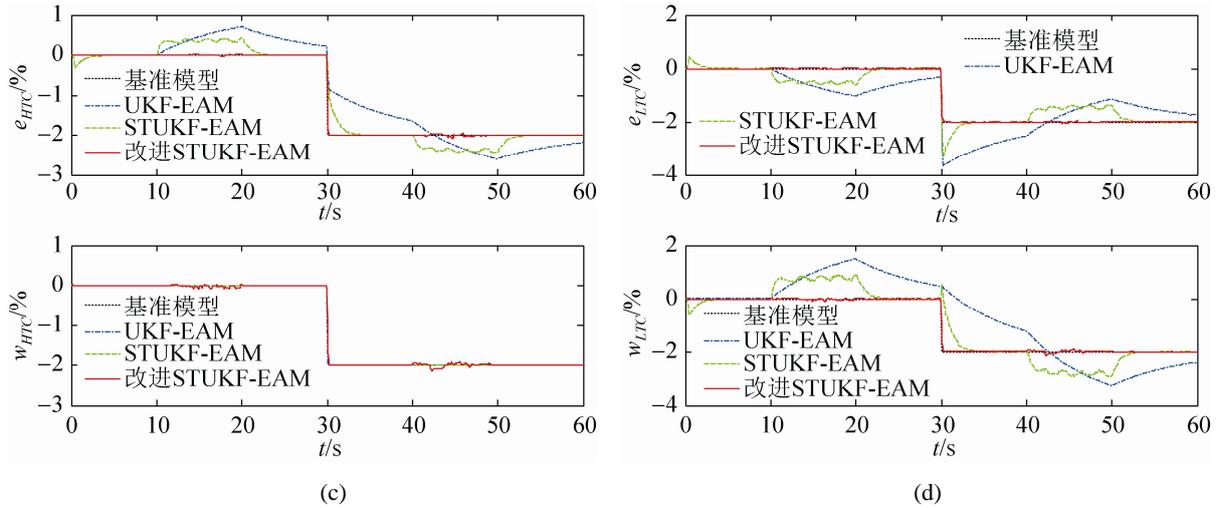
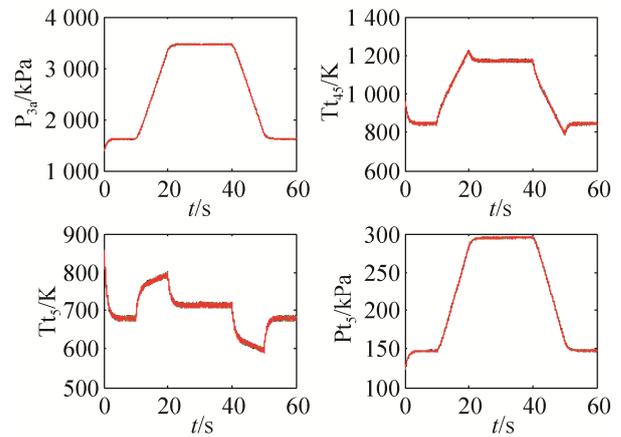
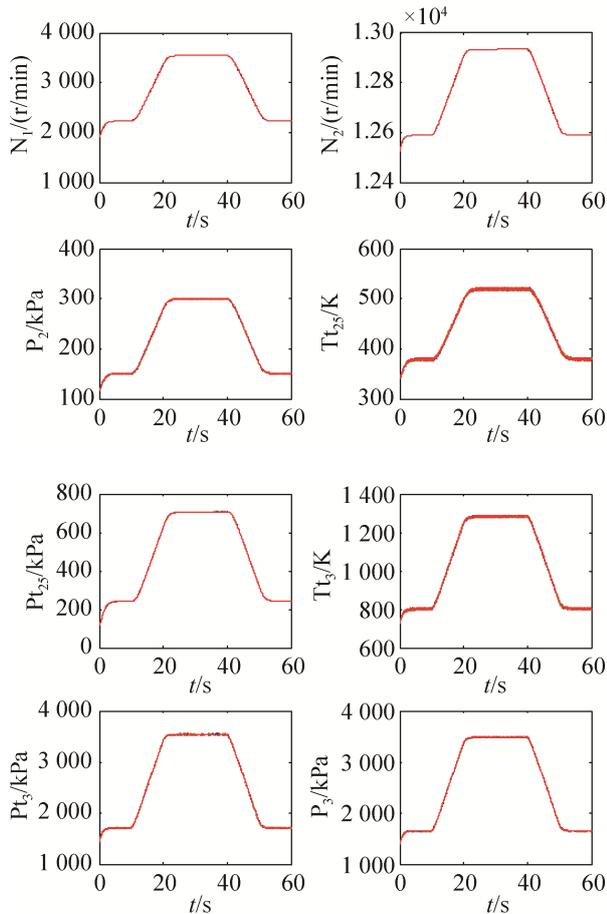


图4 不同算法的自适应模型健康参数估计结果

Fig. 4 Health parameter estimation results of adaptive models by different algorithms

同时, 自适应模型的状态参数 $[N_1; N_2]$ 和输出参数 $[P_2; Tt_{25}; Pt_{25}; Tt_3; Pt_3; P_3; P_{3a}; Tt_{45}; Tt_5; Pt_5]$ 的变化见图5。

图5 基准模型和自适应模型的状态参数和输出参数  
Fig. 5 Parameters of benchmark model and adaptive models

评价三种自适应模型, 主要通过比较每个模型中各个参数的估计值对基准模型中相应的真实值跟踪情况, 反映到结果图形上就是某参数自适应模型的曲线应当尽可能逼近基准模型的曲线。经过分析和对比结果, 得到3个结论:

(1) 对比基于不同算法的自适应模型, 在0~10s发动机供油量不变时模型都能精准跟踪真实发动机的参数。在20~40s发动机稳态工作的过程中, 30s位置发生健康参数跳变, UKF-EAM和STUKF-EAM都能收敛, 但是UKF收敛速度过于缓慢, 不能满足工程需要。在10~20s和40~50s的过渡态, UKF-EAM发散, 不能跟踪健康参数;

STUKF-EAM 收敛,但是有明显的稳态误差;只有改进的 STUKF-EAM 可以快速响应,精确地跟踪到健康参数的变化。总体上看,改进 STUKF 算法有效地实现了发动机参数跳变和过渡态的健康参数估计,算法收敛速度快,稳态误差小,相应的自适应模型精度较高。

(2) 横向比较自适应模型对 8 个健康参数的跟踪效果,由于前述传感器数量与位置的制约,自适应模型对不同的健康参数估计能力显著不同,尤其在传感器数量缺乏的燃烧室后端,高低压涡轮的效率  $e_{HTC}$ 、 $e_{LTC}$  以及低压涡轮的流量  $w_{LTC}$  估计效果要劣于其他参数。这说明如果工程技术成熟、机载成本允许的情况下,设置更多的传感器监控发动机各个截面的参数,对于高精度的自适应模型的建立还是很有必要的。

(3) 图 5 中的所有曲线包含了类似图 4 中的基准模型和 UKF-EAM、STUKF-EAM、改进 STUKF-EAM 这四项数据。由于各种算法对状态参数(转子转速)和输出参数(温度、压力)的估计能力都较好,所以各个参数都能精准地跟踪,这也验证了引言里指出的发动机健康参数是建立自适应模型的过程中应该着重考虑的对象。

### 3.3 自适应模型实时性与鲁棒性分析

上述仿真在配置 i7 处理器的普通计算机上进行。对比各个算法的自适应模型计算时长,结果如表 2 所示,第一行表示图 1 基准模型未用自适应算法的仿真时间,特意用作与自适应模型对比。

表 2 不同算法的自适应模型仿真耗时对比

自适应模型算法	计算耗时/s	调用 Simulink 模型耗时/s
-	3.67	3.01
UKF	34.59	28.77
STUKF	35.37	29.14
改进 STUKF	36.13	29.86

可见自适应模型的对真实发动机进行 60s 仿真的耗时大概在 40s 以内(具体来看,耗时随着应用的自适应算法的改进稍有增加,但是增量并不

大)。这为自适应模型的进一步应用(比如发动机控制算法、模型重构、故障检测等)提供了充足的时间裕量,基本可以满足自适应模型的工程应用需求。

值得说明的是,自适应模型的仿真耗时远超出不添加自适应算法的原始模型,在 MATLAB 里统计仿真过程中调用模型的耗时,在表 2 中第三列表示。观察发现式(9)、式(10)和式(12)、式(13),UKF 框架下的自适应算法中,每个 Sigma 点的计算需要反复调用图 1 的 Simulink 模块,这部分耗时在计算总耗时中占到 80% 以上。限于计算机硬件条件,在 MATLAB 软件计算效率并不高的情况下,研究中未能进一步提高自适应模型的计算速度。这也是作者未应用粒子滤波 PF(Particle Filter)及其改进方法的原因,因为基于蒙特卡洛方法的 PF 用到大量的粒子,计算量大,无法满足实时性要求,在类似的工程问题中,暂时还难以应用。

并且,研究中也做了大量自适应模型的鲁棒性研究,限于篇幅,这里只做定性分析。首先,一些文献对于 STUKF 方法的鲁棒性进行了理论上的分析,证明了渐消因子和遗忘因子不影响 UKF 的鲁棒性,而本文提出的改进方法,究其根本是进一步修正了渐消因子,也不会影响 UKF 的鲁棒性;其次,研究中做了大量试验,尝试修改不同的滤波器参数组合、修改高斯噪声协方差、给予自适应模型不同的参数跳变或发动机经历不同的过渡态等,结果表明在合理的噪声环境下,自适应模型都可以保证较好的鲁棒性。

此外,本节算例为模型设置在某一特定工况下进行仿真的结果。实际研究中基于本文的算法框架和基准模型,测试了飞行包线内不同高度、不同马赫数的数个工况(用于模拟地面静止实验、巡航高度、进近着陆等工作状态),并改变 UKF 算法参数和蜕化量等参数的设定值,进行了反复实验,综合来看本文的算法都能保持理想的结果,限于篇幅不再一一展示。

综上,本文设计的基于改进 STUKF 的发动机

自适应模型具有良好的精确度、实时性和鲁棒性。

## 4 结论

本文针对发动机非线性实时仿真模型, 考虑了实际工作中由于发生蜕化等因素造成的参数变化和非额定情况下模型与真实发动机不匹配的问题, 通过改进强跟踪滤波算法, 建立了发动机自适应实时仿真模型。仿真验证了模型可以精准跟踪真实发动机参数变化, 相比常规 UKF 和 STUKF 算法, 收敛速度快, 稳态误差小, 并且鲁棒性和实时性良好, 均能满足工程需求, 有助于进一步优化发动机的研发设计、维护管理、故障诊断和容错控制等环节, 具有工程实用意义。

## 参考文献:

- [1] 上海航空测控技术研究所. 航空故障诊断与健康管理技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 2013.  
Shanghai Aero Measurement-Controlling Research Institute. Aviation Fault Diagnosis and Health Management Technology[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013.
- [2] Luppold R, Roman J, Gallops G, et al. Estimating In-flight Engine Performance Variations Using Kalman Filter Concepts[C]// Joint Propulsion Conference, AIAA, 1989: 2584.
- [3] Simon D L, Litt J S. Application of a Constant Gain Extended Kalman Filter for In-Flight Estimation of Aircraft Engine Performance Parameters[C]// ASME Turbo Expo 2005: Power for Land, Sea, and Air. American Society of Mechanical Engineers, 2005: 617-628.
- [4] Dan S. A Comparison of Filtering Approaches for Aircraft Engine Health Estimation[J]. Aerospace Science & Technology (S1270-9638), 2008, 12(4): 276-284.
- [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] Zhang H B, Chen T H, Sun J G, et al. Design and simulation of a new novel engine adaptive model[J]. Journal of Propulsion Technology, 2011, 32(4): 557-563.
- [7] 潘鹏飞, 李秋红, 任冰涛, 等. 基于遗传算法的航空发动机部件特性修正[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(5): 690-694.  
Pan P F, Li Q H, Ren B T, et al. Component map correction of aero-engine based on genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(5): 690-694.
- [8] Lu F, Wang Y, Huang J, et al. Gas Turbine Transient Performance Tracking Using Data Fusion Based on an Adaptive Particle Filter[J]. Energies (S1996-1073), 2015, 8(12): 13911-13927.
- [9] 尉询楷, 杨立, 刘芳, 等. 航空发动机预测与健康诊断[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.  
Wei X K, Yang L, Liu F, et al. Aeroengine Prognostics and Health Management[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2014.
- [10] 朱柳. 基于滤波方法的航空发动机故障诊断研究[D]. 北京: 清华大学, 2014: 33-34.  
Zhu L. Research of Aero-Engine Fault Diagnosis Based on Filtering Methods[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014: 33-34.
- [11] Chowdhary G, Jategaonkar R. Aerodynamic Parameter Estimation from Flight Data Applying Extended and Unscented Kalman Filter[J]. Aerospace Science & Technology(S1270-9638), 2010, 14(2): 106-117.
- [12] Soken H E, Hajiyev C. Pico Satellite Attitude Estimation via Robust Unscented Kalman Filter in the Presence of Measurement Faults[J]. Isa Transactions (S0019-0578), 2010, 49(3): 249-256.
- [13] 杨倩, 王洋, 赵红梅, 等. 基于强跟踪 AUKF 的目标跟踪算法[J]. 现代电子技术, 2016(17): 30-34.  
Yang Q, Wang Y, Zhao H M, et al. Target tracking algorithm of AUKF based on strong tracking[J]. Modern Electronics Technique, 2016(17): 30-34.