

# 火星进入段探测器自校准状态估计

傅惠民, 姜泰山, 肖强

(北京航空航天大学 小样本技术研究中心, 北京 100191)

**摘要:** 由于大气密度、气动参数、突风和沙尘暴等因素的影响, 火星探测器在进入段高速飞行的动力学模型中往往带来未知输入, 这些未知输入使传统的滤波方法出现较大的偏差。研究采用一种新的自校准扩展 Kalman 滤波方法, 对火星进入段的探测器进行状态估计, 可以成功地消除这些未知输入带来的影响。数值仿真结果表明, 该方法能有效提高导航精度。

**关键词:** 火星探测; 火星进入段; 未知输入; 状态估计; 自校准扩展 Kalman 滤波

**中图分类号:** V448 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-7777(2015)03-0224-05

**DOI:** 10.15982/j.issn.2095-7777.2015.03.006

## 0 引言

未来火星探测任务要求探测器在具有较高科学价值的预选区域精确着陆的能力, 这是对火星探测器的导航制导与控制技术提出了更大的挑战<sup>[1]</sup>。火星探测器的进入、下降和着陆(entry, descent, and landing, EDL)过程是能否实现探测器高精度定点着陆的关键阶段。其中, 火星大气进入段是整个 EDL 过程中历时最长、气动环境最为恶劣的阶段。火星表面大气环境较为复杂, 具有极大的不确定性(如阵风、沙尘暴等)给火星进入段要求高精度导航带来了很大的挑战。火星进入段目前采用的惯性导航技术受进入段初始状态误差、惯性导航单元(inertial measurement unit, IMU)的漂移和外部扰动等因素影响较大, 难以保证导航精度, 因此迫切需要发展新的导航技术来满足未来火星探测任务的定点着陆要求<sup>[2-3]</sup>。

导航技术的一个关键要求就是能在诸多不确定因素下能精确估计火星探测器的状态和参数。特别是当火星大气进入段的动力学模型受到未知输入影响时, 估计火星探测器的状态变得非常困难。传统的非线性滤波技术很难达到可以接受的导航精度<sup>[4-6]</sup>。如何降低这些未知输入的不利影响是当前国际上研究的难点热点问题。近年来, 针对这类问题, 学者们提出了多种解决思路。第 1 种是直接忽略未知输入, 但是后果无法预料。第 2 种是将未知

输入扩维进入状态变量进行估计会带来较大的计算量<sup>[7]</sup>。Li 和 Peng(2011)将 IMU 常值偏移加入状态向量并进行无迹 Kalman 滤波, 取得了较好的效果<sup>[8]</sup>。第 3 种是 Consider 未知输入但是并不直接估计, 而是将未知输入的方差融入状态估计方差中<sup>[7,9]</sup>。Lou 等(2014)在考虑火星大气进入段的量测模型系统偏差的基础上, 利用 Schmidt-Kalman 滤波方法消除了系统偏差带来的不利影响<sup>[10]</sup>。第 4 种是一些鲁棒滤波方法(包括  $H_\infty$  滤波方法<sup>[11]</sup>、鲁棒两步 Kalman 滤波方法<sup>[12-13]</sup>等)也用来解决未知输入问题。Wu 等(2014)考虑了火星进入段动力学模型中的未知输入, 提出了一种基于扩展鲁棒三步 Kalman 滤波的自主导航方法<sup>[14]</sup>。但是, 这些方法仅限于未知输入的变化规律或统计特性可以被精确描述的情况。文献[15]和文献[16]提出一种具有无偏性的自校准 Kalman 滤波, 该方法能对未知输入进行自动补偿, 进而提高滤波精度。

本文采用自校准扩展 Kalman 滤波(self-calibration extended Kalman filter, SEKF)对火星探测器的状态进行自校准估计, 成功地消除了未知输入(如未知系统误差、突风、故障等)带来的影响, 降低了滤波误差, 有效地提高导航精度。

## 1 自校准扩展 Kalman 滤波方法

针对工程实际中的状态方程或量测方程含有未知输入的情况, 考虑到相邻两个未知输入的数值通

常相同或相近(时间间隔较短),建立了新的一步预测及其误差方差阵估计公式,能够对未知输入进行自动补偿,从而形成自校准 Kalman 滤波方法<sup>[15-16]</sup>。

考虑状态方程中含有未知输入的非线性离散系统

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}) + \boldsymbol{\Psi}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{b}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{X}_k$  为状态向量;  $\mathbf{f}(\cdot)$  为非线性向量离散函数;  $\mathbf{Z}_k$  为量测向量;  $\mathbf{h}(\cdot)$  为非线性向量离散函数;  $\mathbf{u}_{k-1}$  为控制量;  $\mathbf{b}_{k-1}$  为未知输入;  $\boldsymbol{\Psi}_{k-1}$  为相应的系数矩阵。  $\mathbf{W}_{k-1}$  和  $\mathbf{V}_k$  分别为系统噪声向量和量测噪声向量, 它们的方差阵分别为  $\mathbf{Q}_k$  和  $\mathbf{R}_k$ , 并且  $\mathbf{W}_k$  和  $\mathbf{V}_k$  满足

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{E}[\mathbf{W}_k] &= \mathbf{0}, \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j] = \mathbf{Q}_k \delta_{kj} \\ \mathbf{E}[\mathbf{V}_k] &= \mathbf{0}, \text{Cov}[\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j] = \mathbf{R}_k \delta_{kj} \\ \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j] &= \mathbf{0} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: Cov 为协方差符号; E 为期望符号;  $\delta_{kj}$  为  $\delta$  函数; 且有  $\delta_{kj} = \begin{cases} 0, k \neq j \\ 1, k = j \end{cases}$ 。

对于离散的非线性状态方程(1)和量测方程(2), 首先将其线性化得到相应的线性的状态方程和量测方程, 然后采用自校准的方法, 推导出非线性自校准扩展 Kalman 滤波方法。

将非线性函数  $\mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1})$  在估计值  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$  处、非线性函数  $\mathbf{h}(\mathbf{X}_k)$  在估计值  $\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$  处展开成泰勒级数, 并略去高阶项, 可得离散的线性状态方程和量测方程<sup>[17]</sup>

$$\mathbf{X}_k = \boldsymbol{\Phi}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\Psi}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} + \boldsymbol{\varphi}_{k-1} + \mathbf{b}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \boldsymbol{\zeta}_k + \mathbf{V}_k \quad (5)$$

式中

$$\boldsymbol{\Phi}_{k-1} = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1})}{\partial \mathbf{X}_{k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (6)$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{X}_k} \right|_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}} \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\varphi}_{k-1} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) - \boldsymbol{\Phi}_{k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\zeta}_k = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}) - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \quad (9)$$

工程实际应用中, 时间间隔较短, 滤波过程中相邻两个未知输入  $\mathbf{b}_k$  和  $\mathbf{b}_{k-1}$  的数值大小通常相同或相近, 即满足

$$\mathbf{b}_k \approx \mathbf{b}_{k-1} \quad (10)$$

对于线性离散系统(4)和(5), 采用自校准的滤波思想<sup>[15-16]</sup>, 对未知输入进行自动补偿或修正, 并更新相应的误差方差阵。由于自校准 Kalman 滤波

需要利用前两步的信息, 故滤波至少从第三步开始。因此, 起始两步仍采用和传统 Kalman 滤波相同的步骤。

因此, 当  $k \geq 3$  时, SEKF 的算法步骤为

时间更新: 状态一步预测

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) + \hat{\mathbf{X}}_{k-1} - \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}_{k-2}) + \boldsymbol{\Psi}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} - \boldsymbol{\Psi}_{k-2} \mathbf{u}_{k-2} \quad (11)$$

一步预测的误差方差阵

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k/k-1} &= (\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-1}) \mathbf{P}_{k-1} (\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-1})^T + \\ &\boldsymbol{\Phi}_{k-2} \mathbf{P}_{k-2} \boldsymbol{\Phi}_{k-2}^T - (\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-1}) \mathbf{S}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k-2}^T - \\ &\boldsymbol{\Phi}_{k-2} \mathbf{S}_{k-1}^T (\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-1})^T - (\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-1}) \times \\ &(\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1}) \mathbf{Q}_{k-2} - \mathbf{Q}_{k-2} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1})^T \times \\ &(\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{Q}_{k-2} \end{aligned} \quad (12)$$

量测更新: 状态估计

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1})] \quad (13)$$

估计误差的方差阵

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (14)$$

滤波增益矩阵

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (15)$$

式中  $\mathbf{I}$  为单位矩阵, 并且联合方差阵

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{k-1} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1}) [(\mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi}_{k-2}) \mathbf{P}_{k-2} - \\ &\boldsymbol{\Phi}_{k-3} \mathbf{S}_{k-2}^T - \mathbf{Q}_{k-3} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-2} \mathbf{H}_{k-2})^T] \end{aligned} \quad (16)$$

SEKF 的初始条件为

$$\hat{\mathbf{X}}_0 = \mathbf{E}[\mathbf{X}_0] \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{E}[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T] \quad (18)$$

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P}_1 \quad (19)$$

## 2 火星大气进入段的导航系统模型

### 2.1 动力学模型

设探测器在火星大气进入段的动力学方程如下<sup>[18]</sup>

$$\begin{cases} \dot{r} = v \sin \gamma \\ \dot{v} = -D - g(r) \sin \gamma \\ \dot{\gamma} = \left( \frac{v}{r} - \frac{g(r)}{v} \right) \cos \gamma + \frac{L}{v} \cos \phi \\ \dot{\theta} = \frac{v \cos \gamma \sin \phi}{r \cos \lambda} \\ \dot{\lambda} = \frac{v \cos \gamma \cos \phi}{r} \\ \dot{\psi} = \frac{v}{r} \sin \phi \cos \gamma \tan \lambda + \frac{L}{v \cos \gamma} \sin \phi \end{cases} \quad (20)$$

式中:  $r$  表示中心半径距离;  $v$  表示速度;  $\gamma$  表示飞行路径角 (flight path angle, FPA),  $\theta$  和  $\lambda$  分别表示经度和纬度;  $\psi$  表示航向角 (北向顺时针)。  $\mathbf{D} = B \bar{q}$  表

示阻力加速度,  $\mathbf{L}$  表示升力加速度, 且有  $\mathbf{L} = L/D \cdot \mathbf{D}$ ,  $L/D$  为升阻比。  $B = C_D S/m$  是弹道系数,  $C_D$  为探测器阻力系数,  $S$  为探测器的参考表面积,  $m$  是探测器的质量,  $\bar{q} = 0.5\rho v^2$  是动压。滚转角  $\phi$  是唯一的控制变量。  $\rho$  是火星大气密度, 本文采用简化的指数大气模型<sup>[8]</sup>

$$\rho = \rho_0 \exp\{(r_0 - r)/h_s\} \quad (21)$$

式中:  $\rho_0 = 2 \times 10^{-4} \text{ kg/m}^3$  为标称大气密度;  $r_0 = 3437.2 \text{ km}$  为距离火星表面  $40 \text{ km}$  的径向基准位置;  $h_s = 7.5 \text{ km}$  为大气标定高度;  $g(r) = \mu/r^2$  为火星的重力简化模型,  $\mu = 42828.29 \times 10^9 \text{ m}^3/\text{s}^2$  是火星的引力常数。

考虑火星大气进入段常遇到未知输入的扰动, 在动力学模型中加入未知输入  $\mathbf{b}(t)$ , 则上述动力学模型变为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{X}(t), t) + \mathbf{u}(t) + \mathbf{b}(t) + \mathbf{w}(t) \quad (22)$$

式中:  $\mathbf{X} = [r \ v \ \gamma \ \theta \ \lambda \ \phi]^T$ ;  $\mathbf{w}(t)$  为零均值高斯白噪声, 且

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(\mathbf{X}(t), t) = & [v \sin \gamma, D - g(r) \sin \gamma, \\ & \left( \frac{v}{r} - \frac{g(r)}{v} \right) \cos \gamma, \frac{v \cos \gamma \sin \phi}{r \cos \lambda}, \\ & \frac{v \cos \gamma \cos \phi}{r}, \frac{v}{r} \sin \phi \cos \gamma \tan \lambda]^T \end{aligned} \quad (23)$$

$$\mathbf{u}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{L}{v} \cos \phi & 0 & 0 & \frac{L}{v \cos \gamma} \sin \phi \end{bmatrix}^T \quad (24)$$

## 2.2 量测模型

考虑惯性导航和甚高频无线电测距, 量测模型为

$$\mathbf{Z}(t) = [\mathbf{a}^v \ R_1 \ R_2 \ R_3 \ \gamma \ \phi]^T + \mathbf{d}(t) + \boldsymbol{\eta}(t) \quad (25)$$

式中  $\mathbf{a}^v$  为 IMU 输出速度系下的加速度<sup>[19]</sup>

$$\mathbf{a}^v = [-D \ -D \cdot L/D \sin \phi \ D \cdot L/D \cos \phi]^T \quad (26)$$

$R_i (i=1, 2, 3)$  为探测器与在轨卫星或火星表面信标的无线电测得二者之间的距离<sup>[8, 20]</sup>:

$$R_i = \sqrt{(\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_b)^T (\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_b)} \quad (27)$$

其中:  $\mathbf{r}_i$  是探测器的位置矢量;  $\mathbf{r}_b$  是导航信标(在轨卫星或火星表面导航信标)的位置矢量;  $\mathbf{d}(t)$  为量测偏差;  $\boldsymbol{\eta}(t)$  为零均值高斯白噪声。

## 3 算例仿真验证

为分析未知输入对导航的影响, 以及检验 SEKF

的有效性, 本文对火星大气进入段的导航进行仿真实验。探测器在火星大气进入段的状态和相关参数的真值和初始值参见表 1<sup>[10]</sup>。IMU 的加速度计的常值偏差为  $-0.03 \text{ m/s}^2$ 。仿真时间持续  $400 \text{ s}$ (相当于探测器到达火星表面大概  $10 \text{ km}$  的位置), 共进行  $500$  次仿真实验。分别采用单次运行误差  $\tilde{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X}_k$  和  $N$  次均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为对比指标。RMSE 的计算公式为

$$\text{RMSE}_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\mathbf{X}}_{i,k} - \mathbf{X}_{i,k})^2} \quad (28)$$

式中,  $\mathbf{X}_{i,k}$  和  $\hat{\mathbf{X}}_{i,k}$  分别表示第  $i$  次仿真中在  $t_k$  时刻状态的真值和估计值。

表 1 仿真状态的初始条件与模型参数

Table 1 Initial state conditions and model parameters in simulation

| 仿真参数                                            | 真值                   | 初始值                  |
|-------------------------------------------------|----------------------|----------------------|
| 高度 $r/\text{km}$                                | 125                  | 126                  |
| 速度 $v/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$           | 6 900                | 7 000                |
| 飞行路径角 $\gamma/(\circ)$                          | -12                  | -13                  |
| 经度 $\theta/(\circ)$                             | 0.00                 | 0.02                 |
| 纬度 $\lambda/(\circ)$                            | 1.00                 | 1.02                 |
| 航向角 $\phi/(\circ)$                              | 89                   | 90                   |
| 弹道系数 $B/(\text{m}^2 \cdot \text{kg}^{-1})$      | 0.016                | 0.017 6              |
| 名义大气密度 $\rho_0/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$ | $2.0 \times 10^{-4}$ | $2.2 \times 10^{-4}$ |
| 升阻比 $L/D$                                       | 0.156                | 0.172                |

在轨导航卫星的初始位置为  $(7\ 855.7 \text{ km}, -461.8 \text{ km}, 749.82 \text{ km})$ , 速度为  $(66.2 \text{ m/s}, 2\ 206.4 \text{ m/s}, -413 \text{ m/s})$ 。两个火星表面信标的位置分别为  $(3\ 300 \text{ km}, 420 \text{ km}, 1\ 350 \text{ km})$  和  $(3\ 290 \text{ km}, 570 \text{ km}, 755 \text{ km})$ , 速度为  $(0, 0, 0)$ <sup>[8]</sup>。未知输入  $\mathbf{b}_k = [r_b \ v_b \ \gamma_b \ \theta_b \ \lambda_b \ \phi_b]^T = [30, 4, 10^{-4}, 10^{-5}, 10^{-5}, 10^{-4}]^T \alpha_k$ , 其中  $\alpha_k$  的取值图如图 1 所示。

图 2 给出了单次 Monte Carlo 仿真的 EKF 和 SEKF 状态估计误差。从图 2 中可以看出, EKF 的状态估计误差是有偏的(高度、速度、经度和纬度), 甚至发散(FPA 和航向角), 在未知输入变化较大的地方也出现了较大的偏差; 而 SEKF 的状态估计误

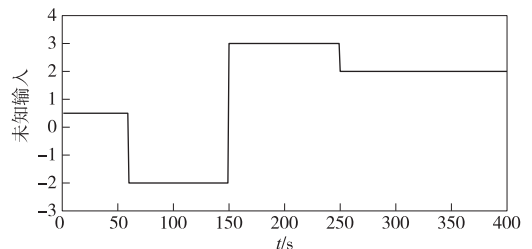


图 1 未知输入  $\alpha_k$

Fig. 1 Unknown inputs  $\alpha_k$

差基本围绕零波动,比 EKF 的误差小,具有无偏性。

图 3 以对数尺度给出了 500 次仿真的 EKF 和

SEKF 的 RMSE。从图 3 可知,SEKF 的 RMSE 在整体上要好于 EKF。

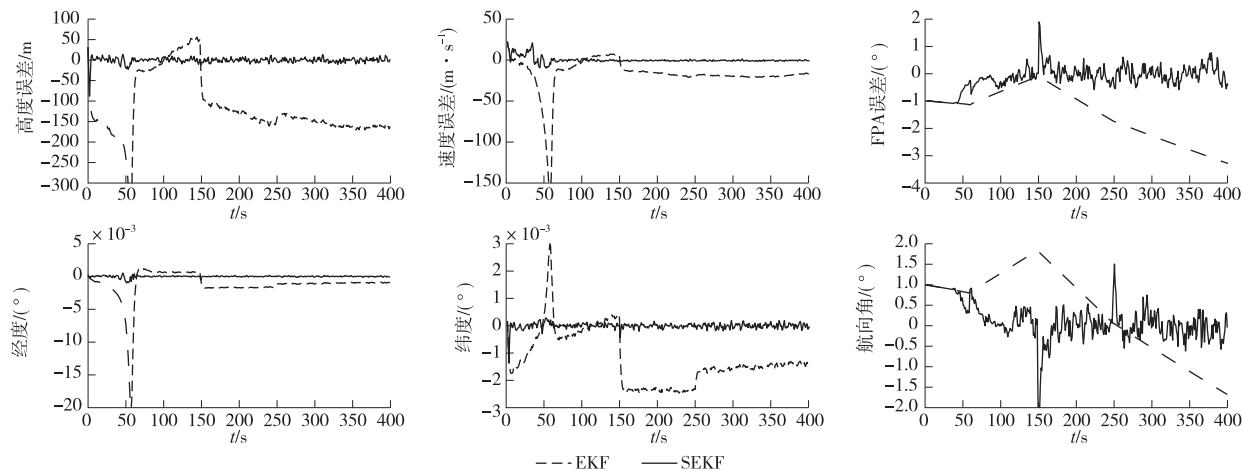


图 2 EKF 和 SEKF 状态估计的误差比较

Fig. 2 Comparison of state estimate errors of the EKF and SEKF

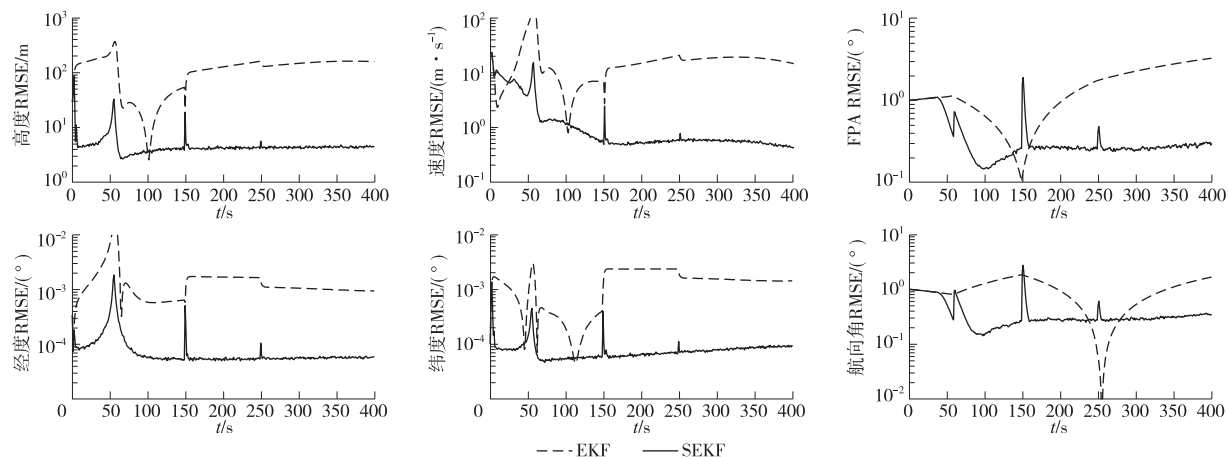


图 3 EKF 和 SEKF 状态估计的 RMSE 比较

Fig. 3 Comparison of state estimate RMSE of the EKF and SEKF

从图 2 和图 3 的分析可知,传统的 EKF 在面临未知输入的扰动时,常常出现较大的偏差;而 SEKF 方法具有无偏性,能自校准滤波状态估计,消除未知输入带来的偏差,有效地提高导航精度。

## 4 结 论

火星探测器在进入段飞行过程中,由于大气密度、气动参数、突风和沙尘暴等因素不可避免地带来未知输入,如果采用传统的扩展 Kalman 滤波方法进行滤波,则会出现较大的导航偏差。本文采用自校准扩展 Kalman 滤波方法,成功地消除这些未知输入的影响,能有效提高导航精度,为未来我国火星探测导航提供了一种新的鲁棒的自校准滤波方法。

下一步工作中,将分析未知输入在其他非线性

滤波(比如无迹 Kalman 滤波和粒子滤波等)中的传播规律,将自校准 Kalman 滤波的思想引入到这些非线性滤波中,并将自校准的思想推广到信号处理和故障诊断等领域。

## 参 考 文 献

- [1] Braun R D, Manning R M. Mars exploration entry, descent, and landing challenges [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2007, 44(2): 310-323.
- [2] 崔平远,于正湜,朱圣英.火星进入段自主导航技术研究现状与展望[J]. *宇航学报*, 2013, 34(4): 447-456. [Cui P Y, Yu Z S, Zhu S Y. Research progress and prospect of autonomous navigation techniques for Mars entry phase[J]. *Journal of Astronautics*, 2013, 34(4): 447-456.]
- [3] Li S, Jiang X Q. Review and prospect of guidance and control for Mars atmospheric entry [J]. *Progress in Aerospace*

- Sciences, 2014(69):40-57.
- [4] Gillijns S, De Moor B. Unbiased minimum-variance input and state estimation for linear discrete-time systems [J]. Automatica, 2007,43(1):111-116.
- [5] Blanke M, Schröder J. Diagnosis and fault-tolerant control [M]. New York: Springer, 2003.
- [6] Fonod R, Henry D, Charbonnel C, et al. A class of nonlinear unknown input observer for fault diagnosis; application to fault tolerant control of an autonomous spacecraft[C]//France; [s. n.], 2014.
- [7] Schmidt S F. Application of state space methods to navigation problems [M]. New York: Academic Press, 1966(3):293-340.
- [8] Li S, Peng Y M. Radio beacons/IMU integrated navigation for Mars entry[J]. Advances in Space Research, 2011,47(7):1265-1279.
- [9] Woodbury D, Junkins J. On the consider Kalman filter[C]//Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. Toronto, Canada: AIAA, 2001.
- [10] Lou T S, Fu H M, Wang Z H, et al. Schmidt-Kalman filter for navigation biases mitigation during Mars entry [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2015,28(4):11-18.
- [11] Berman N, Shaked U.  $H_\infty$  nonlinear filtering [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 1996,6(4):281-296.
- [12] Hsieh C S, Chen F C. Optimal solution of the two-stage Kalman estimator [J]. Automatic Control, IEEE Transactions on, 1999,44(1):194-199.
- [13] Hsieh C S. Robust two-stage Kalman filters for systems with unknown inputs[J]. Automatic Control, IEEE Transactions on, 2000,45(12):2374-2378.
- [14] Wu Y, Fu H, Xiao Q, et al. Extension of robust three-stage Kalman filter for state estimation during Mars entry [J]. Radar, Sonar & Navigation, IET, 2014,8(8):895-906.
- [15] 傅惠民,吴云章,娄泰山,等. 自校准 Kalman 滤波方法[J]. 航空动力学报,2014,29(6):1363-1368. [Fu H M, Wu Y Z, Lou T S, et al. Self-calibration Kalman filter method[J]. Journal of Aerospace Power, 2014,29(6):1363-1368.]
- [16] 傅惠民,娄泰山,肖强,等. 自校准扩展 Kalman 滤波方法[J]. 航空动力学报,2014,29(11):2710-2715. [Fu H M, Lou T S, Xiao Q, et al. Self-calibration extended Kalman filter method[J]. Journal of Aerospace Power, 2014,29(11):2710-2715.]
- [17] Grewal M S, Andrews A P. Kalman filtering: Theory and practice using MATLAB[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2008.
- [18] Vinh N X, Busemann A, Culp R D. Hypersonic and planetary entry flight mechanics[R]. Michigan: NASA STI/Recon Technical Report A. 1980(81):16245.
- [19] 彭玉明. 新型火星 EDL 导航、制导与控制技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2011. [Peng Y M. Innovative navigation guidance and control technology for Mars entry descent and landing [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.]
- [20] F Levesque J, de Lafontaine J. Innovative navigation schemes for state and parameter estimation during mars entry[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2007,30(1):169-184.

作者简介:

傅惠民(1956—),男,“长江学者”特聘教授,博士生导师,主要研究方向:小样本信息技术、软校准技术、数据融合方法、可靠性及滤波理论。

通信地址:北京航空航天大学新主楼 C 座 927 室(100191)

电话:(010)82315945

E-mail:fuhuimin@263.net

## Self-Calibration Estimation of Mars Vehicle in its Entry Phase

FU Huimin, LOU Taishan, XIAO Qiang

(Research Center of Small Sample Technology, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

**Abstract:** There always are unknown inputs in the dynamic model of high-speed Mars vehicle during the Mars entry phase because of the atmospheric density, aerodynamic parameters, gust and sand storm, etc. Due to the effect of the unknown inputs, the traditional filtering methods may produce greater errors. This paper estimates the states of the Mars entry vehicle by using a new self-calibration extended Kalman filter, and successfully eliminates the effect of the unknown inputs. Numerical simulation shows that this self-calibration method may effectively improve navigation accuracy.

**Key words:** Mars exploration; Mars entry; unknown input; state estimation; self-calibration extended Kalman filter

[责任编辑:高莎]