

基于改进多模型的火星大气进入自适应估计方法

邓剑峰, 高艾, 崔平远

(1. 北京理工大学深空探测技术研究所, 北京100081; 2. 深空自主导航与控制工业和信息化部重点实验室, 北京100081)

摘要: 针对火星进入过程中大气密度等不确定参数对导航系统状态估计精度的影响, 提出了一种基于改进混合专家框架的多模型自适应估计方法。该方法对进入过程中不同的测量信息进行规范化处理, 以克服传统多模型自适应估计方法稳定性差、数值下溢等固有缺陷, 进一步提高状态估计精度。将其应用于火星不同进入探测方式下的导航场景进行仿真分析。仿真结果表明: 该方法在动力学系统模型参数存在不确定扰动时能获得精确的状态估计, 可以满足未来定点着陆探测对导航系统的精度需求。

关键词: 火星进入; 组合导航方案; 动压观测; 自适应估计

中图分类号: V448.235

文献标识码: A

文章编号: 2095-7777(2017)06-0535-09

DOI:10.15982/j.issn.2095-7777.2017.06.006

引用格式: 邓剑峰, 高艾, 崔平远. 基于改进多模型的火星大气进入自适应估计方法[J]. 深空探测学报, 2017, 4(6): 535-543.

Reference format: DENG J F, GAO A, CUI P Y. Mars entry adaptive estimation method based on modified multiple models[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2017, 4(6): 535-543.

0 引言

未来火星探测任务需要探测器具有在重大科学价值的某些区域定点着陆的能力, 从而实现任务的 maximum 科学回报。火星进入、下降和着陆(Entry, Descent and Landing, EDL)的自主导航与制导是实现定点着陆探测的关键技术之一, 而进入段高精度自主导航对后续的制导与控制起着重要作用^[1-4]。文献[1-2]系统概述了目前火星着陆探测大气进入段导航方案设计及状态估计方法的研究进展及困难, 文献[3-4]详细介绍了大气进入段制导方法的研究进展及主要难点, 进入过程中火星大气密度偏差、探测器气动系数参数的不确定性导致的动力学扰动对导航系统的状态精确估计产生重要影响。因此, 如何有效抑制动力学系统的不确定参数对导航状态估计的影响, 保证进入过程中导航系统的状态估计精度是火星进入高精度自主导航需要解决的难点问题。

到目前为止, 美国已经成功实施了7次火星着陆探测任务, 所有任务在大气进入段仅依赖于惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)输出的航位递推导航方法提供状态信息, 着陆误差椭圆在十几千米到上百千米量级^[5]。由于航位递推导航方法不能修正初始状态偏差, Bishop等^[6-7]结合进入段火星大气密度简化

模型构建了三轴加速度与探测器状态之间的关系, 通过滤波算法对状态进行实时估计, 可以改善部分状态的估计精度。Marschke等^[8]结合多模型自适应估计方法(Multiple-Model Adaptive Estimation, MMAE)来降低IMU测量单元中非校准偏差以及尺度因子偏差对航位递推导航精度的影响。由于IMU测量信息单一, 基于IMU输出改进的导航算法对状态精度的提高有限, 难以满足火星定点着陆探测对导航系统状态估计精度的需求^[9]。

为进一步提高进入段导航系统状态估计精度, 学者提出了引入不同外部测量信息结合IMU输出构建火星大气进入段组合导航方案^[9-10]。但新的导航信息的引入同时也将进入动力学模型引入到状态估计过程中, 当动力学系统模型参数与实际飞行过程中真实模型参数存在较大偏差时, 不确定参数引起的动力学扰动会降低导航系统状态估计性能, 甚至会导致状态估计误差的发散^[11-12]。Hastrup等^[13]提出了基于火星网络的进入组合导航方法来提高惯性导航的精度, 火星网络由环绕火星的微小卫星及火星轨道器组成, 目前环绕火星的轨道器数量难以实现火星表面的全覆盖。Lévesque等^[9]分析了由三轴加速度与火星表面信标构建的不同导航场景来解决动力学系统弱可观测的难题, 并把系统的不确定参数扩张为状态变量以提高状态估计精度,

收稿日期: 2017-04-11 修回日期: 2017-05-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61374216, 61304226, 61304248)

该方法在测量信息受限时会导致滤波发散。Yu^[14-16]提出了基于可观性分析的信标优化方法,包括火星表面信标及轨道器构型的优化,来提高进入过程中系统的可观测度和状态估计精度,但并没有考虑模型不确定对状态估计精度的影响。

本文提出了一种基于改进混合专家框架的多模型自适应估计方法来处理火星大气进入过程中不确定参数对状态估计精度的影响,并将该方法应用于火星不同进入探测方式下的导航场景验证其有效性。

1 火星进入段动力学建模

在火星大气进入过程中,假设探测器在配平攻角下飞行,倾侧角为零。探测器的状态定义为 $\mathbf{x} = [\mathbf{r}, \mathbf{v}]^T$, 式中 $\mathbf{r} = [x, y, z]^T$, $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]^T$, 在火星惯性坐标系下表示。

探测器受到的气动力在风坐标系下描述,风坐标系原点固定在探测器质心, \mathbf{w}_x 轴定义为

$$\mathbf{w}_x = \frac{\mathbf{v}_{rel}}{\|\mathbf{v}_{rel}\|} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{v}_{rel} = \dot{\mathbf{r}} - \boldsymbol{\Omega} \times \mathbf{r}$ 表示探测器相对火星表面大气的速度,假设火星大气相对火星表面静止; $\boldsymbol{\Omega}$ 是火星自转角速度; $\|\mathbf{v}_{rel}\|$ 表示相对速度的模。

风坐标系的 \mathbf{w}_y 和 \mathbf{w}_z 轴定义如下

$$\mathbf{w}_y = -\frac{\mathbf{w}_x \times \mathbf{r}}{\|\mathbf{w}_x \times \mathbf{r}\|}, \mathbf{w}_z = \mathbf{w}_x \times \mathbf{w}_y \quad (2)$$

其中: \mathbf{w}_y 在当地水平面内; \mathbf{w}_z 在竖直平面内。

探测器在火星惯性系下的运动方程可以由下式表示

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}} \\ \dot{\mathbf{v}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -D^* \mathbf{w}_x - L^* \sin \sigma \mathbf{w}_y + L^* \cos \sigma \mathbf{w}_z - g \frac{\mathbf{r}}{\|\mathbf{r}\|} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: σ 表示倾侧角; g 为火星重力加速度大小; D^* 和 L^* 分别表示标称阻力加速度和升力加速度大小。

$$\begin{aligned} D^* &= \frac{0.5 \rho^* \|\mathbf{v}_{rel}\|^2}{B} \\ L^* &= \frac{L/D \cdot 0.5 \rho^* \|\mathbf{v}_{rel}\|^2}{B} \end{aligned} \quad (4)$$

其中: L/D 表示升阻力; $B = m/C_D S$ 为弹道系数; C_D 表示阻力系数; S 表示相对面积; ρ^* 表示火星大气密度,由以下指数模型近似

$$\rho^* = \bar{\rho}_0 e^{\frac{(r_0-r)}{h_s}} \quad (5)$$

其中: $\bar{\rho}_0 = 2 \times 10^{-4} \text{ kg/m}^3$ 火星大气参考密度; r_0 是参考高度; h_s 标高。

真实的火星大气密度随季节及温度以及高度变化

很大,且受阵风的影响,式(5)只能近似描述火星大气密度的分布情况,火星大气密度的不确定性可以描述为^[9]

$$\rho = \rho^* (1 + \Delta) = \bar{\rho}_0 (1 + \Delta) e^{\frac{(r_0-r)}{h_s}} \quad (6)$$

其中: ρ 表示火星大气真实密度; ρ^* 表述指数模型得到的大气密度值; Δ 表示真实大气密度与指数模型值之间的偏差百分比,在标称值附近大致遵循正态分布^[17-18]。

2 进入段导航观测模型

本部分给出了火星大气进入过程中可行的敏感器的观测模式及对应的观测模型,主要包括三轴加速度测量,探测器表面动压测量以及轨道器与探测器之间的相对测距、测速信息,外部观测信息主要用于修正进入初始状态偏差。

2.1 三轴加速度模型

本文仅研究进入过程中探测器的飞行轨迹,因此仅考虑IMU输出的加速度信息,三轴加速度值为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{a}}_k &= \mathbf{a}_k + \mathbf{b}_{ak} + \boldsymbol{\eta}_{ak} \\ \mathbf{a}_k &= (-D \mathbf{w}_x - L \sin \sigma \mathbf{w}_y + L \cos \sigma \mathbf{w}_z) \end{aligned} \quad (7)$$

其中: \mathbf{a}_k 表示真实的气动加速度; \mathbf{b}_{ak} 表示加速度计的常值漂移; $\boldsymbol{\eta}_{ak}$ 表示加速度计的随机噪声,本文假设为零均值高斯白噪声。

2.2 无线电测量模型

火星大气进入过程持续时间仅6~8 min^[5],因此,火星轨道器的运动可以近似为圆轨道。

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}}_B \\ \dot{\mathbf{v}}_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\mu}{\|\mathbf{r}_B\|^2} \frac{\mathbf{r}_B}{\|\mathbf{r}_B\|} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{r}_B = [x_B, y_B, z_B]^T$, $\mathbf{v}_B = [v_{Bx}, v_{By}, v_{Bz}]^T$ 分别表示轨道器在火星惯性系下的位置和速度信息。

探测器与轨道器之间的相对距离和相对速度可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{R}_k &= R_k + \mathbf{u}_{R,k} \\ R_k &= \sqrt{(\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_{B,k})^T (\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_{B,k})} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{V}}_k &= \mathbf{V}_k + \mathbf{u}_{V,k} \\ \mathbf{V}_k &= (\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_{B,k})^T (\mathbf{v}_k - \mathbf{v}_{B,k}) / R_k \end{aligned} \quad (10)$$

其中: R_k 和 V_k 表示探测器与轨道器之间的真实距离和速度; $\mathbf{u}_{R,k}$ 和 $\mathbf{u}_{V,k}$ 表示无线电测量噪声。

2.3 动压测量模型

在火星大气进入过程中,探测器表面的动压可以由其携带的火星大气数据系统(Mars Entry Atmospheric

Data System, MEADS) 实时测量^[19], MEADS在“好奇号”任务中首次得到应用, 其收集的动压数据和结合IMU输出的加速度测量信息主要用于任务后地面轨迹重构, 并用来分离大气密度的不确定性和气动参数的不确定性^[20]。动压测量单元在探测器上的位置如图1所示。由牛顿流体模型可知, 动压与总压的关系为

$$\tilde{q}_k = \left(\frac{1}{2}\right)\rho\|\mathbf{v}_{\text{rel}}\|_k^2 + u_{q,k} \quad (11)$$

其中: ρ 表示火星大气密度; \mathbf{v}_{rel} 探测器相对火星大气速度; $u_{q,k}$ 表示动压观测噪声, 假设为高斯白噪声。

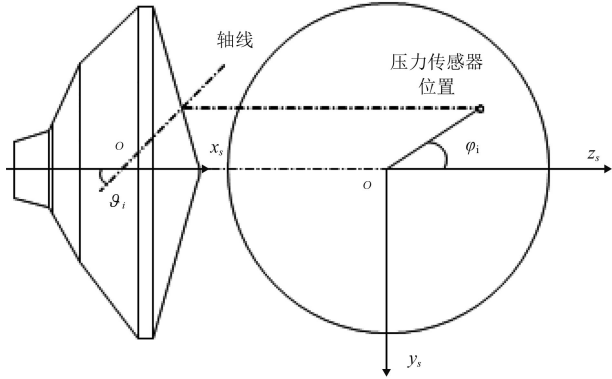


图1 压力传感器在探测器表面的位置
Fig. 1 The location of the pressure orifice

为简化动压测量模型, 仅考虑利用驻点的动压信息, 忽略动压测量单元在探测器表面的分布, 简化运算。

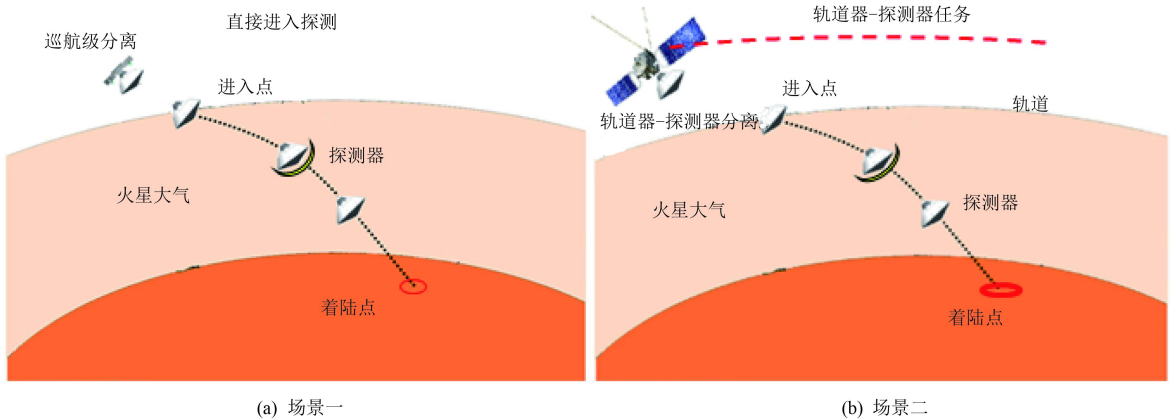


图2 火星大气进入段不同导航场景

Fig. 2 Different navigation scenarios for Mars entry

火星大气进入段动力学方程为

$$\dot{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{c}) + \mathbf{w}_k \quad (12)$$

其中: \mathbf{c} 表示不确定参数矢量; \mathbf{w}_k 表示过程噪声。

导航场景一、二的观测方程为

3 基于改进混合专家框架的多模型自适应估计方法

为了估计带有不确定参数的随机动力学系统的状态信息, Magill^[21]提出了多模型自适应估计方法, 该方法基于不确定模型参数的分布范围构建一个滤波器组, 是一种递归估计方法。但基于Magill框架的自适应估计方法存在数值下溢, 对外部参数变化反应慢等缺点。针对该自适应估计方法的不足, 有学者提出了基于混合专家框架的多模型自适应估计方法, 并采用门控网络来规划每个专家的权值, 该方法对外部变化环境响应迅速并具有较强的数值稳定性^[22]。

3.1 导航场景构建

目前, 火星进入探测主要有两种探测方式: 直接进入探测方式^[23-26], 和轨道器-探测器一体化探测方式^[27-29]。针对不同的火星进入探测方式, 本文构建了两种导航场景。对于直接进入探测, 轨道器和火星表面信标可能不在探测器可见范围内, 探测器测量的三轴加速度和驻点动压信息被视为外部观测量构建导航场景一; 而对于轨道器-探测器一体化探测任务, 在探测器进入过程中, 轨道器一直处在探测器的可见范围内, 探测器与轨道器之间的相对距离和相对速度可以由探测器携带的Electra观测得到, 因此, 导航场景二中, 除了驻点动压与三轴加速度信息, 探测器与轨道器之间的相对距离和相对速度同样集成在外部观测量中。导航场景一、二如图2所示。

$$\mathbf{z}_{k,1} = [q_k, \mathbf{a}_k^T]^T = \mathbf{h}_1(\mathbf{x}_k) + \mathbf{u}_{k,1} \quad (13)$$

$$\mathbf{z}_{k,2} = [q_k, \mathbf{a}_k^T, R_k, V_k]^T = \mathbf{h}_2(\mathbf{x}_k) + \mathbf{u}_{k,2} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{u}_{k,1}$, $\mathbf{u}_{k,2}$ 表示观测噪声。文中假设过程噪声和

测量噪声都是零均值高斯白噪声，且满足式为

$$\mathbf{E}(\mathbf{w}_k) = 0, \mathbf{E}(\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T) = \mathbf{Q}_k \quad (15)$$

$$\mathbf{E}(\mathbf{v}_k) = 0, \mathbf{E}(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T) = \mathbf{R}_k \quad (16)$$

3.2 基于改进混合专家框架的多模型自适应估计器设计

传统基于混合专家框架的多模型自适应估计方法中，各混合专家的权值由门控网络规划，其算法原理如图3所示。在给定测量输入后，门控网络自适应赋予最接近期望响应的模型最高权值，每个模型对应的权值可由下式计算得到^[30]

$$g_k^i = \frac{e^{u_i}}{\sum_{j=1}^L e^{u_j}}, \quad u_i = \mathbf{z}_k^T \mathbf{a}_i \quad (17)$$

g_k^i 满足以下条件

$$\sum_{i=1}^L g_k^i = 1, 0 \leq g_k^i \leq 1, \forall i = 1, \dots, L \quad (18)$$

其中： \mathbf{z}_k 表示 k 时刻的测量信息； \mathbf{a}_i 为第 i 个模型对应测量信息 \mathbf{z}_k 的输入权重；标量 u_i 表示第 i 个模型与当前测量信息的匹配度。每个模型对应一个EKF滤波器，每个滤波模型中对应大气密度模型的一个确定偏差，当接收到外部测量数据时，各滤波器会输出对应的估计状态。

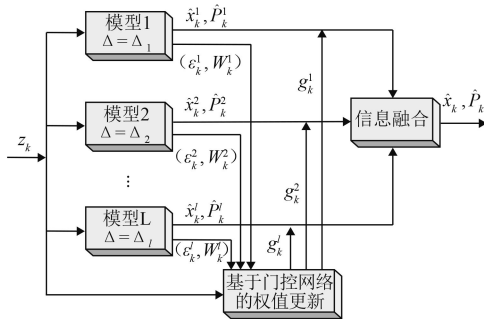


图3 传统基于混合专家框架多模型自适应估计方法示意图

Fig. 3 Overview of traditional MMAE based on mixture-of-expert

第 i 个滤波器 k 时刻的测量 \mathbf{z}_k 的条件概率密度函数可由式(19)求得

$$p(\mathbf{z}_k | \alpha_i, \mathbf{Z}_{k-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{W}_{i,k}|} e^{-\frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}^T \mathbf{W}_{i,k}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}} \quad (19)$$

其中： $\boldsymbol{\varepsilon}_{i,k} = \mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{i|k-1})$ ， $\mathbf{W}_{i,k} = \mathbf{H}_{i,k} \mathbf{P}_{i|k-1} \mathbf{H}_{i,k}^T + \mathbf{R}_k$ ， $\mathbf{Z}_{k-1} = \{\mathbf{z}_1 \ \mathbf{z}_2 \ \dots \ \mathbf{z}_{k-1}\}$ ，为测量序列信息，基于混合专家框架的模型概率分布可以视为不同模型概率分布的线性组合，即

$$f(\mathbf{z}_k) = \sum_{i=1}^L p(\mathbf{z}_k | \alpha_i, \mathbf{Z}_{k-1}) g_k^i \quad (20)$$

式(20)可以视为多模型关于测量 \mathbf{z}_k 的似然函数，定义似然函数的对数形式如下

$$l = \ln f(\mathbf{z}_k) = \ln \sum_{i=1}^L p(\mathbf{z}_k | \alpha_i, \mathbf{Z}_{k-1}) g_k^i \quad (21)$$

把式(17)和式(19)代入式(21)，可求得

$$l = \ln \sum_{i=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{W}_{i,k}|} e^{-\frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}^T \mathbf{W}_{i,k}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}} e^{u_i} - \ln \sum_{i=1}^L e^{u_i} \quad (22)$$

每个专家的权值可以通过更新每个模型对应的测量权值向量 \mathbf{a}_i 来实现更新

$$\mathbf{a}_i \leftarrow -\mathbf{a}_i + \eta \frac{\partial l}{\partial \mathbf{a}_i} = \mathbf{a}_i + \eta \frac{\partial l}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial \mathbf{a}_i} = \mathbf{a}_i + \eta (h_i - g_i) \mathbf{z}_k \quad (23)$$

其中： η 表示学习律。

$$\begin{aligned} \frac{\partial l}{\partial u_i} &= \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{W}_{i,k}|} e^{-\frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}^T \mathbf{W}_{i,k}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}} e^{u_i}}{\sum_{i=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{W}_{i,k}|} e^{-\frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}^T \mathbf{W}_{i,k}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}} e^{u_i}} - \frac{e^{u_i}}{\sum_{i=1}^L e^{u_i}} \\ &= \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{W}_{i,k}|} e^{-\frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}^T \mathbf{W}_{i,k}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}} e^{u_i}}{\sum_{i=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{W}_{i,k}|} e^{-\frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}^T \mathbf{W}_{i,k}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{i,k}} e^{u_i}} - \frac{e^{u_i}}{\sum_{i=1}^L e^{u_i}} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k | \alpha_i, \mathbf{Z}_{k-1}) g_i}{\sum_{j=1}^L p(\mathbf{z}_k | \alpha_j, \mathbf{Z}_{k-1}) g_j} - g_i \end{aligned} \quad (24)$$

定义 h_i 为

$$h_i = \frac{p(\mathbf{z}_k | \alpha_i, \mathbf{Z}_{k-1}) g_i}{\sum_{j=1}^L p(\mathbf{z}_k | \alpha_j, \mathbf{Z}_{k-1}) g_j} \quad (25)$$

h_i 为第 i 个模型的后验概率密度，如式(23)所示，权值向量每次测量更新后都使得 \mathbf{a}_i 与测量序列 \mathbf{z}_k 对齐，且权值的大小表示每个专家与真实模型的匹配程度。但是，对于火星大气进入导航，驻点动压及相对距离和相对速度数值较大，对于传统的基于混合专家框架的多模型自适应估计方法，导致参数 $u_i = \mathbf{z}_k^T \mathbf{a}_i$ 数值偏大，使得专家的权值 g_i 趋于无穷大，从而导致数值

计算不稳定。因此，为了保证基于混合专家框架的自适应方法的稳定性，且各专家的权值能正确反映每个模型的匹配程度，本文提出了对测量信息进行无量纲化处理。驻点动压相对于火星表面大气压做无量纲化处理 $P=P/P_0$ ，三轴加速度相对于火星表面加速度无量纲化处理 $a = a/g_0$ ，相对距离相对于火星平均半径做无量纲化 $R = R/R_0$ ，相对速度相对于火星表面逃逸速度无量纲化 $V = V/\sqrt{g_0 R_0}$ ，改进后的基于混合专家框架的多模型自适应估计方法如图 4 所示。

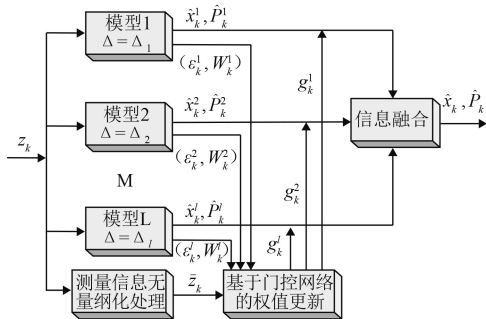


图 4 基于改进混合专家框架的多模型自适应估计方法示意图
Fig. 4 Overview of MMAE based on modified mixture-of-expert

4 仿真分析

为验证该自适应估计方法在抑制火星大气进入过程中不确定参数对状态估计影响的有效性，以第 3 部分构建的两种导航场景为例，进行了一系列数值仿真分析。本文采用“好奇号”进入点的状态作为系统初始仿真参数，并转换到火星惯性坐标系下，初始状态及状态对应的 3σ 偏差如表 1 所示^[31]。传感器的测量精度如表 2 所示。导航场景二仿真所用的轨道器的轨道六根数如表 3 所示。在数值仿真中， $\bar{\rho}_0 = 2 \times 10^{-4} \text{ kg/m}^3$ ， $r_0 = 3\,437.2 \text{ km}$ ， $h_s = 7.5 \text{ km}$ ，探测器的标称阻力系数为 1.402 7，升阻比为 0.24，弹道系数为 146 kg/m^2 。进入过程中，假设倾侧角为 0° ，且整个过程中无翻转。无线电测距噪声为 100 m，相对测速噪声为 0.1 m/s，所有噪声都假设为高斯白噪声。指数模型与火星真实大气密度的偏差未知，假设服从正态分布 $\Delta \sim N(-0.10, 0.10)$ ，大气密度的最大偏差为 10%。仿真分析中，7 个不同的大气密度偏差分别包含在 7 个不同的动力学模型中，每个动力学模型中大气密度偏差如表 4 所示，模型 4 位标称指数密度模型对应的动力学模型。所有滤波模型在混合专家框架中并列运行，在接收测量信息输入后，门控网络自适应求取各模型的权值。本文采用特例分析及蒙特卡洛相结合的分析方法验证该自适应估计方法的性能。在特例分析中，假设真实大气密度与指数模型偏差 $\Delta = 0.095$ ，其他参数都视为精确已知。

表 1 初始状态及 3σ 偏差

Table 1 Initial state and 3σ errors

参数	数值	3σ 偏差
x_0/km	-2 102.033	1.015
y_0/km	2 816.074	0.604
z_0/km	-238.991	1.714
$v_{x_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	994.910	2.149
$v_{y_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	-781.820	0.667
$v_{z_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	5 950.410	0.106

表 2 传感器测量精度

Table 2 Sensors' measurement accuracy

传感器	测量噪声
加速度计	3 000 μg
压力传感器（考虑风速影响）	5%读数

表 3 火星轨道器的轨道 6 根数

Table 3 The six elements of Mars orbiter

参数	数值
半长轴/km	3 700
偏心率	0.0
轨道倾角/ $^\circ$	90.0
近地点幅角/ $^\circ$	0.0
真近点角/ $^\circ$	355.0
升交点赤经/ $^\circ$	127.3

表 4 每个滤波器对应的密度偏差

Table 4 Mars atmospheric density deviation in each model

滤波器	偏差 Δ
1	-0.10
2	-0.06
3	-0.02
4	0
5	0.02
6	0.06
7	0.10

当模型偏差 $\Delta = 0.095$ 为固定偏差时，导航场景一中各模型的权值及估计性能如图 5~6 所示。由图 5 可知，当动压建立后（进入后约 50 s），第 7 个滤波器的权值迅速趋于 1，这和表 3 中数值对应，因为模型 7 对应的偏差为 0.10，最接近于真实偏差 $\Delta = 0.095$ 。即该自适应方法能够在多模型中快速地识别出最接近真实大气密度的模型。由图 6 可知，位置估计偏差在 200 m 以内，速度估计偏差在 0.2 m/s 以内，能满足精确着陆探测对导航精度的需求。图 7 展示了本文所提的自适应估计方法与采用标称密度模型的单一滤波方法的状态的估计精度对比图，显然，自适应估计方法可以获得

更高的估计精度。

当模型偏差 $\Delta=0.095$ 为固定偏差时，导航场景二中各模型的权值及估计性能如图8~9所示。与导航场景一类似，当动压建立后（进入后约50 s），第7个滤波器的权值迅速趋于1，即该自适应方法能够在混合专家框架中快速的选择最接近真实大气密度的模型。由图9可知，位置估计偏差在100 m以内，速度估计偏差在0.1 m/s以内，导航场景二能提供更高的位置和速度估计精度。

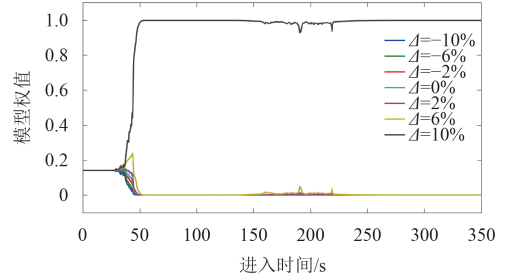


图5 导航场景一各模型的权值 ($\Delta=0.095$)

Fig. 5 Weights for each model in navigaiton scenario 1 ($\Delta=0.095$)

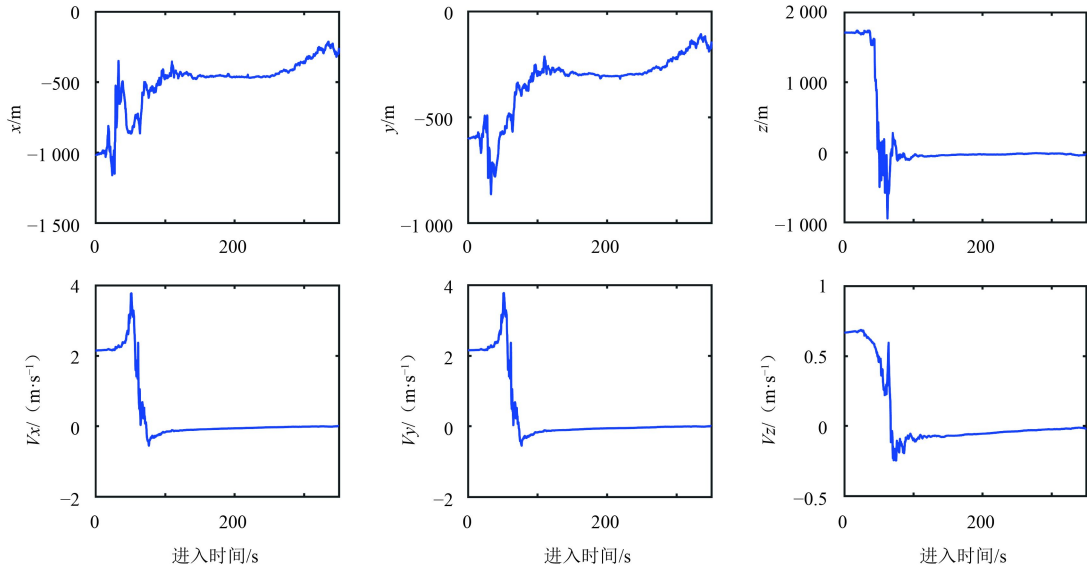


图6 导航场景一的状态估计偏差 ($\Delta=0.095$)

Fig. 6 State estimation errors for navigation scenario 1 ($\Delta=0.095$)

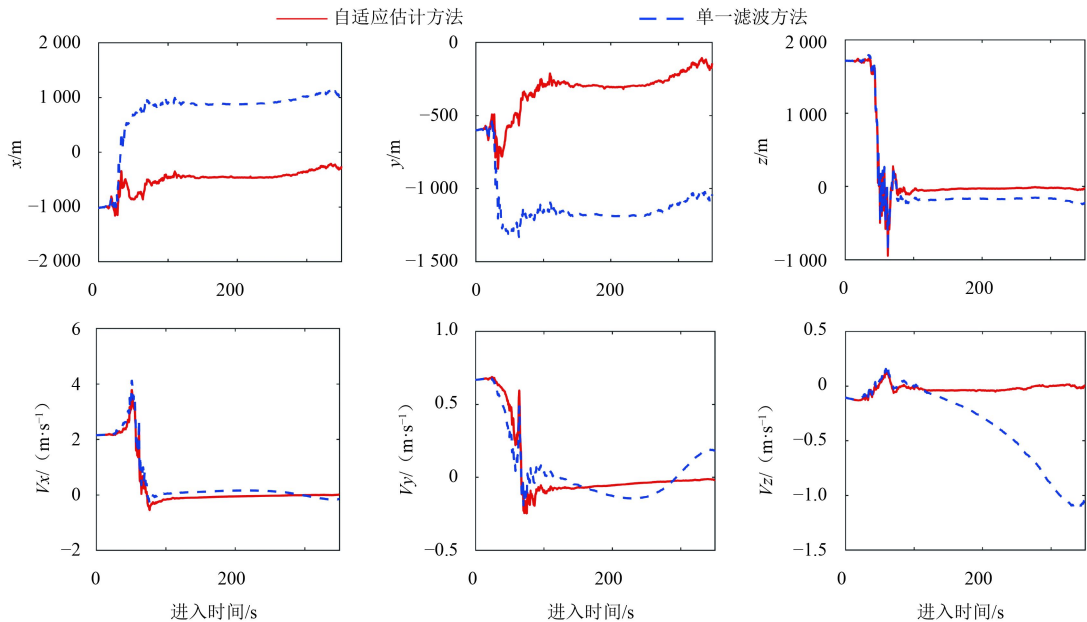


图7 多模型自适应估计方法与标称模型下单一滤波方法精度对比图 ($\Delta=0.095$)

Fig. 7 State estimation errors obtained by MMAE vs single filter ($\Delta=0.095$)

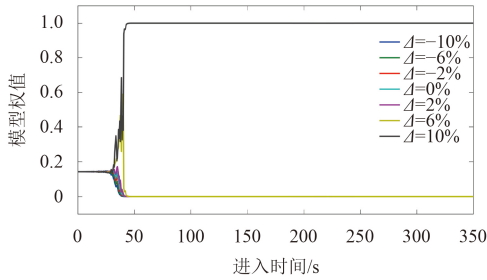


图 8 导航场景二各模型的权重 ($\Delta=0.095$)

Fig. 8 Weights for each model in Navigation scenario 2 ($\Delta=0.095$)

为了验证该方法对不同大气密度偏差情况下的估计性能，本文进行了 1 000 次蒙特卡洛仿真，假设偏差服从正态分布 $\Delta \sim N(-0.10, 0.10)$ 。基于改进的混合专

家框架的多模型自适应估计方法得到的状态估计均方根误差 (RMSE) 及 3σ 偏差如图 10~11 所示。红色虚线表示状态估计 3σ 偏差，蓝色实线表示状态均方根误差，由图 7 所示所有的估计误差都是 3σ 误差范围内，且导航场景一位置均方根误差在 600 m 以内，速度均方根误差在 0.3 m/s 以内。

导航场景二中自适应估计方法对各状态的估计性能如图 10 所示。由图 10 可知，各估计状态的 3σ 偏差在动压建立后迅速收敛，且各状态偏差均方根误差都在其 3σ 误差范围内。水平位置误差在 100 m 以内，竖直方向位置误差趋于零，而开伞点三轴速度估计偏差在 0.1 m/s 以内。

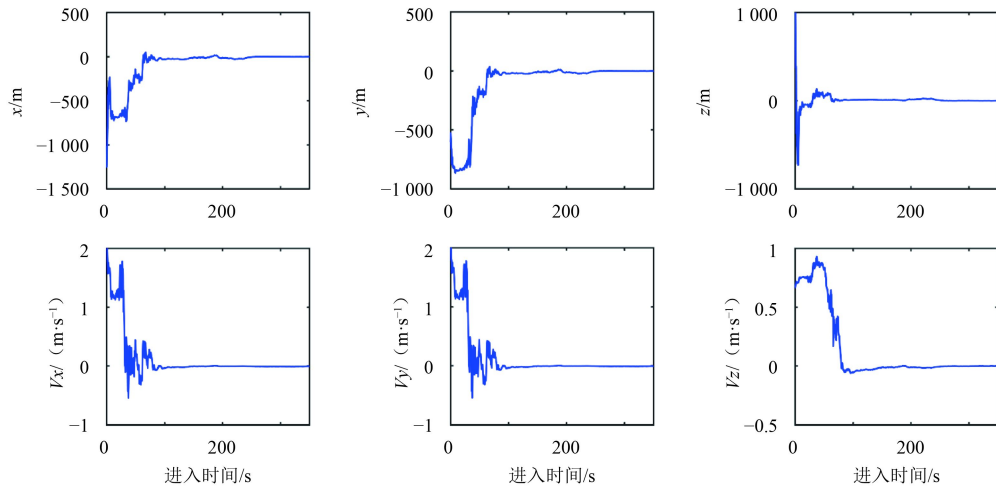


图 9 导航场景二的状态估计偏差 ($\Delta=0.095$)

Fig. 9 State estimation errors for navigation scenario 2 ($\Delta=0.095$)

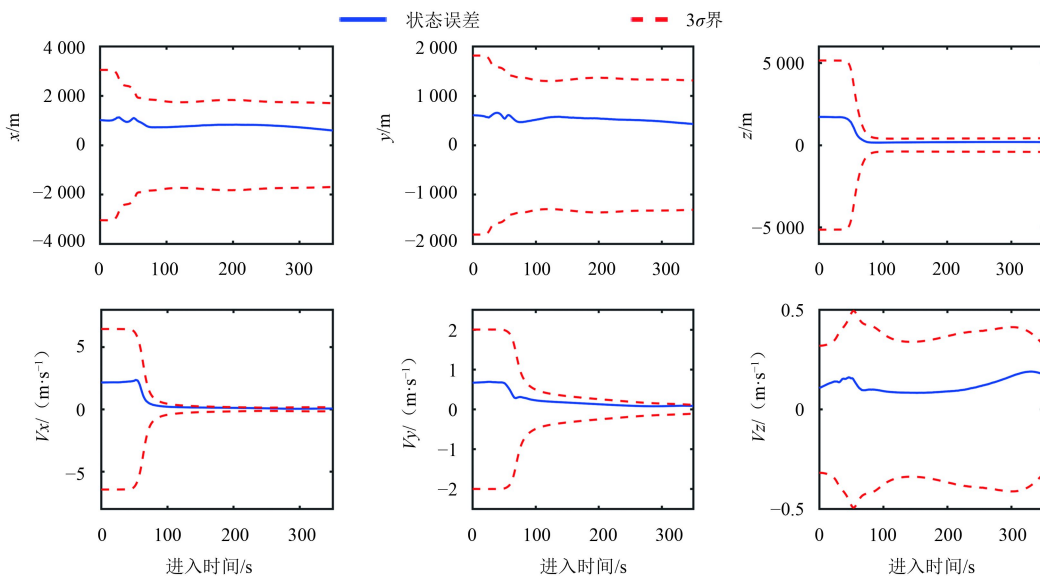
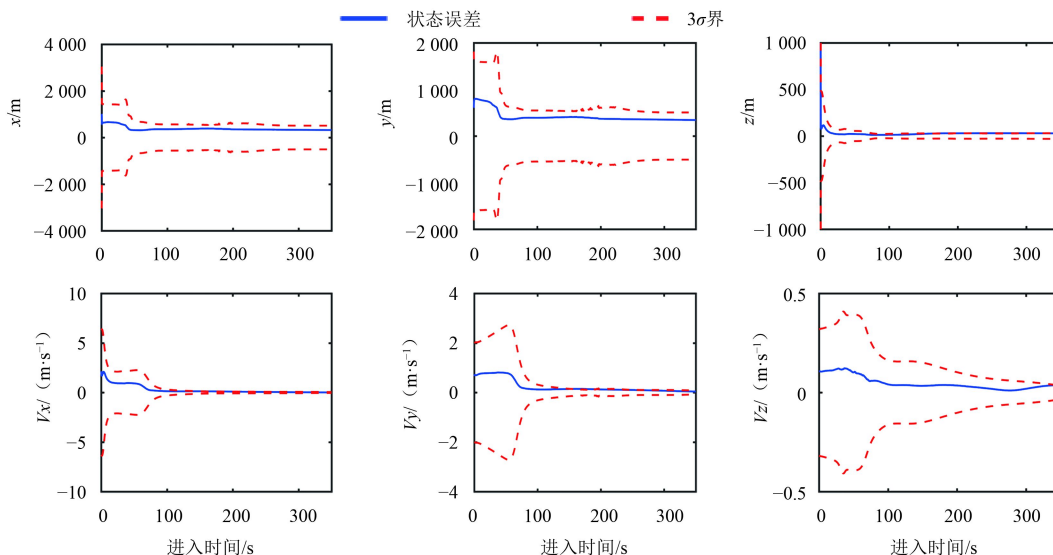


图 10 导航场景一的均方根偏差及 3σ 偏差

Fig. 10 RMSE and 3σ errors for each state in navigation scenario 1

图 11 导航场景二的均方根偏差及 3σ 偏差Fig. 11 RMSE and 3σ errors for each state in navigation scenario 2

导航场景一和二在开伞点的状态均方根偏差如表5所示。由表可知,当动力学系统存在不确定参数时,基于改进的混合专家框架的自适应估计方法可以确保导航场景一和场景二的状态估计误差收敛,并且导航场景二比导航场景一的状态估计精度更高,尤其是速度估计和 z 轴的位置估计。因为导航场景二中增加了相对距离和速度测量,相对距离测量增加了探测器的径向信息,而相对速度测量与探测器的速度信息直接相关,因此,增加无线电相对测距测速主要提高速度估计精度和 z 轴位置精度。

表5 导航场景一、二在开伞点的状态估计偏差

Table 5 State estimation error at parachute deployment

状态	场景一	场景二
x/m	589.920 0	319.100 0
y/m	425.660 0	342.420 0
z/m	183.260 0	28.250 0
$v_x/(m \cdot s^{-1})$	0.056 9	0.007 4
$v_y/(m \cdot s^{-1})$	0.083 3	0.040 0
$v_z/(m \cdot s^{-1})$	0.174 7	0.037 1

5 结论

进入段高精度自主导航是实现火星定点着陆探测的关键技术之一。本文提出了一种基于改进混合专家框架的多模型自适应估计方法来降低大气密度等不确定参数对导航系统状态估计精度的影响。并分析了该自适应估计方法在不同导航场景中的有效性。导航场景一把探测器驻点动压及三轴加速度视为外部观测量构建导航观测方程,结合本文所提自适应估计方法对

探测器的状态进行实时估计;而导航场景二除了三轴加速度和驻点动压外,探测器与轨道器之间的相对距离及速度信息集成在导航观测模型中。通过仿真分析可知,提出的改进多模型自适应估计方法能够快速识别最接近真实参数值的滤波模型,保证开伞点位置估计误差在600 m以内,速度精度在0.3 m/s以内,可以满足未来定点着陆探测对导航系统的精度需求。

参 考 文 献

- [1] 崔平远,于正混,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.
- [2] 于正混,崔平远. 行星着陆自主导航与制导控制研究现状与趋势[J]. 深空探测学报, 2016, 3(4): 345-355.
YU Z S, CUI P Y. Research status and developing trend of the autonomous navigation, guidance, and control for planetary landing[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2016, 3(4): 345-355.
- [3] 崔平远,胡海静,朱圣英. 火星精确着陆制导问题分析与展望[J]. 宇航学报, 2014, 35(3): 245-253.
CUI P Y, HU H J, ZHU S Y. Analysis and prospect of guidance aspects for Mars precision landing[J]. Journal of Astronautics, 2014, 35(3): 245-253.
- [4] 龙嘉腾,高艾,崔平远. 火星大气进入段侧向预测校正制导律设计[J]. 深空探测学报, 2016, 3(2): 145-149, 180.
LONG J T, GAO A, CUI P Y. Lateral predictive guidance for Mars atmospheric entry[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2016, 3(2): 145-149, 180.
- [5] BRAUN R D, MANNING R M. Mars exploration entry, descent, and landing challenges[J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2007, 44(2): 310-323.
- [6] ELY T, BISHOP R, DUBOIS-MATRA O. Robust entry navigation using hierarchical filter architectures regulated with gating

- networks[C]//16th International Symposium on Space Flight Dynamics. Pasadena: EAS, 2001.
- [7] MATRA O, BISHOP H. Multi-model navigation with gating networks for Mars entry precision landing[C]//AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit. Rhode Island: AIAA, 2004.
- [8] MARSCHKE J M, CRASSIDIS J L, LAM Q M. Multiple model adaptive estimation for inertial navigation during Mars entry[C]//AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit. Hawaii: AIAA, 2008.
- [9] LÉVESQUE J F, LAFONTAINE J D. Innovative navigation schemes for state and parameter estimation during Mars entry[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2007, 30(1): 169-184.
- [10] QIN T, ZHU S Y, CUI P Y. Flying beacon aided entry navigation for mars orbiter-lander integrated mission[C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. California: AIAA, 2016.
- [11] XIAO Q, FU H M, WANG Z H, et al. Multiple model adaptive rank estimation for integrated navigation during Mars entry[J]. *The Journal of Navigation*, 2016, 70(2): 291-308.
- [12] LOU T, ZHAO L Y. Robust Mars atmospheric entry integrated navigation based on parameter sensitivity[J]. *Acta Astronautica*, 2016(192): 60-70.
- [13] HASTRUP R, BELL D, CESARONE R, et al. Mars network for enabling low-cost missions[J]. *Acta Astronautica*, 2003, 52(2): 227-235.
- [14] YU Z S, CUI P Y, ZHU S Y. On the observability of Mars entry navigation using radiometric measurements[J]. *Advances in Space Research*, 2014, 54(8): 1513-1524.
- [15] YU Z S, CUI P Y, ZHU S Y. Observability-based beacon configuration optimization for Mars entry navigation[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2015, 38(4): 643-650.
- [16] YU Z S, ZHU S Y, CUI P Y. Orbit optimization of Mars orbiters for entry navigation: from an observability point of view[J]. *Acta Astronautica*, 2015(111): 136-145.
- [17] CHEN A, VASAVADA A, CIANCIOLO A, et al. Atmospheric risk assessment for the Mars science laboratory entry, descent, and landing system[C]//Aerospace Conference. USA: IEEE, 2010.
- [18] CHEN A, BECK R, BRUGAROLAS P, et al. Entry system design and performance summary for the Mars science laboratory mission[C]//AIAA/AAS Spaceflight Mechanics Meeting. Lihue: AIAA, 2013.
- [19] GAZARIK M J, WRIGHT M J, LITTLE A, et al. Overview of the MEDLI project[C]// Aerospace Conference. USA: IEEE, 2008.
- [20] DUTTA S, BRAUN R D. Statistical entry, descent, and landing performance reconstruction of the Mars science laboratory[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2014, 51(4): 1048-1061.
- [21] MAGILL D. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1965, 10(4): 434-439.
- [22] CHAER W S, BISHOP R H, GHOSH J. A mixture-of-experts framework for adaptive kalman filtering[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B(Cybernetics)*, 1997, 27(3): 452-464.
- [23] STELTZNER A D, MIGUEL SAN M A, RIVELLINI T P, et al. Mars science laboratory entry, descent, and landing system development challenges[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2014, 51(4): 994-1003.
- [24] SHOTWELL R. Phoenix—the first Mars scout mission[J]. *Acta Astronautica*, 2005, 57(2): 121-134.
- [25] DESAI P N, KNOCKE P C. Mars exploration rovers entry, descent, and landing trajectory analysis[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2007, 55(3): 311-323.
- [26] BRAUN R, SPENCER D, KALLEMEYN P, et al. Mars pathfinder atmospheric entry navigation operations[J]. *Journal of spacecraft and rockets*, 1999, 36(3): 348-356.
- [27] EULER G A E, HOPPER F. Design and reconstruction of the Viking lander descent trajectories[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1978, 1(5): 372-378.
- [28] SIMS M, PULLAN D, TOWNEND M, et al. Beagle 2 mission operations: architecture and approach[C]// Space OPS 2004 Conference. Montreal: AIAA, 2004.
- [29] DENG J F, GAO A, ZONG H, et al. An innovative navigation scheme for Mars entry using dynamic pressure measurement[J]. *Advances in Space Research*, 2017, 60(10): 2319-2331.
- [30] JORDAN M I, JACOBS R A. Hierarchies of adaptive experts[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1991(4): 985-992.
- [31] KARLGAARD C D, KUTTY P, SCHOENENBERGER M, et al. Mars science laboratory entry atmospheric data system trajectory and atmosphere reconstruction[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2014, 51(4): 1029-1047.

作者简介:

邓剑峰(1989-)男,博士研究生,主要研究方向:深空导航、制导与控制方法研究。

通信地址:北京理工大学宇航大楼(100081)

E-mail: jfdeng528@163.com

(下转第551页)

The Finite Element Analysis of Thermal Property for Lunar Soil-Drilling Sampler

LAI Xiaoming¹, DU Zhihao², WANG Guofeng³, WANG Guoxin¹, MO Guidong¹

(1. Beijing Spacecrafts, Beijing 100094, China;

2. Mechanical and Electric Engineering, Nanyang Normal University, Nanyang 473061, China;

3. Material Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: According to the characteristic and service conditions of the core-drilling device and the requirement of space environment, the deformation and stress distribution of the device were computed at low and high temperatures in store stage with the finite element analysis method based on the simplified model, then deformation and stress distribution of the device under different drilling conditions were also computed, and the temperature and displacement of key points were obtained. Finally, the temperature of sealer and the tolerance between the core pipe and soft bag were also simulated and the tolerance. And the results show that the material of each component and the designed fit clearance can meet the engineering requirements. It can provide theoretical basis for future engineering application.

Key words: soil-drilling sampler; store stage; service stage; lunar soil; finite element analysis

High lights:

- The finite element analysis was used to investigate the thermal property of the lunar soil-drilling sampler.
- The tolerance variations of three different assembly parts were proportional to the temperature variation at storage stage.
- The maximum temperature of drill decreased with the increase of the stop time when it stopped drilling for 0 to 5 minutes, and no obvious variation of three different assembly tolerances took place.
- The limit temperature rise method was applied to investigate the tolerance variation between the core pipe and the soft bag.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 朱恬]

(上接第543页)

Mars Entry Adaptive Estimation Method Based on Modified Multiple Models

DENG Jianfeng, GAO Ai, CUI Pingyuan

(1. Institute of Deep Space Exploration, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081;

2. Key Laboratory of Autonomous Navigation and Control for Deep Space Exploration, Ministry of Industry and Information Technology, Beijing 100081)

Abstract: In this paper, aiming at the adverse effects of uncertain parameters, such as Mars atmospheric density uncertainty, on state estimation, a modified multiple model adaptive estimation (MMAE) method using mixture-of-experts framework is proposed. Normalization dimensional processing of different measurement information during entry phase is conducted by the proposed method to overcome the inherent defects such as poor stability and numerical underflow of traditional MMAE method, further improving the state estimation accuracy. The method is also applied to two different navigation scenarios under different Mars entry detection modes. The simulation results show that the proposed method can obtain precise state estimation when there is uncertain disturbance in dynamics system.

Key words: Mars entry; integrated navigation scheme; dynamic pressure observation; adaptive estimation

High lights:

- The multi-model method is used to solve the effect of uncertainty of atmospheric density on the state estimation accuracy in the dynamic pressure measurement aided integrated navigation scheme for Mars entry phase.
- The proposed method solved the problem of poor numerical stability of traditional multi-model adaptive estimation method, and improved the stability of the navigation system.

[责任编辑: 杨晓燕, 英文审校: 任树芳]