

小天体着陆器协方差矩阵分割滤波方法*

李晋屹^{1,2}, 李 帅^{1,2}, 郭 威^{1,2}, 刘延杰^{1,2}, 李 航³, 邵 巍^{1,2}

1. 青岛科技大学自动化与电子工程学院, 青岛 266100

2. 山东省深空自主着陆技术重点实验室, 青岛 266100

3. 深空探测实验室, 北京 100195



摘 要 提出一种小天体着陆器协方差矩阵分割滤波方法, 利用惯性测量单元和多个相机估计着陆器运动状态, 通过分割协方差矩阵的方式将协方差矩阵隔离更新和传播, 并在每次测量更新时使用残差卡方修正方法修正协方差矩阵。通过小天体着陆器着陆仿真测试, 与传统扩展卡尔曼滤波算法相比, 本文方法在测量噪声估计不准确时具有更好的精度和稳定性。

关键词 小天体探测; 自主导航; 滤波估计; 协方差矩阵分割

中图分类号: V448.2 **文献标识码**: A

文章编号: 1006-3242(2023)06-0030-07

Covariance Matrix Segmentation Filtering Method for Small Celestial Body Lander

Li Jinyi^{1,2}, Li Shuai^{1,2}, Guo Wei^{1,2}, Liu Yanjie^{1,2}, Li Hang³, Shao Wei^{1,2}

1. College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266100, China

2. Shandong Key Laboratory of Autonomous Landing for Deep Space Exploration, Qingdao 266100, China

3. Deep Space Exploration Lab, Beijing 100195, China

Abstract A small celestial body lander covariance matrix partitioning filtering method is proposed in this paper, which utilizes inertial measurement units and multiple cameras to estimate the lander motion state, and isolates the covariance matrix for updating and propagation by partitioning the covariance matrix, and corrects the covariance matrix by using residual cartesian correction method at each measurement update. Through the small celestial body lander's landing simulation test and comparison with the traditional extended Kalman filter algorithm, this method shows better precision and stability when the measurement noise estimation is inaccurate.

Key words Small celestial body detection; Autonomous navigation; Filtering estimation; Covariance matrix segmentation

* 山东省自然科学基金项目(ZR2023MF006); 山东省自然科学基金青年项目(ZR2023QF176)

收稿日期: 2023-09-08

作者简介: 李晋屹(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为深空探测自主导航, E-mail: lfz2730@163.com; 李 帅(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习与图像处理; 郭 威(1994-), 男, 特聘副教授, 主要研究方向为机器学习; 刘延杰(1988-), 高级工程师, 主要研究方向为飞行器轨迹优化与制导控制; 李 航(1989-), 男, 工程师, 主要研究方向为科研项目; 邵 巍(1980-), 男, 博士生导师, 教授, 主要研究方向深空探测自主导航、机器视觉、图像处理与智能感知等, 本文通信作者。

0 引言

小天体是太阳系演化早期的“化石”,小天体探测具有重要意义,小天体探测任务已逐渐从飞越和绕轨道飞行转变为撞击、着陆和样品返回。为完成小天体着陆器自主着陆,多传感器融合的滤波估计方法是常用的方法。通过融合多个传感器的数据,可以获得更可靠、更准确的状态估计结果。文献[1-2]提出一种小天体柔性附着状态协同估计方法,将多节点传感器与着陆器“柔性”概念结合,对小天体着陆器进行协同估计,提高柔性着陆器的位置、速度和姿态的估计精度。

然而,小天体着陆器着陆过程中测量噪声估计不准确,在多传感器融合的滤波估计算法中,协方差矩阵受测量噪声变化影响,错误的测量噪声估计会导致显著的估计误差甚至造成滤波器的发散。针对该问题,文献[3]提出一种基于变分贝叶斯推断的自适应卡尔曼滤波器,通过贝叶斯推断方法预测测量噪声协方差,提高多传感器融合算法的导航精度,但当多个传感器噪声同时发生变化时,可靠性会有所下降;文献[4]提出一种通过测量信息进行自适应滤波的方法,但该方法只有当滤波器中两个传感器的量测噪声协方差矩阵相差较大时有效;文献[5]提出了一种 Sage-Husa 噪声估计器的自适应滤波器,在未知测量噪声的环境中,提高了精度,但该方法计算量相对较大,难以应用在计算资源受限的深空环境中;文献[6]针对相机测量噪声不准确的情况,提出了基于序列图像的深空小天体探测自主导航误差补偿方法,可以有效地补偿相机测量偏差,但该方法仅使用一个单目相机进行导航估计,在深空环境中应用受限。针对上述问题,文献[7]提出一种多模型自适应的估计方法,通过设定不同的测量模型,实时切换模型计算协方差矩阵,但在不同模型切换时,不同传感器交互协方差矩阵相互影响,稳定性会有所降低;文献[8]结合扩展卡尔曼滤波算法对非线性预测滤波算法进行改进,提出了基于改进预测滤波的小天体精确着陆自主导航方法。该方法可以实时估计测量模型误差,降低了计算量,提高了协方差矩阵的估计精度,但也未考虑测量噪声变化时,不同传感器与估计状态之间交互作用对协方差矩阵的影响。

针对上述问题,本文提出一种小天体着陆器协方差矩阵分割滤波方法:首先分析小天体着陆器运

动学模型,使用惯性测量单元和多个相机融合估计着陆器状态;随后分割和隔离预测误差协方差矩阵,并在协方差矩阵分割基础上,结合残差卡方检测与修正的方法修正协方差矩阵;最后,完成小天体着陆器滤波估计。

1 着陆器运动学模型和测量模型

1.1 坐标系定义

本文采用惯性测量单元和两个相机进行小天体着陆器滤波估计,为此定义涉及到的坐标系:着陆点坐标系 $O_w - X_w Y_w Z_w$,本体坐标系 $O_b - X_b Y_b Z_b$ 和相机坐标系 $O_c - X_c Y_c Z_c$,如图1所示。为简化问题,假设相机坐标系 $O_c - X_c Y_c Z_c$ 与着陆器本体坐标系 $O_b - X_b Y_b Z_b$ 重合, X_c, Y_c 和 Z_c 符合右手法则。在着陆点坐标系 $O_w - X_w Y_w Z_w$ 中定义着陆点为坐标原点, X_w, Y_w 和 Z_w 符合右手法则。

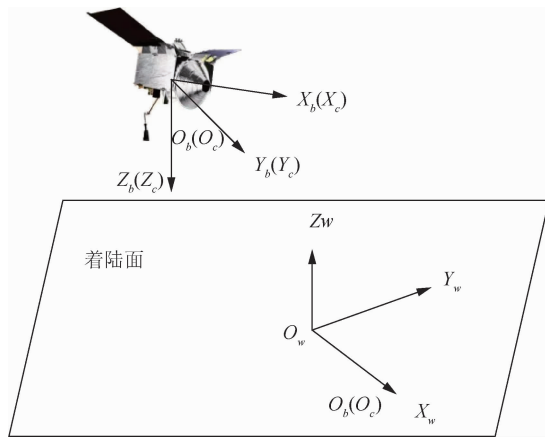


图1 坐标系示意图

1.2 着陆器运动学模型

在定义的坐标系中建立着陆器运动学方程:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{p}} = \boldsymbol{v} \\ \dot{\boldsymbol{v}} = \boldsymbol{a} \\ \dot{\boldsymbol{q}} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) \boldsymbol{q} \\ \dot{\boldsymbol{b}}_a = \boldsymbol{n}_{b_a} \\ \dot{\boldsymbol{b}}_\omega = \boldsymbol{n}_{b_\omega} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{p}, \boldsymbol{v}$ 和 \boldsymbol{a} 分别表示着陆器在着陆点坐标系下的位置、速度和加速度, \boldsymbol{q} 表示着陆点坐标系到着陆器本体坐标系的姿态四元数, $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为着陆器本体坐标系下的角速度, \boldsymbol{b}_a 和 \boldsymbol{b}_ω 是加速度计和陀螺仪偏置,加速度计和陀螺仪偏置认为是随机误差,偏置的导 \boldsymbol{n}_{b_a} 和 $\boldsymbol{n}_{b_\omega}$ 满足高斯分布 $\boldsymbol{n}_{b_a} \sim$

$N(0, \sigma_{b_a}^2), n_{b_\omega} \sim N(0, \sigma_{b_\omega}^2), \Omega(\omega)$ 定义如式(2)所示:

$$\Omega(\omega) = \begin{bmatrix} -\omega^\times & \omega \\ -\omega^\top & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\omega^\times = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

1.3 测量模型

惯性测量单元中加速度计和陀螺仪的测量模

$$C(q) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

2 协方差矩阵分割滤波方法

2.1 状态方程与观测方程

定义状态向量如式(6)所示,包括着陆器着陆点坐标系下的位置、速度、姿态四元数以及加速度计和陀螺仪的偏置:

$$x = [p^T, v^T, q^T, b_a^T, b_\omega^T]^T \quad (6)$$

估计状态为:

$$\hat{x} = [\hat{p}^T, \hat{v}^T, \hat{\delta\theta}^T, \hat{b}_a^T, \hat{b}_\omega^T]^T \quad (7)$$

式中:估计位置误差为 $\tilde{p} = p - \hat{p}$, 速度误差为 $\tilde{v} = v - \hat{v}$, 对于姿态四元数有 $\delta q = q \otimes \hat{q}^{-1}$, \otimes 表示四元数乘法, 四元数误差 δq 与角度误差 $\delta\theta$ 的关系为

$$\delta q \approx \left[\frac{1}{2} \delta\theta^T \quad 1 \right]^T.$$

线性化式(1)得到当前误差状态方程:

$$\dot{\tilde{x}} = F\tilde{x} + Gn \quad (8)$$

式中: $n = [n_a^T, n_{b_a}^T, n_\omega^T, n_{b_\omega}^T]^T$,

$$F = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -2\omega_m^\times & -C^T(\hat{q})\hat{a}^\times & -C^T(\hat{q}) & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\hat{\omega}^\times & \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$G = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ -C^T(\hat{q}) & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (10)$$

型为:

$$\begin{cases} a_i = C(q)(a - g + 2\omega_m^\times v) + b_a + n_a \\ \omega_i = \omega + b_\omega + n_\omega \end{cases} \quad (4)$$

式中: n_a 和 n_ω 分别是加速度计和陀螺仪测量噪声, 测量噪声满足高斯分布 $n_a \sim N(0, \sigma_a^2), n_\omega \sim N(0, \sigma_\omega^2), g$ 为小天体着陆器在着陆点坐标系下的重力加速度, ω_m 为小天体自旋角速度, $C(q)$ 表示姿态四元数 $q = [q_0 \quad q_1 \quad q_2 \quad q_3]^T$ 的方向余弦转换矩阵:

式中: $\hat{a} = a_i - b_a, \hat{\omega} = \omega_i - b_\omega$.

根据状态转换矩阵, 得到 k 时刻当前状态一步预测误差协方差矩阵为:

$$P_{k|k-1} = F_{k|k-1} P_{k-1|k-1} F_{k|k-1}^T + G_{k|k-1} Q_k G_{k|k-1}^T \quad (11)$$

式中: Q_k 为过程噪声协方差矩阵。

为减小光照和角度变化对小天体着陆器状态估计的影响, 采用了两个相机和惯性测量单元融合估计小天体着陆器状态。根据文献[8]的方法, 通过两个相机图像特征点, 计算得到两个相机位置和姿态四元数, 根据两个相机得到的着陆点坐标系下的着陆器位置和姿态扩维状态方程和协方差矩阵:

$$x_z = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{16 \times 16} \\ \mathbf{M}_{14 \times 16} \end{bmatrix} x = [x^T, p_{s_1}^T, q_{s_1}^T, p_{s_2}^T, q_{s_2}^T]^T \quad (12)$$

$$P_{Zk|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{15 \times 15} \\ \mathbf{L}_{12 \times 15} \end{bmatrix} P_{k|k-1} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{15 \times 15} \\ \mathbf{L}_{12 \times 15} \end{bmatrix}^T \quad (13)$$

$$M = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 10} \\ \mathbf{0}_{4 \times 6} & \mathbf{I}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{4 \times 6} \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 10} \\ \mathbf{0}_{4 \times 6} & \mathbf{I}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{4 \times 6} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$L = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: p_{s_1}, p_{s_2} 和 q_{s_1}, q_{s_2} 分别是两个相机得到的着陆点坐标系下着陆器位置和姿态四元数。

在着陆点坐标系下得到的两个相机解算的小天体着陆器的位置和欧拉角 θ_s^b , 利用相机得到的着陆器位置和欧拉角作为观测量, 建立观测方程:

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}_z + \mathbf{v} \quad (16)$$

式中:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1 \quad \mathbf{H}_2 \quad \mathbf{H}_3] \quad (17)$$

$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{H}_3 = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (20)$$

\mathbf{v} 为相机位置和姿态噪声, $E(\mathbf{v}^T \mathbf{v}) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{S_1} \\ \mathbf{R}_{S_2} \end{bmatrix}$,

其中: \mathbf{R}_{S_1} 和 \mathbf{R}_{S_2} 为两个相机噪声协方差矩阵。

2.2 协方差矩阵分割修正

在多传感器融合滤波算法中,各个传感器与估计状态之间的交互协方差矩阵互相影响,影响了滤波器的估计精度。为此,采用协方差矩阵分割的方法,将协方差矩阵分割并独立传播,减少传感器与估计状态协方差矩阵之间的交互影响,并在每次协方差矩阵测量更新时加入残差卡方修正对协方差矩阵进行修正。

分割预测误差协方差矩阵如式(21)所示:

$$\mathbf{P}_{Zk|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_C & \mathbf{P}_{CS_1} & \mathbf{P}_{CS_2} \\ \mathbf{P}_{S_1C} & \mathbf{P}_{S_1} & \mathbf{0}_{6 \times 6} \\ \mathbf{P}_{S_2C} & \mathbf{0}_{6 \times 6} & \mathbf{P}_{S_2} \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中: \mathbf{P}_C 为 15×15 维矩阵,是着陆器的当前估计状态误差协方差矩阵, \mathbf{P}_{S_1} 和 \mathbf{P}_{S_2} 为 6×6 维矩阵,是两个相机估计的误差协方差矩阵, \mathbf{P}_{CS} 是相机与当前估计状态的交互协方差矩阵^[9]。交互协方差矩阵通过状态转换矩阵单独传播,对分割后的协方差模块矩阵单独求解, k 和 $k+t$ 时刻之间的状态转换矩阵 $\Phi(k, k+t)$ 为:

$$\Phi(k, k+t) = \Phi_k \Phi_{k+1} \cdots \Phi_{k+t} \quad (22)$$

式中: Φ 可根据状态方程和观测方程求得, Φ_C 和 Φ_S 为着陆器估计状态和相机估计状态的状态转换矩阵, 则从 k 到 $k+t$ 时刻,隔离后交互协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_{CS|k+t} = \Phi_C(k, k+t) \mathbf{P}_{CS|k} \Phi_S^T(k, k+t) \quad (23)$$

在误差协方差矩阵更新时,由于相机1与相机2测量数据隔离传播,可能造成协方差矩阵的非正定,为此需要在每次相机加入更新后,检测与修正协方差矩阵。残差卡方检测利用量测值残差,可以检测未知的噪声协方差,残差表示为:

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{Zk|k-1} \quad (24)$$

式中: \mathbf{z}_k 是 k 时刻滤波器的量测信息, $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 是滤波器 k 时刻的预测状态信息, \mathbf{H}_k 是滤波器观测矩阵。

当噪声未知时,残差的均值和方差分别表示为:

$$E\{\mathbf{r}_k\} = \boldsymbol{\mu} \quad (25)$$

$$E\{(\mathbf{r}_k - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{r}_k - \boldsymbol{\mu})^T\} = \mathbf{A}_k \quad (26)$$

定义检测函数为

$$\lambda_k = \mathbf{r}_k^T \mathbf{A}_k^{-1} \mathbf{r}_k \quad (27)$$

式中: λ_k 为服从自由度为 n 的卡方分布,即 $\lambda_k \sim \chi^2(n)$, n 是量测值 \mathbf{z}_k 的维度。设定检测阈值 T_d , 在给定误警概率 $P(\lambda_k > T_d) = \alpha$ 的情况下,可以根据式(28)求得 T_d 。

$$P = \int_{T_d}^{\infty} \chi^2(\lambda, n) d\lambda = 1 - \int_0^{T_d} \chi^2(\lambda, n) d\lambda \quad (28)$$

通过设定自适应参数,调节滤波器的增益矩阵,增加自适应参数 $a_k \in (0, 1)$ 后,滤波器的增益表示如式(29)所示, a_k 设置如式(30)所示:

$$\mathbf{K}_k = a_k \mathbf{P}_{Zk|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{Zk|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (29)$$

$$a_k = \frac{T_d}{\lambda_k} \quad (30)$$

由式(27)、(29)和(30)可知,当测量噪声出现较大偏差时, λ_k 增大,残差卡方检测阈值 T_d 和 λ_k 的比值会减小,从而调节异步数据更新的测量噪声和误差对卡尔曼增益和协方差矩阵的影响。

修正后估计协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_k|k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{Zk|k-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k]^T + \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{Zk|k-1} \mathbf{K}_k^T \quad (31)$$

后验估计为:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{Zk|k} = \tilde{\mathbf{x}}_{Zk|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{Zk|k-1}) \quad (32)$$

结合协方差矩阵分割和卡方修正的方法,协方差矩阵分割修正更新传播的具体步骤如下:

1) 滤波器状态初始化;

2) 在 $t=0$ 到 $t=3$ 时刻,协方差矩阵 \mathbf{P}_C 根据惯性测量单元数据隔离传播更新;

3) 相机 S_1 在 $t=4$ 时刻提供测量值,此时,相机 S_1 更新的最新协方差矩阵 \mathbf{P}_{S_1} 和当前状态最新协方差矩阵 \mathbf{P}_C 相结合,同时计算生成交互协方差矩阵

P_{CS_1} 和 P_{S_1C} ;

4) 通过残差卡方修正方法计算调节因子,对协方差矩阵进行修正,完成协方差矩阵更新,进而完成导航状态滤波估计;

5) 相机 S_1 的协方差矩阵 P_{S_1} 、交互协方差矩阵 P_{CS_1} 与着陆器当前状态协方差矩阵 P_C 分离,并单独存储等待下一次相机测量值更新;

6) 在 $t = 5$ 到 $t = 7$ 时刻,协方差矩阵 P_C 根据惯性测量单元数据隔离传播更新;

7) 相机 S_2 在 $t = 8$ 时刻提供测量值,具体更新修正步骤与相机 S_1 相同;

8) 相机 S_1 与 S_2 测量值轮流加入协方差矩阵更新,重复上述步骤,完成整个过程的协方差矩阵传播和更新,进而完成导航滤波估计。

3 仿真校验

模拟着陆器着陆过程,并对本文算法进行验证。着陆器导航参数设置如表 1 所示。

表 1 着陆器导航参数

参数名称	参数值
相机视场角/(°)	40
图像分辨率/pixel	1024 × 1024
图像采样周期/s	1
相机焦距/m	0.02
惯性测量单元采样频率/hz	200
陀螺仪噪声标准差/(rad · s ⁻¹)	2.78 × 10 ⁻³
陀螺仪噪声偏置标准差/(rad · s ⁻¹)	2.78 × 10 ⁻⁴
加速度计噪声标准差/(m · s ⁻²)	1 × 10 ⁻³
加速度计噪声偏置标准差/(m · s ⁻²)	1 × 10 ⁻⁴
初始位置/m	[60, 60, 125] ^T
初始速度/(m · s ⁻¹)	[-0.1, -0.1, -0.2] ^T
初始姿态四元数	[1, 0, 0, 0] ^T
采样时间/s	400

设置初始测量噪声协方差矩阵为:

$$R_{S_1} = \text{diag}(1, 1, 1, 0.01, 0.01, 0.01),$$

$$R_{S_2} = \text{diag}(2.25, 2.25, 2.25, 0.0225, 0.0225, 0.0225)。$$

分别设置相机 1 解算位置噪声幅值为 1 m, 角度噪声幅值为 0.1°, 相机 2 的解算位置噪声幅值为 1 m 和 1.5 m, 角度噪声幅值为 0.1° 和 0.15°, 在使用卡方修正和不使用卡方修正时进行滤波估计,

随后变化相机 2 解算位置噪声幅值分别为 3 m 和 6 m, 角度噪声幅值为 0.3° 和 0.6°, 图 2 和 3 给出了着陆器位置、速度的估计误差曲线。

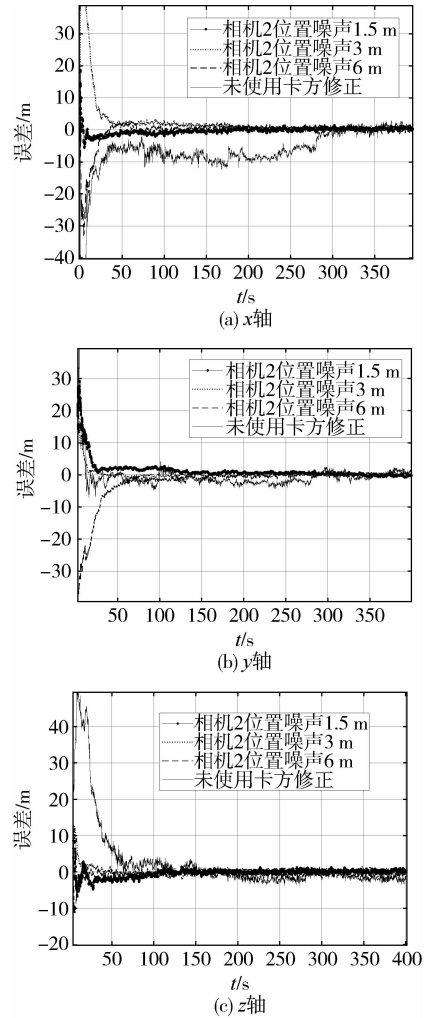


图 2 着陆器位置误差

点线是在相机 1 和 2 的位置噪声幅值为 1 m 和 1.5 m、角度噪声幅值为 0.1° 和 0.15° 时,得到的估计误差。实线是未使用残差卡方修正得到的估计误差。短虚线、长虚线是在相机 1 的位置噪声幅值为 1 m、角度噪声幅值为 0.1°、相机 2 位置噪声幅值为 3 m 和 6 m、角度噪声幅值为 0.3° 和 0.6° 时得到的估计误差。可以看出,未使用残差卡方修正时,分割后的协方差矩阵受两个相机异步数据影响,导致估计误差较大;在加入残差卡方修正后,通过修正协方差矩阵,减小了测量噪声估计不准确对协方差矩阵的影响,提高了导航精度。当相机测量噪声估计不准确时,本文算法滤波开始有较大波动误差,同时随着噪声幅值增大,波动误差也增大,但状

态估计仍能快速收敛,并维持位置误差在 0.5 m 和 1 m 左右,保证了着陆器可观的姿态估计精度。

本文算法在启动时需要时间初始化并设置各个协方差矩阵模块隔离更新传播的缓冲区,导致协方差矩阵初始时并未随时间更新,异步数据导致协方差矩阵误差较大,但协方差矩阵经过卡方修正

后,估计状态很快收敛并保持导航了精度。

在着陆器着陆过程中(200 s 时),改变相机 2 解算位置噪声幅值为 3 m,角度噪声幅值为 0.3° ,相机 1 噪声幅值不变,得到本文算法在运行过程中测量噪声变化的滤波估计结果,并与扩展卡尔曼滤波算法进行对比,位置误差对比结果如图 4 所示。

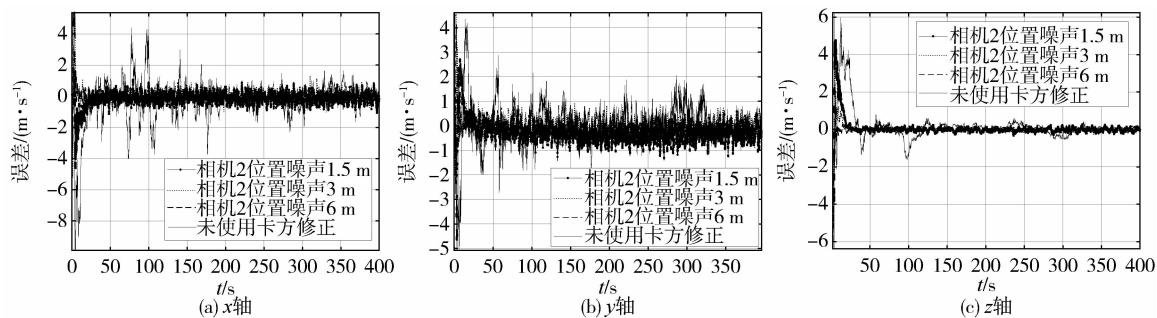


图 3 着陆器速度误差

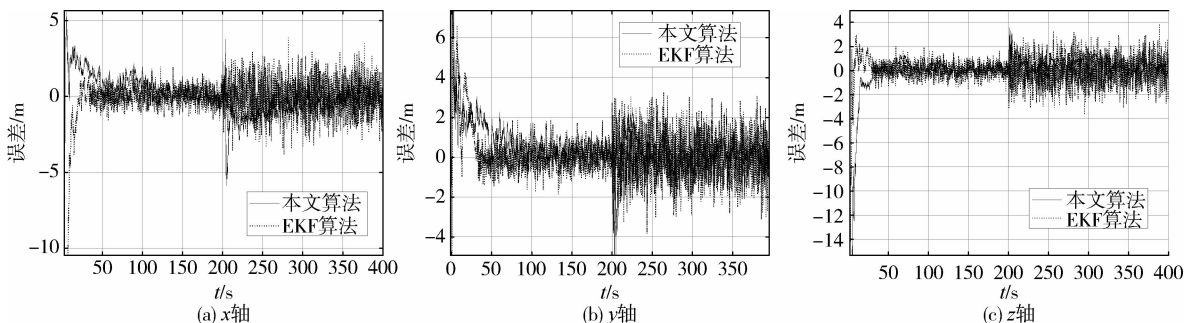


图 4 相机 2 位置噪声幅值变为 3 m 时的位置误差

在着陆器着陆过程中,相机的位置和角度噪声会发生变化。在本文算法中,由于各个协方差矩阵已经隔离,减小了相机与估计状态之间交互协方差矩阵的交互影响,再经过卡方修正对着陆过程中各个模块合并后的协方差矩阵的修正,使得噪声的变化影响不大,滤波估计在经过短时间波动后,估计状态仍能收敛,并且保持相对较高的精度;而 EKF 算法在相机 2 噪声变大时,由于估计的测量噪声协方差矩阵相对实际噪声较小,滤波器过度信任相机 2 的观测数据,从而导致 200 s 后,滤波估计位置误差明显偏大。随着相机 2 噪声的增大,滤波估计误差也会随之逐渐增大。由实验结果可知,本文算法在长时间且环境复杂变化的着陆器着陆过程中,可以更好地提高着陆器的精度和稳定性。

4 结论

提出一种小天体着陆器协方差矩阵分割滤波

方法,实验证明,在小天体着陆器测量噪声估计不准确时,本文算法滤波器仍能快速收敛,并维持较高的精度。在着陆过程中测量噪声变化时,相较于 EKF 算法,本文算法减小了传感器与估计状态之间交互协方差矩阵的相互影响,从而在保证着陆器导航精度的同时仍能保持稳定性。

参 考 文 献

- [1] 崔平远,陆晓萱,朱圣英,等. 小天体柔性附着状态协同估计方法[J]. 宇航学报, 2022, 43(9): 1219-1226. (Cui Pingyuan, Lu Xiaoxuan, Zhu Shengying, et al. Cooperative state estimation method for small celestial body flexible landing[J]. Journal of Astronautics, 2022, 43(9): 1219-1226.)
- [2] 崔平远,张成宇,朱圣英,等. 小天体柔性附着技术[J]. 宇航学报, 2023, 44(6): 805-816. (Cui Pingyuan, Zhang Chengyu, Zhu Shengying, et al. Technologies for flexible landing on small celestial bodies[J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(6):

- 805-816.)
- [3] Huang Y L, Zhang Y G, Wu Z M, et al. A novel adaptive Kalman filter with inaccurate process and measurement noise covariance matrices[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 63(2): 594-601.
- [4] Zhou Q D, Zhang H, Li Y, et al. An adaptive low-cost GNSS/MEMS-IMU tightly-coupled integration system with aiding measurement in a GNSS signal-challenged environment[J]. Sensor, 2015, 15(9): 23953-23982.
- [5] 丁家琳,肖建. 基于极大后验估计的自适应容积卡尔曼滤波器[J]. 控制与决策, 2014, 29(2):327-334. (Ding Jialin, Xiao Jian. Design of adaptive cubature Kalman filter based on maximum a posteriori estimation [J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 327-334.)
- [6] 侯博文,王炯琦,周海银,等. 基于序列图像的深空小天体探测自主相对导航误差补偿方法研究[J]. 中国科学:物理学 力学 天文学, 2022, 52(1):58-67. (Hou Bowen, Wang Jiongqi, Zhou Haiyin, et al. Autonomous relative navigation error compensation method for small body exploration based on sequence-images [J]. Science China Physics, Mechanics & Astronomy, 2022, 52(1): 58-67.)
- [7] Xiong K, Wei C L, Liu L D. Multiple-model adaptive estimation for space surveillance with measurement uncertainty[J]. Optimal Control Applications and Methods [J]. 2016, 37(2): 404-423.
- [8] 冀红霞,宗红,黄翔宇. 基于改进预测滤波的小天体精确着陆自主导航方法研究[J]. 深空探测学报, 2019, 6(3): 284-292. (Ji Hongxia, Zong Hong, Huang Xiangyu. Autonomous navigation for precise landing on small celestial body based on improved nonlinear predictive filter[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019, 6(3): 284-292.)
- [9] Christian B, Roland J, Jan S, et al. Mars: a modular and robust sensor-fusion framework[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 6(2): 359-366.