

# 基于 EM-EKF 的深空光学自主导航系统 光轴偏差补偿算法

孙建党<sup>1,2</sup>, 刘 宇<sup>1,2</sup>, 谭天乐<sup>1,2</sup>

(1.上海航天控制技术研究所,上海 201109;2.上海市空间智能控制技术重点实验室,上海 201109)

**摘 要:**在深空探测任务中,光学自主导航的精度受导航敏感器件安装精度的影响较大。提出了一种基于期望最大化-扩展卡尔曼滤波(EM-EKF)的光学自主导航系统光轴偏差补偿算法。算法基于条件概率的思想,预先设定状态变量和观测量的统计特性参数,通过不断地最大化条件期望,得到出现概率最大的状态变量估值和光轴偏差参数估值。该算法可分为 4 步: EKF、固定区间平滑、求解条件期望和期望最大化,不断迭代即可得到光轴偏差估计值。以火星探测近火段为例进行仿真验证,经光轴偏差补偿后,导航精度由 100 km 提升至 20 km 以内。

**关键词:**深空探测;自主导航;EM 算法;光轴偏差;误差补偿

中图分类号: V 448.2

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.1006-1630.2020.04.004

## An Optical Axis Deviation Compensation Algorithm Based on EM-EKF for Deep Space Optical Autonomous Navigation System

SUN Jiandang<sup>1,2</sup>, LIU Yu<sup>1,2</sup>, TAN Tianle<sup>1,2</sup>

(1.Shanghai Institute of Spaceflight Control Technology, Shanghai 201109, China;

2.Shanghai Key Laboratory of Space Intelligent Control Technology, Shanghai 201109, China)

**Abstract:** In deep space exploration missions, the precision of optical autonomous navigation is greatly affected by the installation accuracy of the navigation sensors. An optical axis deviation compensation algorithm based on expectation maximization-extend Kalman filtering (EM-EKF) is proposed in this paper. Based on the idea of conditional probability, the statistical characteristic parameters of the state and observation variables are given in advance, and the estimation values of the state variables and the optical axis deviation parameters with the maximum probability are obtained by maximizing the conditional expectation. This algorithm consists of four steps: EKF, fixed interval smoothing, conditional expectation solving, and expectation maximization. The estimation value of the optical axis deviation can be obtained by continuous iteration. Take the optical autonomous navigation of Mars exploration as an example for simulation verification. It is found that, after optical axis deviation compensation, the navigation accuracy is improved from 100 km up to less than 20 km.

**Key words:** deep space exploration; autonomous navigation; EM algorithm; optical axis deviation; deviation compensation

## 0 引言

深空探测正逐渐成为各国航天技术应用的新热点。在众多的深空探测任务中,以火星探测为例,由于无线电通讯时延长,变轨操作相对频繁,在巡航段后期,火星接近交会段以及绕飞探测段需要

采用光学自主导航方法对探测器进行导航定位<sup>[1-2]</sup>。由于地面安装过程中标定精度有限、火箭发射过程存在冲击振动、探测器在巡航过程中受太阳光照影响热胀冷缩产生热变形等原因,光学导航相机会产生光轴偏差,从而影响自主导航精度。仿真表明,

收稿日期:2020-02-15;修回日期:2020-05-15

作者简介:孙建党(1994—),男,硕士,助理工程师,主要研究方向为深空探测自主导航。

20"的光轴偏差引起的导航误差可达 100 km 量级。

针对导航系统观测误差和模型误差的估计问题,基于预测模型与观测模型的差值,YANG 等<sup>[3-6]</sup>建立了自适应动态定位理论,提出了一种基于移动窗口的函数模型和随机模型系统误差自适应拟合法<sup>[7]</sup>,该算法能有效地抵制系统误差对导航滤波结果的影响,但并不适用于估计导航系统中的常值偏差。

针对分步式光学导航敏感器,基于导航相机可以同时拍摄背景恒星和目标天体的前提,程宇峰等<sup>[8]</sup>提出了一种在轨几何定标方法。导航相机与星敏感器在原理上具有一定的相似性,考虑将星敏感器在轨标定的方法应用到导航相机误差参数的估计中。宁晓琳等<sup>[9]</sup>提出一种以星光角距/时间差分星光角距作为量测量的星历误差抑制方法。孙高飞等<sup>[10]</sup>将现有的在轨标定方法分为两类:第一类是依据外部姿态信息的校准,该方法要求事先提供一个已知的精确姿态;另一类是基于星内角距不变的原理,在轨检测星内角距测量值和真实值之间的偏差,然后采用最优估计算法得到待估计参数。

当深空探测器自主导航系统中仅有光学相机作为导航测量单机时,无法利用星敏感器提供的高精度姿态信息估计导航相机光轴偏差。由于目标天体和背景恒星的视星等差异较大,必须通过模式切换改变曝光参数分别进行拍摄,这将导致估计得到的光轴偏差参数不同步。

本文提出了一种基于期望最大化-扩展卡尔曼滤波(Expectation Maximization-Extend Kalman Filtering, EM-EKF)的深空光学自主导航系统光轴偏差补偿算法。该算法由 EKF、固定区间平滑、求解条件期望和期望最大化 4 步组成,在算法参数取值合理的情况下,经过有限次的迭代即可得到光轴偏差估计值。该算法所需数据量小,且收敛性稳定。仿真验证了本文方法的有效性。

## 1 深空光学自主系统模型建立

深空光学自主导航系统的状态空间模型<sup>[11-12,16]</sup>为

$$\begin{aligned} X_k &= f(X_{k-1}, k-1) + W_{k-1} \\ Z_k &= h(X_k, k) + V_k \end{aligned} \quad (1)$$

其中,

$$f(X_{k-1}, k-1) = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \\ -\mu_s \frac{x}{r^3} + f_{Mx} \\ -\mu_s \frac{y}{r^3} + f_{My} \\ -\mu_s \frac{z}{r^3} + f_{Mz} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$h(X_k, k) = [x_{pM} \ y_{pM} \ z_{pM}]^T = A_i^m r_{pM} \quad (3)$$

式中: $f_M = [f_{Mx} \ f_{My} \ f_{Mz}]^T$ 为火星的引力摄动; $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ 为器日距离; $\mu_s$ 为太阳引力常数。 $X_M = [x_M \ y_M \ z_M]^T$ 为火星在日心惯性系下的位置矢量; $r_{pM}$ 为惯性系下的器火矢量(由探测器质心指向火星质心)。

$$A_i^m = A_c^m A_i^c = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $A_i^m$ 为日心惯性系到导航相机测量系(相机系实际值)的姿态转换矩阵; $A_i^c$ 为日心惯性系到相机系(相机系标定值)的姿态转换矩阵; $A_c^m$ 为相机系到相机测量系的转换矩阵,即实际相机系与地面标定相机系的差值,由于光轴偏差角较小, $A_c^m$ 与各轴偏差角之间的关系可表示为

$$A_c^m = \begin{bmatrix} 1 & \theta_z & -\theta_y \\ -\theta_z & 1 & \theta_x \\ \theta_y & -\theta_x & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 为导航相机各轴偏差角,如图 1 所示。

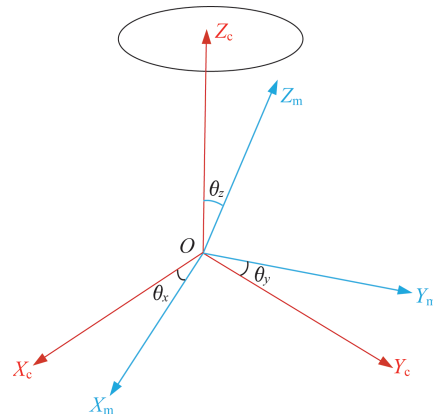


图 1 导航相机光轴偏差角

Fig.1 Schematic diagram of the optical axis deviation angle of navigation camera

图中,  $O-X_c Y_c Z_c$  为标称相机系,  $O-X_m Y_m Z_m$  为实际相机系,  $\theta_x, \theta_y, \theta_z$  为两坐标系间的各轴偏差角度。

## 2 基于EM-EKF的光轴偏差补偿算法

本文提出的基于EM-EKF的光轴偏差补偿算法包括4个步骤:

**步骤1** 扩展卡尔曼滤波(EKF)。上一步迭代得到光轴偏差估计值后,补偿到自主导航系统中进行滤波估计。

**步骤2** 固定区间平滑。向后平滑得到精度更高的状态估计值。

**步骤3** 求解条件期望。根据状态估计值和平滑值,求解已知上一步光轴偏差估计值条件下对数似然函数的期望。

**步骤4** 期望最大化。条件期望对光轴偏差求导并令其等于零,得到本次迭代的估计值。算法结构如图2所示。

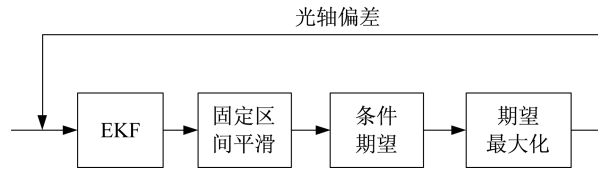


图2 算法结构

Fig.2 Diagram of the algorithm structure

### 2.1 EKF和固定区间平滑算法

固定区间平滑算法作为一种离线估计算法,可应用于对实时性要求不高的导航系统。该方法根据某一时间段内的所有量测信息,后向递推进行状态估计,可以得到优于正向EKF的导航结果。本文在EKF基础上<sup>[13]</sup>,选用扩展RTS平滑(Extend Rauch Tung Striebel Smooth, ERTSS)算法,该算法由前向滤波和后向递推两部分组成。其中,前向滤波部分为标准扩展卡尔曼滤波算法,计算并存储该时间段内每一时刻的状态值、对应的误差协方差阵和一步预测误差方差矩阵,以及状态模型的一步状

态转移矩阵;后向递推部分则是以前向滤波过程中存储的数据作为输入量,利用后向递推公式获得各时刻的最优平滑估计结果<sup>[14]</sup>。标准的EKF算法如下:

$$\begin{aligned}\hat{X}_{k,k-1} &= \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \\ P_{k,k-1} &= \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + Q \\ K_k &= P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + R]^{-1} \\ \hat{X}_k &= \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}) \\ P_k &= (I - K_k H_k) P_{k,k-1}\end{aligned}\quad (6)$$

在EKF中,按  $k=1, 2, \dots, N$ , 顺时方向计算并存储各时刻的状态估计  $\hat{X}_k$ 、估计误差方差阵  $P_k$ 、一步预测误差方差阵  $P_{k,k-1}$  和状态转移矩阵  $\Phi_{k,k-1}$ 。当EKF结束后,根据存储的数据,按  $k=N, N-1, \dots, 1$  的逆时方向进行后向递推解算。

ERTSS平滑算法后向递推公式为

$$\hat{X}_{k-1}^b = \hat{X}_{k-1} + K_{k-1}^b (\hat{X}_k^b - \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1}^b) \quad (7)$$

$$P_{k-1}^b = P_{k-1} + K_{k-1}^b (P_k^b - P_{k,k-1}) (K_{k-1}^b)^T \quad (8)$$

式中:

$$K_{k-1}^b = P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T P_{k,k-1}^{-1} \quad (9)$$

上述ERTSS固定区间平滑公式的边界条件,为前向滤波过程中得到的  $N$  时刻的状态估计  $\hat{X}_N$  和误差方差阵  $P_N$ 。

### 2.2 条件期望及其最大化

EM算法是一种迭代优化算法,主要用来解决存在缺失变量情况下的最大似然估计。迭代过程分为E(期望)步和M(最大化)步。E步根据给定的参数值,对似然函数求条件期望,实现缺失数据的估计;M步通过对条件期望求最大化,获得光轴偏差的估计值。E步和M步不断迭代直至收敛,最终得到最优估计值<sup>[15]</sup>。

设系统初始状态为  $X_0$ , 系统过程噪声  $W_k$  和观测过程噪声  $V_k$  均服从高斯分布,且三者之间相互独立。 $X_0 \sim N(\mu_{X_0}, P_{X_0})$ ,  $W_k \sim N(0, Q)$ ,  $V_k \sim N(0, R)$ ,  $E(W_k V_k^T) = 0$ ,  $E(W_k X_0^T) = 0$ ,  $E(X_0 V_k^T) = 0$ 。则状态的初始条件、系统模型噪声的条件概率密度函数分别如下:

$$p(X_0 | \theta) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} (\det P_{X_0})^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2} (X_0 - \mu_{X_0})^T P_{X_0}^{-1} (X_0 - \mu_{X_0})} \quad (10)$$

$$p(X_k | X_{k-1}, \theta) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} (\det Q)^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2} (X_k - \Phi X_{k-1})^T Q^{-1} (X_k - \Phi X_{k-1})} \quad (11)$$

$$p(Z_k|X_k, \theta) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} (\det R)^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(Z_k - H_k X_k)^T R^{-1} (Z_k - H_k X_k)} \quad (12)$$

式中:  $n, m$  分别为状态向量和观测向量的维数;  $Z_k$  为已知观测数据; 将  $X_k$  视为缺失数据, 则两者集合即为完全数据, 记为  $Y = (X_0, X_k, Z_k), k = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为观测数据的数量。则完全数据的似然函数可以表示为

$$L(\theta|Y) = p(Y|\theta) = p(X_0, X_1, \dots, X_N, Z_1, \dots, Z_N|\theta) = p(X_0|\theta) \prod_{k=1}^N p(X_k|X_{k-1}, \theta) \prod_{k=1}^N p(Y_k|X_0, X_k, \theta) \quad (13)$$

似然函数两边同时取对数可得

$$\begin{aligned} \lg L(\theta|Y) = & -\frac{N(n+m)+1}{2} \lg 2\pi - \frac{N \times m}{2} \lg \det(R) - \frac{1}{2} \lg \det(P_{X_0} - \\ & \frac{N \times n}{2} \lg \det(Q) - \frac{1}{2} (X_0 - \mu_{X_0})^T P_{X_0}^{-1} (X_0 - \mu_{X_0}) - \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} (X_k - \\ & \Phi_{k,k-1} X_{k-1})^T Q^{-1} (X_k - \Phi_{k,k-1} X_{k-1}) - \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} (Z_k - H_k X_k)^T R^{-1} (Z_k - H_k X_k) \end{aligned} \quad (14)$$

EM算法的E步需要计算对数似然函数的条件期望, 因此, 对其中可能用到的一些条件均值和条件均方差定义如下:

$$\hat{X}_{0|N} = E(X_0|Z_1, \dots, Z_N) \quad (15)$$

$$E[X_k X_k^T | Y] = \text{cov}(X_k, X_k | Y) + E[X_k | Y] (E[X_k | Y])^T = P_{k|N} + \hat{X}_{k|N} \hat{X}_{k|N}^T \quad (20)$$

E步:

由于在EM算法的M步需要对期望似然函数求导, 为简便计算, 在计算对数似然函数的期望时

$$E_L[\theta, \hat{\theta}^{(r)}] =$$

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2} \lg \det(P_{X_0}) - \frac{N \times n}{2} \lg \det(Q) - \frac{N \times m}{2} \lg \det(R) - \frac{1}{2} \text{Tr} \{ P_{X_0}^{-1} [ P_{0|N} + (\hat{X}_{0|N} - \\ & \mu_{X_0})(\hat{X}_{0|N} - \mu_{X_0})^T ] \} - \frac{1}{2} \text{Tr} \left\{ Q^{-1} \underbrace{\sum_{k=1}^N E[(X_k - \Phi X_{k-1})(X_k - \Phi X_{k-1})^T | Y]}_A \right\} - \\ & \frac{1}{2} \text{Tr} \left\{ R^{-1} \underbrace{\sum_{k=1}^N E[(Z_k - H_k X_k)(Z_k - H_k X_k)^T | Y]}_B \right\} \end{aligned} \quad (21)$$

结合式(15)~式(20), 有

$$\begin{aligned} A = & \sum_{k=1}^N (P_{k|N} + \hat{X}_{k|N} \hat{X}_{k|N}^T) - \sum_{k=1}^N (P_{k,k-1|N} + \hat{X}_{k|N} \hat{X}_{k-1|N}^T) \Phi^T - \\ & \sum_{k=1}^N \Phi (P_{k-1,k|N} + \hat{X}_{k-1|N} \hat{X}_{k|N}^T) + \sum_{k=1}^N \Phi (P_{k-1|N} + \hat{X}_{k-1|N} \hat{X}_{k-1|N}^T) \Phi^T \end{aligned} \quad (22)$$

$$B = \sum_{k=1}^N E[(Z_k - H_k X_k)(Z_k - H_k X_k)^T | Y] = \sum_{k=1}^N \{ H_k P_{k|N} H_k^T + (Z_k - H_k \hat{X}_{k|N})(Z_k - H_k \hat{X}_{k|N})^T \} \quad (23)$$

由2.1节中的平滑算法, 得到融合了EKF、平滑过程的条件状态  $\hat{X}_{k|N}$  和条件误差方差阵  $P_{k|N}$  为

$$\hat{X}_{k|N} = P_{k|N} [ P_{k|k}^{-1} \hat{X}_{k|k} + P_{k|k+1}^{-1} \hat{X}_{k|k+1} ] \quad (24)$$

$$P_{k|N} = [ P_{k|k}^{-1} + P_{k|k+1}^{-1} ]^{-1} \quad (25)$$

去掉不相关的常数项。

则对数似然函数的条件期望为

M步:

根据E步得到的似然函数条件期望, 求解使得条件期望最大化的光轴偏差角  $\theta$ , 并以此作为迭代更新进行下一次EM迭代。由于  $\theta$  只在  $H_k$  中出现,

因此,在求导时仅需考虑式(21)的最后一项, $-\text{Tr}(R^{-1}B)/2$ 。条件期望分别对三轴的误差角

$\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 求导:

$$\frac{\partial E_L[\theta, \hat{\theta}^{(r)}]}{\partial \theta} = -\frac{1}{2} \frac{\partial \text{Tr}(R^{-1}B)}{\partial \theta} = -\frac{\partial \text{Tr}\left(R^{-1} \sum_{k=1}^N \{H_k P_{k|N} H_k^T + (Z_k - H_k \hat{X}_{k|N})(Z_k - H_k \hat{X}_{k|N})^T\}\right)}{2\partial \theta} \quad (26)$$

分别令条件期望求导等于零,得到 $\theta$ 的迭代公式。光轴偏差角与相机系到相机测量系的转换矩阵 $A_c^m$ 之间的转换关系如下:

$$H_k = [A_c^m A_i^c \quad 0_{3 \times 3}] \quad (27)$$

通过式(5)和式(27)即可将EM估计得到的光轴偏差角回代EKF算法中进行下一次迭代,形成完整的EM-EKF算法。

### 2.3 基于EM-EKF的光轴偏差补偿算法流程

自主导航光轴偏差估计算法中涉及的参数为:数据起始位置 $N_0$ ,每次估计时所选每段数据的长度 $N$ ,每段数据的EM迭代次数 $M$ ,所选数据的段数 $L$ 。算法流程如图3所示。

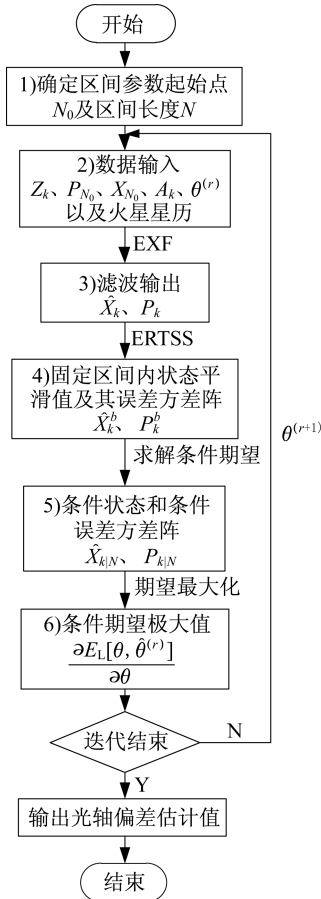


图3 EM-EKF算法流程

Fig.3 Flow chart of the EM-EKF algorithm

该算法步骤如下:

**步骤1** 确定区间参数。已知的观测数据均为误差参数未知(即假设为零)条件下的滤波值,即 $A_c^m = 0_{3 \times 3}$ 。

**步骤2** 数据输入。根据设定的区间参数,从已观测数据中选择对应时刻的 $P_{N_0}, X_{N_0}, Z_k, A_k$ ( $k = N_0 + 1 \sim N_0 + N$ )以及第 $r$ 次迭代的待估计误差参数 $\theta^{(r)}$ ,当 $r=0$ 时,为给定的参数初值。

**步骤3** 滤波输出。根据步骤2中输入的数据,利用EKF得到已知 $\theta^{(r)}$ 条件下的导航滤波结果。

**步骤4** 固定区间平滑。根据2.1节中介绍的ERTSS算法,以 $N_0 + N$ 为起始时刻向后平滑,其初始条件为步骤3中得到的 $\hat{X}_N$ 和 $P_N$ 。

**步骤5** 根据式(24)、式(25)求解条件状态和条件误差方差矩阵。

**步骤6** 将步骤5中得到的 $\hat{X}_{k|N}$ 和 $P_{k|N}$ 代入式(26),求解条件期望最大值得到 $\theta^{(r+1)}$ ,转至步骤2进行下一次迭代。

由算法可知,对估计结果可能产生影响的因素有偏差角度的取值(大小、极性等)、迭代初值、图像处理精度(即导航相机测量精度)和导航相机安装矩阵等。

### 3 仿真结果

仿真条件:探测器距离火星 $1 \times 10^6$  km,导航初始位置、速度误差分别为 $[100, 100, 100]$  km、 $[0.1, 0.1, 0.1]$  km/s,系统方程误差协方差阵为 $Q = 1 \times 10^{-4} \times \text{diag}([1, 1, 1, 1 \times 10^{-10}, 1 \times 10^{-10}, 1 \times 10^{-10}])$ ,仿真步长0.5 s。导航相机光轴偏差角分别为 $10''$ 、 $20''$ 、 $10''$ ,EM迭代初值为 $[0, 0, 0]''$ ,导航相机安装矩阵为单位阵。仿真结果如图4~图6所示。分别改变各仿真工况中的参数,如光轴偏差值、迭代初值、导航相机测量精度、安装矩阵等,同时其他参数保持不变,进行仿真分析,结果汇总表1。

由图4和图5可知,本算法能有效估计得到导航相机 $x$ 轴和 $y$ 轴的光轴偏差角,估计结果分别为

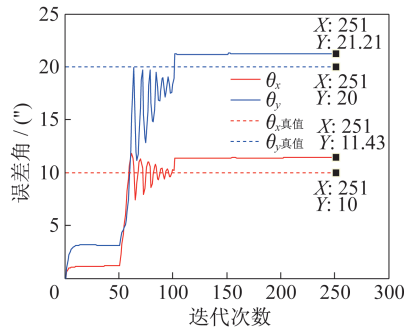


图 4 光轴偏差估计结果

Fig.4 Results of the optical axis deviation estimation

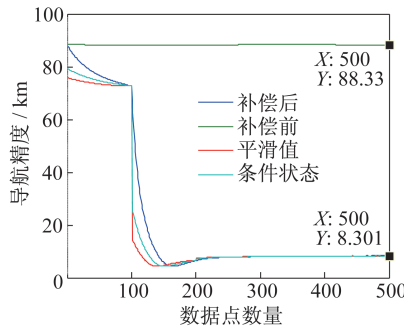


图 5 误差估计过程中的导航精度变化

Fig.5 Variation of the navigation accuracy during the derivation estimation process

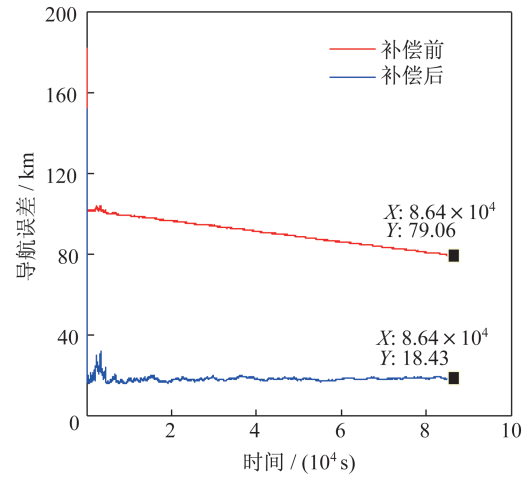


图 6 误差补偿前后导航结果对比

Fig.6 Comparison of the navigation results before and after deviation compensation

11.43"和 21.21",估计值与真值的误差分别为 1.43"和 1.21"。由于探测器在巡航过程中,导航相机 z 轴始终对准火星,z 轴方向的光轴偏差对导航结果无影响,因此,根据导航数据无法估计  $\theta_z$ 。本算法估计得到光轴偏差仅需 250 个数据,即自主导航系统 4 min 的导航结果。

表 1 仿真结果汇总

Tab.1 Summary of the simulation results

算例类型	算例变量	估计结果/(")		结果收敛时所需数据量	误差补偿前后对比/km	
		x 轴	y 轴		补偿前	补偿后
不同光轴偏差/(")	10 20 10	11.43	21.21	250	79.06	18.43
	10 10 10	11.26	11.33	200	48.47	18.40
	10 3 10	10.99	4.664	200	36.94	18.78
各轴偏差角度极性不同/(")	10 20 10	11.43	21.21	250	79.06	18.43
	-10 20 10	-9.229	21.66	150	82.44	18.46
	-10 -20 10	-9.225	-18.12	450	93.17	19.05
迭代初始值不同/(")	10 -20 10	11.03	-18.50	250	90.19	18.44
	0 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43
图像处理精度不同(3σ)/像元	-20 -20 -20	11.58	20.97	250	79.06	18.21
	0.1	11.43	21.21	250	79.06	18.43
导航相机安装矩阵不同/(")	0.5	11.35	21.41	1 200	84.02	34.01
	1	11.64	21.46	2 000	96.65	59.08
	0 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43
导航相机安装矩阵不同/(")	45 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43
	90 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43
	135 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43
	180 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43
	180 0 0	11.43	21.21	250	79.06	18.43

注:以上算例中,图像处理精度默认值为 0.1,0.1,0.2(单位:像元);安装矩阵固定,单位阵;光轴偏差迭代初始值为 0,0,0(");各轴偏差角取值为 10,20,10(")

此外,由表 1 可知,光轴偏差的大小、迭代初值的选取以及导航相机安装矩阵的差异,均不影响本算法光轴偏差估计精度,估计精度均优于 2"。但当图像处理精度较低时,本算法所需的数据量显著增加,但不影响光轴偏差的估计精度。由图 6 可知,将光轴偏差估计结果补偿到自主导航系统后最终的自主导航精度由 79.13 km 提高到 18.43 km。

仿真结果表明,在导航相机测量精度优于 0.1 像元的情况下,本文提出的算法能有效估计光轴偏差,估计精度优于 2"。通过误差补偿,导航精度可由 100 km 提升至 20 km 以内。

#### 4 结束语

本文提出了一种基于 EM-EKF 的光学自主导航系统光轴偏差误差估计与补偿算法。仿真结果表明,该算法能有效估计得到导航相机的光轴偏差,光轴偏差角度(大小、极性)、迭代初值选取以及导航相机安装矩阵等因素均对本文算法的估计结果无影响。在导航相机测量精度优于 0.1 像元的情况下,该算法得到的估计值与真值之间误差在 2" 以内,补偿后自主导航精度可由 100 km 提升至 20 km 以内。

#### 参考文献

- [ 1 ] 姜宇,李晓宇,金晶.脉冲星导航系统观测量异常的改进 UKF 滤波算法研究[J].上海航天,2017,34(5):23-29.
- [ 2 ] 封天明,李润青,高长生,等.考虑地球传感器误差的自主导航方法研究[J].上海航天,2017,34(2):112-119.
- [ 3 ] YANG Y, HE H, XU G. Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning [J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2): 109-116.
- [ 4 ] YANG Y, XU T, HE H. On adaptively kinematic filtering [C]// Selected Papers for English of Acta Geodetica et Cartographica Sinica. Beijing: Publishing House of Surveying and Mapping, 2001: 25-32.
- [ 5 ] YANG Y, XU T. An adaptive Kalman filter based on sage windowing weights and variance components [J]. The Journal of Navigation, 2003, 56(2): 231-240.
- [ 6 ] YANG Y, CUI X, GAO W. Adaptively integrated navigation for multi-sensor adjustment outputs [J]. The Journal of Navigation, 2004, 57:1-9.
- [ 7 ] 杨元喜,张双成.导航解算中的系统误差及其协方差矩阵拟合[J].测绘学报,2004,33(3):189-194.
- [ 8 ] 程宇峰,润一,王密.深空探测光学导航敏感器在轨几何定标方法[J].深空探测学报,2016,3(3):228-236.
- [ 9 ] 宁晓琳,晁雯,杨雨青.一种深空天文测角导航中的星历误差抑制方法[J].宇航学报,2019,40(12):1412-1421.
- [ 10 ] 孙高飞,张国玉,郑茹,等.星传感器标定方法的研究现状与发展趋势[J].长春理工大学学报(自然科学版),2010,33(4):8-14.
- [ 11 ] 付梦印,邓志红,张继伟.Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M].北京:科学出版社,2003:152-174.
- [ 12 ] 刘涛,解永春,王晓磊,等.火星轨道交会自主导航与制导方法[J].宇航学报,2019,40(4):406-414.
- [ 13 ] 王献忠,张肖,张丽敏,等.基于跟瞄和加表 PI 滤波近程相对导航方法[J].上海航天,2019,36(1):43-47.
- [ 14 ] 宫晓琳,张蓉,房建成.固定区间平滑算法机器在组合导航系统中的应用[J].中国惯性技术学报,2012,20(6):687-793.
- [ 15 ] 张金凤.基于期望最大化的联合估计与辨识[D].西安:西北工业大学,2016.
- [ 16 ] 崔平远,常晓华,崔祐涛.基于可观测性分析的深空自主导航方法研究[J].宇航学报,2011,32(10):2115-2124.
- [ 13 ] CHEN X, ZHANG W, WANG W. Preliminary research of mars local navigation constellation [C]// 64th International Astronautical Congress. 2013: IAC-13,B2,P,11.p1,x18619.
- [ 14 ] GOSHEN-MESKIN D, BAR-ITZHACK I Y. Observability analysis of piece-wise constant system, part I: theory [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(4): 1056-1067.
- [ 15 ] GOSHEN-MESKIN D, BAR-ITZHACK I Y. Observability analysis of piece-wise constant system, part II: application to inertial navigation in-flight alignment [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(4): 1068-1075.
- [ 16 ] 孔星炜,郭美凤,董景新.捷联惯导快速传递对准的可观测性与机动方案[J].清华大学学报,2010,50(2):232-236.

(上接第 17 页)