角度约束辅助测量的深空探测器自主天文测角导航方法

黄月清², 马辛^{1*}

1. 北京航空航天大学前沿科学技术创新研究院, 北京 100191;

2. 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191

*联系人, Email: maxin@buaa.edu.cn

收稿日期: 2020-12-07; 接受日期: 2021-04-21; 网络出版日期: 2021-11-05

国家自然科学基金(编号: 61703022, 61873196)、国家重点大学基础研究经费(编号: YWF-19-BJ-J-307, YWF-19-BJ-J-82)和航天科学技术基金(编号: 2020-HT-BH-21)资助项目

摘要 高精度的天文量测信息是满足深空探测器高精度自主天文测角导航的必要条件. 天文测角量测信息多种多样, 之间具有几何约束关系, 测量误差具有不同特性且符合相应的约束条件. 本文提出了一种基于角度约束辅助测量的深空探测器自主天文测角导航方法, 该方法以深空探测器轨道动力学模型作为状态模型, 以火星、火卫一和火卫二与探测器之间的方位角作为量测量建立量测模型, 并对量测量进行角度约束建模, 然后利用遗传算法-序列二次规划混合非线性规划方法对角度约束模型进行非线性规划, 由于系统模型均为非线性模型, 因此本文利用容积卡尔曼滤波对系统状态进行估计, 减小随机误差, 并分析了天文测角的量测精度对导航精度的影响. 仿真结果表明, 本文所提方法可有效抑制多源随机量测误差, 实现深空探测器高精度自主导航.

关键词 非线性约束, 深空探测器, 自主导航, 天文导航

PACS: 91.10.Pp, 91.10.Ws, 91.10.Sp

1 引言

航天任务进入了全球深空探测时代. 2020年7月, 阿联酋首个火星探测器“希望号”、我国首个火星探测器“天问一号”、美国“毅力号”火星车先后发射升空, 并成功进入预定轨道; 欧空局与俄罗斯航天局计划于2022年发射ExoMars任务. 自1996年以来, 几乎每隔26个月的发射窗口都有火星探测器发射任务, 火星由于

其与地球较为类似的环境已成为深空探测的热点. 其中, 自主天文导航已成为提高深空探测器可靠性和生存能力的关键技术. 自主天文导航系统需要在同一时刻或序列观测至少两个导航天体来确定探测器的位置和速度, 具有导航精度不受时间、距离长短的影响, 可同时提供位置和姿态信息等优点^[1-5]. 天文测量误差是影响深空探测器高精度自主导航的重要因素, 因此如何有效抑制测量误差是迫切需要解决的难题.

引用格式: 黄月清, 马辛. 角度约束辅助测量的深空探测器自主天文测角导航方法. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52: 214512

Huang Y-Q, Ma X. Autonomous celestial navigation method for a deep-space probe based on angle-constraint aided celestial angle measurement (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2022, 52: 214512, doi: [10.1360/SSPMA-2020-0434](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2020-0434)

在实际深空任务中, 针对深空探测器自主天文导航系统中存在不同种类的随机误差, 对导航系统的内在约束建模可以提高系统的估计性能^[6-9]. 在深空探测领域, 文献[1]对平面约束辅助测量的深空探测器自主天文导航方法进行了建模, 并利用约束模型规划算法, 辅助优化量测信息, 但平面约束辅助测量的方法不能直观解释减小的测量误差与约束模型之间关系. 因此本文提出基于角度约束的辅助天文测角导航测量方法. 采用非线性规划方法对模型中的测量信息进行优化, 从而减小测量误差对导航精度的影响. 多种非线性规划方法, 如有效集法(Active Set)、罚函数法、信赖域反射算法(Subspace Trust Region)、序列二次规划(Sequential Quadratic Programming, SQP)方法等, 可应用于非线性不等式优化问题的求解^[9]. 这些非线性规划方法的思想基本都是基于拉格朗日乘子法, 其问题为优化结果为局部最优解. 本文采用遗传算法进行优化, 非线性约束条件下的随机误差最优化函数进行进一步非线性规划, 得到全局最优解, 克服拉格朗日乘子法容易陷入局部最优的问题, 进一步减小测量误差.

本文提出一种角度约束辅助测量的深空探测器自主天文导航方法以克服量测量几何角度约束模型、非线性规划方法难以得到全局最优解的难题, 该方法用角度约束优化量测信息, 并利用遗传算法-SQP混合非线性规划方法进行非线性规划, 直接减小深空探测器自主导航系统的量测误差; 针对自主天文导航系统的状态模型和量测模型的非线性问题, 采用容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)方法对自主导航系统的状态进行估计, 以减小随机测量误差对导航精度的影响, 提高自主天文导航系统的精度, 实现深空探测器高精度自主导航.

2 深空探测器自主天文测角导航系统模型及约束模型

2.1 状态模型

深空探测器自主天文测角导航系统以探测器的多体轨道动力学模型作为状态模型^[10], 对于以火星作为目标天体的深空探测器, 以探测器在火心惯性坐标系中的位置、速度矢量作为状态量, $\mathbf{X} = [x, y, z, v_x, v_y, v_z]^T$ 状态模型具体如下:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{r}} = \mathbf{v}, \\ \dot{\mathbf{v}} = -\mu_m \frac{\mathbf{r}}{r^3} - \mu_s \left[\frac{\mathbf{r}_{ps}}{r_{ps}^3} - \frac{\mathbf{r}_{ms}}{r_{ms}^3} \right] + \mathbf{a}_j + \mathbf{a}_s + \mathbf{a}_o, \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{r} = [x, y, z]^T$ 是探测器在火心惯性坐标系中的位置矢量, $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]^T$ 是探测器在火心惯性坐标系中的速度矢量, $\mathbf{r}_{ps}$ 是日心到探测器的位置矢量, $\mathbf{r}_{ms}$ 是日心到火心的位置矢量, μ_m 是火星引力常数, μ_s 是太阳引力常数, $\mathbf{a}_j$ 是火星非球形引力摄动加速度, $\mathbf{a}_s$ 是太阳辐射压力加速度, $\mathbf{a}_o$ 是其他没有建模摄动加速度.

式(1)可简写为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f(\mathbf{X}(t), t) + \mathbf{w}(t), \quad (2)$$

式中, $\mathbf{w} = [w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6]^T$ 为天文导航系统的状态模型误差.

2.2 量测模型

天文导航系统用火星、火卫一、火卫二与探测器之间的方位角作为量测量, 量测模型表示如下:

$$\begin{cases} \theta_{s12} = \arccos[\mathbf{L}_{ps} \cdot \mathbf{L}_{pm}] + \mathbf{e}_{s12}, \\ \theta_{s23} = \arccos[\mathbf{L}_{ms} \cdot \mathbf{L}_{md}] + \mathbf{e}_{s23}, \\ \theta_{s31} = \arccos[\mathbf{L}_{ds} \cdot \mathbf{L}_{dp}] + \mathbf{e}_{s31}, \end{cases} \quad (3)$$

式中, θ_{s12} , θ_{s23} , θ_{s31} 分别为火星、火卫一、火卫二与探测器之间的方位角, $\mathbf{L}_{ps}$, $\mathbf{L}_{ds}$ 和 $\mathbf{L}_{ms}$ 分别为探测器与火卫一、火卫二和火星之间的天体矢量方向, $\mathbf{L}_{pm}$, $\mathbf{L}_{md}$, $\mathbf{L}_{dp}$ 分别为火卫一、火卫二和火星之间的矢量方向, $\mathbf{e}_{s12}$, $\mathbf{e}_{s23}$, $\mathbf{e}_{s31}$ 是火星、火卫一、火卫二与探测器之间的方位角的测量误差.

令 $\mathbf{Z} = [\theta_{s12}, \theta_{s23}, \theta_{s31}]^T$, 量测噪声

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_{s12}^T, \mathbf{e}_{s23}^T, \mathbf{e}_{s31}^T]^T,$$

则以火星、火卫一、火卫二与探测器之间的方位角作为量测量的量测模型可表示为

$$\mathbf{Z}(t) = H[\mathbf{X}(t), t] + \mathbf{E}(t), \quad (4)$$

式中, $H(\cdot)$ 为天文测角自主导航系统以火星、火卫一、火卫二与探测器之间的方位角为量测量的量测方程.

2.3 角度约束模型

在同一时刻, 三个导航天体到探测器的矢量方向不共线(如图1所示), 即 $\phi_{Si} \neq \phi_{Sj}, \forall i, j \in \{1, 2, 3\}$ 并且 $i \neq j$, 我们可以通过以下方式确定与其相关的六个角度.

$$\hat{\theta}_{Sij} = \theta_{Sij} + e_i, \quad (5)$$

式中, $\hat{\phi}_{Si}, i \in \{1, 2, 3\}$ 为导航天体与目标天体间的方位角估计值, 真正的方位角 ϕ_{Si} 满足 $\hat{\phi}_{Si} = \phi_{Si} + e_i$, e_i 为误差. ϕ_{ij} 是准确的导航天体之间的方位角, $\phi_{ij} \in [0, 2\pi)$. 定义角度 $\theta_{Sij} = (\phi_{Si} - \phi_{Sj})$, $\theta_{Sij} \in (-\pi, \pi], \forall i, j \in \{1, 2, 3\}$. 从几何上讲, θ_{Sij} 为从连接导航天体 i 和目标 S 的线段到从连接导航天体 i 和 j 的线段顺时针旋转获得的角.

根据 θ_{Sij} 和 θ_{Sji} 的定义可知它们的符号相反, 根据正弦定理, 可以得出以下方程组:

$$\begin{aligned} A \sin(\theta_{S12}) + B \sin(\theta_{S21}) &= 0, \\ B \sin(\theta_{S23}) + C \sin(\theta_{S32}) &= 0, \\ A \sin(\theta_{S13}) + C \sin(\theta_{S31}) &= 0, \end{aligned} \quad (6)$$

消除 A, B, C 可得

$$\begin{aligned} \sin(\theta_{S12}) \sin(\theta_{S23}) \sin(\theta_{S31}) \\ + \sin(\theta_{S21}) \sin(\theta_{S32}) \sin(\theta_{S13}) &= 0. \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)是三角形系统的角度之间的关系. 把公式(5)代入

图1 (网络版彩图)量测模型示意图

Figure 1 (Color online) Schematic diagram of measurement model.

式(7), 可得测量误差的约束方程式(8)

$$\begin{aligned} \sin(\hat{\theta}_{S12} - e_1) \sin(\hat{\theta}_{S23} - e_2) \sin(\hat{\theta}_{S31} - e_3) \\ + \sin(\hat{\theta}_{S21} - e_1) \sin(\hat{\theta}_{S32} - e_2) \sin(\hat{\theta}_{S13} - e_1) &= 0, \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $e_i, \forall i \in \{1, 2, 3\}$ 是测量误差. 约束条件式(8)的优点是只包含测量的角度值作为参数.

本文采用天文角度测量误差平方和 $f(e_1, e_2, e_3) = e_1^2 + e_2^2 + e_3^2$ 作为目标函数, 以导航天体之间的方位角满足的三角约束作为约束方程, 建立最优化模型.

$$\begin{aligned} \min f_{\text{con}}(e_1, e_2, e_3) &= e_1^2 + e_2^2 + e_3^2, \\ \text{s.t. } h_{\text{con}}(e_1, e_2, e_3) &= \sin(\hat{\theta}_{S12} - e_1) \sin(\hat{\theta}_{S23} - e_2) \sin(\hat{\theta}_{S31} - e_3) \\ &+ \sin(\hat{\theta}_{S21} - e_1) \sin(\hat{\theta}_{S32} - e_2) \sin(\hat{\theta}_{S13} - e_3) = 0, \\ g(e_1, e_2, e_3) &= \begin{cases} e_1 < 3\sigma_1, \\ e_2 < 3\sigma_2, \\ e_3 < 3\sigma_3, \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, e_1, e_2, e_3 分别为量测量方位角 $\theta_{S12}, \theta_{S23}, \theta_{S31}$ 的测量误差.

3 角度约束非线性规划GA-SQP混合优化方法

角度约束模型是典型的非线性不等式约束规划模型, 序列二次规划搜索最优解效率高、但容易陷入局部最优. 遗传算法(GA)在解空间的搜索能力强, 可进行全局搜索, 得到全局最优解, 但运行计算量大、实时性较差^[11]. 本文采用GA-SQP混合优化的方法, 先利用遗传算法的全局最优特性, 求解出一个近全局最优解, 这一解作为SQP的初始搜索点, 继续优化, 最终快速搜索得到全局最优解.

遗传算法是借鉴遗传学基本思想, 基于自然遗传和自然选择机制构建的优化程序. 遗传算法通过应用强化(交叉)和多样(变异)运算符来搜索问题解空间. 选择最合适个人并生出新的人口, 实现全局最优的解, 其机理的详细信息可见文献[12]. 本文GA算法的参数设置如下: 种群规模为100, 最大进化代数5, 变异概率为10%, 选择概率为50%, 杂交率为70%, 适应度函数为系统角度约束模型中的目标函数, 具体流程如图2所示.

图 2 遗传算法流程图

Figure 2 Flow chart of the genetic algorithm.

4 非线性滤波方法

由于状态模型和量测模型都是非线性的, 因此以CKF作为滤波方法进行滤波, 下面简要介绍CKF的解算流程.

4.1 Cubature卡尔曼滤波

容积卡尔曼滤波方法采用三阶容积法则, 用带权值的容积点对状态随机变量的统计特性进行估计, 算法的具体流程如下.

(1) 求容积点规则

考虑如下积分问题:

$$I(f) = \int_{R^n} f(\mathbf{x}) \exp(-\mathbf{x}^T \mathbf{x}) d\mathbf{x}, \quad (10)$$

设 $\mathbf{x} = r\mathbf{y}$, $\mathbf{y}^T \mathbf{y} = 1$, 可得 $\mathbf{x}^T \mathbf{x} = r^2$, 则上式可以表示为

$$I(f) = \int_0^\infty \int_{U_n} f(r\mathbf{y}) r^{n-1} \exp(-r^2) d(\sigma\mathbf{y}) dr, \quad (11)$$

式中, U_n 为半径为1的球表面, $U_n = \{\mathbf{y} \in R_n \mid \mathbf{y}^T \mathbf{y} = 1\}$,

$\sigma(\cdot)$ 为单位面元, 上式可简化为

$$I(f) = \int_0^\infty S(r) r^{n-1} \exp(-r^2) dr, \quad (12)$$

式中,

$$S(r) = \int_{U_n} f(r\mathbf{y}) d(\sigma\mathbf{y}), \quad (13)$$

分别采用 m_r 点 Gauss-Hermite 求积规则和 m_s 点 Spherical 规则, 可得 Spherical-Radial 求容积规则

$$\int_0^\infty S(r) r^{n-1} \exp(-r^2) dr = \sum_{i=1}^{m_r} a_i S(r_i),$$

$$\int_{U_n} f(r\mathbf{y}) d(\sigma\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^{m_s} b_j f(r\mathbf{y}_j), \quad (14)$$

$$I(f) = \int_{R^n} f(\mathbf{x}) \exp(-\mathbf{x}^T \mathbf{x}) d\mathbf{x} \approx \sum_{j=1}^{m_s} \sum_{i=1}^{m_r} a_i b_j f(r\mathbf{y}_j) S(r_i).$$

当 $m_r = 1$ 和 $m_s = 2n$ 时, 上式即为 3 度 Spherical-Radial 求容积规则.

(2) 求容积点和权值

$$\begin{cases} \xi_i = \sqrt{\frac{m}{2}} (\mathbf{I})_i, \\ w_i = \frac{1}{m}, \end{cases} \quad (15)$$

$i = 1, 2, \dots, m,$

式中, $m = 2n$, $[\mathbf{I}] \in R_n$,

$$[\mathbf{I}]_i \in \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{pmatrix} \right\}. \quad (16)$$

(3) 时间更新

1) 假设在 k 时刻后验密度函数 $p(\mathbf{x}_{k-1} \mid D_{k-1}) =$

$N(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1})$ 已知. 将其因式分解

$$P_{k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} S_{k-1|k-1}^T. \quad (17)$$

2) 估计容积点 ($i=1, 2, \dots, m$)

$$X_{i,k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \quad (18)$$

其中

$$\xi_i = \sqrt{\frac{m}{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix},$$

$W_i = \frac{1}{m}$, $m = 2n_x$, n_x 是随机向量 $\mathbf{x}$ 的维度.

3) 容积点传播($i=1, 2, \dots, m$)

$$X_{i,k|k-1}^* = f(X_{i,k-1|k-1}, u_{k-1}). \quad (19)$$

4) 估计状态预测值

$$\hat{x}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{i,k|k-1}^*. \quad (20)$$

5) 估计误差协方差预测值

$$P_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{i,k|k-1}^* X_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{x}_{k|k-1} \hat{x}_{k|k-1}^T + Q_{k-1}. \quad (21)$$

(4) 观测更新

1) 因式分解

$$P_{k|k-1} = S_{k|k-1} S_{k|k-1}^T. \quad (22)$$

2) 估计容积点($i=1, 2, \dots, m$)

$$X_{i,k|k-1} = S_{k|k-1} \tilde{\zeta}_i + \hat{x}_{k|k-1}. \quad (23)$$

3) 容积点传播($i=1, 2, \dots, m$)

$$Z_{i,k|k-1} = h(X_{i,k|k-1}, u_k). \quad (24)$$

4) 估计观测预测值

$$\hat{z}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1}. \quad (25)$$

5) 估计新息协方差矩阵

$$P_{zz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1} Z_{i,k|k-1}^T - \hat{z}_{k|k-1} \hat{z}_{k|k-1}^T + R_k. \quad (26)$$

6) 估计互协方差矩阵

$$P_{xz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{i,k|k-1} Z_{i,k|k-1}^T - \hat{x}_{k|k-1} \hat{z}_{k|k-1}^T. \quad (27)$$

7) 估计卡尔曼增益

$$W_k = P_{xz,k|k-1} P_{zz,k|k-1}^{-1}. \quad (28)$$

8) 估计状态更新

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + W_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}). \quad (29)$$

9) 估计相应的误差协方差

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - W_k P_{zz,k|k-1} W_k^T. \quad (30)$$

4.2 基于GA-SQP的CKF

图3给出了基于GA-SQP优化的CKF滤波的具体流程图.

第一步 根据轨道动力学模型进行状态更新;

第二步 利用GA-SQP算法优化量测量和量测误差;

第三步 根据系统量测模型和优化后的量测量进行量测更新, 输出导航参数.

5 计算机仿真

5.1 仿真条件

如图4所示, 探测器的轨道由Satellite Tool Kit Astrogator产生, 采用2020年火星探测任务, 采用J2000日

图3 (网络版彩图) 基于GA-SQP优化的CKF滤波流程图

Figure 3 (Color online) Flow chart of CKF filter based on GA-SQP optimization.

心平黄道坐标系, 探测器发射时间为20 July 2020, 抵达火星时间为10 March 2021, 具体参数如表1所示.

5.2 仿真结果

(1) 基于角度约束的天文测角导航结果

基于角度约束和无角度约束的深空探测器天文测角导航结果由图5和表2给出, 由表2可知, 无角度约束辅助量测的自主天文导航方法平均位置误差为11.41 km, 最大位置误差为20.65 km, 平均速度误差为0.30 m/s, 最大速度误差为0.60 m/s; 而有角度约束辅助量测的自主天文导航方法平均位置误差8.42 km, 最大位置误差为19.01 km, 平均速度误差为0.20 m/s, 最大

表 1 火星探测器轨道参数

Table 1 Orbit parameters of Mars probe

参数	数值
发射时间	2020年7月20号
C3 energy	18.2287 km ² /m ²
RA of outgoing asymptote	6.80876°
Dec of outgoing asymptote	45.9439°

速度误差为0.60 m/s. 通过对比可以看出, 角度约束可以减小随机量测误差, 实现高精度自主天文导航.

(2) 不同测量误差的优化结果

图6给出了火卫一、火卫二和火星不同测量误差

图 4 (网络版彩图)火星轨道示意图
Figure 4 (Color online) Diagram of Mars orbit.

图 5 (网络版彩图)角度约束辅助量测的深空探测器自主天文导航结果. (a) 位置误差; (b) 速度误差
Figure 5 (Color online) Autonomous celestial navigation results with angle constraints aided measurement. (a) Position error; (b) speed error.

表 2 角度约束辅助量测的深空探测器自主天文导航结果对比

Table 2 Comparison of autonomous celestial navigation results of deep space probe based on angle constraint aided measurement optimization

约束条件	位置估计误差 (km)		速度估计误差 (m s^{-1})	
	RMS	MAX	RMS	MAX
无约束	11.41	20.65	0.30	0.60
角度约束	8.42	19.01	0.20	0.60

图 6 (网络版彩图)导航天体测量误差不同时的优化结果. (a) 火卫一测量误差; (b) 火卫二测量误差; (c) 火星测量误差

Figure 6 (Color online) Measurement optimization results of different measurement accuracies. (a) Phobos measurement error; (b) Deimos measurement error; (c) Mars measurement error.

时的测量优化结果; 表3给出了火卫一、火卫二和火星不同测量误差的详细优化结果. 从表3可以看出, 当火卫一、火卫二和火星的测量误差分别为 $2''$, $1''$ 和 $1''$ 时, 优化后火卫一测量误差为 $1.10''$, 火卫二测量误差为 $1.10''$, 火星测量误差为 $1.11''$; 当火卫一和火卫二测量误差均为 $1''$, 火星测量误差为 $2''$ 时, 优化后火卫一测量误差为 $1.08''$, 火卫二测量误差为 $1.09''$, 火星测量误差为 $1.06''$; 当深空探测器火卫一、火卫二和火星测量误

差均为 $3''$ 时, 优化后火卫一测量误差为 $2.04''$, 火卫二测量误差为 $2.01''$, 火星测量误差为 $2.11''$. 当火卫一、火卫二和火星的测量误差精度相同时, 优化后的火卫一、火卫二和火星测量信息精度可提高接近30%. 这是由于测量所得火卫一、火卫二、火星之间的方位角约束了测量误差的范围, 由此提高总体的测量精度, 可以看出测量较为准确的天体测量精度决定了总体的测量精度.

表 3 导航天体不同测量误差的优化结果对比表

Table 3 Comparison of optimization results of different measurement errors of navigation celestial bodies

		优化后火星一测量误差 (")	优化后火星二测量误差 (")	优化后火星测量误差 (")
Case 1	火星一测量误差6"			
	火星二测量误差3"	3.46	3.41	3.44
	火星测量误差3"			
Case 2	火星一测量误差2"			
	火星二测量误差1"	1.10	1.10	1.11
	火星测量误差1"			
Case 3	火星一测量误差1"			
	火星二测量误差1"	1.08	1.09	1.06
	火星测量误差2"			
Case 4	火星一测量误差3"			
	火星二测量误差3"	2.04	2.01	2.11
	火星测量误差3"			

6 结论

为了实现高精度自主天文导航, 本文提出了一种角度约束辅助测量的深空探测器自主天文导航方法, 该方法对导航天体之间的角度约束进行建模, 提出了 GA-SQP 非线性规划方法, 减小了系统随机误差, 总体实现深空探测高精度自主天文导航. 仿真结果表明, 测

量精度较低的导航天体测量误差可被显著抑制, 深空探测器自主导航精度得以显著提高. 由于探测器与三个天体之间的角度、三个天体之间的角度等因素都对本文所提方法的结果有影响, 三个以上天体与探测器之间角度与测量优化结果的关系复杂, 后续将对导航天体之间角度对本文所提方法的影响进行详细分析.

参考文献

- 1 Ma X, Ning X L, Liu J, et al. An autonomous celestial navigation method for deep space probe based on coplanar constraint aided measurement (in Chinese). J Deep Space Explor, 2019, 6: 293–300 [马辛, 宁晓琳, 刘劲, 等. 一种平面约束辅助测量的深空探测器自主天文导航方法. 深空探测学报, 2019, 6: 293–300]
- 2 Fang J C, Ning X L, Ma X, et al. A survey of autonomous astronomical navigation technology for deep space detectors (in Chinese). Flight Control Detect, 2018, 1: 1–15 [房建成, 宁晓琳, 马辛, 等. 深空探测器自主天文导航技术综述. 飞控与探测, 2018, 1: 1–15]
- 3 Xue X P, Zhang H B, Kong D Q. An overview of celestial autonomous navigation technology for deep space exploration (in Chinese). Astron Res Tech, 2017, 14: 382–391 [薛喜平, 张洪波, 孔德庆. 深空探测天文自主导航技术综述. 天文研究与技术, 2017, 14: 382–391]
- 4 Pang D. China's first Mars exploration mission successfully launched, taking a new step in deep space exploration (in Chinese). China Aerospace, 2020, 8: 10–13 [庞丹. 我国首次火星探测任务发射成功迈出深空探测崭新一步. 中国航天, 2020, 8: 10–13]
- 5 Zhang Y M. Overview of foreign deep space exploration in 2020 (in Chinese). Int Space, 2021, 2: 31–35 [张扬眉. 2020年国外深空探测领域发展综述. 国际太空, 2021, 2: 31–35]
- 6 Simon D. Kalman filtering with state constraints: A survey of linear and nonlinear algorithms. IET Control Theory Appl, 2010, 4: 1303–1318
- 7 Cao M, Anderson D O, Morse A S. Localization with Imprecise distance information in sensor networks. In: Proceedings of 44th IEEE Conference on Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. Seville, 2005. 2829–2834
- 8 Bishop A N, Anderson B D O, Fidan B, et al. Bearing-only localization using geometrically constrained optimization. IEEE Trans Aerospace Electron Syst, 2009, 45: 308–320
- 9 Schittkowski K, Zillober C. Nonlinear Programming: Algorithms, Software, and Applications. System Modeling and Optimization. Hague:

- Springer, 2005. 73–107
- 10 Ning X, Yang Y, Li Z, et al. Ephemeris corrections in celestial/pulsar navigation using time differential and ephemeris estimation. *J Guidance Control Dyn*, 2018, 41: 268–275
  - 11 Gao Z L, Wang Y, Zhang Y P. Research on installation position optimization for hydraulic cylinder of scissor lifting platform based on GA and SQP algorithm (in Chinese). *Machine Tool Hydraulics*, 2020, 48: 23–26 [高治理, 王玥, 张亦平. 基于GA与SQP算法的剪式升降平台液压缸安装位置优化研究. *机床与液压*, 2020, 48: 23–26]
  - 12 Li Y, Yuan H Y, Yu J Q, et al. Application of genetic algorithm in optimization problems (in Chinese). *Shandong Indust Tech*, 2019, 290: 186, 248–249 [李岩, 袁弘宇, 于佳乔, 等. 遗传算法在优化问题中的应用综述. *山东工业技术*, 2019, 290: 186, 248–249]

Autonomous celestial navigation method for a deep-space probe based on angle-constraint aided celestial angle measurement

HUANG Yue-Qing² & MA Xin^{1*}

¹ Frontier Science and Technology Innovation Institute, Beihang University, Beijing 100191, China;

² School of Instrumentation Science and Optoelectronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

High-precision measurement is necessary for high autonomous navigation of deep-space probes. There are many kinds of astronomical measurement information and exist many geometric constraints between astronomical measurement information. Measurement error has different characteristics and meets the corresponding constraints. In this study, an autonomous celestial navigation method for deep-space probes based on angle-constraint assisted celestial angular navigation is proposed. The method takes the orbit dynamics model of the deep-space probe as the state model, and the azimuth between Mars, Phobos, and Phobos and the probe, as the measurement, to establish the measurement model. The angle-constraint model of the measurement is established, and then the genetic algorithm sequence Quadratic programming-mixed nonlinear programming method is used for nonlinear programming of angle constrained model. Cubature Kalman filter (CKF) is used to estimate the system state to reduce the random error because the system models are nonlinear, and the influence of astronomical measurement accuracy on navigation results is analyzed. Simulation results show that the proposed method can suppress the multi-source measurement error and achieve high-precision autonomous navigation of the deep-space detector.

nonlinear constraints, deep space exploration, autonomous navigation, celestial navigation

PACS: 91.10.Pp, 91.10.Ws, 91.10.Sp

doi: [10.1360/SSPMA-2020-0434](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2020-0434)