

在轨服务航天器对失控航天器参数估计算法研究

王 峰, 陈雪芹, 曹喜滨

(哈尔滨工业大学卫星技术研究所, 哈尔滨 150080)

摘要: 为获取空间失控航天器运行参数, 采用单目视觉在服务航天器上进行在轨参数估计。对于非合作目标航天器以其外形特征直线为观测对象, 采用对偶四元数描述相对位置和姿态, 建立视觉相机观测模型和目标器相对运动模型, 并以这些模型为基础, 以位置、姿态及惯量比为估计变量, 推导适合 IEKF 形式的系统状态方程和观测方程。IEKF 滤波在滤波周期内能够对状态更新信息进行多次迭代, 进而减少了观测方程线性化引起的误差, 确保了整个滤波估计的收敛稳定。最后进行了相关算法的数学仿真, 仿真结果表明采用文中设计的滤波算法能够实现相应参数的在轨估计。

关键词: 飞行器设计; 在轨服务; 失控航天器; 相对运动; 参数估计

中图分类号: V442 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2009)04-1396-08

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2009.00.015

0 引言

考虑到航天事业的高风险性和高投入性, 频繁出现的发射失利和在轨运行故障理应是难以避免的, 但一次挫折引起各方面的损失很难估计。为了降低风险增加收益, 专门为拯救这些故障或寿命到期航天器的空间在轨服务技术受到了普遍重视, 各国也在纷纷进行相关技术的在轨演示^[1]。而如何捕获这些失稳失控航天器则是在轨服务技术中的关键技术, 目前各方面都在进行相关技术的研究。针对这一问题, 本文将利用单目视觉相机进行失控目标器的参数在轨估计, 为捕获任务提供必要的参数。

目前视觉技术在航天领域, 主要集中在有着合作目标的交会对接空间站建设等方面的应用。但这些技术针对在轨服务中的参数估计来说仍需要进行调整改进, 以适应各种不同的服务目标, 特别是一些高速旋转的失控目标。较多学者在位置和姿态等参数估计时, 根据目标器特征点在像平面中位置, 采用数值或解析算法直接获得相应的参数^[2-6]。这类算法有的只能够获得相对角度和方位方面的参数信息, 有的则仅以三两张像片为研究对象, 难以保证算法的稳定性和鲁棒性^[2-3]。为了克服算法稳定性和鲁棒性问题, 不少学者提出了以连续几十上百张像片为对象的序列像片参数估计算法。Yoko 等根据

相机的观测信息采用 EKF 估计出当前飞行器相对目标器的速度和位置等参数^[3]。而 John 等则以专用特征点 PSD 为观测目标采用 EKF 进行了参数估计获得预定参数^[4]。对于自然特征点, 由于观测方程强非线性, 采用 EKF 很难保证系统的稳定性。为了减少线形化引入误差, Broida 等采用 IEKF 对单目视觉给出的续列像片进行了估计, 获得了包括相对位置, 速度, 角度和角速度等参数在内的状态变量^[5]。Young 等在 Broida 基础上, 采用 IEKF 也进行了基于双目立体视觉像片的类似的参数状态估计^[6]。这些算法均以目标点为实际观测的目标特征参数, 对目标点精确提取和匹配技术提出了较高的要求。同时与以目标直线为特征参数情况相比, 目标点算法在实际环境中可见性和普遍性方面都存在不足^[7]。针对这一不足, James 以目标直线为实际观测目标特征参数, 进行了相应参数的状态估计。在实际直线参数和相对位置姿态的描述过程中, 该文以对偶四元数为描述方法进行了 IEKF 中具体观测方程推导^[7]。

对于计算机视觉中以特征直线为观测量的状态估计算法中, 如何选择特征直线的分布及其数量一直是此类算法的关键内容, 文献[8-9]均对这类问题进行了详细的论述。另外如何识别和获取适于参数估计的合作/非合作目标的视频流或是序列图像

也是视觉图象处理中视觉需要突破的关键和难点,目前也有大量文献进行相关方面的研究^[10-11]。考虑到本文的主要目的是如何成功利用计算机视觉领域取得的技术进行在轨服务器间的参数估计,因此将不再进行以上两方面关键内容的研究,直接采用现有或假设已有这些技术,着重考虑航天器具体运动模型的建立和任务需求分析,并进行航天器在在轨服务任务中所需要参数的估计算法研究。考虑到在参数估计过程中,目前大多学者均假设观测目标的姿态运动为常值转动或常值进动,进而得到较为方便和简单状态方程。对于在轨服务任务来说,这种假设不能满足要求,失控的目标器受到各种干扰力矩影响,其运动状态不一定是常值转动或进动,即使在短时期内这种假设也很难满足。文中在进行在轨服务目标器参数估计过程中,直接以目标器空间自由运动方程为状态方程,采用IEKF进行参数状态估计。考虑到非合作目标器上不可能存在专有的目标特征点,比拟自然目标特征直线与特征点的优点,文中观测方程以James提出的方法为基础,采用对偶四元数描述实际目标特征直线和相对位置姿态。对于估计状态,考虑到非合作目标在轨服务的特点,除了传统的位置状态和姿态状态外,目标器转动惯量比是另外一组非常关键的目标参数。这是因为对于旋转速度较高的非合作目标,从安全角度出发,服务器难以直接采用软/硬接触的方式来实现对目标器的捕获。而根据目标器的转动惯量比,调整服务器的惯量比来实现两者间的姿态同步旋转,进而达到两者间的相对静止实现目标捕获将是比较合理安全的对接捕获方式。关于同步旋转的内容文献[12]有详细描述,此处不再赘述。下面将着重进行相应算法的推导。

1 模型建立

设目标航天器为刚体,建立如下几个坐标系:目标航天器体坐标系 $O_t X_t Y_t Z_t$, 像平面坐标系 $O_f X_f Y_f Z_f$, 相机坐标系 $O_c X_c Y_c Z_c$ 。其中 $O_f X_f Y_f Z_f$ 为图象物理坐标系,以相机的光轴与像平面交点为原点 O_f , $O_f X_f$ 与 $O_f Y_f$ 分别与像素在数字图象中的行与列平行, $O_f Z_f$ 沿光轴方向; $O_c X_c Y_c Z_c$ 以相机透镜中心为原点 O_c , 距离像平面坐标系原点 O_f 的距离为焦距 f , $O_c Z_c$ 为相机的光轴方向,其他两轴分别与 $O_f X_f$ 、 $O_f Y_f$ 轴平行; 各坐标系具体定义如图1所示。

相机的投影关系可简化为小孔成像模型。如图

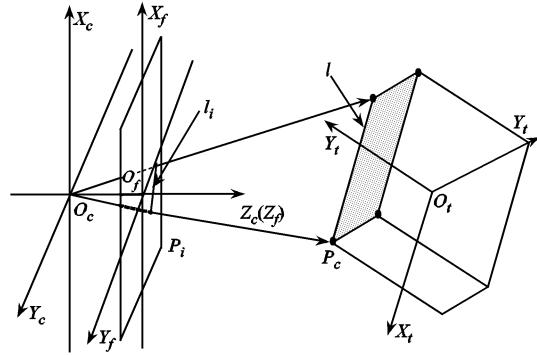


图1 相机与目标器空间方位关系

Fig. 1 Relation between camera and target

1 所示, 在 $O_t X_t Y_t Z_t$ 中, 记目标器上外形特征直线 l (粗实线) 为 \hat{l}_t , 则根据单位对偶四元数性质^[7] 可将该直线表示为

$$\hat{l}_t = \mathbf{n}_t + \varepsilon \mathbf{m}_t \quad (1)$$

式中 \mathbf{n}_t 为沿相应直线的单位向量, \mathbf{m}_t 定义为 $\mathbf{p}_t \times \mathbf{n}_t$, 式中 \mathbf{p}_t 为该直线上任意一点的坐标。同理, 在 $O_c X_c Y_c Z_c$ 中, 将直线 l 记为 \hat{l}_c , 则有

$$\hat{l}_c = \mathbf{n}_c + \varepsilon \mathbf{m}_c \quad (2)$$

式中 \mathbf{n}_c 和 \mathbf{m}_c 定义与前者类似。设 $O_t X_t Y_t Z_t$ 原点在 $O_c X_c Y_c Z_c$ 中坐标为 t_t , $O_t X_t Y_t Z_t$ 到 $O_c X_c Y_c Z_c$ 的姿态转换四元数为 \mathbf{q}_{ct} , 则可 $O_t X_t Y_t Z_t$ 到 $O_c X_c Y_c Z_c$ 的平动和转动对偶四元数为

$$\hat{\mathbf{q}}_{ct} = \mathbf{q}_{ct} + \varepsilon \frac{\mathbf{t}_t^*}{2} \mathbf{q}_{ct} \quad (3)$$

式中 \otimes 为四元数乘法。结合式(1)和式(2), 并考虑到 $\hat{l}_c = \hat{\mathbf{q}}_{ct} \hat{\otimes} \hat{l}_t \hat{\otimes} \hat{\mathbf{q}}_{ct}^*$, 则有

$$\mathbf{n}_c = \mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct}) \mathbf{n}_t \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_c &= \mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct}) \mathbf{m}_t + \mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct}) \mathbf{n}_t \frac{\mathbf{t}_t^*}{2} + \frac{\mathbf{t}_t}{2} \mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct}) \mathbf{n}_t \\ &= \mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct}) \mathbf{m}_t + \frac{\mathbf{T}_t}{2} \mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct}) \mathbf{n}_t \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{R}(\mathbf{q}_{ct})$ 和 \mathbf{T}_t 表达式及相应推导过程可以参见文献[7]。式(4)和式(5)给出的即为采用对偶四元数表示的坐标系间转换关系。根据上述定义, 下面进行相机观测模型和星体运动模型的建立。

1.1 相机观测模型

在 $O_c X_c Y_c Z_c$ 中, 记直线 l 在像平面上的投影直线为 l_{ci} , 则在像平面内其可表示为

$$m_{ex} x + m_{ey} y = m_{ez} f \quad (6)$$

为了减少测量量, 实际仅测量文献[7]所定义的线

点,且设该点的坐标为(x_{lp} , y_{lp}),则有

$$\begin{aligned} x_{lp} &= f \frac{m_{cx} m_{cz}}{m_{cx}^2 + m_{cy}^2} \\ y_{lp} &= f \frac{m_{cy} m_{cz}}{m_{cx}^2 + m_{cy}^2} \end{aligned} \quad (7)$$

因此系统的观测模型可列为

$$\mathbf{p}_f = \begin{bmatrix} X_{lp} \\ Y_{lp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{lp} + n_x \\ y_{lp} + n_y \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, X_{lp} 与 Y_{lp} 为对应线点的观测值, n_x 与 n_y 为相应的高斯观测白噪声。至此,完成了相机的观测模型的建立。

1.2 目标姿态运动模型

设惯性坐标系到体坐标系的四元数为 \mathbf{q}_t ,则星体的运动学方程可表示为

$$\dot{\mathbf{q}}_t = \frac{1}{2}\mathbf{q}_t \boldsymbol{\omega}_t \quad (9)$$

考虑到对很多的在轨被服务任务来说,由于燃料的耗尽,系统故障或结构破坏等原因,目标器本身将不能提供任何主动控制力矩,星体姿态在空间实际上是由翻滚转动。定义转动惯量比为 $\lambda_x = I_x/I_z$, $\lambda_y = I_y/I_z$,则其姿态动力学方程为

$$\dot{\boldsymbol{\omega}}_t = \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{tx} \\ \dot{\omega}_{ty} \\ \dot{\omega}_{tz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{ty} \omega_{tz} (\lambda_y - 1)/\lambda_x \\ \omega_{tz} \omega_{tx} (1 - \lambda_x)/\lambda_y \\ \omega_{tx} \omega_{ty} (\lambda_x - \lambda_y) \end{bmatrix} = \mathbf{g}(\boldsymbol{\omega}_t, \boldsymbol{\lambda}) \quad (10)$$

式(10)表明惯量比相同的两个航天器,若在某一时刻有相同角速度,那么以后两者将有相同的角速度运动轨迹^[12],便于追踪器对目标器的安全捕获,这也是文中要进行目标器惯量比估计的主要目的。同时考虑到星体的转动惯性在短时间内变化很小,可视为常值,则有

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}} = 0 \quad (11)$$

1.3 目标平移运动模型

追踪器对目标器进行状态观测估计时,两者相对速度已经非常小。在采用相机进行参数估计的短暂时刻,可以认为两者间是相对匀加速运动。考虑到目标器坐标系原点在相机坐标系中的坐标为 \mathbf{t}_t ,又设相对速度和加速度分别为 \mathbf{v}_t 和 \mathbf{a}_t ,则有如下的平移运动方程模型

$$\dot{\mathbf{t}}_t(t) = \mathbf{v}_t(t), \dot{\mathbf{v}}_t(t) = \mathbf{a}_t(t), \ddot{\mathbf{a}}_t(t) = 0 \quad (12)$$

2 迭代滤波方程建立

在完成了系统运动模型和观测模型建立后,本

节将详细进行 Kalman 滤波方程的建立。目前对于非线性系统,EKF 是较为有效的滤波算法。其主要迭代方程为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} &= \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \int_{t_{k-1}}^k \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}, \tau) d\tau \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \delta \hat{\mathbf{X}}_k &= \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}, t_k)) \\ \hat{\mathbf{X}}_k &= \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \delta \hat{\mathbf{X}}_k \\ \mathbf{P}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \end{aligned} \quad (13)$$

式中 f 为系统状态方程, h 观测方程, Φ 和 H 分别为其线形化后的离散形式, z 实际观测值。下面先给出本文中系统的连续状态方程和观测方程,随后进行相应方程的线形化和离散化,最后根据 IEKF 滤波的特点,进行了相关方程推导为最后实际仿真提供理论基础。

2.1 系统状态方程和观测方程建立

根据前面建立的系统模型,为描述问题方便,记系统状态变量为

$$\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{18}]^T = [t_t^T \ v_t^T \ a_t^T \ \mathbf{q}_t^T \ \boldsymbol{\omega}_t^T \ \boldsymbol{\lambda}^T]^T \quad (14)$$

则根据式(9)~(11)知系统连续状态方程可记为

$$\dot{\mathbf{s}} = \mathbf{f}(\mathbf{s}, t) = \left[\mathbf{f}_{tva}^T(\mathbf{s}, t) \quad \frac{1}{2} \mathbf{f}_q^T(\mathbf{s}, t) \quad \mathbf{f}_{\omega\lambda}^T(\mathbf{s}, t) \right]^T \quad (15)$$

式中 $\mathbf{f}_{tva} = [s_4 \ s_5 \ s_6 \ s_7 \ s_8 \ s_9 \ 0_{1 \times 3}]^T$,

$$\mathbf{f}_q = \begin{bmatrix} -s_{11}s_{14} - s_{12}s_{15} - s_{13}s_{16} \\ s_{10}s_{14} + s_{12}s_{16} - s_{13}s_{15} \\ s_{10}s_{15} - s_{11}s_{16} + s_{13}s_{14} \\ s_{10}s_{16} + s_{11}s_{15} - s_{12}s_{14} \end{bmatrix}, \mathbf{f}_{\omega\lambda} = \begin{bmatrix} (s_{18}-1)s_{15}s_{16}/s_{17} \\ (1-s_{17})s_{14}s_{16}/s_{18} \\ (s_{17}-s_{18})s_{14}s_{15} \\ 0_{2 \times 1} \end{bmatrix}$$

对于观测方程,考虑以目标器特征直线在像平面上投影直线的线点为观测量,考虑 n 条特征直线,则共有 n 个观测线点。由式(8)知实际的观测方程可记为

$$\mathbf{z} = [\mathbf{p}_{f1}^T \ \dots \ \mathbf{p}_{fn}^T]^T = \mathbf{h}(\mathbf{m}_{c1}, \dots, \mathbf{m}_{cn}) + \mathbf{n} \quad (16)$$

由式(5)可知 \mathbf{m}_c 是 \mathbf{q}_t , t_t , \mathbf{n}_t 和 \mathbf{m}_t 的函数。考虑到 \mathbf{n}_t 和 \mathbf{m}_t 为特征直线在目标器坐标系中具体表示形式,特征直线相对目标器来说固定不变,则 \mathbf{n}_t 和 \mathbf{m}_t 为常值,在实际估计中已知。因此对于观测方程式(16)可认为 \mathbf{m}_c 是 \mathbf{q}_t , t_t 函数。在实际参数估计过

程中可设服务器始终处于空间惯性稳定,同时设相机坐标系与服务器体坐标系重合,则 \mathbf{q}_c 与 \mathbf{q}_t 相等,因此式(16)可记为

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{s}) + \mathbf{n} \quad (17)$$

式(16)和式(17)即为系统的观测方程。

2.2 状态方程和观测方程线性化离散化

对系统状态连续方程式(15)进行泰勒一阶线性化,则有

$$\mathbf{F}(t_{k-1}) = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{s}} \Big|_{\mathbf{s}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{tva}}{\partial \mathbf{s}} \\ \frac{\partial f_q}{\partial \mathbf{s}} \\ \frac{\partial f_{\omega\lambda}}{\partial \mathbf{s}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{tva} & \mathbf{0}_{9 \times 9} \\ \mathbf{0}_{4 \times 9} & \mathbf{F}_q \\ \mathbf{0}_{5 \times 9} & \mathbf{F}_{\omega\lambda} \end{bmatrix} \Big|_{\mathbf{s}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (18)$$

(18)式中 \mathbf{F}_{tva} , \mathbf{F}_q 和 $\mathbf{F}_{\omega\lambda}$ 表达式详见附录。同样对观测方程进行线性化时,根据式(17)可得

$$\mathbf{H} = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{s}} \Big|_{\mathbf{s}=\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}} \quad (19)$$

由式(5),式(7)和式(16)知对任一线点坐标(x_{lp} , y_{lp})满足

$$\frac{\partial x_{lp}}{\partial \mathbf{s}} = \frac{\partial x_{lp}}{\partial \mathbf{m}_c} \frac{\partial \mathbf{m}_c}{\partial \mathbf{s}}, \frac{\partial y_{lp}}{\partial \mathbf{s}} = \frac{\partial y_{lp}}{\partial \mathbf{m}_c} \frac{\partial \mathbf{m}_c}{\partial \mathbf{s}} \quad (20)$$

式中

$$\frac{\partial x_{lp}}{\partial \mathbf{m}_c} = \begin{bmatrix} f_c \frac{(m_{cy}^2 - m_{cx}^2)m_{cz}}{(m_{cx}^2 + m_{cy}^2)^2} \\ -2f_c \frac{m_{cx}m_{cy}m_{cz}}{(m_{cx}^2 + m_{cy}^2)^2} \\ f_c \frac{m_{cx}}{(m_{cx}^2 + m_{cy}^2)} \end{bmatrix}^T,$$

$$\frac{\partial y_{lp}}{\partial \mathbf{m}_c} = \begin{bmatrix} -2f_c \frac{m_{cx}m_{cy}m_{cz}}{(m_{cx}^2 + m_{cy}^2)^2} \\ f_c \frac{(m_{cx}^2 - m_{cy}^2)m_{cz}}{(m_{cx}^2 + m_{cy}^2)^2} \\ f_c \frac{m_{cy}}{(m_{cx}^2 + m_{cy}^2)} \end{bmatrix}^T,$$

$$\frac{\partial \mathbf{m}_c}{\partial \mathbf{s}} = \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{s}} \mathbf{m}_t + \frac{\partial \mathbf{T}_t}{\partial \mathbf{s}} \frac{\mathbf{R} \mathbf{n}_t}{2} + \frac{\mathbf{T}_t}{2} \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{s}} \mathbf{n}_t$$

式中最后一项中的 $\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{s}}$, $\frac{\partial \mathbf{T}_t}{\partial \mathbf{s}}$ 为矩阵偏导,满足

$$\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{s}} = \left[\begin{array}{cccc} \frac{\partial \mathbf{R}^T}{\partial s_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{R}^T}{\partial s_i} & \dots & \frac{\partial \mathbf{R}^T}{\partial s_{18}} \end{array} \right]^T$$

$$\frac{\partial \mathbf{T}_t}{\partial \mathbf{s}} = \left[\begin{array}{cccc} \frac{\partial \mathbf{T}_t^T}{\partial s_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{T}_t^T}{\partial s_i} & \dots & \frac{\partial \mathbf{T}_t^T}{\partial s_{18}} \end{array} \right]^T \quad (21)$$

式中相应的非零项具体参加附录。

完成了系统状态方程和观测方程的线形化后,即可对线形状态方程进行离散化。考虑到测量间隔很短,则状态转移矩阵可由如下近似

$$\Phi_{k,k-1} \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}(t_{k-1})^T \quad (22)$$

至此完成了 EKF 滤波算法主要方程推导。

2.3 IEKF 迭代方程

对于式(19),如果 \mathbf{h} 的非线性不是很强,那么 \mathbf{H} 将是对 \mathbf{h} 很好的一阶近似,EKF 滤波结果容易收敛。但实际中由式(5)和式(7)可以看出, \mathbf{h} 是关于状态变量的强非线性形式,因此直接采用 EKF 难度较大,需要对 \mathbf{H} 进行多次迭代,充分逼近 \mathbf{h} ,缩小 $\mathbf{H}\mathbf{x}$ 与 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 的误差,这就是 IEKF 的思想^[6-7]。在实际运用中,记

$$(\hat{\mathbf{X}}_{k,k})_0 = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \quad (23)$$

参考式(19),则可记

$$(\mathbf{H}_k)_j = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{s}} \Big|_{\mathbf{s}=(\hat{\mathbf{X}}_{k,k})_j} \quad (24)$$

式中 j 为每次滤波周期内的迭代次数,当 $j=0$ 时,即为 EKF 的一步滤波估计,式(23)所示。因此式(13)中与 \mathbf{H}_k 相关的 \mathbf{K}_k , \mathbf{P}_k 将变为

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

$$(\mathbf{P}_k)_j = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k (\mathbf{H}_k)_j) \mathbf{P}_{k|k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k (\mathbf{H}_k)_j)^T +$$

$$(\mathbf{K}_k)_j \mathbf{R}_k (\mathbf{K}_k)_j^T \quad (25)$$

相应的,系统的状态更新方程也就变为

$$(\delta \hat{\mathbf{X}}_k)_j = (\mathbf{K}_k)_j (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}((\hat{\mathbf{X}}_{k,k})_j, t_k)) -$$

$$(\mathbf{H}_k)_j (\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} - (\hat{\mathbf{X}}_{k,k})_j) \quad (26)$$

$$(\hat{\mathbf{X}}_{k,k})_{j+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + (\delta \hat{\mathbf{X}}_k)_j$$

事实上,由式(23)~(26)可以看出,当周期内的迭代次数 $j=0$ 时,IEKF 即退化为普通的 EKF,具体的次数选择可视实际滤波情况选择。

在完成了相应的 IEKF 的设计后,下面将分析文中所估计的状态参数与滤波器收敛性问题。显然对于线性系统,Kalman 滤波器就能很好的实现对系统状态的估计,但是对于非线性系统其收敛性受到很大的限制,只能在一定的范围内采用线性系统去近似实际真实系统,这就是 EKF 的思想。但是如果真实系统的非线性很强,可能 EKF 也不能满足实际的需求,因此人们提出了个逼近真实系统的看法,而文中的 IEKF 正是这些算法之一。因此分析文中滤波器收敛性问题,主要是考虑文中那些状态非线性

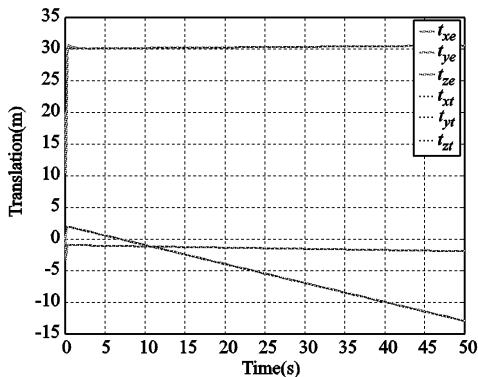
强的问题。显然从式(18)和式(21)可以看出,相对姿态和惯量比的非线性程度明显高于相对位置,滤波器对相对姿态(相对惯量比由姿态体现)的要求更高。因此在每个采样周期内,必须确保姿态角度运动不大,否则式(22)很难成立,而对于线性的相对速度则没有这方面的要求。同样的原因,必须控制相机的采样周期,否则由于相应的线性模型与实际真实模型误差大,难以确保滤波器的收敛性。

3 数学仿真

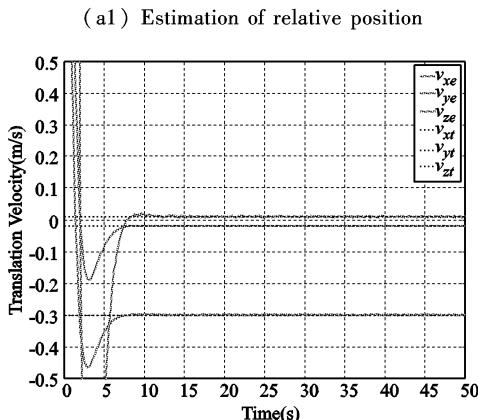
在上一节完成文中提出的参数估计算法的理论推导后,下面将进行相关的数学仿真验证算法的正确性和有效性。

设目标航天器的惯量特性为

$$\begin{bmatrix} 30 & 0.14 & -0.43 \\ 0.14 & 45 & 0.06 \\ -0.43 & 0.06 & 40 \end{bmatrix} \text{kgm}^2; \text{服务相机相对惯性}$$



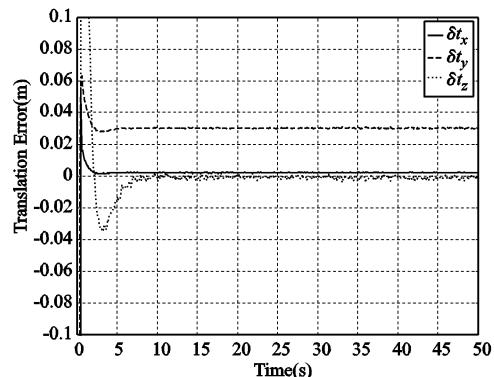
(a1) 相对位置参数估计



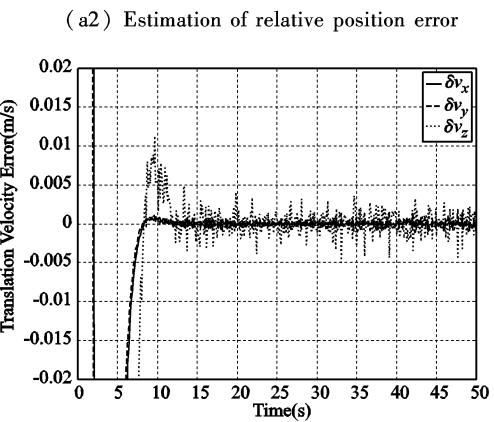
(b1) 相对速度参数估计

空间三轴稳定,其焦距为 60mm,像素为 $5\mu\text{m} \times 5\mu\text{m}$,像素检测误差为 0.4 像素,相机采样时间为 0.1s。被观测对象为目标器上一 $1\text{m} \times 1\text{m}$ 矩形侧面的四条棱边,位于目标器体坐标系的 Y 轴 -2m 处,分别与 X 轴和 Z 轴平行,在实际计算中可对偶四元数得特点进行描述。滤波器初始状态实际真实值分别为相对位置 $(1 \quad -2 \quad 30)\text{m}$,相对速度 $(-0.02 \quad -0.30 \quad 0.01)\text{m/s}$,相对姿态四元数 $(0.7874 \quad 0.5 \quad 0.2 \quad 0.3)$,相对角速度 $(0.01 \quad -0.01 \quad 0.02)\text{rad/s}$,惯量比 $(0.75 \quad 1.125)$;相应的估计初始值分别为 $(0 \quad 0 \quad 20 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0.985 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 1 \quad 1)$ 。估计均方差阵 P_0 为 $\text{diag}(10^{-4} \quad 10^{-4} \quad 10^{-4} \quad 10^{-4})$,过程噪声方差阵 Q_0 初始值为 $\text{diag}(10^{-8} \quad 10^{-8} \quad 10^{-5} \quad 10^{-5} \quad 10^{-5})$ 。

根据以上设置的估计参数和初始条件进行了数学仿真,仿真结果如图 2 所示。



(a2) 相对位置估计误差



(b2) 相对速度估计误差

(b2) Estimation of relative velocity error

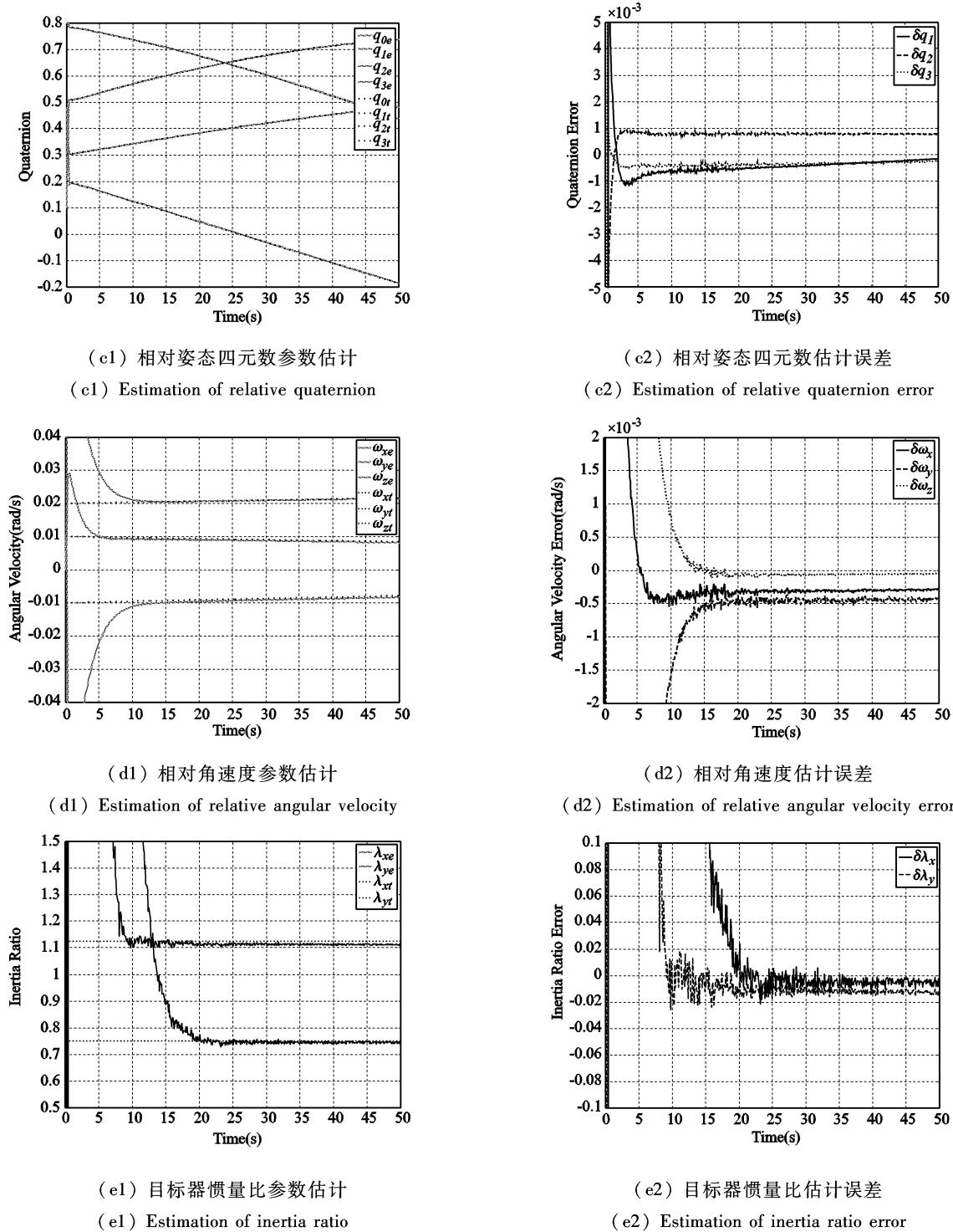


图2 目标器相对状态参数估计及估计误差
Fig. 2 Estimation of relative states and errors of target

由图2的仿真结果可以看出文中设计的估计方法能够在25s之内实现相应状态的估计。由图2(a1)和(a2)的相对位置参数估计可以看出在10s之内可实现估计,估计误差最大值为3mm;由图2(b1)和(b2)的相对速度参数估计可以看出估计时

间与相对位置参数一致,估计精度为4mm/s;由图2(c1)、(c2)、(d1)和(d2)的相对姿态四元数和姿态角速度的参数估计可以看出在20s之内实现估计,姿态角估计精度为0.1°,姿态角速度估计精度为0.03°/s;由图2(e1)和(e2)的目标起转动惯量比

估计可以参数在 25s 之内实现估计, 估计精度为 0.02。以上仿真结果, 特别是实现了失控航天器非常值姿态角速度和目标起惯量比的估计, 证明了文中提出的估计算法的正确性和有效性。另外由以上仿真结果可以看出相对位置的估计要比相对姿态的估计更快达到稳定, 这也与两者相对运动方程的非线性程度相吻合。至于实际估计精度则与相机的像素和检测精度等因素相关。

4 结论

文中针对在轨服务中目标航天器相对服务器的位置、姿态及惯量特性等参数, 以目标器上线状外形为观测对象, 采用视觉相机对这些参数进行了在线估计并进行了相应的仿真验证。文中根据对偶四元数的特点, 设计了基于目标器运动方程为状态方程的 IEKF 参数状态估计算法, 实现了失控目标航天器姿态非常值情况下的状态估计, 同时也实现了目

$$\mathbf{F}_{3 \times 4} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{(s_{18}-1)s_{16}}{s_{17}} & \frac{(s_{18}-1)s_{15}}{s_{17}} & -\frac{(s_{18}-1)s_{15}s_{16}}{s_{17}^2} & \frac{s_{15}s_{16}}{s_{17}} \\ \frac{(1-s_{17})s_{16}}{s_{18}} & 0 & \frac{(1-s_{17})s_{14}}{s_{18}} & -\frac{s_{14}s_{16}}{s_{18}} & -\frac{(1-s_{17})s_{14}s_{16}}{s_{18}^2} \\ (s_{17}-s_{18})s_{15} & (s_{17}-s_{18})s_{14} & 0 & s_{14}s_{15} & -s_{14}s_{15} \end{bmatrix}$$

式(21)中各项矩阵表达式为:

$$\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial s_{10}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2s_{10} & -2s_{13} & 2s_{12} \\ 0 & 2s_{13} & 2s_{10} & -2s_{11} \\ 0 & -2s_{12} & 2s_{11} & 2s_{10} \end{bmatrix},$$

$$\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial s_{11}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2s_{11} & 2s_{12} & 2s_{13} \\ 0 & 2s_{12} & -2s_{11} & -2s_{10} \\ 0 & 2s_{13} & 2s_{10} & -2s_{11} \end{bmatrix},$$

$$\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial s_{12}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2s_{12} & 2s_{11} & 2s_{10} \\ 0 & 2s_{11} & 2s_{12} & 2s_{13} \\ 0 & -2s_{10} & 2s_{13} & -2s_{12} \end{bmatrix},$$

$$\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial s_{13}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2s_{13} & -2s_{10} & 2s_{11} \\ 0 & 2s_{10} & -2s_{13} & 2s_{12} \\ 0 & 2s_{11} & 2s_{12} & 2s_{13} \end{bmatrix},$$

标器转动惯量比的估计, 为在轨服务的下一步任务姿态同步旋转提供信息支持。同时考虑到文中仅进行了数学仿真, 下一步将进行半实物仿真来验证文中提出算法的实用性, 为能将其研究的算法应用于在轨服务的运动估计提供更充分的依据。

附录:

式(16)中各项矩阵表达式为:

$$\mathbf{F}_q =$$

$$\begin{bmatrix} 0 & -s_{14} & -s_{15} & -s_{16} & -s_{11} & -s_{12} & -s_{13} & 0 & 0 \\ s_{14} & 0 & s_{16} & -s_{15} & s_{10} & -s_{13} & s_{12} & 0 & 0 \\ s_{15} & -s_{16} & 0 & s_{14} & s_{13} & s_{10} & -s_{11} & 0 & 0 \\ s_{16} & s_{15} & -s_{14} & 0 & -s_{12} & s_{11} & s_{10} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F}_{tva} = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 3} & I_{6 \times 6} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_{\omega\lambda} = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 4} & \mathbf{F}_{3 \times 4} \\ 0_{2 \times 4} & 0_{2 \times 5} \end{bmatrix},$$

式中

$$\frac{\partial \mathbf{T}_t}{\partial s_1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial \mathbf{T}_t}{\partial s_2} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\frac{\partial \mathbf{T}_t}{\partial s_3} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

参考文献:

- [1] Kreisel J. On-Orbit Servicing of Satellites: Its Potential Market & Impact[C]. ASTRA Workshop 2002 – ESA/ESTEC, 2002 Nov.
- [2] Quan L, Lan Z D. Linear n-point pose determination[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(7): 1–7.
- [3] Yoko W, Eric N J, Anthony J C. Optimal 3-D guidance from a 2-D vision sensor[C]. Proceeding of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, Providence, Rhode Island, 2004. AIAA – 2004 – 4779.
- [4] John L J, Declan C H, Karim P W Vatee P. Vision-based navigation for rendezvous docking and proximity operations[C]. AAS guidance and Control Conference, Breckenridge, CO, 1999,

- AAS 99 - 021.
- [5] Broida T J, Chandrasekhar S, Chellappa R. Recursive 3-D motion estimation from a monocular image sequence [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1990, 26 (4) : 639 - 656.
 - [6] Young G S, Chellappa R. 3-D motion estimation using a sequence of noisy images [C]. In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Ann Arbor, MI, 1988, 710 - 716.
 - [7] James S G. Pose and motion estimation from vision using dual quaternion-based extended kalman filtering [J]. The University of Tennessee Doctor Dissertation, 1997.
 - [8] Faugeras O D, Lustaman F, Toscani G. Motion and structure from point and line matches [C]. Proceeding of 1st international Conference on Computer Vision, London Jun 1987.
 - [9] Homer H C. Pose determination from line-to-plane correspondences: existence condition and closed-form solutions [C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PA-MI), 1991, 13 (6) : 530 - 541.
 - [10] Park S H, Lee K M and Lee S U. A line feature matching technique based on an eigenvector approach [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 3 (77) : 263 - 283.
 - [11] Ansar A, Daniilidis K. Linear pose estimation from points or lines [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (5) : 578 - 589.
 - [12] Shinichi N, Takeshi F. New method of capturing tumbling object in space and its control aspects [C]. Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Control Applications, Hawai'i, 1999: 973 - 978.

作者简介:王峰(1981-),男,博士,研究方向为小卫星姿态控制与仿真,空间在轨服务。

通信地址:哈尔滨工业大学科学园3012信箱(150080)

电话:13633606867

E-mail:wfhitsat@hit.edu.cn

The Research of On-Orbit Parameters Estimation for On-Orbit-Servicing Spacecraft Relative to Out-of-Control Spacecraft

WANG Feng, CHEN Xue-qin, CAO Xi-bin

(Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: An on-orbit parameters estimation algorithm is presented to acquire the real time parameters of out-of-control target spacecraft for the on-orbit-servicing spacecraft by using a monocular image sequence. Considering the straight outline feature of the uncooperative target as observed object and using the dual quaternion to describe the relative transition and attitude motion, the paper establishes the camera observed model and target motion model. With these models and take the parameters of target, including transition, attitude, inertia ratio, as the state variables, the system state equation and observed equation which are suitable for the IEKF are deduced. The state information updates iteratively in one filter period is the advantage of IEKF, which can be used to reduce the error of the observed equation linearization and ensure the stability of the whole estimation algorithm. Finally, a simulation is carried out and the results indicate that the algorithm can be used on-orbit to estimate the real time parameters of out-of-control target spacecraft.

Key words: Aircraft designing; On-orbit-servicing; Out-of-control spacecraft; Relative motion; Parameter estimation