

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2017.02.003

一种基于改进 Kalman 滤波的 视觉/惯性组合导航算法

屈桢深¹, 楚翔宇¹, 赵霄洋², 李葆华¹

(1. 哈尔滨工业大学空间控制与惯性技术研究中心, 哈尔滨 150001;
2. 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094)

摘要:提出了一种基于改进 Kalman 滤波的视觉/惯性直接组合导航算法, 首先分析了相关坐标系的定义和敏感器的误差模型, 然后分别构建了姿态滤波方程和位置滤波方程, 接着对滤波方程进行离散化处理以便在计算机中实现运算, 最后采用该方法进行了仿真验证, 结果表明系统在不同情况下进行组合导航都能够满足任务要求。

关键词:改进 Kalman 滤波; 惯性导航; 视觉导航

中图分类号: U666.12

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2017)02-0014-07

A Visual/Inertial Integrated Navigation Algorithm Based on Improved Kalman Filter

QU Zhen-shen¹, CHU Xiang-yu¹, ZHAO Xiao-yang², LI Bao-hua¹

(1. Space Control and Inertial Technology Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2. Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, CAST, Beijing 100094, China)

Abstract: A visual/inertial integrated navigation algorithm based on improved Kalman filter is presented. Firstly, the definition of the relevant coordinate systems and the error models of the sensors are analyzed. Secondly, the attitude filter equation and the position filter equation are established respectively. Then the filter equations are discretized to achieve the operation in the computer. At last, the simulations are performed. The results show that the system can meet the requirements of the task by using the method in different situations.

Key words: Improved Kalman filter; Inertial navigation; Visual navigation

0 引言

视觉/惯性组合导航技术在进入 21 世纪后逐渐成为研究热点, 在车载导航、无人机导航等方面获得了不少成果^[1-3]。2007 年, 为了提高车载雷达的导航精度, 陈林等提出了一种基于地标定位的 INS/Vision 组合导航方法, 利用相机对地标识别和动态定位来确定惯性导航系统 (INS) 的位置, 最后采用

Kalman 滤波将视觉数据和惯导数据进行融合, 来对惯导系统误差进行修正^[4]。2009 年, 针对无人机编队 leader-follower (领航-跟随) 模式, 崔乃刚等提出了一种解决视觉解算系统输出存在滞后的 INS/Vision 相对导航法, 采用无迹 Kalman 滤波估计 leader 与 follower 之间的相对位置、速度和姿态, 结合 INS 姿态角信息来检测跑道特征点, 求解飞机相对位置矢量^[5]。2010 年, 为了减小无人机 INS 漂移

收稿日期: 2016-10-02; 修订日期: 2016-11-01

基金项目: 国家自然科学基金 (70971030)

作者简介: 屈桢深 (1973-), 男, 副教授, 博导, 主要从事视觉导航方面的研究。E-mail: ocicq@126.com

误差累积的影响,李耀军等提出了基于 INS/SMNS 紧耦合的无人机导航模式,无人机的粗定位靠 IMU 的位姿信息完成,航拍图像可以实时校正 IMU 的积累误差,提高了景象匹配导航系统的实时性和适配区景象匹配的精确度^[6]。2011 年,为了解决相机低精度造成的远距离导航误差,冯国虎等提出了一种基于单目视觉/惯性组合导航定位算法,观测量采用的是 INS 解算的速度和视觉计算的速度之差,利用 Kalman 滤波修正导航信息^[7]。

近几年来,国外的学者利用 Kalman 滤波的各种衍生技术,在对应用视觉/惯性器件进行导航的系统进行滤波研究时,获得了较多的研究成果。针对视觉/惯性组合导航方式的不同采样率问题,国内外许多学者提出了不同的信息融合算法。

StreLOW 在进行滤波研究时提出,可以使用改进的 EKF 算法对视觉/惯性组合导航系统进行滤波,在使用算法对状态进行估计时,判断量测内容是否更新了,如果这一时刻没有量测内容更新,那么只利用上一时刻的量测值进行时间上的更新;如果这一时刻量测内容有更新,那么既进行时间更新又进行量测更新^[8]。Wu 和 Smyth 提出在进行惯性导航滤波的过程中,位置和加速度信号应该采取不同的数据更新频率,通常在进行位置信息更新时采用低频采样防止高频噪声,在进行加速度信息更新时采用高频采样以达到高精度测量,在进行滤波更新时经常采用较高的采样频率作为 Kalman 滤波的滤波频率^[9]。Rehbinder 和 Ghosh 在解决快速移动中的视觉导航问题时,利用高频陀螺测量信息和延迟的低频视觉量测信息估计了相机在惯性坐标系中的位置和姿态^[10]。

1 导航原理

组合导航一般分为直接法和间接法,根据系统设计的特点,本文采用直接法。直接组合导航算法是直接将惯性和相机信息进行融合,在滤波中 Kalman 滤波器接收各敏感器的输出量,经过滤波计算可以得到导航参数的最优估计。滤波过程主要由 2 个子滤波器构成,将加速度计的加速度信息和相机的相对位置信息作为位置滤波器的输入,陀螺仪的角速度信息和相机的相对姿态信息作为姿态滤波器的输入,通过 Kalman 滤波器进行最优滤波估计,估计出最优的相对位置、相对姿态参数,基本原理图如图 1 所示。

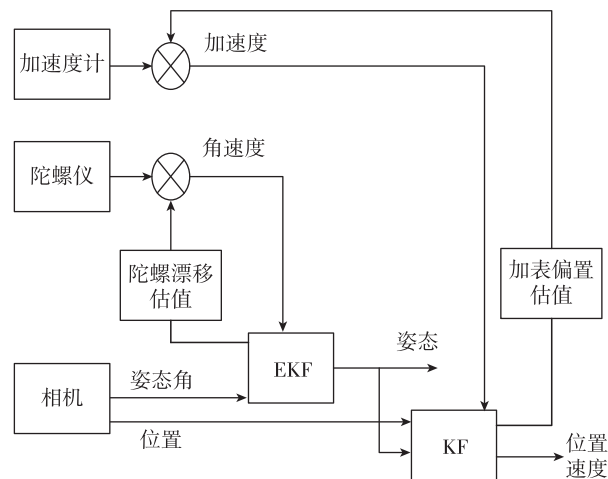


图 1 直接组合导航法的基本原理图

Fig. 1 The basic principle of direct combined navigation method

2 数学模型

2.1 陀螺误差模型

陀螺能输出追踪航天器的本体坐标系相对于惯性坐标系的姿态角速度在追踪航天器本体坐标系中的分量,其优点是可靠性高,依靠自主导航,短时间内精度较好,能够提供较高频率的姿态信息。根据大量的统计规律,陀螺仪的误差主要由以下三部分构成:

$$\epsilon = \epsilon_c + \omega_g + \epsilon_r \quad (1)$$

式中, ϵ_c 为陀螺仪随机常值漂移; ω_g 为陀螺仪的白噪声漂移,均方差为 σ_{ω_g} ; ϵ_r 为陀螺仪的随机游走,漂移斜率白噪声的均方差为 σ_{ϵ_r} 。

2.2 加速度误差模型

加速度计能输出加速度在追踪航天器本体坐标系中的比力投影,其优点与陀螺仪相同,两者一起组成的惯组单元是航天器导航的首选配置。在大量数据的统计下,加速度计的误差由以下三部分构成

$$\nabla = \nabla_c + \omega_a + \nabla_r \quad (2)$$

式中, ∇_c 为加速度计随机常值偏置; ω_a 为加速度计的偏置白噪声,均方差为 σ_{ω_a} ; ∇_r 为加速度计的随机游走,偏置斜率白噪声的均方差为 σ_{∇_r} 。

2.3 相机误差模型

基于相机的视觉导航系统误差主要由测量系统的标定误差、光学镜头的几何畸变误差、参数求解的舍入误差等组成,在进行数学仿真时,把各种随机误差都以白噪声的形式表示,这种等价对位置

测量和姿态测量都适合。误差形式如下

$$\zeta = \omega_c \quad (3)$$

式中, ω_c 为相机的白噪声误差, 均方差为 σ_{ω_c} 。

2.4 姿态滤波方程

2.4.1 状态方程的建立

对于航天器运动来说, 其姿态方程的描述不仅可以使欧拉角方法, 还可以使用方向余弦阵方法、罗德里格斯参数方法、等效旋转矢量法和四元数方法来进行描述, 虽然使用欧拉角所描述的姿态方程其物理意义较为明确, 但存在奇异性问题, 并且三角函数运算比较麻烦。使用四元数表示坐标变换相对简单, 比用9个方向余弦表示简洁, 更适合对航天器姿态进行实时控制, 因此姿态运动学方程和陀螺仪误差方程可得:

$$\frac{d\mathbf{Q}}{dt} = \frac{1}{2}\Omega(\omega_{Hc}^c) \cdot \mathbf{Q} \quad (4)$$

$$\dot{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{v}_\varepsilon \quad (5)$$

式中, \mathbf{Q} 为追踪航天器本体坐标系相对交会轨道坐标系的姿态四元数, 可表示为 $[q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4]^T$; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为陀螺的漂移量; \mathbf{v}_ε 为陀螺的漂移斜率白噪声; ω_{Hc}^c 为追踪航天器本体系相对轨道坐标系的姿态角速度在追踪航天器本体系中的表示; $\Omega(\omega_{Hc}^c)$ 为 ω_{Hc}^c 的反对称矩阵。

对于 ω_{Hc}^c , 有

$$\omega_{Hc}^c = \boldsymbol{\omega} - \mathbf{R}_H^c \boldsymbol{\omega}_{Hc}^H \quad (6)$$

式中, $\boldsymbol{\omega}$ 由陀螺的测量值 \mathbf{U} 得到, 表示追踪航天器本体系相对惯性坐标系的角速度, 即 $\boldsymbol{\omega} = \mathbf{U} - \boldsymbol{\varepsilon} - \mathbf{v}_g$, \mathbf{v}_g 为陀螺的测量噪声; $\boldsymbol{\omega}_{Hc}^H$ 为轨道坐标系的惯性角速度, 在轨道坐标系中可表示为 $[0 \ -\omega_0 \ 0]^T$, ω_0 为轨道角速度常值; \mathbf{R}_H^c 为轨道坐标系变换到追踪航天器本体系的转换矩阵, 可由四元数 \mathbf{Q} 表示。

则式(4)中的状态变量 $\mathbf{X}(t)$ 可以表示为

$$\mathbf{X}(t) = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ \varepsilon_x \ \varepsilon_y \ \varepsilon_z]^T \quad (7)$$

系统噪声矩阵为

$$\mathbf{W}(t) = [v_{gx} \ v_{gy} \ v_{gz} \ v_{\varepsilon x} \ v_{\varepsilon y} \ v_{\varepsilon z}]^T \quad (8)$$

整理式(7)和式(8)可得, 状态方程是非线性的, 表示为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f(\mathbf{X}(t), \mathbf{W}(t), t)$$

2.4.2 量测方程的建立

姿态滤波器输入的量测值是相机信息经过处理后得到的相对姿态角 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ (3-2-1 转序), 即

$$\mathbf{Z} = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]^T \quad (9)$$

又由四元数和欧拉角之间的关系, 得到量测方程

$$\begin{cases} \theta_1 = \arctan \frac{2(q_1 q_4 + q_2 q_3)}{-q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 + q_4^2} = \arctan \frac{M_1}{N_1} \\ \theta_2 = \arcsin[2(q_2 q_4 - q_1 q_3)] \\ \theta_3 = \arctan \frac{2(q_3 q_4 - q_1 q_2)}{q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2} = \arctan \frac{M_3}{N_3} \end{cases}$$

2.5 位置滤波方程

2.5.1 状态方程的建立

假设目标航天器运行在圆形轨道, 追踪航天器相对目标航天器的相对运动学方程在轨道坐标系中的表示为

$$\begin{cases} \ddot{x}^H - 2\omega_0 \dot{z}^H = f_x^H \\ \ddot{y}^H + \omega_0^2 y^H = f_y^H \\ \ddot{z}^H + 2\omega_0 \dot{x}^H - 3\omega_0^2 z^H = f_z^H \end{cases} \quad (10)$$

式中, ω_0 是目标航天器的轨道角速度, f_x^H, f_y^H, f_z^H 是追踪航天器的控制加速度在轨道坐标系中的分量表示, 即

$$\mathbf{f}_{ic}^H = f_x^H \mathbf{i} + f_y^H \mathbf{j} + f_z^H \mathbf{z} \quad (11)$$

又有

$$\mathbf{f}_{ic}^H = \mathbf{R}_c^H \mathbf{f}_{ic}^c \quad (12)$$

式中, \mathbf{R}_c^H 为从追踪航天器本体坐标系到轨道坐标系的转换矩阵, 可以由姿态滤波器中输出的四元数间接得到, 即 $\mathbf{R}_c^H = \mathbf{R}_{Hc}^c$; \mathbf{f}_{ic}^c 为追踪航天器相对惯性坐标系的比力, 可以通过加速度计的输出 \mathbf{U}_d 得到, 有

$$\mathbf{f}_{ic}^c = \mathbf{U}_d - \mathbf{d} - \mathbf{v}_d \quad (13)$$

式中, \mathbf{v}_d 为加速度计的测量噪声; \mathbf{d} 为加速度计的漂移偏置, 且满足

$$\dot{\mathbf{d}} = \mathbf{v}_a \quad (14)$$

式中, \mathbf{v}_a 为加速度计偏置斜率白噪声。

由式(13)和式(14)整理可得, 选取状态变量为

$$\mathbf{X} = [x^H \ y^H \ z^H \ \dot{x}^H \ \dot{y}^H \ \dot{z}^H \ d_x \ d_y \ d_z]^T$$

系统噪声矩阵 $\mathbf{W}(t)$ 为

$$\mathbf{W}(t) = [v_{dx} \ v_{dy} \ v_{dz} \ v_{ax} \ v_{ay} \ v_{az}]^T$$

控制向量 $\mathbf{U}(t)$ 为

$$\mathbf{U}(t) = [U_{dx} \ U_{dy} \ U_{dz}]^T$$

那么, 位置滤波器的状态方程为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{U}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \quad (15)$$

式中, 状态转移矩阵 $\mathbf{F}(t)$ 为

$$\mathbf{F}(t) = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\omega_0^2 \\ 0 & -\omega_0^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3\omega_0^2 & -2\omega_0 & 0 & 0 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$$

控制向量矩阵 $\mathbf{B}(t)$ 为

$$\mathbf{B}(t) = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ \mathbf{R}_c^H \\ 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$$

系统噪声驱动矩阵 $\mathbf{G}(t)$ 为

$$\mathbf{G}(t) = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ -\mathbf{R}_c^H & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}$$

2.5.2 量测方程的建立

相机进来的数据经过处理后,得到目标航天器相对追踪航天器的相对位置在追踪航天器中的表示,即

$$\mathbf{Z}(t) = [x^c \quad y^c \quad z^c]^T$$

状态向量中的相对位置 (x^H, y^H, z^H) 表示的是追踪航天器相对目标航天器在轨道坐标系中的分量,则有

$$[x^c \quad y^c \quad z^c]^T = -\mathbf{R}_H^T [x^H \quad y^H \quad z^H]^T$$

故量测矩阵 $\mathbf{H}(t)$ 为

$$\mathbf{H}(t) = [-\mathbf{R}_H^T \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3}]^T$$

量测噪声序列 $\mathbf{V}(t)$ 一般为零均值的高斯白噪声,即 $[v_{xc} \quad v_{yc} \quad v_{zc}]^T$ 。

2.6 滤波方程的离散化

将状态方程离散化为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi_{k+1,k} \mathbf{X}_k + \Gamma_{k+1,k} \mathbf{W}_k \quad (16)$$

或

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi_{k+1,k} \mathbf{X}_k + \Psi_{k+1,k} \mathbf{U}_k + \Gamma_{k+1,k} \mathbf{W}_k \quad (17)$$

式中, $\Phi_{k+1,k}$ 是状态一步转移阵。在本课题中,假设等时间间隔采样,采样间隔 $T_s = t_{k+1} - t_k$ ($k = 0, 1, 2, \dots$)。一般 Kalman 滤波周期 T_s 较短,可以近似看成 $T_s \rightarrow 0$, 则 $\mathbf{F}(t), \mathbf{B}(t), \mathbf{G}(t)$ 可以看作常数阵,即有

$$\mathbf{F}(t) \approx \mathbf{F}(t_k) = \mathbf{F}_k$$

$$\mathbf{B}(t) \approx \mathbf{B}(t_k) = \mathbf{B}_k \quad t_k \leq t \leq t_{k+1} \quad (18)$$

$$\mathbf{G}(t) \approx \mathbf{G}(t_k) = \mathbf{G}_k$$

那么根据对状态方程的求解和对解的简化计算,有

$$\Phi_{k+1,k} = \mathbf{I} + T_s \mathbf{F}_k + \frac{T_s^2}{2!} \mathbf{F}_k^2 + \frac{T_s^3}{3!} \mathbf{F}_k^3 + \dots \approx \mathbf{I} + T_s \mathbf{F}_k$$

$$\Psi_{k+1,k} = [\mathbf{I} + T_s \mathbf{F}_k + \frac{T_s^2}{2!} \mathbf{F}_k^2 + \dots] \cdot T_s \cdot \mathbf{B}_k \approx T_s \cdot \mathbf{B}_k$$

$$\Gamma_{k+1,k} = [\mathbf{I} + T_s \mathbf{F}_k + \frac{T_s^2}{2!} \mathbf{F}_k^2 + \dots] \cdot T_s \cdot \mathbf{G}_k \approx T_s \cdot \mathbf{G}_k$$

\mathbf{U}_k 是 k 时刻的控制向量,由系统外部输入。 \mathbf{W}_k 是滤波器的激励噪声序列,一般满足高斯白噪声,即

$$\mathbf{E}[\mathbf{W}_k] = 0, \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j] = \mathbf{E}[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{kj}$$

\mathbf{Q}_k 是滤波器噪声序列的方差强度矩阵,一般为非负定阵,即

$$\mathbf{Q}_k = \text{diag}[\sigma_{v_{gx}}^2 \quad \sigma_{v_{gy}}^2 \quad \sigma_{v_{gz}}^2 \quad \sigma_{v_{\epsilon x}}^2 \quad \sigma_{v_{\epsilon y}}^2 \quad \sigma_{v_{\epsilon z}}^2]$$

或

$$\mathbf{Q}_k = \text{diag}[\sigma_{v_{dx}}^2 \quad \sigma_{v_{dy}}^2 \quad \sigma_{v_{dz}}^2 \quad \sigma_{v_{\alpha x}}^2 \quad \sigma_{v_{\alpha y}}^2 \quad \sigma_{v_{\alpha z}}^2]$$

将量测方程离散化为

$$\mathbf{Z}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{X}_{k+1} + \mathbf{V}_{k+1} \quad (19)$$

由于量测方程的离散化形式中的每个量都是在 $k+1$ 时刻的值,故 \mathbf{H}_k 与 $\mathbf{H}(t)$ 的形式一样。 \mathbf{Z}_{k+1} 是系统的观测值,由外界输入到滤波器中。 \mathbf{V}_{k+1} 是滤波器的量测噪声序列,一般满足高斯白噪声,即

$$\mathbf{E}[\mathbf{V}_k] = 0, \text{Cov}[\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j] = \mathbf{E}[\mathbf{V}_k \mathbf{V}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{kj}$$

同时还满足 $\text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j] = \mathbf{E}[\mathbf{W}_k \mathbf{V}_j^T] = 0$ 。 \mathbf{R}_k 是方差矩阵,一般为正定阵,即

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}[\sigma_{v_{\theta 1}}^2 \quad \sigma_{v_{\theta 2}}^2 \quad \sigma_{v_{\theta 3}}^2]$$

或

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}[\sigma_{v_{rc}}^2 \quad \sigma_{v_{yc}}^2 \quad \sigma_{v_{zc}}^2]$$

3 改进 Kalman 滤波算法的推导

改进 Kalman 滤波算法基于 Kalman 滤波基本公式的基础上,将 5 个基本公式分为 2 个部分。

1) 时间更新过程

状态的一步预测

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (20)$$

一步预测误差的方差阵

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \Gamma_{k,k-1}^T \quad (21)$$

2) 量测更新过程

滤波的增益矩阵

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \quad (22)$$

状态的估计

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}] \quad (23)$$

估计误差方差阵

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k,k-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k]^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \quad (24)$$

时间更新过程等价本课题中的惯性导航,量测更新过程等价视觉导航。当视觉信息可靠时,才启用视觉导航,即进行时间更新和量测更新;当视觉信息不可靠时,隔离视觉导航,只进行时间更新。视觉信息的可靠性由量测噪声方差阵 \mathbf{R}_k 衡量。

在滤波时刻 k 时,若出现相机信息没有更新或出现中断,即不可靠,则量测噪声方差阵 \mathbf{R}_k 被认为趋向无穷大。由式(24)可知,滤波的增益矩阵 \mathbf{K}_k 会趋向于零,那么会有

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \quad (25)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \quad (26)$$

从式(25)和式(26)可以看出,状态的估计和估计误差方差阵与 $k-1$ 时刻相比没有变化,间接证明没有进行量测更新。

改进 Kalman 滤波算法是在之前设计的滤波器基础上进行改进的,主要增加了对视觉信息的可靠性判断。若可靠性低,选择很大的量测噪声方差阵;若可靠性高,选择很小的量测噪声方差阵。由于惯性测量单元在很短时间内的精度是很高的,故在视觉信息可靠性低的情况下可以不进行量测校正,只采用惯性测量单元进行导航。

4 仿真实验与分析

仿真参数的选取

1) 相机

采样时间:160ms;

相对姿态测量噪声方差: $1.95 \times 10^{-6} \text{ rad}^2$;

相对位置测量噪声方差: $1.0 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ 。

2) 陀螺仪

采样时间:20ms;随机常值漂移: $0.05(^{\circ})/\text{h}$;

漂移斜率的白噪声:均值为0,方差为0.01;

测量白噪声:均值为0,方差为0.1。

3) 加速度计

采样时间:20ms;随机常值偏置: 0.005 m/s^2 ;

漂移斜率的白噪声:均值为0,方差为 1.0×10^{-6} ;

测量白噪声:均值为0,方差为 1.0×10^{-4} 。

4) 位置滤波器

滤波周期:20ms;估值误差协方差阵的初始值为 $\mathbf{P}_0 = 10^{-3} \cdot \mathbf{I}_{9 \times 9}$ 。

状态向量的初值为 $\mathbf{X}_0 = [-21.5091 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 。

激励噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{Q} = \text{diag}[10^{-1} \ 10^{-1}$

$10^{-1} \ 10^{-3} \ 10^{-3} \ 10^{-3}]$ 。

量测噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{R} = \text{diag}[10^{-1} \ 10^{-1} \ 10^{-1}]$ 。

5) 姿态滤波器

滤波周期:20ms;估值误差协方差阵的初始值为 $\mathbf{P}_0 = 10^{-2} \cdot \mathbf{I}_{7 \times 7}$ 。

状态向量的初值为 $\mathbf{X}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 。

激励噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{Q} = \text{diag}[10^{-2} \ 10^{-2} \ 10^{-2} \ 10^{-2} \ 10^{-2} \ 10^{-2} \ 10^{-2}]$ 。

量测噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{R} = \text{diag}[10^{-5} \ 10^{-5} \ 10^{-5}]$ 。

为了验证改进 Kalman 滤波算法对提高滤波性能的作用,需对 Simulink 仿真模型进行修改。滤波器中所使用的量测信息都来自于视觉信息,故需对相机信息进行处理。相机信息的输出周期为160ms,将其输入采样周期为20ms延时模块,得到的相机信息整体滞后了20ms,再将这2个信号相减得到差值信号。以相对位置的 x 轴方向为例,处理过程如图2所示。

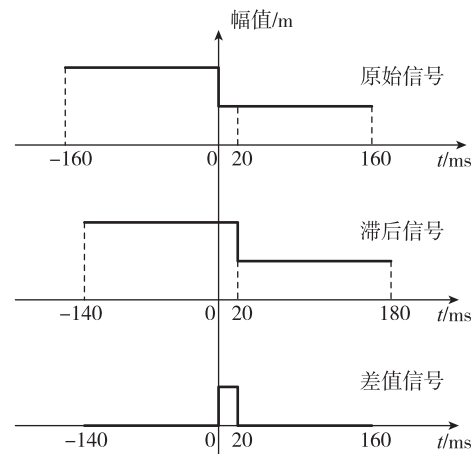


图2 相对位置 x 轴方向信息的处理过程

Fig. 2 Processing of relative position x axis direction information

从图2可以看出,在一个相机信号周期内,差值信号的前20ms是有值的,后140ms保持为0。当差值信号有值时,认为是某一滤波周期里的视觉信息较上一个滤波周期进行了更新,这种更新能真实反映两航天器之间的相对位姿变化;当差值信号为0时,表明视觉信息在剩下的140ms一直得不到更新,而这个时间段内真实的相对位姿是变化的。根据这个特点可以在前20ms时使用相机信息进行量测更新,后140ms内隔离相机信息。

另外,每个系统仿真周期里还需对相机信息进行幅值检测。例如在交会对接中对两航天器的相对位置检测时,判断相对位置的 3 个分量是否同时处于小范围,这个小范围可以根据具体情况设定,若同时处于小范围,表明交会过程中出现了异常导

致视觉系统产生的相对位置信息出现中断,这时就需要及时隔离相机信息。

在保证各参数不变的情况下,给出了常规 Kalman 滤波器(KF)和改进 Kalman 滤波器(IKF)的估计误差对比,如表 1 和表 2 所示。

表 1 各估计误差的最大值(10~100s)

Tab. 1 The maximum value of estimation errors (10~100s)

	位置估计误差/m			速度估计误差/(m/s)			姿态估计误差/(°)		
	X	Y	Z	v_x	v_y	v_z	θ_1	θ_2	θ_3
KF	0.0250	0.0522	0.0560	0.0242	0.0666	0.0557	0.2404	0.2711	0.2499
IKF	0.0193	0.0434	0.0367	0.0125	0.0343	0.0264	0.2197	0.2034	0.2220

表 2 各估计误差的均方差 RMS(10~100s)

Tab. 2 The RMS of estimation errors (10~100s)

	位置估计误差/m			速度估计误差/(m/s)			姿态估计误差/(°)		
	X	Y	Z	v_x	v_y	v_z	θ_1	θ_2	θ_3
KF	0.0057	0.0160	0.0166	0.0068	0.0173	0.0183	0.0675	0.0704	0.0675
IKF	0.0049	0.0131	0.0137	0.0040	0.0085	0.0094	0.0669	0.0672	0.0672

从表 1 和表 2 的数据可以看出,改进 Kalman 滤波器的各个估计误差量相比于常规 Kalman 滤波器的估计误差有明显下降。虽然姿态角的估计误差下降程度没有位置和速度的估计误差下降程度大,但从整体上看,改进 Kalman 滤波器对提高滤波效果起到了一定作用。

接下来研究视觉信息中断对滤波效果的影响。在仿真程序中,取 50~55s 这一时间段的相机信号为 0,给出了 IKF 的各个估计误差情况。为了清晰地表示出视觉信息中断过程,这里给出 10~100s 的曲线,如图 3~图 5 所示。

从图 3、图 4 和图 5 中可以看出,在视觉信息中断的时间段内,各估计误差开始积累,但当视觉信息恢复后,估计误差迅速收敛,可见改进 Kalman 滤波器的稳定性较好。这是因为,在视觉信息中断后,系统判断出视觉信息不可靠,则相应地选择很大的量测噪声方差阵,即等价将视觉信息隔离,不采用视觉信息进行量测更新。由于系统具有冗余性,在视觉信息中断期间可以单独使用惯性导航,故会出现图中 50~55s 时间段内的误差积累现象。

将视觉信息中断情景置于常规 Kalman 滤波器中,会出现估计误差发散的情况,导致整个系统不能正常运行。只要视觉信息中断的时间不太长,基于改进 Kalman 滤波算法的组合导航算法能保证估计误差收敛,满足系统最基本的稳定性要求。

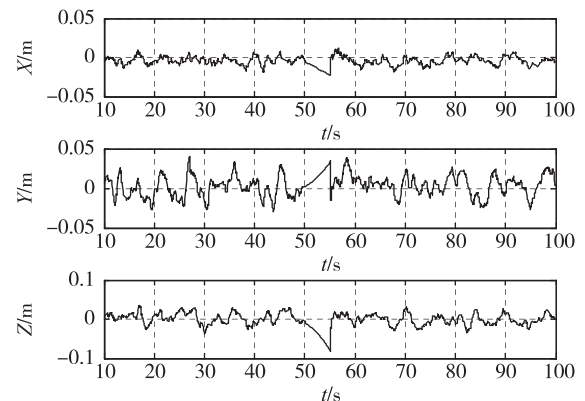


图 3 视觉信息失效时改进 Kalman 滤波器的位置估计误差

Fig. 3 The position estimation error with improved Kalman filter while visual information failure

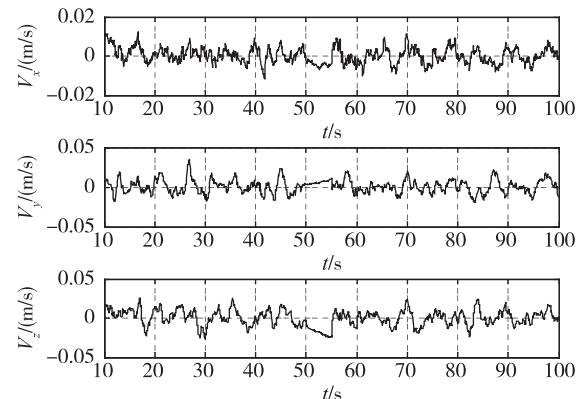


图 4 视觉信息失效时改进 Kalman 滤波器的速度估计误差

Fig. 4 The velocity estimation error with improved Kalman filter while visual information failure

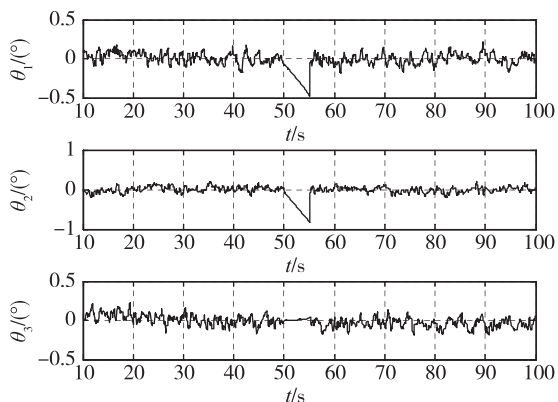


图5 视觉信息失效时改进 Kalman 滤波器的姿态估计误差
 Fig. 5 The attitude estimation error with improved Kalman filter while visual information failure

5 结论

论文针对近距离交会对接过程中的相对导航问题,采用视觉/惯性组合导航模式,结合了惯性测量单元高精度和视觉测量系统定时更新的优点,可获得更高的导航精度。由于惯性信息和相机信息的频率不同,会出现在一个滤波周期中采用不精确的相机信息去校正的情况,故需要对 Kalman 滤波算法进行改进。主要思想是只有当相机信息精确时才进行校正,若相机信息的可靠性低,则对相机信息进行隔离,避免污染信息。通过数字仿真结果可以看出,基于改进 Kalman 滤波的组合导航算法的估计误差明显减小,并对相机信息中断情况有较好的鲁棒性。

参考文献

[1] Parten R P, Mayer J P. Development of the Gemini

operational rendezvous plan [J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 1968, 5(9):1023-1026.

[2] Mueller E, Bilimoria K D, Frost C. Dynamic coupling and control response effect on spacecraft handling qualities during docking [J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2009, 46(6):1288-1297.

[3] 边广龙. 苏联/俄罗斯的空间交会对接技术[J]. 太空探索, 2011(10):34-36.

[4] 陈林. 基于动态视觉定位的惯性导航地标修正方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2007.

[5] 崔乃刚, 王晓刚, 郭继峰. 基于 Sigma-point Kalman 滤波的 INS/VISION 相对导航方法研究[J]. 宇航学报, 2009, 30(6):2220-2223.

[6] 李耀军, 潘泉, 赵春晖, 等. 基于 INS/SMNS 紧耦合的无人机导航[J]. 中国惯性技术学报, 2010, 18(3):302-306.

[7] Feng G H, Wu W Q, Cao J L, et al. Algorithm for monocular visual Odometry/SINS integrated navigation [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2011, 19(3):210-215.

[8] 刘焘, 庞秀芝, 余静, 等. 基于准三维视觉模型的组合导航系统性能研究[J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29(6):51-54.

[9] Strelow D W. Motion estimation from image and inertial measurements [D]. Maryland University, 2004.

[10] Smyth A, Wu M. Multi-rate Kalman filtering for the data fusion of displacement and acceleration measurements [C]. Proceeding of SPIE, Smart Structures and Materials, 2006.

[11] Rehbinder H, Ghosh B K. Multi-rate fusion of visual and inertial data [C]. Proceedings of IEEE Conference on Multi-Sensor Fusion Integration Intelligent Systems Baden-Baden, Germany, 2001:97-102.