

基于视觉的飞行器运动参数串行式递归估计

霍 炬, 仲小清, 杨 明

(哈尔滨工业大学控制与仿真中心, 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对利用视觉方法进行飞行器运动参数估计中旋转与平移参数耦合及计算量大的问题,设计了一种适用于递归方法的串行式运动参数估计模型。证明了旋转运动参数的估计不依赖于平移参数,据此建立了基于特征线的旋转运动参数估计模型,进而设计了串行式运动参数估计模型。给出并证明了利用该模型进行运动参数估计时解的唯一性结论。仿真实验和实测试验表明:相对于集中式模型,使用串行式递归模型进行飞行器运动参数估计时计算耗时减小、姿态精度更高、鲁棒性更强。

关键词: 计算机视觉; 运动估计; 模型解耦; 运动估计模型; 唯一性; 递归算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2010)02-0361-08

DOI:10.3873/j.issn.1000-1328.2010.02.010

0 引言

基于视觉的运动估计问题在过去的 20 年中得到了广泛研究,可以肯定地说“ M 个场景中的 N 个点”的问题已经研究得非常透彻^[1-3,9]。当前许多学者把研究重点放到了如何提高方法的鲁棒性、精确性、及实时性^[9-11]。假设图像采集时刻间隔已知,可使用递归方法实现运动参数的估计,但是计算量大和旋转和平移运动参数估计相互耦合制约了方法的应用。针对该问题,本文设计了一种适用于递归算法的串行式参数估计模型,证明了解的唯一性,并利用仿真实验和实测试验分析了利用该模型进行参数估计的性能。

1 飞行器运动学模型

本文含有两个基本假设:(1) 飞行器在运动过程中可视为刚体;(2) 特征点的提取和对应问题已经解决。飞行器在 3D 空间的运动如上图 1 所示,它是飞行器上一固定点 O_M 的平移运动 T 和飞行器绕该固定点的旋转运动 R 两种运动的合成,该固定点称为旋转中心^[3-5,8]。图中 p_1, p_2, \dots, p_m 为飞行器上 m 个不重合的固定点,称为特征点。

为了数学描述的方便,首先建立如下三个坐标系。定义:

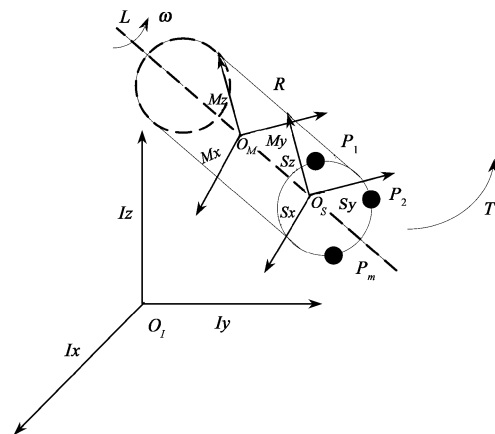


图 1 飞行器运动示意图

Fig.1 Geometry of motion of the vehicle

(1) 惯性坐标系 I :任何与地球固联的坐标系均可作为惯性坐标系,其原点为 O_I 。惯性坐标系 I 是确定飞行器运动参数的参考坐标系。

(2) 结构坐标系 S :任何与飞行器固联的坐标系均作为结构坐标系,其原点为 O_S 。特征点在结构坐标系 S 中的位置已知,且不随飞行器的运动而变化。

(3) 弹体坐标系 M :弹体坐标系原点与飞行器的旋转中心 O_M 重合,三个方向轴分别与结构坐标系 S 平行且方向相同。弹体坐标系 M 的坐标系原点 O_M 在结构坐标系 S 中坐标描述了飞行器旋转中心的位置。

飞行器旋转中心的变化设为布朗运动^[11],即:

$$\dot{D}(t) = \xi_D \quad (1)$$

式中: $D(t)$ 为 t 时刻旋转中心 O_M 在结构坐标系 S 中的 3D 坐标; ξ_D 为高斯白噪声(本文使用 ξ 表示高斯白噪声)。

飞行器的位置 T 、速度 V 、加速度 A 三者的关系设为:

$$\begin{cases} \dot{T}(t) = V(t) \\ \dot{V}(t) = A(t) \\ \dot{A}(t) = \xi_A \end{cases} \quad (2)$$

式中: ξ_A 为加速度项以后的所有高阶项之和。

对(1)和(2)式进行离散化,可以得到飞行器平移运动学方程:

$$x_T(t_{i+1}) = \Phi(t_{i+1}, t_i)x_T(t_i) + v_T(t_i) \quad (3)$$

式中: $x_T(t_i) \triangleq [T^T(t_i), V^T(t_i), A^T(t_i), D^T(t_i)]^T$, 旋转中心 D 也视为平移运动参数;而 $\Phi(t_{i+1}, t_i)$ 是仅关于 t_{i+1} 与 t_i 之差的方阵,称为状态转移矩阵; $v_T(t_i)$ 称为平移运动过程噪声序列。

采用四元数 $q \triangleq (q_1, q_2, q_3, q_4)^T$ 描述飞行器的姿态,姿态和角速度 ω 间的关系为^[2]:

$$\dot{q}(t) = \Omega[\omega(t)]q(t) \quad (4)$$

式中: $\Omega[\omega(t)]$ 是由角速度 $\omega(t)$ 确定的方阵。

忽略旋转运动中角速度 ω 后的高阶项,即认为:

$$\dot{\omega}(t) = \xi_\omega \quad (5)$$

对(4)和(5)式进行离散化可以得到飞行器旋转运动学方程:

$$x_\Omega(t_{i+1}) = f_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i) + v_\Omega(t_i) \quad (6)$$

式中: $x_\Omega(t_i) \triangleq [q^T(t_i), \omega^T(t_i)]^T$; $f_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i)$ 是关于 $x_\Omega(t_i)$ 的非线性函数^[2]; $v_\Omega(t_i)$ 称为旋转运动过程噪声序列。

由(3)和(6)式可以得到飞行器运动学模型:

$$x(t_{i+1}) = f(x(t_i); t_i) + v(t_i) \quad (7)$$

式中: $x(t_i) \triangleq [x_\Omega^T(t_i), x_T^T(t_i)]^T$; 过程噪声序列 $v(t_i) \triangleq [v_\Omega^T(t_i), v_T^T(t_i)]^T$; 而

$$f(x(t_i); t_i) \triangleq \begin{bmatrix} f_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i) \\ F_T(x_T(t_i); t_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i) \\ \Phi(t_{i+1}, t_i)x_T(t_i) \end{bmatrix}$$

2 串行式运动参数估计模型

2.1 基本量测方程

当把飞行器视为刚体时,描述其运动的最基本

的数学关系式就是刚体旋转方程^[2]。依据该理论, t_i 时刻特征点 p_j 在弹体坐标系 M 中的坐标 P_{M_j} 和在惯性坐标系 I 中坐标 P_{I_j} 满足如下关系:

$$P_{I_j}(t_i) = T(t_i) + R[q(t_i)]P_{M_j}(t_i) \quad (8)$$

式中 $R[q(t_i)]$ 为姿态矩阵。

根据弹体坐标系 M 和结构坐标系 S 的定义,特征点 p_j 在结构坐标系 S 中的坐标 P_{S_j} 已知且固定,与 P_{M_j} 的关系为:

$$P_{M_j}(t_i) = P_{S_j} - D(t_i) \quad (9)$$

如果考虑量测噪声,把(9)代入到和(8)式可以得到:

$$\hat{P}_{I_j}(t_i) = T(t_i) + R[q(t_i)](P_{S_j} - D(t_i)) + \xi_{p_j}(t_i) \quad (10)$$

上式通常被称为基本量测方程^[9],它描述了飞行器运动参数与量测量之间的数学关系。式中 $\hat{P}_{I_j}(t_i)$ 为 t_i 时刻特征点 p_j 在惯性坐标系 I 中 3D 坐标的量测值,可通过视觉原理从图像中获得。

以飞行器运动学模型和基本量测方程可以建立相应的参数估计模型^[1, 2, 4, 5, 11],本文称该模型为集中式运动参数估计模型。

2.2 串行式运动参数估计模型

由(7)和(10)式可以看出,模型的阶数较高,这导致了运动参数估计的计算量较大^[1-2];另外,旋转和平移运动间存在耦合。针对上述问题,本节将建立一种串行式参数估计模型。该模型的建立基于如下定理。

定理 1: 在利用特征点 3D 坐标进行飞行器运动参数估计时,旋转运动参数的估计不依赖于平移运动参数。

证明: 考虑到 t_i 时刻所有特征点均满足量测方程,两特征点间的向量将满足如下关系,以点 p_j 和 p_{j+k} 为例:

$$\hat{P}_{I_{j+k}}(t_i) - \hat{P}_{I_j}(t_i) = R[q(t_i)](P_{S_{j+k}} - P_{S_j}) + R[q(t_i)](\xi_{p_{j+k}}(t_i) - \xi_{p_j}(t_i)) \quad (11)$$

因为两特征点不重合,所以(11)式两边向量均不为零,求取二者的单位向量。考虑到姿态矩阵 $R[q(t_i)]$ 为正交阵,其模为 1;且认为特征点的量测噪声相对于特征点间的距离为高阶小量,由(11)式可以得到:

$$\hat{L}_{I_j} = R[q]L_{S_j} + n_j \quad (12)$$

式中 $L_j \triangleq \frac{P_{j+k} - P_j}{|P_{j+k} - P_j|}$, $n_j \triangleq \frac{\xi_{p(j+k)} - \xi_{pj}}{|P_{S(j+k)} - P_{Sj}|}$ 。

L 实质上由两特征点所确定的直线的方向向量,该直线称为特征线。如果以特征线的方向向量为量测量,那么等式(12)就给出了量测量与旋转运动参数间的数学关系,而等式不包含平移运动参数。另外,(6)式表示的旋转运动学方程中也没有其它运动参数。据此可以得出:以特征线方向向量为量测量,可对飞行器旋转运动参数进行独立估计;即飞行器旋转运动参数的估计不依赖于平移运动参数。

依据(6)和(12)式可以建立旋转运动参数估计模型:

$$\begin{cases} x_\Omega(t_{i+1}) = f_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i) + v_\Omega(t_i) \\ z_\Omega(t_i) = h_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i) + w_\Omega(t_i) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $z_\Omega(t_i)$ 为量测量,它由各特征线在惯性坐标系 I 中的方向向量 $\hat{L}_{ij}(t_i)$ 组成; $h_\Omega(x_\Omega(t_i); t_i)$ 为关于旋转运动参数的非线性函数; $w_\Omega(t_i)$ 为特征线的量测噪声序列。

平移运动参数估计模型的量测量 $z_T(t_i)$ 仍为飞行器上固定点在惯性坐标系 I 中的 3D 坐标的量测值,依据(3)式和(10)式可以建立平移运动参数估计模型:

$$\begin{cases} x_T(t_{i+1}) = \Phi(t_{i+1}, t_i)x_T(t_i) + v_T(t_i) \\ z_T(t_i) = \Gamma(x_\Omega(t_i); t_i)x_T(t_i) + n(x_\Omega(t_i); t_i) + w_T(t_i) \end{cases} \quad (14)$$

式中 $\Gamma(x_\Omega(t_i); t_i)$ 和 $n(x_\Omega(t_i); t_i)$ 分别是由旋转运动参数确定的矩阵和向量,当旋转运动参数已知时,二者均为已知量; $w_T(t_i)$ 为特征点的量测噪声序列。

至此,由(13)式表示的旋转运动参数估计模型以及(14)式表示的平移运动参数估计模型可以建立串行式运动参数估计模型,如下图 2 所示。

3 串行式参数估计解的唯一性

运动参数解的唯一性是运动估计中的一个重要问题;也就是说,基于给定的模型,能否唯一确定飞行器的运动参数。参数解的唯一性问题是与估计方法相互独立的一个基本问题^[1]。

本节首先以定理的形式给出飞行器运动参数估计中解的唯一性的结论;然后分别对结论中的每个论断进行证明。

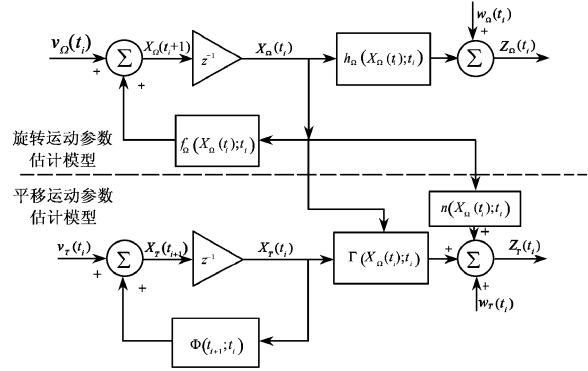


图 2 串行式运动参数估计模型

Fig.2 Sequential motion parameter estimation model

定理 2:使用串行式参数估计模型进行飞行器运动参数估计时,如果图像采集频率足够高、每帧图像间的时间间隔确定、且已知了连续四帧图像上的至少三个不共线的特征点的 3D 坐标,那么:

- (1) 姿态角唯一确定,四元数 q 除了向量前的符号,唯一确定;
- (2) 旋转角速度 ω 唯一确定;
- (3) 旋转中心 D 存在解不唯一的情况;
- (4) 一旦旋转中心 D 确定,则平移运动参数 T, V, A 唯一确定。

3.1 旋转运动参数解的唯一性

在分析参数解的唯一性问题时,不考虑特征点的量测噪声,也不考虑运动学模型中的噪声。不失一般性,定义由连续四帧图像的采集时刻组成的集合为:

$$M_4 \triangleq \{t_1, t_2, t_3, t_4 \mid 0 \leq t_1 < t_2 < t_3 < t_4\} \in R^4$$

并且定义:

$$M_4^i \triangleq \{t_i, t_{i+1} \mid 0 \leq t_i < t_{i+1}\} \in R^2 \quad 1 \leq i < 4$$

由上文分析可知:旋转运动参数的估计不依赖于平移运动参数。由三个不共线的特征点可以确定三条特征线,任取其中的两条,记为 L_1 和 L_2 。对于 $t_i \in M_4^i$,当基于视觉原理从图像中求取了特征点在惯性坐标系 I 中的 3D 坐标后,可求取特征线的方向向量 $L_{i1}(t_i)$ 和 $L_{i2}(t_i)$ 。而依据结构坐标系 S 的定义,特征线在结构坐标系中的方向向量 L_{S1} 和 L_{S2} 均已知。依据式(12),飞行器的姿态矩阵可按如下公式求取^[1, 3]:

$$R[q(t_i)] = [L_{i1}(t_i) \quad L_{i2}(t_i) \quad L_{i1}(t_i) \times L_{i2}(t_i)] \cdot [L_{S1} \quad L_{S2} \quad L_{S1} \times L_{S2}]^{-1} \quad (15)$$

因为特征线不平行,即 $[L_{S1} \ L_{S2} \ L_{S1} \times L_{S2}]$ 的逆存在,相应地, $R[q(t_i)]$ 唯一确定。由 $R[q(t_i)]$ 可以计算相应的四元数 $q(t_i)$ 的数值,但是前面的正负号任意^[1],这就证明了定理 2 中的结论(1)。

定义 $\eta \triangleq (\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4)^T$ 为相邻时刻载体四元数姿态之差,它描述了飞行器在相邻两个测量时刻姿态的变化。为了分析方便,定义 $\bar{\eta}_3$, 此时 η 具有形式 $\eta = \pm (\bar{\eta}_3, |\eta_4|)^T$, 它与飞行器姿态矩阵间的关系式为:

$$R[q(t_{i+1})] = R[\eta(t_i)]R[q(t_i)] \quad t_i \in M_4^i \quad (16)$$

式中 $R[\eta(t_i)]$ 是通过相邻时刻载体四元素姿态之差确定的姿态矩阵。

对于每个 $t_i \in M_4^i$ 时刻, $R[q(t_i)]$ 均已知,且其逆 $R^{-1}[q(t_i)]$ 总是存在,所以:

$$R[\eta(t_i)] = R[q(t_{i+1})]R^{-1}[q(t_i)] \quad t_i \in M_4^i \quad (17)$$

总是存在。与 q 的求取方法一样,由 $R[\eta(t_i)]$ 可以求取 $\eta(t_i)$, 向量前的正负号也不确定。

根据 $\eta_4(t_i)$ 的取值情况,旋转角速度参数 ω 的解可为如下三种情况求取^[1]:

$$(1) \eta_4(t_i) = \pm 1$$

此时 $R[\eta(t_i)] \equiv I_3$, 即 $R[q(t_{i+1})] \equiv R[q(t_i)]$, 也就是在离散采样时刻获得的图像上,飞行器在两个测量时刻“看起来”没有旋转。此时,旋转角速度 ω 可表示为:

$$\omega(t_i) = 2m\pi u/T \quad m \in Z \quad (18)$$

式中: $T \triangleq t_{i+1} - t_i$ ($t_i, t_{i+1} \in M_4^i$) 为两个测量时刻时间间隔; u 为任意单位向量 ($|u| = 1$); Z 为整数集。

当图像采集频率足够高,如果可以保证

$$|\omega(t_i)| = |2m\pi/T| \leq \pi/T \quad (19)$$

则可以确定 $m = 0$, 即

$$\omega(t_i) = 0 \quad (20)$$

式(19)是定理 2 中所说的图像采集频率足够高的数学描述。

$$(2) \eta_4(t_i) = 0$$

此时

$$\omega(t_i) = (2m - 1)\pi\bar{\eta}_3(t_i)/T \quad m \in Z \quad (21)$$

当 $|\omega(t_i)| \leq \pi/T$ 时,

$$\omega(t_i) = \pm \pi\bar{\eta}_3/T \quad (22)$$

(3) 除了(1)和(2)的情况

该情况是一般情况,在实际情况中的“几乎全部”的解均属于此类情况。

$$\omega(t_i) = \left(\frac{2m\pi}{T} - \frac{2}{T} \tan^{-1} \frac{|\bar{\eta}_3(t_i)|}{|\eta_4(t_i)|} \right) \frac{\bar{\eta}_3(t_i)}{|\eta_3(t_i)|} \quad m \in Z \quad (23)$$

当 $|\omega(t_i)| \leq \pi/T$ 时,

$$\omega(t_i) = \left(-\frac{2}{T} \tan^{-1} \frac{|\bar{\eta}_3(t_i)|}{|\eta_4(t_i)|} \right) \frac{\bar{\eta}_3(t_i)}{|\eta_3(t_i)|} \quad (24)$$

依据 $\eta_4(t_i)$ 的取值情况选择使用(20), (22), 和(24)式可确定旋转角速度 ω 的数值。至此,证明了定理 2 中的结论(2)。

3.2 平移运动参数解的唯一性

由第 2 节中的平移运动学方程可以得到:

$$T(t_i) = T(t_1) + V(t_1)(t_i - t_1) + 0.5A(t_1)(t_i - t_1)^2 \quad t_i \in M_4 \quad (25)$$

使用其中的一个特征点的 3D 坐标,不考虑其序号,把(25)式代入到基本量测方程中,忽略噪声项,整理可得:

$$\begin{bmatrix} P_I(t_1) \\ P_I(t_2) \\ P_I(t_3) \\ P_I(t_4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_3 & t_1 I_3 & t_1^2 I_3/2 & -R(t_1) \\ I_3 & t_2 I_3 & t_2^2 I_3/2 & -R(t_2) \\ I_3 & t_3 I_3 & t_3^2 I_3/2 & -R(t_3) \\ I_3 & t_4 I_3 & t_4^2 I_3/2 & -R(t_4) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T(t_1) \\ V(t_1) \\ A(t_1) \\ D(t_1) \end{bmatrix} \quad (26)$$

式中 $t_i = t_i - t_1$, $P_I(t_i) = P_I(t_i) - R[q(t_i)]P_S$

定义

$$H \triangleq \underbrace{\begin{bmatrix} I_3 & t_1 I_3 & t_1^2 I_3/2 - R[q(t_1)] \\ I_3 & t_2 I_3 & t_2^2 I_3/2 - R[q(t_2)] \\ I_3 & t_3 I_3 & t_3^2 I_3/2 - R[q(t_3)] \\ I_3 & t_4 I_3 & t_4^2 I_3/2 - R[q(t_4)] \end{bmatrix}}_{H_1} = [H_1 \quad H_2]$$

则平移运动参数解的唯一性问题等价于分析矩阵 H 的满秩问题。

为了分析方便,以下假设图像采集时刻等周期,其周期为 T ; 定理 1 中的一般情况,分析方法相同。对 H_1 进行初等列变换可得:

$$\bar{H}_1 = \begin{bmatrix} I_3 & 0_3 & 0_3 \\ I_3 & TI_3 & 0_3 \\ I_3 & 2TI_3 & 2T^2 I_3 \\ I_3 & 3TI_3 & 6T^2 I_3 \end{bmatrix} \quad (27)$$

式中: 0_3 是维数为 3×3 的零矩阵; I_3 是维数为 3×3 的单位矩阵。

因为 $T \neq 0$, 所以 \bar{H}_1 列满秩。继续用 \bar{H}_1 的列去对矩阵 H 的最后一列进行列初等变换, 可得:

$$\bar{H} = \begin{bmatrix} I_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ I_3 & TI_3 & 0_3 & 0_3 \\ I_3 & 2TI_3 & 2T^2 I_3 & 0_3 \\ I_3 & 3TI_3 & 6T^2 I_3 & -R \end{bmatrix} \quad (28)$$

式中

$$R \triangleq 3R[\eta(t_3)]R[\eta(t_2)]R[\eta(t_1)] - R[\eta(t_2)]R[\eta(t_1)] - 7R[\eta(t_1)] + 5I_3 \quad (29)$$

从(27)和(28)两式可以看出:

- (1) 因为 \bar{H}_1 列满秩, 所以如果旋转中心 D 确定, 则运动参数 $T(t_1), V(t_1), A(t_1)$ 均唯一确定;
- (2) R 是否满秩决定了平移运动参数的解是否唯一。

从 H_2 中提取出所有与 H_1 不相关的列向量 H'_2 , 其秩记为 $\lambda (0 \leq \lambda \leq 3)$ 。当 $\lambda = 3$ 时, R 满秩; 当 $\lambda < 3$ 时, 剩余的列向量记为 H''_2 。 H_1 和 H'_2 组成新的矩阵称为 H' , $H' \triangleq [H_1 \ H'_2]$ 。 D 中与 H'_2 对应的参数记为 $\bar{d} \triangleq (\bar{d}_1, \dots, \bar{d}_\lambda)^T$, 与 H''_2 对应的参数记为 $f \triangleq (f_1, \dots, f_{3-\lambda})^T$ 。 经过以上变换, 可以得到平移参数和旋转中心的解为:

$$\begin{cases} f = \text{任意实数} \\ (T^T(t_1), V^T(t_1), A^T, \bar{d}^T)^T \\ = (H'^T H')^{-1} H'^T (B - H''_2 f) \end{cases} \quad (30)$$

式中 $B = [P_1^T(t_1) \ P_1^T(t_2) \ P_1^T(t_3) \ P_1^T(t_4)]^T$ 至此证明了定理 2 中的结论 3 和 4。 文献[1]的开创性工作证明了运动参数估计解的唯一性, 但从本文给出的定理 2 可以看出, 文献[1]中的结论不是必要条件。

4 实验及结果分析

利用文中所建立的模型可以设计相应的递归算法进行飞行器运动参数估计, 卡尔曼滤波器是最常

用的形式^[1,2,6,9,10,11]。 本文分别基于集中式和串行式模型设计了卡尔曼滤波器, 对于非线性模型, 文中采用扩展卡尔曼滤波器。

为了验证不同模型下相同滤波算法的运动参数估计性能, 分别进行了仿真实验和实测试验。 仿真实验比较分析了计算耗时、估计误差、以及鲁棒性等性能; 实测试验给出了实际测量中的参数估计误差。 为了描述方便, 下文分别称基于集中式和串行式运动参数模型所建立的卡尔曼滤波器为集中式估计器和串行式估计器。

4.1 仿真实验

4.1.1 计算耗时分析

卡尔曼滤波器的计算量以滤波器维数的三次方递增^[6], 即如果滤波器维数为 N , 则其计算量为 $O(N^3)$ 。 文中所建立飞行器运动模型包括 7 个描述旋转运动的变量以及 9 个描述平移运动的变量(假设旋转中心已知)。 如果使用集中式模型, 那么滤波器的计算量为 $O(163)$; 而使用串行式模型其计算量为 $O(73) + O(93)$, 约为集中式的 1/3。 相对于集中式而言, 本文所设计的串行式估计器的计算量更小。

表 1 不同模型时参数估计计算耗时

模型	串行式	集中式
计算耗时(s)	13.313	27.079

表 1 是实验测得的仿真步数为 10000 次时, 串行式和集中式估计器的计算耗时。 实验中所使用计算机 CPU 为 Intel Core(2) T5600, 主频为 1.83GHz。 实验结果表明, 串行估计器的计算时间仅为集中式的 1/2。

实际结果比理论值 1/3 大, 这是因为理论分析中主要考虑的是滤波算法中矩阵求逆的计算时间, 而实际使用中还包括数据保存等对两种算法耗时相近的计算机操作。

计算耗时实验表明: 串行式估计器较集中式计算耗时更小。

4.1.2 估计误差分析

假设特征光点 3D 坐标量测噪声为高斯白噪声, 实验分析了定位噪声标准差从 1 mm 逐渐增加到 10 mm 时运动参数估计误差的均方根。 实验采用 Monte Carlo 仿真分析方法, Monte Carlo 仿真试验次

数为 50。在估计误差分析实验中,两估计器初始化和参数设置方法均相同。估计误差在滤波器进入稳态后的一个窗口中统计,文中选择最后的 10 帧图像,参数估计的均方根误差如下图 3 所示。

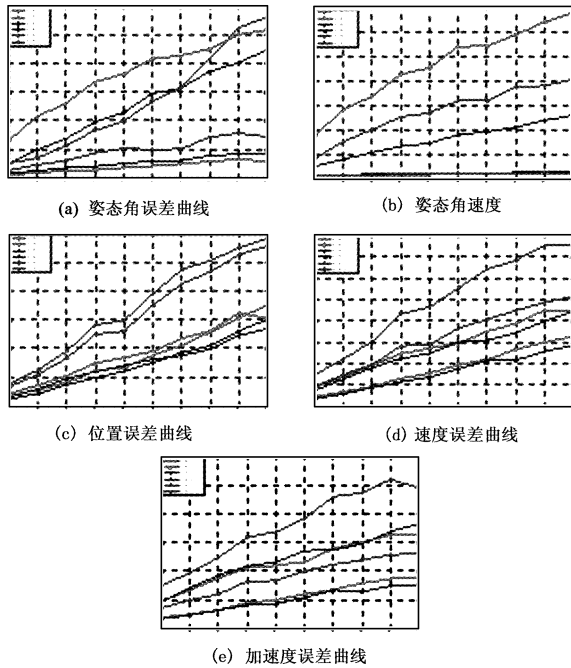


图 3 不同特征点定位噪声时运动参数估计误差
Fig.3 Errors of estimates with different noise levels

表 2 是特征光点定位噪声标准差为 2 mm 时, R_z , ω_z , T_z , v_z , 以及 a_z 的运动参数估计误差的均方根。2 mm 是笔者所在课题组近期研制的一套视觉测量系统中的特征光斑的定位误差,视觉传感器(摄像机)主要参数在 4.2 节实际实验中列出。

表 2 定位噪声为 2 mm 时运动参数估计误差

Table 2 Errors of estimates when noise is 2 mm std

	串行式	集中式
R ($^\circ$)	0.0045	0.0100
ω ($^\circ/s$)	$7.4872e-6$	$7.6405e-5$
T (mm)	0.6194	0.5463
V (mm/s)	0.1114	0.0744
A (mm/s^2)	0.0098	0.0049

利用图 3 和表 2 结果比较分析两估计器运动参数估计误差可以看出:

(1) 对于旋转运动参数,串行式估计器的估计误差比集中式小,减小大约 1 倍。

(2) 对于平移运动参数,串行式估计器的估计误差较集中式大,增加大约 20%。从图 2 所示的串行式运动参数估计模型可以看出,平移运动参数估计模型

需要使用旋转运动参数估计系统的状态估计。这导致了串行式估计器的平移运动参数不是最优;但因为串行式估计器中旋转运动参数的估计精度较高,这使得平移运动参数估计误差增大幅度较小。

(3) 对于串行式估计器,相同估计器的俯仰角 R_z 和 z 方向位置 T_z 及其速度 v_z 、加速度 a_z 的估计误差均较其它分量误差大。进一步分析表明,该结果与特征点在飞行器上的布置方式有关。

(4) 随着特征光点 3D 坐标量测噪声的增加,两滤波器运动参数的估计误差随之增加。以串行式估计器为例,当特征光点测量噪声从 1mm 增加到 10mm 时,俯仰角 R_z 的估计误差从 0.002° 增加到了 0.015° ,估计误差增大的倍数与噪声增加的倍数大致相同。

精度分析实验表明:串行式估计器的旋转运动参数估计精度比集中式高;而平移运动参数估计精度近似相同。

4.1.3 鲁棒性分析

上节中特征光点定位噪声的增加时,两估计器均未发散,这表明串行式和集中式估计器对量测噪声均具有较好的鲁棒性。为了进一步对鲁棒性进行分析,仿真实验还比较了估计器对初始状态误差的鲁棒性。实验中假设特征光点 3D 坐标的量测噪声为 2 mm。

改变两种估计器运行时的初始状态,使其相对于真值的误差从 20% 增加到 100%。实验中两估计器的其它参数设置完全相同。表 3 是不同初始状态误差时两估计器的收敛时间。

表 3 初始状态误差不同时估计器收敛时间(仿真周期)

Table 3 Steps of reaching convergence with different initial conditions (steps)

		20	40	60	80	100
平移运动参数	串行式	15	20	40	40	40
	集中式	50	50	70	80	> 99
旋转运动参数	串行式	9	5	10	10	10
	集中式	50	50	70	80	> 99

表 3 的统计结果可以看出:

(1) 串行式估计器的旋转运动参数估计的收敛速度较快,当初始值偏离真值 100% 时,仅需要 10 个仿真周期就收敛;而平移运动参数收敛速度较慢,同样在初始值偏离真值 100% 时,需要 40 个仿真周期才可以收敛。这是因为串行式估计器中,平移运动参数的估计依赖于旋转运动参数的估计结果。

(2) 集中式估计器的旋转和平移运动参数的估计收敛时间相同,但是较串行式要慢。同样是在初始值偏离真值 100% 时,集中式模型下滤波器收敛时间大于 100 个仿真周期。这主要是因为集中式估计器中,旋转和平移运动参数的估计存在耦合。

鲁棒性实验表明:串行式估计器较集中式对初始状态误差的鲁棒性更强。

4.2 实际实验

实际测量试验中,特征光点安装在一台卧式三轴转台的内环上。转台三个旋转轴的交点即为飞行器的旋转中心,转台三个框轴的运动可模拟飞行器姿态的变化。试验中摄像机镜头的焦距为 30 mm,图像分辨率为 1280×1024 ,物距为 13500 mm,图像采集频率为 400 Hz;三轴转台的角度误差不大于 $1''$,轴线不垂直度不大于 $10''$ 。转台角度变化范围为 $\pm 10^\circ$ 。飞行器的“真实”姿态为转台码盘的反馈值;而飞行器的位置、速度、加速度等均应为 0。

表 4 实测试验参数估计误差

Table 4 Errors of estimates with real images

	x 方向	y 方向	z 方向
姿态角($'$)	0.31	0.62	0.83
位置(mm)	0.3	0.1	0.2
速度(mm/s)	2.0	0.9	1.8
加速度(mm/s^2)	4.8	1.9	4.6

表 4 为实测试验中利用串行式估计器的运动参数估计误差。因为试验中所使用的转台无法给出姿态角速度,所以表中没有给出姿态角速度估计误差。从实验结果可以看出:对于姿态和位置也是 z 方向误差较大,这和仿真结论一致。实测试验估计误差较仿真大,这主要是由转台自身的误差、光点安装误差等仿真试验中未考虑的误差因素引起。

5 结论

基于串行式运动参数估计模型,旋转运动参数的估计不依赖于平移运动参数。已知了连续四帧图像上的至少三个不共线的特征点的 3D 坐标,模型中的旋转运动参数唯一确定,旋转中心和平移运动参数存在不唯一的情况。仿真和实测结果表明利用串行式模型进行飞行器运动参数估计时,相同递归算法的计算量减小;姿态角的估计精度更高;鲁棒性更强。

参考文献:

- [1] Gem-Sun J, Young, Rama Chellappa. 3-D motion estimation using a sequence of noisy stereo images: models, estimation, and uniqueness results[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(8): 735 - 759.
- [2] Broida T J, Chandrashekar S, Chellappa R. Recursive 3-D motion estimation from a monocular image sequence[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems 1990, 26(4): 639 - 656.
- [3] Juyang Weng, Thomas S, Huang, Narendra Ahuja. 3-D motion estimation, understanding, and prediction from noisy image sequences [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, PAMI - 9: 370 - 389.
- [4] Vincenzo Lippiello, Bruno Siciliano, Luigi Villani. Position and orientation estimation based on kalman filtering of stereo images[C]. Mexico: Proceeding of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications, 2001.
- [5] Ying Kin Yu, Kin Hong Wong, Siu Hang, et al. Robust 3-D motion tracking from stereo images: a model-less method[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement. 2008, 57(3): 622 - 630.
- [6] Hongsheng Zhang, Shahriar Negahdaripour. EKF-based recursive dual estimation of structure & motion from stereo data[C]. Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, 2006.
- [7] Holt R J, Netravali A N. Number of solutions for motion and structure from multiple frame correspondence[J]. Intel Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 5 - 15.
- [8] WanPeng Cao, Wei Bi, Rensheng Che, et al. 6-DOF motion and center of rotation estimation based on stereo vision[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 21(2): 87 - 92.
- [9] Stefano Soatto, Pietro Perona. Reducing structure from motion a general framework for dynamic vision part 1 modeling[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(9): 933 - 942.
- [10] Stefano Soatto, Pietro Perona. Reducing structure from motion a general framework for dynamic vision part 2 implementation and experimental assessment[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(9): 943 - 960.
- [11] Tony Jebara, Ali Azarbayejani, Alex Pentland. 3D structure from 3D motion[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1999, 5: 66 - 84.
- [12] Bortins R. KHIT Simulation Structural Dynamics Effects Model[R]. ISI Report No.128. SPATRA Contractor Report, 1988.

作者简介:霍炬(1977 -),男,副教授,博士,研究方向为计算机视觉、半实物仿真和智能控制。

通信地址:哈尔滨市南岗区一匡街 2 号哈工大科学园 17 公寓 641 房间(150080)

电话:13845090963

E-mail: hitzxq@126.com

Motion Estimation of a Vehicle Using Sequential Recursive Algorithm from Images

HUO Ju, ZHONG Xiao-qing, YANG Ming

(Control and Simulation Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Aiming at solving the problem of coupling and time-consuming in estimating the motion parameters of a vehicle based on computer vision, a sequential model for recursive algorithm is designed. It is proved that the estimation of rotation parameters can be separated from that of the translation parameters. With this fact, the rotation model is build based on lines, and then the proposed sequential model is build. A proof for the uniqueness of the motion parameters is given. The sequential model is tested using both simulated and real images, and the results show that the time-consuming problem is solved partly, estimation of rotation parameter is more accurate, and the estimator based on the sequential model is more robust.

Key words: Computer vision; Motion estimation; Motion decoupling; Estimation model; Uniqueness; Recursive algorithm