

基于凸包的非合作目标视觉导航系统特征点选择方法

宁明峰,张世杰,王诗强

(哈尔滨工业大学 卫星技术研究所,黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 非合作目标在接近的过程中,将所提取的特征点直接用于相对导航会因特征点数目过多导致计算量大。为减小相对导航的计算量,需从提取的特征点中选择一个子集用于相对导航。假设所提取的特征点非合作目标的同平面内,将目标表面特征点选择问题转化为像平面特征点选择。同时,文中研究了视觉系统的精度因子(DOP),并利用精度因子与平面特征点构成的面积呈反比的特性,提出像平面特征点的凸包作为观测量用于相对导航。仿真表明:将同平面特征点的凸包用于相对导航,具有较高的精度,同时能够有效减少特征点数;计算凸包的时间远小于求解最优 PDOP 的时间,能够应用于实时计算。

关键词: 非合作目标; 特征点选择; 凸包; 精度因子

中图分类号: V556.5 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.0317004

Vision-based navigation system feature point selection method based on convex hull for non-cooperative target

Ning Mingfeng, Zhang Shijie, Wang Shiqiang

(Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: In the process of approaching a non-cooperative target, it would result in a large amount of calculation using the extracted feature points directly for relative navigation due to the excessive number of feature points. In order to reduce the amount of computation for relative navigation, a subset should be selected from the extracted feature points. Assuming that the extracted feature points were in the same plane of the non-cooperative target, the selection of feature points for non-cooperative target could be transformed as the selection of feature points on the image plane. At the same time, this paper also studied dilution of precision (DOP) for vision-based system and proposed the method that the convex hull of the feature points on the image could be selected as the subset for relative navigation based on the fact that the DOP was inversely proportional to the area of the subset. The simulation shows that the convex hull of feature points can provide high accuracy for relative navigation and reduce the number of feature points effectively. It also shows that the computation time of calculation convex hull is far less than searching the subset with optimal PDOP.

Key words: non-cooperative target; feature point selection; convex hull; dilution of precision

收稿日期:2018-11-10; 修订日期:2018-12-20

基金项目:上海航天科技创新基金(SAST201444)

作者简介:宁明峰(1989-),男,博士生,主要从事航天视觉导航方面的研究。Email: ningmingfeng332@163.com

导师简介:张世杰(1979-),男,教授,博士,主要从事微小卫星总体设计、导航与控制等技术方面的研究。Email: sjzhang@hit.edu.cn

0 引言

空间非合作目标的相对导航是空间攻防、在轨维修和碎片清理等空间任务的重要环节^[1]。与基于视觉的合作目标航天器相对导航不同,非合作目标相对导航未能安装特征标识,不能直接利用特征标识进行相对导航。卫星是人造物体,其往往具有明显的边缘和角点等自然特征点,可以利用这些自然特征点获取非合作目标的相对位姿信息^[2]。由于从目标表面提取的边缘和角点等自然特征点数目很大,直接将它们用于相对导航会导致运算量大、运算速度降低。空间中运算能力有限或对实时性要求高的追踪卫星很难满足这种运算要求。因此,需从所有特征点中选择特征点子集用于相对导航,该子集中特征点数目要小于总特征点数,以减小相对导航运算量;同时,所选的特征点要有好的几何分布以保证精度。

非合作目标的相对导航中,特征点的几何分布影响导航精度,分散的特征点比集中的特征点导航精度高,其具有较好的几何分布。特征点的几何分布可以用精度因子(Dilution of Precision, DOP)来表示:DOP 越小,表明导航精度越高;DOP 越大,表明导航精度越低。在同时估计位置和姿态的视觉系统中,特征点的分布同时影响着位置和姿态导航精度,因此视觉系统中的 DOP 可用位置精度因子(PDOP)和姿态精度因子(ADOP)分别表示特征点分布对位置和姿态的精度影响。

很多学者对视觉系统的 DOP 进行了研究。Blaine 等^[3]采用方向余弦矩阵,在导航坐标系下推导了视觉系统的 DOP,并将其应用于一致性检验中。Park 等^[4]研究了考虑相机坐标系和体坐标之间的标定误差以及特征点匹配误差情况下的 DOP,并对该系统的 DOP 进行分析。Won 等^[5]采用特征点的单位矢量作为观测量,考虑相机畸变参数,研究了各特征点误差不同时的加权几何精度因子(WDOP)。这些方法都是在目标体坐标系下对视觉系统的 DOP 进行的研究,为了表示非合作目标在追踪目标下的导航精度,需研究非合作目标视觉导航系统在相机坐标系下的 DOP。

从 DOP 的概念中可知,为在减少特征点数目时保证导航精度,应选择使视觉测量系统 DOP 小的特

征点子集。最直接的方法是给定选择的特征点数目,并计算所有子集的 DOP,从中选择 DOP 最小的子集作为导航特征点。这种方法被称为最优值选择法^[6],其能够获取使 DOP 最小的特征点子集,但随着特征点数目增加,子集组合数目成指数型增长,每个组合都需对矩阵求逆,同样面临计算量大的问题。Phatak 等^[7]提出的递归法,避免每次对矩阵求逆,提高了每个组合 DOP 的计算速度,但其仍需计算所有子集组合的 DOP,无法有效降低运算量。此外,最大体积法^[8-9]、四步法^[10]、神经网络法^[11]、高纬度法^[12]、次优法^[13-14]和其他快速算法^[15-16]也在其他领域被应用于选择使 DOP 小的子集。这些方法选择的子集 DOP 接近系统最小 DOP,并有效降低了计算量,但它们利用了图像中特征点不具备的系统特性,无法应用于空间视觉系统的特征点选择。

非合作目标的特征点经过相机投影在像平面上。在投影后,由于深度信息的缺失,无法利用像平面的特征点选择空间三维特征点。考虑到同平面特征点在近距离相对导航或在非合作目标结构模型已知情况下容易获得,文中假设特征点在非合作目标同平面内。

为解决非合作目标特征点选择时对精度和速度的要求,提出了选择特征点子集作为相对导航的观测量,并利用视觉系统 DOP 验证该子集用于相对导航信息的可行性。

1 总体思路

由小孔模型可知,同平面特征点在非合作目标表面的几何分布与其在像平面的几何分布具有相似性。因此,非合作目标特征点的选择问题可以转化为像平面特征点的选择问题。

特征点的几何分布影响相对导航精度。参考文献^[17]研究表明,GNSS 系统中接收机到卫星各端点组成的体积或者各向量在 xy 平面组成的面积越大,其几何分布越好,导航精度越高。基于该思想,可选择像平面特征点中能够提供大面积的特征点子集用于相对导航。

平面特征点的凸包是该点集能构成的最大面积的子集。平面特征点集 $S=\{p_1, \dots, p_k\}$ 的凸包 $CH(S)$ 定义为:

$$CH(S) = \left\{ \sum_{i=1}^k t_i p_i \mid p_i \in S, 0 \leq t_i \leq 1, \sum_{i=1}^k t_i = 1 \right\} \quad (1)$$

有限点集 S 的凸包 $CH(S)$ 是包含点集 S 的最小凸集。由图 1 可以看出,凸包 $CH(S)$ 的顶点是 S 中的点(且包含所有 S 中的点)。这样,凸包 $CH(S)$ 是在有限点集 S 中能够提供最大几何面积的点集。因此,可将平面特征点的凸包作为特征点子集用于相对导航。

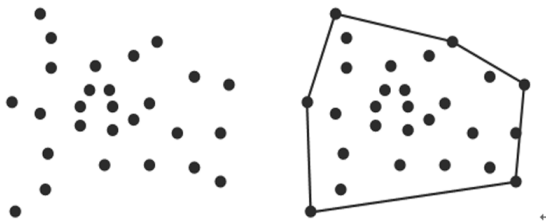


图 1 凸包示意图

Fig.1 Diagram of convex hull

DOP 表示观测误差对估计误差的映射,其可以描述特征点子集的导航精度,作为判断凸包作为选择子集几何分布的依据。

文中的总体思路是:给定非合作目标特征点在像平面的投影点集 $S = \{p_1, \dots, p_k\}$,用凸包求解算法解算该点凸包作为特征选择子集;并用视觉系统的 DOP 评价该子集的导航精度。

2 视觉系统的 DOP

视觉系统的 DOP 可以判别特征点的几何分布好坏。为表示非合作目标在相机坐标系下的导航精度,建立了相机坐标系下的 DOP。DOP 以相机观测模型为基础,推导观测误差与导航精度的映射关系。

2.1 相机观测模型

以追踪卫星体坐标系为导航坐标系,不失一般性,假设追踪星体坐标系与相机坐标系重合,使用的坐标系包括相机坐标系、图像坐标系及目标体坐标系,如图 2 所示。

(1) 图像坐标系 $O(x, y)$

$$C_i^c = \begin{bmatrix} \cos(\theta)\cos(\psi) & \cos(\theta)\sin(\psi) & -\sin(\theta) \\ -\cos(\varphi)\sin(\psi) + \sin(\varphi)\sin(\theta)\cos(\psi) & \cos(\varphi)\cos(\psi) + \sin(\varphi)\sin(\theta)\sin(\psi) & \sin(\varphi)\cos(\theta) \\ \sin(\varphi)\sin(\psi) + \cos(\varphi)\sin(\theta)\cos(\psi) & -\sin(\varphi)\cos(\psi) + \cos(\varphi)\sin(\theta)\sin(\psi) & \cos(\varphi)\cos(\theta) \end{bmatrix}$$

采用小孔投影模型,特征点在像平面坐标系下

该坐标系以相机光轴与像平面交点为原点 O , x 轴和 y 轴分别与图像行和列平行,相机投影中心 C 到像平面的距离为焦距,记为 f ;

(2) 相机坐标系 $C(x_c, y_c, z_c)$

该坐标系是三维坐标系,原点位于相机投影中心 C , z_c 轴沿光轴指向像平面, x_c 轴、 y_c 轴分别与 x 轴和 y 轴平行;

(3) 目标坐标系 $O_t(x_t, y_t, z_t)$

目标体坐标系为任意坐标系,提取的特征点在该坐标系中的位置已知。

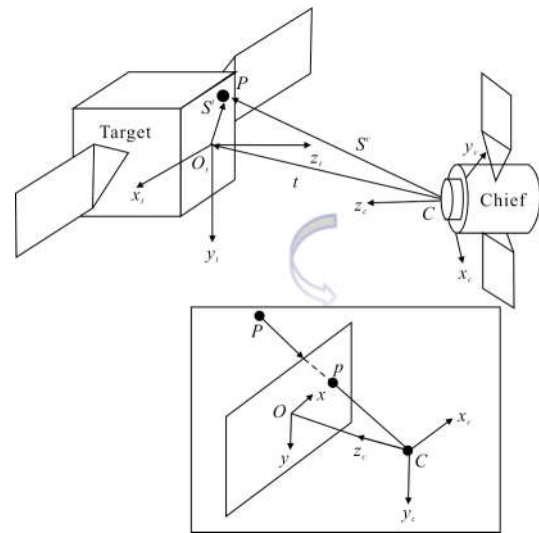


图 2 相机模型及坐标系关系图

Fig.2 Model of camera and the coordinate systems

文中采用小孔模型,不考虑相机畸变。设 $S^t(x_t, y_t, z_t)$ 是特征点在目标坐标系下的表示, $S^c(x_c, y_c, z_c)$ 为该点在相机坐标系下的表示,其中上标 t, c 分别表示在目标体坐标下和相机坐标下的坐标。则由图 2 可得出 S^c 与 S^t 的关系,可表示为:

$$S^c = C_i^c S^t + t \quad (2)$$

式中: $t = [t_x, t_y, t_z]^T$ 为目标星体坐标系原点在追踪星体坐标系下的坐标,上标 T 表示转置; C_i^c 表示目标坐标系到相机坐标系的方向余弦矩阵。 φ, θ, ψ 分别表示滚动角、偏航角和俯仰角,则 C_i^c 可表示为:

的像点 $z(x_p, y_p)$ 和相机坐标系下的物点 $S^c(x_c, y_c, z_c)$ 的

关系为:

$$z = \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} = f \begin{bmatrix} x_c \\ z_c \\ y_c \end{bmatrix} \quad (3)$$

将公式(3)展开可得:

$$\begin{cases} x_p = f \frac{r_{11}x_t + r_{12}y_t + r_{13}z_t + t_x}{r_{31}x_t + r_{32}y_t + r_{33}z_t + t_z} \\ y_p = f \frac{r_{21}x_t + r_{22}y_t + r_{23}z_t + t_y}{r_{31}x_t + r_{32}y_t + r_{33}z_t + t_z} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $r_{11} \sim r_{13}$ 为 C_t^c 中的各项值。公式(4)为特征点在目标坐标系坐标已知情况下,其在图像坐标系下坐标与相对位姿之间的关系。

公式(3)是相对状态与观测量的关系式,考虑像平面观测噪声 $v = [v_x \ v_y]^T$, 令 $\zeta = [\varphi \ \theta \ \psi]^T$, 则公式(3)可表示为:

$$z = \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} = f \begin{bmatrix} x_c \\ z_c \\ y_c \end{bmatrix} + v = h(t, \zeta) + v \quad (5)$$

公式(5)表明对于特征点其观测量 z 是相对状态 (t, ζ) 的非线性函数, 令 $x = [t^T \ \zeta^T]^T$ 将公式(5)在 $x_0 = [t_0^T \ \zeta_0^T]^T$ 处线性化得:

$$z \approx h(t_0, \zeta_0) + \frac{\partial h}{\partial t}(t - t_0) + \frac{\partial h}{\partial \zeta}(\zeta - \zeta_0) + v \quad (6)$$

令 $\delta z = z - h(t_0, \zeta_0)$, $\delta t = t - t_0$, $\delta \zeta = \zeta - \zeta_0$, 则公式(6)可进一步表示为:

$$\delta z = \left[\frac{\partial h}{\partial t} \quad \frac{\partial h}{\partial \zeta} \right] \begin{bmatrix} \delta t \\ \delta \zeta \end{bmatrix} + v = H \delta x + v \quad (7)$$

式中: $\frac{\partial h}{\partial t} = \frac{f}{z_c} \begin{bmatrix} z_c & 0 & -x_c \\ z_c & -y_c & 0 \end{bmatrix}$;

$$\frac{\partial h}{\partial \zeta} = \frac{f}{z_c} \begin{bmatrix} \frac{\partial x_c}{\partial \phi} z_c - \frac{\partial z_c}{\partial \phi} x_c & \frac{\partial x_c}{\partial \theta} z_c - \frac{\partial z_c}{\partial \theta} x_c & \frac{\partial x_c}{\partial \psi} z_c - \frac{\partial z_c}{\partial \psi} x_c \\ \frac{\partial y_c}{\partial \phi} z_c - \frac{\partial z_c}{\partial \phi} y_c & \frac{\partial y_c}{\partial \theta} z_c - \frac{\partial z_c}{\partial \theta} y_c & \frac{\partial y_c}{\partial \psi} z_c - \frac{\partial z_c}{\partial \psi} y_c \end{bmatrix};$$

$$\frac{\partial x_c}{\partial \varphi} = 0; \quad \frac{\partial x_c}{\partial \theta} = -\sin(\theta)\cos(\psi)x_t - \sin(\theta)\sin(\psi)y_t - \cos(\theta)z_t;$$

$$\frac{\partial x_c}{\partial \psi} = -\cos(\theta)\sin(\psi)x_t + \cos(\theta)\cos(\psi)y_t; \quad \frac{\partial y_c}{\partial \varphi} = \sin(\varphi)$$

$$(\sin(\psi)x_t - \cos(\psi)y_t) + \cos(\varphi)(\sin(\theta)(\cos(\psi)x_t + \sin(\psi)y_t) +$$

$$\cos(\theta)z_t); \quad \frac{\partial y_c}{\partial \theta} = \sin(\varphi)(\cos(\theta)\cos(\psi)x_t + \sin(\psi)y_t) -$$

$$\sin(\theta)z_t); \quad \frac{\partial y_c}{\partial \varphi} = -\cos(\varphi)(\cos(\psi)x_t + \sin(\psi)y_t) + \sin(\varphi)$$

$$\sin(\theta)(-\sin(\psi)x_t + \cos(\psi)y_t); \quad \frac{\partial z_c}{\partial \varphi} = \cos(\varphi)(\sin(\psi)x_t -$$

$$\cos(\psi)y_t) - \sin(\varphi)(\sin(\theta)(\cos(\psi)x_t + \sin(\psi)y_t) + \cos(\theta)z_t);$$

$$\frac{\partial z_c}{\partial \theta} = \cos(\varphi)(\cos(\theta)\cos(\psi)x_t + \sin(\psi)y_t) - \sin(\theta)z_t); \quad \frac{\partial z_c}{\partial \varphi} =$$

$$\sin(\varphi)(\cos(\psi)x_t + \sin(\psi)y_t) + \cos(\varphi)\sin(\theta)(-\sin(\psi)x_t + \cos(\psi)y_t)。$$

2.2 DOP 计算

在视觉系统中,特征点的几何分布影响系统的导航精度,分散的特征点往往导航精度高,该导航精度可以用 DOP 表示。

公式(7)表示的是观测量残差与状态变量残差的线性关系,利用最小二乘法对状态变量估计,可得:

$$\delta x = (H^T H)^{-1} H^T \delta z \quad (8)$$

若 m 表示特征点数,则 δz 是 $2m \times 1$ 维观测量, H 为 $2m \times 6$ 矩阵。利用公式(8)对估计量 δx 求方差得:

$$E\langle \delta x \delta x^T \rangle = (H^T H)^{-1} H^T E\langle \delta z \delta z^T \rangle H (H^T H)^{-1} \quad (9)$$

假设观测的特征点具有相同的方差 σ_v^2 ,且相互独立,则 $E\langle \delta z \delta z^T \rangle = I \sigma_v^2$, I 为 $2m \times 2m$ 矩阵。公式(9)可化简为:

$$E\langle \delta x \delta x^T \rangle = (H^T H)^{-1} \sigma_v^2 = G \sigma_v^2 \quad (10)$$

公式(10)表明,若 σ_v^2 一定,则状态估计方差 $E\langle \delta x \delta x^T \rangle$ 仅与 G 有关。DOP 用 G 的对角线之和表示,定义 PDOP 和 ADOP 分别可表示为:

$$\begin{aligned} PDOP &= \sqrt{G_{11} + G_{22} + G_{33}} \\ ADOP &= \sqrt{G_{44} + G_{55} + G_{66}} \end{aligned} \quad (11)$$

公式(10)、(11)表明,DOP 表示的是观测量方差与估计量方差得映射。PDOP 或 ADOP 越小,表明视觉系统的噪声方差在位置估计方差或姿态估计方差的映射分量越小,表明导航精度越高。

3 凸包求解方法

非合作目标特征点的选择问题可以转化为像平面特征点的凸包选择问题。很多学者已经研究了二维空间中的凸包计算^[18],文中采用具有线性计算复杂度的 Chan^[19]算法求解凸包。该算法将凸包求解过

程分成两个阶段,首先将特征点分组,分别计算各分组凸包;之后,利用上一步求得的各分组的凸包求解整个点集的凸包,其流程图如图 3 所示。

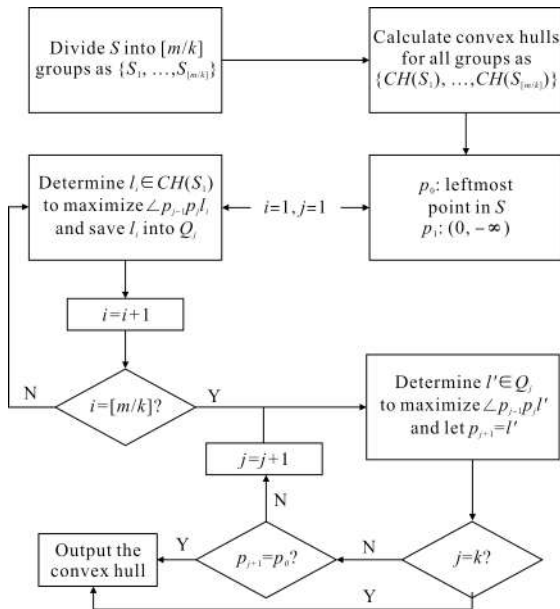


图 3 Chan 算法流程图

Fig.3 Flowchart of the Chan's algorithm

在第一阶段,特征点集合 S 被划为 $[m/k]$ 组 $\{S_1, S_2, \dots, S_{m/k}\}$, m 特征点总数, k 为每组最多特征点数, $[]$ 为取整符。之后,分别计算每个分组中的凸包,并记其计算结果为 $\{CH(S_1), \dots, CH(S_{m/k})\}$ 。子集凸包顶点提供了 $[m/k]$ 组可重叠的凸包顶点,每组凸包的顶点最多为 k ,该阶段的输出结果为 $[m/k]$ 个凸多边形。

在该阶段的求解各分组凸包时,采用 Graham 算法^[20]。该算法依次判断剩余点是否为凸包点,并不断向凸包集 Q 中添加点或从其中剔除凸包点。Graham 算法的示意过程如图 4 所示。

对于 m 个特征点的凸包计算,Graham 算法的具体过程为:

(1) 选择最左的点为 p_0 , 将其他点与 p_0 组成的线段与 y 轴夹角由小到大排序,记为 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 若夹角相同,剔除离 p_0 近的点。将 p_1, p_2 存入凸包集 Q , 令 $q_0=p_0, q_1=p_1, q_2=p_2$;

(2) 判断 q_0, q_1, q_2 是否为逆时针: 若 q_0, q_1, q_2 为逆时针,则继续步骤(3), 否则继续步骤(4);

(3) 将 q_2 存入凸包集合 Q , 并令 $q_1=q_2, q_0=q_1, q_2$ 为 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 中的下一点,继续步骤(5);

(4) 将 q_1 从 Q 中剔除, 并令 $q_1=q_0, q_0$ 为将 Q 中除 q_2 外的最后存入的点,重复步骤(2);

(5) 若 q_2 为点 p_0 , 则输出结果 Q , 否则,重复步骤(2)。

在第二阶段,利用第一阶段的子集凸包组合计算整个 S 集的凸包。首先寻找点集中 x 轴坐标最小的点记 p_0 , 则该点必为 S 集凸包中的其中一个顶点; p_1 为坐标 $(0, -\infty)$ 的点。以该两点为初始基础点,每计算一个凸包顶点都将之前的两个凸包顶点作为基础点,分别计算每个凸包集 $\{CH(S_1), \dots, CH(S_{m/k})\}$ 中与基础点夹角最大的点。之后,再在其中选择出与基础点夹角最大的点,作为一个凸包顶点。重复上述过程直到返回点 p_0 或者找到了 k 个凸包顶点。

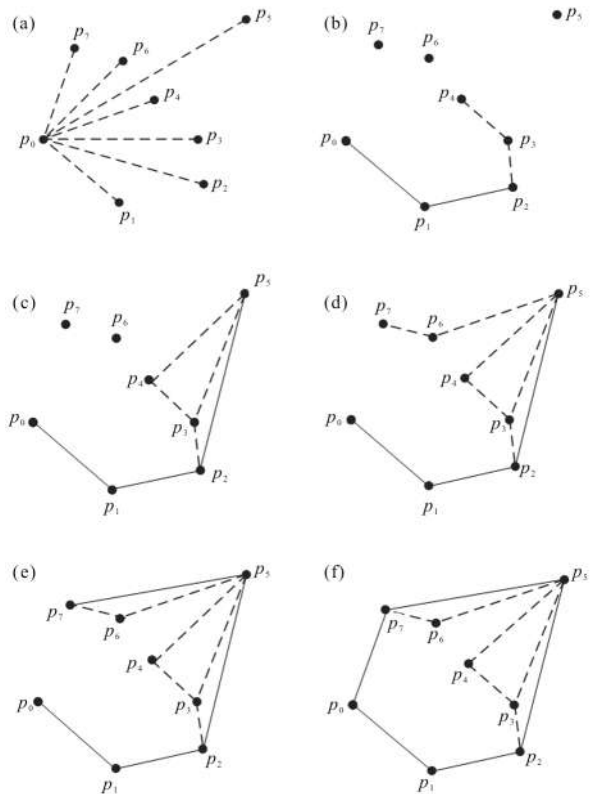


图 4 Graham 算法示意图

Fig.4 Diagram of the Graham algorithm

为了防止所选的凸包顶点过多,不能有效减小特征点数目,两阶段凸包求解方法选择 k 个顶点后直接终止。由于每个分组的凸包顶点都小于 k ,每次计算的凸包顶点分布优于其它分组中的点,因此在第二阶段计算 k 个凸包顶点时终止时,其输出凸包顶点仍然可以保持较好的几何分布。

4 仿真与结果

非合作目标的相对导航提取的特征点在目标表面的位置通过特征点匹配的方式获得。目标表面的特征点在体坐标下坐标已知,通过 Matlab 在 1 m×1 m 目标表面的随机生成。随机特征点通过已知内参数的相机投影在像平面内形成特征点。本节仿真运行在 CPU 为 Intel (R) Core (Tm) 2.67 GHz, RAM 为 4 G 的计算机上,所采用的相机配置及相对位姿关系如表 1 所示。

表1 相机配置及仿真条件

Tab.1 Parameters of the camera and the conditions for simulation

Parameter	Value
Focal length/mm	3.8
Pixel size/ μm	8.9×8.9
Image size/pixel	1 280×768
Relative position/m	[0.5 1 10]
Relative attitude/(°)	[30 10 25]

利用表 1 的参数,对 300 次随机生成的 10~60 个特征点总数的进行凸包求解,并分别计算 PDOP 和 ADOP 平均值。同平面特征点相对导航需要最少 4 个特征点,该仿真除将凸包的 PDOP 和 ADOP 与所有特征点的 PDOP 和 ADOP 对比外,也将其凸包中的最优 4 点的 PDOP 和 ADOP 与所有特征点中的最优 4 点的 PDOP 和 ADOP 进行比较,其结果如图 5 和图 6 所示。

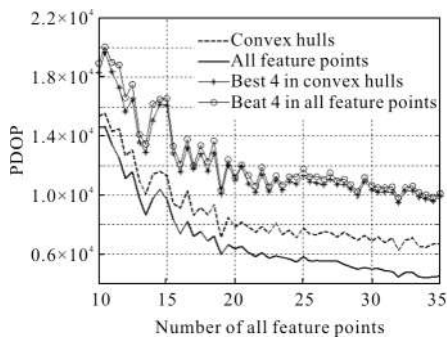


图 5 不同特征点时的 PDOP 值

Fig.5 PDOP values for different numbers of feature points

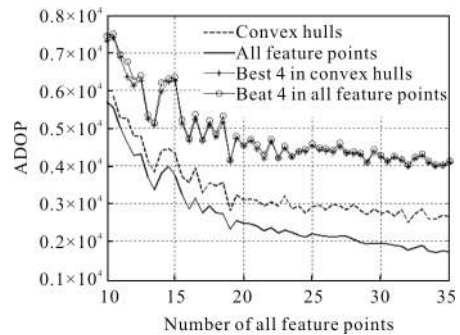


图 6 不同特征点时的 ADOP 值

Fig.6 ADOP values for different numbers of feature points

仿真表明,凸包选择的特征点的 PDOP(或 ADOP)与所有特征点的 PDOP(或 ADOP)相近,且远小于所有特征点中的最优 4 点的 PDOP (或 ADOP)和凸包顶点中的最优 4 点的 PDOP (或 ADOP)。同时,所有特征点中的最优 4 点和凸包顶点的最优 4 点的 PDOP 和 ADOP 值始终接近,其表明凸包顶点中的最优子集很接近所有特征点的最优子集。

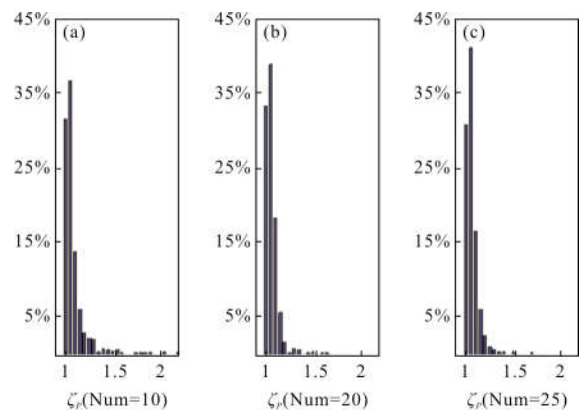
为了进一步验证凸包顶点的导航精度,定义 PDOP 和 ADOP 的比值:

$$\zeta_p = \text{PDOP}_{CH} / \text{PDOP}_{best}$$

$$\zeta_A = \text{ADOP}_{CH} / \text{ADOP}_{best}$$

式中: PDOP_{CH} 、 ADOP_{CH} 分别表示凸包顶点对应的 PDOP 和 ADOP 值; PDOP_{best} 、 ADOP_{best} 分别为凸包顶点对应特征点数的最优 PDOP 和 ADOP,即最小的 PDOP 和 ADOP。由上述定义可知, ζ_p 和 ζ_A 最小值为 1,越接近 1 表明所选的特征点越接近最优。

图 7 是对特征点为 10、20、25 时的随机特征点进行 300 次仿真中的 ζ_p 和 ζ_A 的比例统计。结果表明,不同特征点总数的 ζ_p 和 ζ_A 小于 1.1 所占的比例



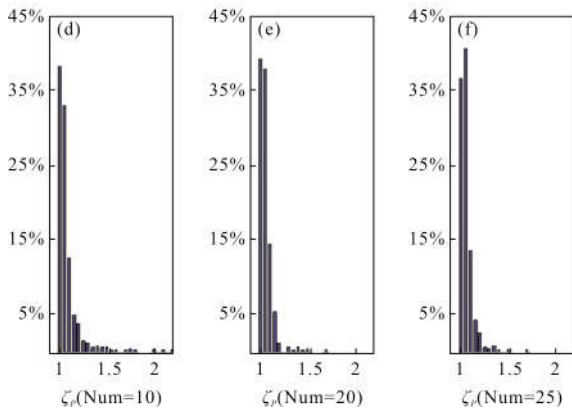


图 7 特征点为 10、20、25 时 ζ_p 和 ζ_A 的分布

Fig.7 Distributions of ζ_p and ζ_A when total numbers of feature points are 10, 20 and 25

均接近 80%，这表明凸包顶点对应的 PDOP 与 ADOP 与最优值相差 10% 以内的比例高达 80%。同时， ζ_p 和 ζ_A 大于 1.2 的比例很低，表明凸包顶点作为选择的特征点几何分布好，其解算的导航精度高。

图 8 和图 9 分别是不同位置和姿态时 300 次仿真的 ζ_p 和 ζ_A 平均值。该次仿真初始位置和姿态分别是 [1 1 5] m 和 [10 10 10]°。不同位置或姿态在保持其他参数不变情况下，只改变对应的位置或姿态。由于设置的参数对称，仅对不同的 t_x 、 t_z 、 φ 和 ψ 进行仿

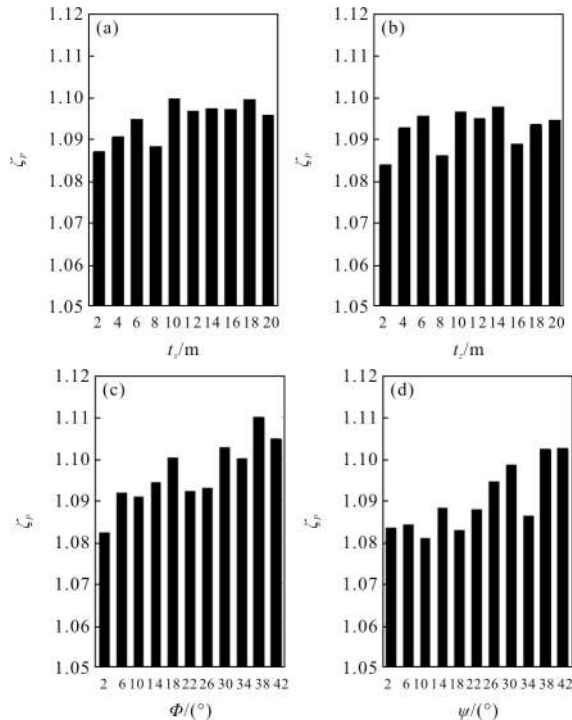


图 8 不同位置和姿态时的 ζ_p 平均值

Fig.8 Average ζ_p values at different positions and attitudes

真。从图中可以看出，不同位置或姿态时，凸包对应 ζ_p 和 ζ_A 在 1.1 左右变化，进一步表明凸包作为导航顶点具有高的导航精度。

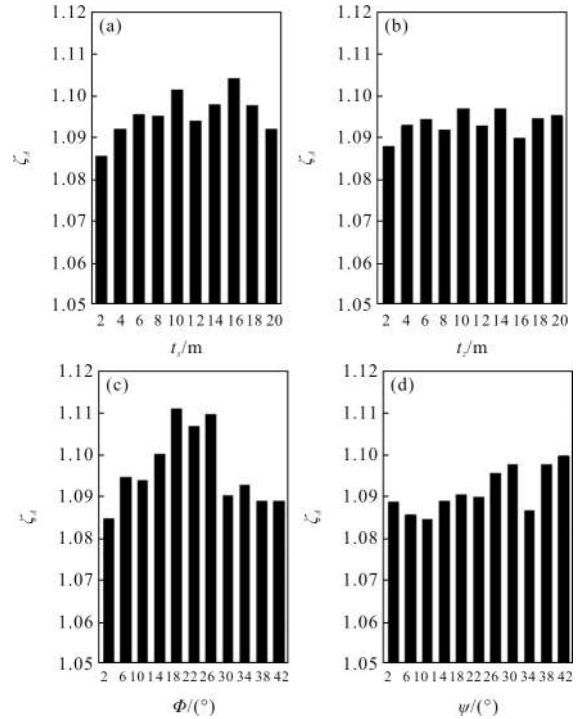


图 9 不同位置和姿态时的 ζ_A 平均值

Fig.9 Average ζ_A values at different positions and attitudes

图 10 为不同特征点时 300 次仿真的凸包顶点数平均值。结果表明，随着特征点的增加，凸包选点也逐步增多，极大减小了特征点总数，有利于提高相对导航速度。

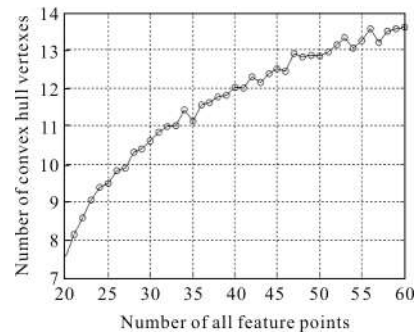


图 10 不同特征点时的凸包顶点数

Fig.10 Numbers of convex hulls for different numbers of feature points

图 11 为 300 次仿真中最优 PDOP 计算时间和凸包计算的平均时间。结果表明，特征点总数为 18 时，最小 PDOP 平均求解时间已达到接近 6 s，无法

实时获取最优 DOP 组合。最小 ADOP 求解时间与最小 PDOP 求解时间量级相同。凸包求解时间随特征点数目增加而增加,但其在毫秒级,可满足实时性高的系统中的需求。

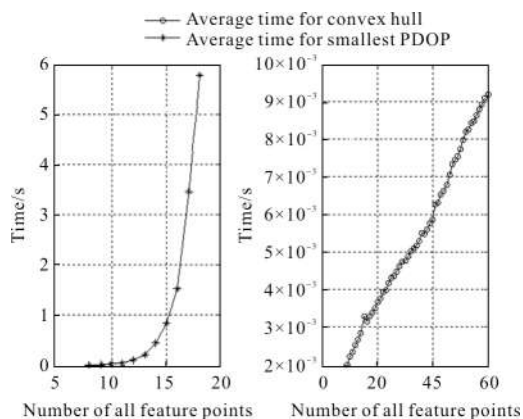


图 11 最优 PDOP 与凸包计算平均时间

Fig.11 Mean computation time of searching the optimal PDOP and calculating convex hull

5 结 论

文中提出将同平面特征点的凸包作为相对导航的特征,并利用具有线性复杂度的算法计算像平面特征点凸包。为说明凸包作为导航特征的可行性,采用视觉系统中精度因子来验证凸包的几何分布。仿真结果表明,像平面特征点作为相对导航观测测量,其 PDOP(或 ADOP)能接近最优值,能够提供高的导航精度,并有效减少了特征点的数目。计算平面凸包所需时间远小于计算最优 PDOP (或 ADOP) 的时间,能够应用于实时性要求高的系统中。

参 考 文 献:

[1] Liang Bin, Du Xiaodong, Li Cheng, et al. Advances in space robot on-orbit servicing for non-cooperative spacecraft [J]. *Jiqiren (Robot)*, 2012, 34(2): 242-256. (in Chinese)
梁斌, 杜晓东, 李成, 等. 空间机器人非合作航天器在轨服务研究进展[J]. 机器人, 2012, 34(2): 242-256.

[2] Matthias L, Brockers R, Kuwata Y, et al. Stereo vision-based obstacle avoidance for micro air vehicles using disparity space [C]//Robotics and Automation (ICRA); 2014 IEEE International Conference on, 2014: 3242-3249.

[3] Baine N A, Rattan K S. Dilution of precision in vision

Navigation systems [C]//AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, 2012, 6: 4892.

[4] Park Y B, Jeon H C, Park C G. Analysis of geometric effects on integrated inertial/vision for lunar descent Navigation [J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2016, 39(4): 937-943.

[5] Won D H, Chun S, Lee S W, et al. Geometrical distortion integrated performance index for vision-based navigation system [J]. *International Journal of Control Automation and Systems*, 2013, 11(6): 1196-1203.

[6] Milliken R J, Zoller C J. Principle of operation of NAVSTAR and system characteristics [J]. *Navigation*, 1978, 25(2): 95-106.

[7] Phatak M S. Recursive method for optimum GPS satellite selection [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(2): 751-754.

[8] Hsu D Y. Relations between dilutions of precision and volume of the tetrahedron formed by four satellites [C]//Position Location and Navigation Symposium, IEEE, 1994: 669-676.

[9] Kihara M, Okada T. A satellite selection method and accuracy for the global positioning system [J]. *Navigation*, 1984, 31(1): 8-20.

[10] Li J, Ndili A, Ward L, et al. GPS receiver satellite/antenna selection algorithm for the Stanford gravity probe B relativity mission [C]//National Technical Meeting' Vision 2010: Present and Future', 1999: 541-550.

[11] Jwo D J, Lai C C. Neural network-based GPS GDOP approximation and classification [J]. *GPS Solutions*, 2007, 11(1): 51-60.

[12] Cryan S P, Montez M N. A survey of GPS Satellite selection algorithms for space shuttle auto landing [C]//The 5th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, 1992: 1165-1171.

[13] Wei M, Wang J, Li J. A new satellite selection algorithm for real-time application [C]//Systems and Informatics (ICSAI), 2012 International Conference on, IEEE, 2012: 2567-2570.

[14] Roongpibonsopit D, Karimi H A. A multi-constellations satellite selection algorithm for integrated global navigation satellite systems [J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2009, 13(3): 127-141.

[15] Zhu J. Calculation of geometric dilution of precision [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*,

- 1992, 28(3): 893-895.
- [16] Jwo D J. Efficient DOP calculation for GPS with and without altimeter aiding [J]. *The Journal of Navigation*, 2001, 54(2): 269-279.
- [17] Massatt P, Rudnick K. Geometric formulas for dilution of precision calculations [J]. *Navigation*, 1990, 37(4): 379-391.
- [18] Xing C, Xiong Z, Zhang Y, et al. An efficient convex hull algorithm using affine transformation in planar point set [J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2014, 39(11): 7785-7793.
- [19] Chan T M. Optimal output-sensitive convex hull algorithms in two and three dimensions [J]. *Discrete & Computational Geometry*, 1996, 16(4): 361-368.
- [20] Graham R L. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set [J]. *Information Processing Letters*, 1972, 1(4): 132-133.