

# 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法\*

张闻宇<sup>1</sup>, 李智<sup>2</sup>, 王勇军<sup>1,2</sup>

(1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541004; 2. 桂林航天工业学院无人机遥测重点实验室 桂林 541004)

**摘要:**针对传统局部不变特征的景象匹配算法冗余点多、实时性差、抗几何变换不突出的情况,提出基于 CenSurE-star 的无人机(UAV)景象匹配算法。首先采用 CenSurE 特征星型滤波器(CenSurE-star)提取基准图和实时图中的特征点,并生成 FREAK 二进制描述符;然后将汉明距离作为特征点的相似性判定度量,采用 K 近邻距离比值的方法提取匹配点对;最后利用基于 RANSAC 的定位模型得到空间几何变换关系,实现图像匹配并获取定位点经纬坐标。算法性能评价实验表明,本文算法不仅相对于 SIFT、SURF、ORB 算法,对各种变换具有更好的鲁棒性,而且相对于改进的 SIFT、SURF 算法处理时间有更大程度的缩短,算法定位误差在 0.8 个像素内,尺度误差在 0.02 倍内,旋转角度误差在 0.04° 内。基于算法进行外场飞行实验,实验证明算法定位精度较高,可以适应地貌信息较少的环境,并能满足无人机视觉辅助导航的需求。

**关键词:** 无人机景象; CenSurE-star 特征; FREAK 描述符; 空间几何变换; 图像匹配

中图分类号: TP391.4 TH761.6 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

## UAV scene matching algorithm based on CenSurE-star feature

Zhang Wenyu<sup>1</sup>, Li Zhi<sup>2</sup>, Wang Yongjun<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Key Laboratory of Unmanned Aerial Vehicle Telemetry, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of large number of redundant points, poor real-time performance and low ability to resist geometric transformations for the scene matching algorithm based on traditional local invariant feature, an unmanned aerial vehicle (UAV) scene matching algorithm based on CenSurE-star is proposed. Firstly, the CenSurE-star filter is adopted to extract the feature points in the reference image and real-time image, and then FREAK binary descriptors are generated. Secondly, the Hamming distance is taken as the similarity measurement of the feature points, and the K-Nearest Neighbor distance ratio method is used to extract the matching point pairs. Finally, the positioning model based on RANSAC is utilized to obtain the space geometric transformation relations, the image matching is achieved, and the latitude and longitude coordinates of the positioning points are obtained. The algorithm performance evaluation experiments show that compared with SIFT, SURF and ORB algorithms, the proposed algorithm has better robustness in dealing with various image transformations; and compared with the improved SIFT and SURF algorithms, the processing time of the proposed algorithm is greatly shortened. The positioning error of the algorithm is within 0.8 pixels, the scale error is within 0.02 times, and the rotation angle error is within 0.04 degrees. Based on the proposed algorithm, a field flight experiment was conducted. The experiment results prove that the proposed algorithm has high positioning accuracy, can adapt to the environment with less landform information, and meets the requirements of UAV vision aided navigation.

**Keywords:** unmanned aerial vehicle (UAV) scene; CenSurE-star feature; FREAK (fast retina keypoints) descriptor; spatial geometric transformation; image matching

## 1 引言

在无人机辅助导航领域,景象匹配技术利用图像传感器在飞行过程中采集的实时图像与预先制备好的基准图像进行匹配计算,从而获得精确的位置导航信息,以完成对惯性导航误差的修正,可大大提高导航精度。由于飞行器飞行速度快、视角变换复杂,提供一种满足实时性、具有高可靠性的景象匹配定位算法成为研究的关键<sup>[1]</sup>。

在众多景象匹配方法中,传统的基于灰度和基于变换域的方法通常采用全局不变特征来描述图像,在匹配过程中,对图像之间存在的旋转、缩放、以及光照变化较为敏感,且处理时间过长<sup>[2-3]</sup>,难以应用于无人机辅助导航领域。而基于局部不变特征的景象匹配方法只利用目标局部区域的信息构造特征量,不仅鲁棒性好,匹配速度也有所提高,因此越来越多的受到研究者的重视<sup>[4]</sup>。

在局部不变特征中,斑点特征以其优秀的稳定性与抗噪能力广泛应用于景象匹配算法中,其主要检测方法<sup>[5]</sup>为高斯拉普拉斯算子(Laplacian of Gaussian, LoG)和 Hessian 矩阵行列式(determinant of Hessian, DoH),但操作复杂费时。所以国内外研究者一直在探索斑点检测的快速算法,比如 Lowe D. G. 等人<sup>[6]</sup>提出的尺度不变特征转换算法(scale-invariant feature transform, SIFT),该算法利用高斯差分算子(difference of Gaussian, DoG)来近似 LoG,并结合梯度直方图来完成特征的描述,但抗仿射变形能力弱,计算量大。为提高仿射不变性,Morel J. M. 等人<sup>[7]</sup>提出基于仿射相机模型的 ASIFT(affine-SIFT)算法,通过模拟所有可能的相机光轴方向变化来实现图像变换与匹配;Dellinger F 等人<sup>[8]</sup>提出基于合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)和比值梯度尺度空间的 SAR-SIFT 算法,该方法能够克服乘性噪声对匹配结果的影响,提高匹配效率。为提升运算速度,杨飒等人<sup>[9]</sup>提出了基于压缩感知理论,采用稀疏随机投影(sparse random projection, SRP)方法提取特征向量的 SRP-SIFT 算法,在匹配准确率相当的情况下进一步提升了算法速度;Bay H 等人<sup>[10]</sup>提出加速鲁棒特征算法(speeded up robust features, SURF),该算法在 DoH 方法的基础上利用积分图像有效地提高了计算效率,但多个主方向提取的特征向量,会导致误匹配增多;Li L 等人<sup>[11]</sup>在 SURF 算法基础上,引入 DAISY 描述符来生成主方向特征向量,以减少大角度旋转带来的误匹配;朱奇光等人<sup>[12]</sup>提出利用 Krawtchouk 矩生成特征向量的方法来改进 SURF 算法,进一步优化了匹配时间。Agrawal M 等人<sup>[13]</sup>提出了中心环绕极值(center surround extremas, CenSurE)特征方法,使用双层滤波器来近似 LoG,检测时间大大缩短但其滤

波器对 45° 旋转很敏感。近年来,基于二进制描述符的二进制鲁棒独立基础特征算法(binary robust independent element feature, BRIEF)<sup>[14]</sup>、改进了 BRIEF 算法定向旋转特性的 ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)算法<sup>[15]</sup>、快速视网膜关键点算法(fast retina keypoints, FREAK)<sup>[16]</sup>等算法的出现,大幅降低了特征匹配的时间。但由于采用加速分割检测特征(features from accelerated segment test, FAST)特征检测方法,使得算法存在不具备尺度不变性等问题<sup>[17]</sup>,从而大大影响了其在变化复杂的无人机景象匹配中的应用。

虽然基于斑点特征的景象匹配算法已取得较大进展,但既要能够适应无人机姿态变化带来的航拍图像中旋转、尺度缩放变化以及噪声模糊等情况,又要达到毫秒级的运算时间的要求,仍然是无人机景象匹配算法领域尚未完全解决的难题。为此,提出了一种基于 CenSurE-star 的斑点特征检测方法,结合 FREAK 二进制特征描述完成匹配的无人机景象匹配算法,实验证明本文算法速度快、效率高、复杂变化下仍能保持较高的定位精度。

## 2 基于 CenSurE-star 的无人机景象匹配算法

### 2.1 CenSurE-star 特征

CenSurE 特征是一种新的局部斑点特征,它使用双层滤波器来近似高斯拉普拉斯,稳定性好、计算效率高。但是,传统的 CenSurE 特征提取采用方型滤波器,方型滤波器不是旋转不变的核函数,尤其是在旋转 45° 时性能比较差<sup>[18]</sup>,难以适应旋转尺度适应性要求比较高的无人机景象匹配。为此,构建了星型滤波器来提取特征点,主要由以下 3 个步骤组成。

#### 1) 使用双层滤波器构建尺度空间

CenSurE 构建尺度空间时采用简单的双层滤波器来近似高斯拉普拉斯。图 1 所示为方型滤波器,又称 CenSurE-DOB。CenSurE-DOB 滤波器的内核尺寸为  $(2n+1) \times (2n+1)$ ,外核尺寸为  $(4n+1) \times (4n+1)$ 。设  $I_n$  为内核权重系数,  $O_n$  为外核权重系数。为了使这种滤波器的 DC 响应为 0,权重系数需满足等式:

$$I_n(2n+1)^2 = O_n(4n+1)^2 \quad (1)$$

对尺度进行归一化:

$$I_n(2n+1)^2 = I_{n+1}(2(n+1)+1)^2 \quad (2)$$

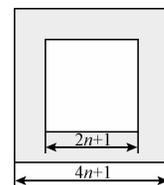


图 1 CenSurE-DOB

Fig. 1 CenSurE-DOB

星型滤波器,即 CenSurE-star,由方型滤波器和一个 45° 旋转的方型滤波器组合而成,如图 2 所示。每个像素点的中心环绕哈尔小波响应值也由原始积分图像和 45° 旋转积分图像叠加得到。CenSurE-star 生成尺度空间时采用 7 个尺度,检测子是在每一个像素上将滤波器与影像进行卷积运算,并利用积分图像加速运算进程,从而获取该像素对应尺度的空间值,循环计算各尺度便可得到近似的 LoG 空间。

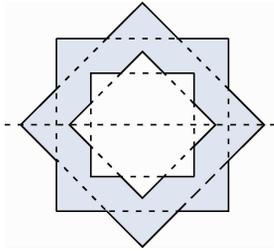


图 2 CenSurE-star  
Fig. 2 CenSurE-star

## 2) 检测局部极值点

采用非极大值抑制的方法检测尺度空间极值点作为候选特征点。将尺度空间每个像素点与本尺度层的 8 个邻域点和上下相邻两尺度层的 18 个邻域点进行响应值比较,滤除小于设定阈值的极值点<sup>[19]</sup>。

## 3) 滤除边缘上的不稳定点

采用尺度适应的 Harris 方法计算主曲率,表达式为:

$$H_a = \begin{bmatrix} \sum L_x^2 & \sum L_x L_y \\ \sum L_x L_y & \sum L_y^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $L_x$ 、 $L_y$  为响应函数  $L$  在  $x$  和  $y$  方向的偏导,通过计算  $H_a$  的迹和行列式即可计算出相应的主曲率,主曲率阈值设为 10。滤除大于阈值的候选点,即剔除边缘响应,剩余的候选点即为包含了位置和尺度信息的 CenSurE-star 特征点。

## 2.2 FREAK 描述符

FREAK 描述符受人类视觉系统的启发而形成,采用接近人类视网膜处理信息的拓扑结构,采样模型如图 3 中所示。其中, Fovea 区是对高精度图像信息进行处理, Para 区是对低精度的图像信息进行处理<sup>[16,20]</sup>。

采样模型以特征点为中心构建 7 层同心圆环,同心圆环的半径均与特征点的尺度成正比,每个圆环上包含等间距分布的 6 个采样点。构建 FREAK 描述符时,首先对采样模型中的所有采样点进行高斯平滑,再将采样点对的灰度值比较结果依次存入二进制比特串  $F$ ,具体如式(4)、(5)所示。最后利用采样点对的描述符相关性计算重新排序,筛选出前 512 bit 作为最终特征点的 FREAK 描述符。

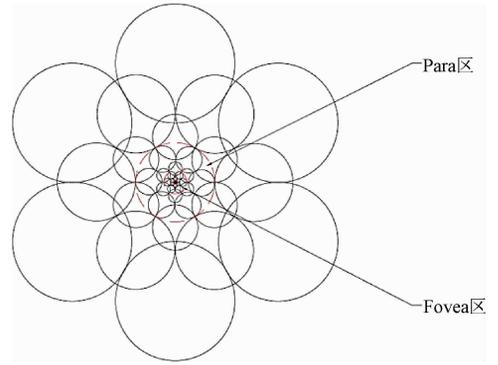


图 3 FREAK 描述符采样模型  
Fig. 3 Sampling model of FREAK descriptor

$$F = \sum_{0 \leq \alpha \leq N} 2^\alpha T(P_\alpha) \quad (4)$$

$$T(P_\alpha) = \begin{cases} 1, & (I(P_\alpha^1) - I(P_\alpha^2)) > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $P_\alpha$  表示采样点对,  $\alpha$  表示二进制左移移位值,  $N$  表示描述符长度,  $I(P_\alpha^1)$  和  $I(P_\alpha^2)$  是两个采样点区域的灰度值。

由于 FREAK 描述符的圆形对称采样结构使其具有旋转不变性,采样点的感受域半径随着尺度变化使其具有尺度不变性,对每个采样点进行高斯模糊,使其具有一定的抗噪性能,生成二进制比特串,使后续计算速度加快。因此,本文构建的 FREAK 二进制描述符适用于实时性、鲁棒性要求较高的无人机景象匹配。

## 2.3 K 近邻比值法

分别对基准图和实时图上的特征点构建 FREAK 描述符之后,得到两个描述符集合。接下来使用 K 近邻比值法对两个描述符集合进行匹配。首先,采用汉明距离作为特征点的相似性度量。两个等长二进制字符串之间的汉明距离由按位进行异或操作实现,统计结果为 1 的个数即为距离结果。其次,采用 K 近邻算法 ( $K=2$ ) 得到候选匹配点。方法为用暴力搜索在基准图像上找到与实时图像每个特征点汉明距离最小的 2 个点,即最近邻点和次近邻点。最后,使用最近和次近距离的比值进行阈值筛选,如式(6)所示,得到最终匹配点对。

$$\frac{D_{\text{FirMin}}}{D_{\text{SecMin}}} \leq N \quad (6)$$

式中:  $D_{\text{FirMin}}$  为最近邻点汉明距离,  $D_{\text{SecMin}}$  为次近邻点汉明距离,  $N$  为设定阈值。

## 2.4 基于 RANSAC 的定位模型

得到匹配点之后,利用 RANSAC 算法<sup>[21-22]</sup>的思想建立景象匹配定位模型,模型不仅能得到基准图与实时图之间的变换方程,去除匹配点中错误的点对,还能够得到飞行位置经纬度。

景象匹配基准图与实时图存在着透视变换,变换方程如下式:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中:  $(x', y')$  表示基准图像素坐标,  $(x, y)$  表示实时图像素坐标。 $\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}$  表示线性变换,如尺度缩放和旋转,  $\begin{bmatrix} h_{13} & h_{23} \end{bmatrix}^T$  表示平移变换,  $\begin{bmatrix} h_{31} & h_{32} \end{bmatrix}$  产生透视变换,  $h_{31} = h_{32} = 0$  时模型为仿射变换。通常,令  $h_{33} = 1$  来归一化矩阵。

RANSAC 是一种随机抽样检验方法,能够使用较少的数据建模,并对全部数据进行筛选。借鉴 RANSAC 算法的思想,寻找一个最佳单应性矩阵  $\mathbf{H}$ ,使得满足该矩阵的数据点个数最多。求解  $\mathbf{H}$  矩阵的 8 个未知参数,至少需要 8 个线性方程,即至少 4 组匹配点对。具体步骤如下:

1) 从 2.3 节得到的匹配点对中随机抽出 4 组,计算出变换矩阵  $\mathbf{H}$ ,记为模型  $M$ ;

2) 计算所有匹配点与模型  $M$  的投影误差,若误差小于阈值  $\varepsilon$ ,匹配点加入内点集,计算公式如下:

$$\sum_{i=1}^n \left( x'_i - \frac{h_{11}x_i + h_{12}y_i + h_{13}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 + \left( y'_i - \frac{h_{21}x_i + h_{22}y_i + h_{23}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 \leq \varepsilon \quad (8)$$

3) 另外选取 4 组匹配点对,重复步骤 1)、2);

4) 如果当前内点集元素个数大于最优内点集,则更新当前集为最优内点集,直到迭代次数大于  $k$  时退出。

此时拥有最优内点集的变换矩阵  $\mathbf{H}$  的参数即为最终变换参数,由此得到基准图与实时图之间的透视变换模型。不满足此模型的匹配点对,被认为是误匹配,并已予剔除,进一步提高了景象匹配算法的准确度。

飞机水平飞行时,认为机载传感器拍摄的实时图的中心点为飞行器位置,其像素坐标记作  $(x_c, y_c)$ 。通过透视变换模型计算,可得基准图中对应点像素坐标  $(x'_c, y'_c)$ ,由经纬度与像素坐标的变换公式如式(9)所示,式(10)可计算出飞行器的飞行位置:

$$Lon_c = x'_c \times \frac{\max Lon - \min Lon}{l} + \min Lon \quad (9)$$

$$Lat_c = \max Lat - y'_c \times \frac{\max Lat - \min Lat}{h} \quad (10)$$

式中:  $Lon_c$  为飞行器经度位置,  $Lat_c$  为飞行器纬度位置,  $l$  为水平方向像素点个数,  $h$  为竖直方向像素点个数,基准图区域地理坐标  $\min Lon$ 、 $\max Lon$ 、 $\min Lat$ 、 $\max Lat$  均为已知参数。

### 3 实验验证

实验在 Intel Core i5-4210U CPU, 2.40 GHz, 4 G 内存, Windows 7 操作系统和 VS2012 平台下, 搭配 OpenCV 2.4.8 图像视觉库实现算法并进行测试, 实验中将 Google Earth 作为基准图, 实时图由 DJI 筋斗云 S1000 + 八旋翼飞行器, 搭载 Canon 5D ark III 相机航拍得到, 测试图像来自于 Mikolajczyk 等人建立的标准测试图像库<sup>[23]</sup>。

#### 3.1 匹配阈值设置

本文算法在匹配点的筛选过程中, 首先使用匹配点对最近邻和次近邻距离的比值进行阈值筛选, 然后基于 RANSAC 算法对匹配点投影误差进行阈值筛选, 从而确定最终匹配点。比值阈值  $N$  和误差阈值  $\varepsilon$  若设置过小, 可能导致大量正确匹配点被滤除, 若设置过大, 会导致筛选过后仍存在错误匹配点。因此, 两者的合理设定决定着匹配的正确率高低。正确匹配率即匹配精度, 定义为正确匹配数与总匹配数的比值, 公式如下:

$$precision = \frac{\text{correct matches}}{\text{all matches}} \quad (11)$$

采用标准测试图像库的尺度旋转变化组与亮度变化组进行测试, 通过调整两个阈值的大小, 得出二者与正确匹配率的关系, 实验结果如图 4 所示。

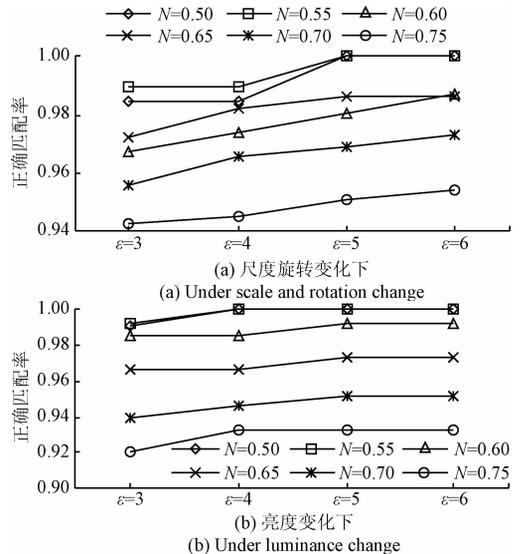


图4 正确匹配率随阈值变化曲线

Fig. 4 The curves of correct matching rate vs. threshold value

从实验结果可以看出, 在景象匹配图像差异比较明显的尺度旋转和亮度变化情况下, 比值阈值  $N = 0.55$  时的正确匹配率高于其他取值, 误差阈值  $\varepsilon = 5$  时, 正确匹配率得到大幅提升, 之后提升幅度减缓。因此, 本文采用  $N = 0.55$  作为比值阈值,  $\varepsilon = 5$  作为误差阈值。

### 3.2 算法定位过程及精确性实验

算法定位实验采用 Google Earth 中桂林市日月双塔卫星图像作为基准图,图片大小为 800 × 623。实时图由 DJI S1000 + 八旋翼飞行器定点悬停拍摄得到,图片大小为 446 × 420,匹配结果如图 5 所示。

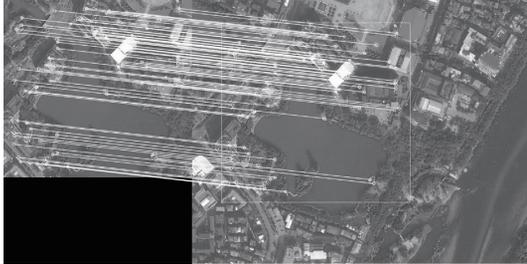


图 5 算法匹配结果

Fig. 5 The matching result of the proposed algorithm

由图 5 中基准图与实时图上各匹配点连线可见,各

特征点匹配位置是准确对应的,无误匹配,实时图在基准图中的匹配位置用白色方框标出。

定位实验计算出的变换矩阵为:

$$H = \begin{pmatrix} 0.999\ 941 & 0.000\ 034 & 14.007\ 816 \\ -0.000\ 004 & 0.999\ 993 & 3.995\ 372 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

由实时图尺寸可知,中心点像素坐标为(277,264),通过式(7)、(12)可计算得基准图中对应点像素坐标为(291,268),由经纬度与像素坐标的变换公式,即式(9)、(10)可计算出飞行器的飞行位置:经度 110°17'25.38",纬度 25°16'31.79"。

实验所用 DJI 筋斗云 S1000 + 八旋翼飞行器,惯性导航误差一般为 45°/h,气压计的精度对尺度方面的影响为 1.1 倍左右。因此精确性测试实验采用不同程度的高度旋转变化下定点悬停拍摄的图像作为实时图,算法匹配结果如表 1 所示。

表 1 算法匹配精确性实验结果

Table 1 The matching accuracy experiment result of the algorithm

斑点噪声	尺度/倍	旋转/(°)	标准匹配点/pixel	匹配结果			
				实际匹配点/pixel	匹配点误差/pixel	尺度/倍	旋转/(°)
n = 20	1	0	277,264	277.03,264.02	0.038	1.000	0.002
	1.2	0		276.68,263.43	0.608	1.202	0.019
	1.1	0		276.49,263.40	0.783	1.102	0.029
	1	3		276.98,263.97	0.037	0.999	2.997
	1	8		277.38,264.33	0.500	0.989	8.005
	0.9	5		276.83,263.71	0.336	0.898	4.968

其中匹配点误差公式如下:

$$\delta = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (13)$$

由表 1 可见,本文算法的匹配点位置误差在 0.8 个像素内,尺度误差在 0.02 倍内,旋转误差在 0.04° 内。

### 3.3 算法特征点检测性能实验

#### 3.3.1 可重复率

可重复率是用来比较在各种几何和光照变换下的多幅图像之间特征点的几何稳定性,用于有效度量不同特征点检测子的运行性能。可重复率计算公式如下:

$$r_R = \frac{C(m_1, m_2)}{\min(m_1, m_2)} \quad (14)$$

式中:  $m_1$  和  $m_2$  分别表示两幅待匹配图像上的相同区域内检测出的特征点个数,  $\min(m_1, m_2)$  为  $m_1$  和  $m_2$  中的较小值,  $C(m_1, m_2)$  为检测到的重复特征点数。

不同的特征点检测方法中,图像可重复率越高,潜在对应匹配点对越多,对图像变化的鲁棒性越强。使用标准测试图像库的图像组实验,比较 SIFT 的 DoG 检测子、

SURF 的 Hessian 检测子以及本文的 CenSurE-star 特征检测子的性能,结果如图 6 所示。图中横坐标 1~3 表示尺度旋转变化组图,4~6 表示亮度变化组图,7~9 表示噪声变化组图,10~12 表示视角变化组图。

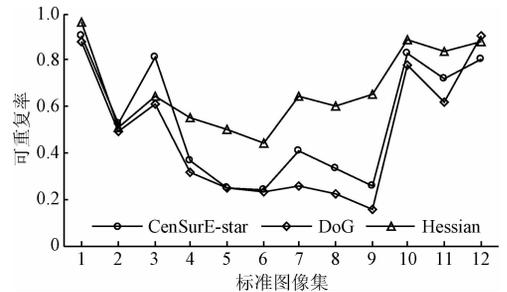


图 6 特征检测子可重复率曲线

Fig. 6 The repeatability curves of feature detectors

可见,本文的 CenSurE-star 特征检测子在尺度及旋转变化时,可重复率优于 DoG 和 Hessian 检测子,噪声、亮度、视角变化时,可重复率比 DoG 检测子高,但不如 Hessian

检测子。

### 3.3.2 检测时间

使用标准测试图像库的尺度旋转、亮度、噪声、视角变化组图进行实验,计算 SIFT 的 DoG、SURF 的 Hessian 及本文的 CenSurE-star 特征检测子的检测时间,结果如表 2 所示。

表 2 特征检测子检测时间对照表

Table 2 Detection time comparison of feature detectors

测试图像组	CenSurE-star 检测子时间/s	DoG 检测子 时间/s	Hessian 检测子 时间/s
尺度旋转变化组	0.14	3.38	0.78
亮度变化组	0.10	1.98	0.60
噪声变化组	0.12	2.50	0.67
视角变化组	0.10	2.04	0.56

由表 2 可见,CenSurE-star 检测子的检测时间远远小于其他两种常用的斑点检测子,它的检测时间比 DoG 检测子所用时间缩短了近 20 倍,比 Hessian 检测子所用时间缩短了近 6 倍。正是因为 CenSurE-star 检测子要实现快速检测而使得其在可重复率表现不突出,但良好的时效性和在尺度旋转变化下的优秀性能使 CenSurE-star 检测子十分适合无人机景象匹配的应用场景。

### 3.4 算法鲁棒性实验

算法采用 CenSurE-star 斑点特征检测子与 FREAK 二进制特征描述符相结合的匹配算法,因此将本文算法与应用斑点特征检测的典型算法 SIFT 算法、SURF 算法,以及应用二进制特征描述的典型算法 ORB 算法进行几种变化的鲁棒性能实验。实验仍使用标准测试图像库的 4 组图像变化组,实验结果如表 3~6 所示。

表 3 旋转缩放变化组实验结果

Table 3 Test result of scale and rotation change group

算法	正确匹配对	错误匹配对	正确匹配率/%	特征点个数
SIFT 算法	400	7	98.28	5 268
SURF 算法	134	2	98.53	2 173
ORB 算法	72	1	98.63	838
本文算法	8	0	100.00	782

表 4 亮度变化组实验结果

Table 4 Test result of luminance change group

算法	正确匹配对	错误匹配对	正确匹配率/%	特征点个数
SIFT 算法	533	8	98.52	1 563
SURF 算法	334	14	95.98	1 126
ORB 算法	63	2	96.92	500
本文算法	48	3	94.12	247

表 5 噪声变化组实验结果

Table 5 Test result of noise change group

算法	正确匹配对	错误匹配对	正确匹配率/%	特征点个数
SIFT 算法	260	6	97.74	734
SURF 算法	289	8	97.31	975
ORB 算法	93	1	98.44	520
本文算法	15	0	100.00	92

表 6 视角变化组实验结果

Table 6 Test result of viewing angle change group

算法	正确匹配对	错误匹配对	正确匹配率/%	特征点个数
SIFT 算法	782	4	99.49	3 666
SURF 算法	154	2	98.72	2 672
ORB 算法	-	-	匹配失败	-
本文算法	93	0	100.00	942

实验证明,本文算法在尺度旋转、噪声、视角变化方面的适应性比较突出,甚至能达到零误匹配的优秀表现。由正确匹配率可见,本文算法比 SIFT、SURF 算法更高,相比于文献[9]的实验得出其改进的 SIFT 算法比 SIFT 算法正确匹配率提升 22%,稍显逊色,相比于文献[12]的实验得出其改进的 SURF 算法比 SURF 算法正确匹配率提升 8%,基本持平。而 ORB 算法甚至在视角变化大的情况下出现无法匹配的状况,这是由于其特征检测子无尺度不变性。但在亮度变化方面,本文算法表现不如其他算法,可在匹配前进行亮度预处理来改善。此外,在正确匹配率相当的情况下,本文算法的特征点个数远远小于其他算法,说明本文的算法效率高、冗余度低。

### 3.5 算法实时性实验

为了表明本文方法在运算时间上的优势,进行了匹配算法的实时性实验,实验采用来自 Google Earth 的基准图片,大小为 320 × 249,实时图片大小为 240 × 180。实验不仅将本文算法与 SIFT 算法、SURF 算法的运算时间作比较,还与文献[9,12]中提出的改进算法对 SIFT、SURF 算法运算时间的优化作比较,对比结果如表 7 所示。

通过对比可知,本文算法的匹配时间较 SIFT 算法和 SURF 算法大大缩短,整个配准过程的耗时仅为 85 ms,比 SIFT 算法运行时间减少 90.8%,比 SURF 算法运行时间减少 45.5%。而文献[9]的改进 SIFT 算法比 SIFT 算法运行时间减少 40.7%,文献[12]的改进 SURF 算法比 SURF 算法运行时间仅减少 16.7%。由此可见,本文算法大大降低了运算时间,在运算速度方面优势明显,这使得本文算法在需要实时应用的飞行器导航场合具有更为广阔的应用前景。

表7 算法匹配时间对比  
Table 7 Matching time comparison of different algorithms

算法	算法运行时间/s	SIFT 算法运行时间/s	SURF 算法 运行时间/s	较于 SIFT 算法运行 时间下降比率/%	较于 SURF 算法运行 时间下降比率/%
本文算法	0.085	0.923	0.156	90.8	45.5
文献[9]	0.529	0.892	0.531	40.7	-
文献[12]	0.822	1.334	0.987	-	16.7

### 3.6 实飞实验

为验证算法的实际应用效果,使用 DJI S1000 + 八旋翼飞行器在广西省桂林市某高校上空进行实际飞行实验。飞行器搭载 DJI A2 飞控及禅思 Z15-5D III 三轴云台,采用平衡模式,按照事先设定的 10 个航路点进行飞行数据与实时图像的采集,飞行高度稳定在 300 m,部分实时图像由图 7 所示。



图7 部分航路点实时图

Fig. 7 The real-time images for partial waypoints

采用本文景象匹配方法在地面站进行实时图与基准图的匹配与定位,并将获取的各航路点经纬度信息与通过 GPS 获取的经纬度信息进行比较,结果如图 8 所示。

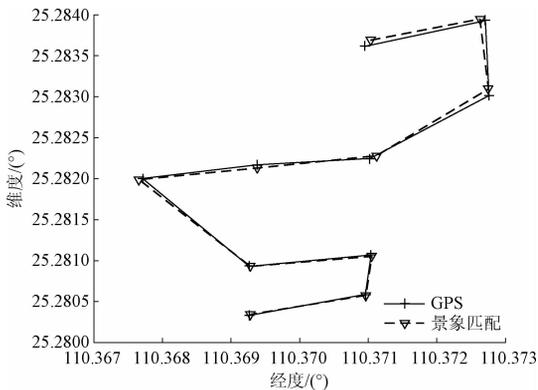


图8 本文景象匹配方法及 GPS 定位结果

Fig. 8 Positioning results of the proposed scene matching method and GPS method

通过比较可见,以 GPS 定位方式获取的经纬度为标准,本文景象匹配算法定位纬度偏差在 0.30"内,经度偏差在 0.35"内。其中,航路点 3 和 4 这两处的定位经纬度偏差较大,航路点 5~10 处定位效果优秀,经纬度偏差缩小到 0.05"内。这是由于基于视觉的景象匹配方法的定位精度对图像信息有一定依赖性,航路点 3 和航路点 4 的实时图灰度化后,地物特征不够明显,信息量较少,影响了航路点的定位效果。但即便面对地貌略简单的情况,本文算法仍能达到较高的定位精度,可见本文景象匹配方法定位效果优秀,可以适应实际飞行所遇到的不理想状况,尤其适合在 GPS 信号不稳定,甚至失效的情况下作为其替代定位方式,应用于无人飞行器导航领域。

## 4 结 论

针对景象匹配的实时性和鲁棒性的要求,本文提出一种基于 CenSurE-star 的无人机景象匹配算法。所采用的 CenSurE-star 特征点检测方法,不仅运算速度极快,而且能够用极少数量的特征点完成正确匹配,冗余度低,可重复率在各种变化下均优于 DoG 检测子,在尺度缩放变化下优于 Hessian 检测子。此外,采用 FREAK 描述符模拟人类视网膜成像的机制,二进制异或操作的汉明距离计算方式大大加快了匹配速度。实验证明算法整体性能出色,在尺度旋转、噪声、视角变化方面的适应性均优于 SIFT、SURF 以及 ORB 算法,并且能够在 85 ms 内完成匹配,给出定位坐标,匹配速度方面优势明显。匹配点位置误差在 0.8 个像素内,尺度误差在 0.02 倍内,旋转角度误差在 0.04°内,外场测试其定位纬度偏差在 0.30"内,经度偏差在 0.35"内。这样的高精确度,高时效性使其在无人飞行器视觉辅助导航领域有广阔的应用前景,后续可与无人机惯性导航系统相融合,形成多传感器组合导航系统。

## 参考文献

- [1] 吉祥,韩军伟,梁楠,等. 基于景象匹配的无人飞行器定位方法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(6): 1291-1296. JI X, HAN J W, LIANG N, et al. UAV positioning simulation method based on scene matching[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(6): 1291-1296.

- [2] YU Q F, SHANG Y, LIU X C, et al. Full-parameter vision navigation based on scene matching for aircrafts[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2014, 57(5): 1-10.
- [3] 高晶,吴育峰,吴昆,等. 基于角点检测的图像匹配算法[J]. 仪器仪表学报,2013,34(8):1717-1725.  
GAO J, WU Y F, WU K, et al. Image matching algorithm based on corner detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013,34(8):1717-1725.
- [4] YANG Y, NEWSAM S. Geographic image retrieval using local invariant features [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51 (2): 818-832.
- [5] 吴显亮,石宗英,钟宜生. 无人机视觉导航研究综述[J]. 系统仿真学报,2010,22(S1):62-65.  
WU X L, SHI Z Y, ZHONG Y SH. An overview of vision-based UAV navigation [J]. Journal of System Simulation, 2010,22(S1):62-65.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] MOREL J M, YU G S. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 438-469.
- [8] DELLINGER F, DELON J, GOUSSEAU Y, et al. SAR-SIFT: A SIFT-like algorithm for SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(1): 453-466.
- [9] 杨飒,杨春玲. 基于压缩感知与尺度不变特征变换的图像配准算法[J]. 光学学报,2014,34(11):106-110.  
YANG S, YANG CH L. Image registration algorithm based on sparse random projection and scale invariant feature transform [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11):106-110.
- [10] BAY H, ESSA A, TUYTELAARSB T, et al. SURF: Speeded-up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [11] LI L, ZIC J. Image matching algorithm based on feature point and DAISY descriptor[J]. Journal of Multimedia, 2014, 9(6): 829-834.
- [12] 朱奇光,张朋珍,李昊立,等. 基于全局和局部特征融合的图像匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报,2016, 37(1): 170-176.  
ZHU Q G, ZHANG P ZH, LI H L, et al. Investigation on the image matching algorithm based on global and local feature fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(1):170-176.
- [13] AGRAWAL M, KONOLIGE K, BLAS M R, et al. CenSurE: Center surround extremas for real-time feature detection and matching [C]. 10th European Conference on Computer Vision, 2008, 5305(10): 102-115.
- [14] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. BRIEF: Binary robust independent elementary features[C]. 11th European Conference on Computer Vision, 2010, 6314(9): 778-792.
- [15] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011, 58(11): 2564-2571.
- [16] ALAHI A, ORTIZ R, VANDERGHEYNST P. FREAK: fast retina key point[C]. IEEE Conference on Computer Version and Pattern Recognition, 2012, 157 (10): 510- 517.
- [17] FERREIRA F, VERUGGIO G, CACCIA M, et al. ROV vision-based motion estimation: a comparison study[C]. 10th IFAC Symposium on Robot Control, 2012, 45(22): 96-101.
- [18] KOSAKA N, OHASHI G. Vision-based nighttime vehicle detection using CenSurE and SVM [C]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5): 2599-2608.
- [19] 陈方,许允喜. 基于二进制比特串描述符的惯性组合导航高速景象匹配算法[J]. 光子学报,2011,40(8): 1238-1243.  
CHEN F, XU Y X. High-speed scene matching algorithm based on BRIEF descriptor for INS integrated navigation system[J]. Acta Phononica Sinica, 2011,40(8): 1238-1243.
- [20] 王灿进,孙涛,陈娟. 基于 FREAK 特征的快速景象匹配[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(2):204-212.  
WANG C J, SUN T, CHEN J. Rapid scene matching based on FREAK descriptor [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29 (2): 204-212.
- [21] 白丰,张明路,张小俊. 卫星装配中基于强区分性描述子的识别方法[J]. 仪器仪表学报,2014, 35 (12): 2653-2661.  
BAI F, ZHANG M L, ZHANG X J. Identification method based on strong distinguishing descriptor in satellite assembly [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(12):2653-2661.
- [22] 许佳佳,张叶,张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报,2015, 29(1):48-54.  
XU J J, ZHANG Y, ZHANG H. Fast image registration algorithm based on improved Harris-SIFT descriptor[J].

Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(1):48-54.

- [23] BOWDEN R, COLLOMOSSE J, MIKOLAJCZYK K. Guest editorial: Tracking, detection and segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 1-2.

## 作者简介



**张闻宇**, 2014 年于长春理工大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为无人机视觉导航。

E-mail: 414322242@qq.com

**Zhang Wenyu** received her B. Sc. degree in 2014 from Changchun University of Science and Technology; now, she is a master candidate in Guilin University of Electronic Technology. Her main research interest is UAV visual navigation.



**李智**, 2003 年于电子科技大学获得博士学位, 现为桂林航天工业学院教授、西安电子科技大学博士生导师, 主要研究方向为智能仪器系统、现代测试理论与技术。

E-mail: cclizhi@guet.edu.cn

**Li Zhi** received his Ph. D. degree in 2003 from University of Electronic Science and Technology. He is a professor in Guilin University of Aerospace Technology, and a Ph. D. supervisor in Xidian University. His main research interest includes intelligent instrument system, and modern testing theory and technology.



**王勇军**, 分别在 2007 年和 2010 年于桂林电子科技大学获得学士学位和硕士学位, 现为桂林航天工业学院讲师、桂林电子科技大学博士研究生, 主要研究方向为无人机组综合导航技术。

E-mail: dongwang@guat.edu.cn

**Wang Yongjun** received his B. Sc. degree in 2007 and M. Sc. degree in 2010 both from Guilin University of Electronic Technology. Now, he is a lecturer in Guilin University of Aerospace Technology, and a Ph. D. student in Guilin University of Electronic Technology. His main research interest is UAV integrated navigation technology.