

DOI: 10.13382/j.jemi. B2002902

基于 FAST 角点和 FREAK 描述符改进 的无人机景象匹配算法*

张绍荣^{1,2} 张闻宇² 李云¹ 李智^{1,2} 周巧文¹

(1. 桂林航天工业学院 电子信息与自动化学院 桂林 541004;

2. 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院 桂林 541004)

摘要:在无基准图的无人机返航过程中,实时图和航路点的景象匹配是无人机返航成功的关键。为提高景象匹配的实时性和鲁棒性,提出了基于加速分割检测特征(FAST)角点检测和快速视网膜膜关键点(FREAK)描述符的无人机景象匹配算法。首先,针对FAST角点检测方法的无尺度不变性、特征点数量冗余的缺点进行了改进;接着,对FREAK二进制描述符进行简化,以提高匹配速度;然后,采用K近邻比值法和RANSAC方法进行特征的初匹配和精匹配,并建立定位模型,从而获得航路点与无人机当前位置的实际距离和方位信息;最后,对算法的各项性能做实验验证。所提出的算法定位方向偏差在 1° 以内,像面距离偏差稳定在0.6 pixel,运行时间0.43 s,远小于尺度不变特征转换(SIFT)和加速鲁棒特征(SURF)算法的处理时间。在尺度变换和噪声等条件变化的情况下,相比SIFT和SURF等算法,所提算法取得了较好的正确匹配率,具有更好的鲁棒性。实验结果表明所提出的算法鲁棒性好,运算速度快,尤其在视角变换方面表现优秀,更适合无人机视觉辅助导航。

关键词:无人机;景象匹配;FAST角点;FREAK描述符

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

Improved UAV scene matching algorithm based on FAST corner and FREAK descriptor

Zhang Shaorong^{1,2} Zhang Wenyu² Li Yun¹ Li Zhi^{1,2} Zhou Qiaowen¹

(1. College of Electronic Information and Automation, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China;

2. College of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: In the process of unmanned aerial vehicle (UAV) return without a reference map, the scene matching between the real-time map and the waypoint is the key to the success of the UAV return. In order to improve the real-time and robustness of scene matching, a UAV scene matching algorithm based on FAST corner detection and FREAK descriptor is proposed. Firstly, in order to improve the shortcomings of FAST corner detection method such as no scale invariance and redundant feature points, a multi-scale gridded feature detection method based on FAST corner is proposed. Next, the FREAK binary descriptor is simplified to improve the matching speed. Then, the K-nearest neighbor ratio method and RANSAC method are used for the initial and fine matching of the features, and a positioning model is established to obtain the actual distance between the waypoint and the current position of the UAV and orientation information. Finally, experiments are performed to verify the performance of the algorithm. The deviation of the positioning direction of the proposed algorithm is within 1° , and the deviation of the image plane distance is stable within 0.6 pixels, the running time is 0.43 s, which is much shorter than the processing time of SIFT and SURF algorithms. In the case of conditions such as scale transformation and noise, compared with algorithms such as SIFT and SURF, the proposed algorithm has achieved a better correct matching rate and better robustness. The experimental results show that the proposed algorithm is robust and fast, especially in perspective transformation, it is more suitable for UAV vision-assisted navigation.

Keywords: UAV; scene matching; FAST corner; FREAK descriptor

0 引言

基于视觉的景象匹配辅助返航系统可以帮助无人机在 GPS 失效的情况下指导无人机安全返航^[1]。传统的景象匹配技术,采用卫星图像作为基准图进行匹配,但这种基准图占用内存大,更新慢,分辨率有限,给无人机数据处理模块增加了很大的负担^[2]。基于无基准图的无人机返航方法提供了新的解决方案。该方法充分利用飞行过程中的航拍视频,在其中选取地物特征明显,适合景象匹配的图像帧作为航路点,然后采用景象匹配技术在返航的实时图中逐一寻找这些航路点,从而完成安全返航^[3]。由于无人机速度快,研究具有实时性和高鲁棒性的景象匹配算法显得非常重要。

现有的景象匹配方法主要分为两大类,分别为基于灰度的景象匹配方法和基于特征的景象匹配方法^[4]。基于灰度的景象匹配方法容易受缩放和光照变化等因素影响,而且处理时间过长^[5],对无人机视觉辅助导航不太适用。应用比较广泛的是基于特征的景象匹配方法,主要包括基于斑点特征的检测算法^[6]和基于角点特征的检测算法^[7]。基于斑点特征的检测算法利用目标局部区域的信息构造特征量,其主要方法为高斯拉普拉斯算子(Laplacian of Gaussian, LoG)、Hessian 矩阵行列式(determinant of Hessian, DoH)^[8]以及尺度不变特征变换算法(scale-invariant feature transform, SIFT)所使用的高斯差分算子(difference of Gaussian, DoG)^[9],它们需要对高斯函数进行多阶微分运算以得到响应卷积核,操作复杂费时。Bay 等^[10]提出加速鲁棒特征算法(speeded up robust features, SURF)对时间进行优化,但对于实时匹配,时间仍比较长,且于多个主方向提取特征向量,导致误匹配增多。在无基准图的景象匹配过程中,需要执行匹配操作的图像是同源相近时段的图像,且帧间匹配的图像与基准卫星图像相比拍摄距离较近,使得明显地貌特征和纹理等图像信息较少。使用基于斑点特征的检测算法进行景象匹配检测出的特征点个数较少,匹配失败的风险增大,当缩放倍数较大时效果欠佳。针对这种应用情况,使用角点特征检测算法会更具优势。

基于角点特征的检测算法具有直观、快速、信息多的特点。较常用的 Harris 角点检测利用角点与自相关函数的曲率特性关联来描述局部灰度变化,但其较依赖阈值的设置,过小会漏检,过大会产生伪角点^[11]。Susan 角点检测则利用低层次图像寻找核值相似区的方式寻找角点,即使在噪声存在情况下,也能有好的表现,但灰度差阈值的固定使得易有伪角点,大尺寸模板下耗时也比较长^[12]。加速分割检测特征(features from accelerated segment test, FAST)是由 Rosten 等^[13]于 2006 年提出,并

于 2010 年予以完善的一种简单快速的角点检测方法^[14],相对于 Harris、Susan 角点检测方法,它在实时性方面优势明显。虽然 FAST 角点检测算法原理简单,速度快,具有一定的抗光照变换和抗旋转变换的能力,但是它有一个致命的缺陷,即缺乏尺度不变性,大尺度下角点检测误检少但定位粗糙,小尺度下能得到精确的定位,但错误检测的数目增多。除此之外,FAST 角点检测出的特征点较多,不利于实现无人机景象的高速匹配要求。

针对无人机景象匹配算法的实时性和鲁棒性问题,本文提出了一种基于 FAST 角点检测和 FREAK 描述符改进的无人机景象匹配算法。首先,针对 FAST 角点检测方法无尺度不变性、特征点数量冗余的缺点进行了改进,提出了基于 FAST 角点的多尺度网格化特征检测方法。然后,对快速视网膜关键点(fast retina keypoints, FREAK)二进制描述符进行简化,提高匹配速度。最后,采用 K 近邻比值法和 RANSAC 方法进行特征的初匹配和精匹配,并建立定位模型,获得航路点与无人机当前位置的实际距离和方位信息。实验证明所提出的算法鲁棒性好,运算速度快,可为无人机返航提供目的航路点的方位和距离。

1 基于 FAST 角点的多尺度网格检测方法

1.1 FAST 角点检测方法

若一个像素的灰度大小与其周围一定邻域范围内足够多的像素灰度相差比较大,则认为该像素是角点。FAST 角点具体检测步骤^[13-14]如下。

1) 以图像内任意一个像素作为候选特征点,定义一个以该像素为中心,半径为 3 的离散化 Brenham 圆作为检测模板,如图 1 所示,圆环上分布着 16 个像素点,记作 P_1, P_2, \dots, P_{16} 。

2) 计算圆心像素 P 与 P_1, P_9 的像素灰度差,若其绝对值小于设定阈值,则将点 P 从候选特征点中剔除,否则进行下一步。

3) 计算圆心像素 P 与 P_1, P_5, P_9, P_{13} 的像素灰度差,若其中至少有 3 个绝对值大于设定阈值,则将点 P 保留,否则剔除。

4) 计算圆心像素 P 与全部 16 个的像素灰度差,若其中至少有 n 个绝对值大于设定阈值,则将 P 点认定为特征点。经 Rosten 等的验证^[14], $n < 9$ 时,边缘点易被误认为是角点;不小于 9 的情况下, $n = 9$ 时,检测性能最佳,称作 FAST-9。

5) 非极大值抑制,计算步骤 4) 筛选出的特征点的 FAST 得分,即 16 个圆环像素与特征点 P 的灰度差的绝对值总和,若 P 点是周围 3×3 邻域内得分值最大的点,则保留,否则剔除。

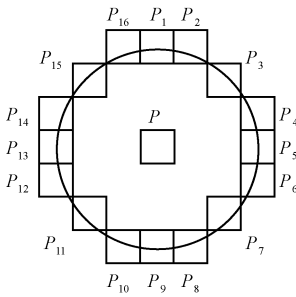


图 1 FAST 检测模板

Fig. 1 FAST detection template

1.2 FAST 检测的多尺度网格改进

针对前文提到的 FAST 角点检测算法的两个缺陷, 本文对 FAST 角点检测算法进行了多尺度构建和网格抑制, 不仅使其具有尺度不变性, 而且还减少了特征点冗余。下面对这种新的 FAST 角点检测算法进行介绍。

首先, 建立图像金字塔进行多尺度表达。设图像金字塔包含 n 层, 记作 $C_i, i=0, 1, \dots, n-1$ 。对原图像 C_0 进行 n 层降采样, 采样尺度 S 为:

$$S(C_i) = \frac{1}{2^i} S(C_0) \quad i = 1, 2, \dots, n - 1 \quad (1)$$

本文取 $n = 7$, 尺度空间建立完毕后, 按照上一节 FAST 特征点检测步骤 1)~4), 检测各尺度空间特征点。之后对检测的特征点进行非极大值抑制, 与 1.1 小节步骤 5) 不同的是, 选取像素点不仅要在当前尺度层 3×3 邻域内得分值最大, 还要在上下层尺度空间的 18 个邻域点中也是最大得分值, 否则剔除。

如图 2 所示, 为精确特征点的位置和尺度, 本文对 FAST 得分值和尺度进行了亚像素插值。在极值点所在层及其上下层对应的位置, 对 FAST 得分值进行插值, 得到真正意义上的极值点及其精确的坐标位置, 在对尺度方向进行一维插值, 得到更确切的尺度信息^[15]。

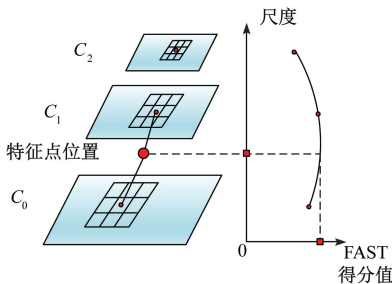


图 2 亚像素插值示意图

Fig. 2 Schematic diagram of sub-pixel interpolation

在对图像进行特征点检测时, 发现其检测到的特征点数量比较多, 特定纹理区域会存在聚簇现象。这种情况会导致后续的景象匹配运算量加大, 也会出现更多的

误匹配。为此, 在图像上定义一个网格, 为网格中的每个单元格设置最大特征点数量, 单元格内超过最大数量的特征点按照 FAST 得分大小予以剔除。这样能够使被检测到的角点以更好的方式扩展到整幅图像上。

2 改进的 FREAK 描述符及相似性度量

采用上一节中多尺度网格化的 FAST 角点检测方法提取出的特征点, 原理上具备尺度不变性, 光照不变性, 旋转不变性, 是性能比较优秀的特征点。接下来要对特征点进行描述, 本文对 FREAK 二进制特征描述符^[16]做进一步的简化。

在帧间景象匹配的过程中, 主要希望通过航路点中的角点信息, 将其在实时图中进行准确定位, 而图像中的纹理等细节信息的弱化不会对匹配的正确率造成严重的影响, 反而能进一步缩短描述时间。因此, 在保证人眼视网膜成像原理的基础上, 减少采样点的数目, 将原本以特征点为中心的 7 层同心圆减少至 4 层, 同心圆的半径仍与尺度成正比, 每个圆上分布着 6 个等距采样点。简化后的采样模型^[17]如图 3 所示。后续对当前采样点与其他采样点的灰度值进行比较, 比较结果表示成二进制比特串, 方法参考文献^[18]。

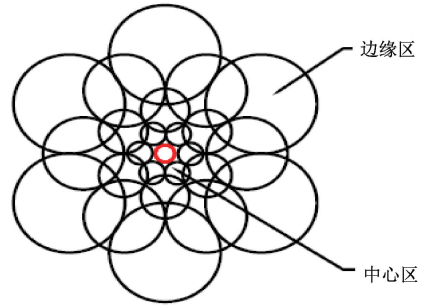


图 3 简化 FREAK 描述符采样模型

Fig. 3 Simplified FREAK descriptor sampling model

分别对航路点图像和实时图像的特征点构建简化 FREAK 描述符, 以航路点图像上特征点为基准, 将其与实时图各特征点组成特征点对, 而后对其每个特征点对生成的两个 512 维二进制特征向量 F_1 和 F_2 进行相似性计算。选用汉明距离作为特征间的相似性度量, 计算方法如式(2)所示, 其中 \oplus 表示异或操作。

$$HM - Dis = \sum_{i=1}^{512} (F_1[i] \oplus F_2[i]) \quad (2)$$

采用 K 近邻比值法 ($K=2$) 对描述符集合进行匹配, 根据特征点对之间的汉明距离, 选取出最小汉明距离和次小汉明距离, 若二者的比值小于设定阈值, 则认为该特征点对为正确匹配点对, 否则予以剔除。本文算法将此阈值设置为 0.8。

3 航路点定位模型的建立

为进一步确认匹配点对的正确率及具体位置,本文建立了航路点定位模型。模型根据K近邻比值法进行初匹配,然后使用RANSAC算法进行匹配点对优化,去除上一次匹配中的误匹配点对,而后采用最小二乘法求解航路点图与实时图之间的最优仿射变换参数,以此得到航路点在实时图中的精确位置,并生成无人机航行方向及距离信息,指导下一步返航飞行。

模型中仿射变换方程及RANSAC筛选匹配点对的具体方法可以参考文献[18]。最优仿射变换参数的获取方法说明如下。

1) 从去除误匹配后的特征点对集K1中选取不共线的三对匹配点对,记作K2,利用最小二乘法求解仿射变换模型的参数。

2) 从K1其余的点对中选择一对,代入步骤1)参数的仿射变换公式,若误差小于阈值,将其纳入到点对集K2,并更新仿射变换参数。

3) 循环步骤2),直到K1中所有点对都验证完毕。

接下来检验匹配点对的可靠性,以航路点图像为基准,根据仿射变换方程,计算每个特征点映射到实时图中的对应坐标,若该坐标与实时图对应匹配点坐标不同,予以剔除。同理,再以实时图像为基准,计算每个特征点位置映射到航路点中的对应坐标,然后把无法对应的匹配点对除掉。这样,保存下来的匹配点对即为最终匹配点对。

无人机水平平稳飞行时,认为机载传感器拍摄的实时图像的中心点为飞行器的位置,其像素坐标记作 (x_r, y_r) 。通过上述得到的航路点与实时图之间的映射关系,可以得到航路点图像中心位置 (x_0, y_0) 在当前实时飞行图像中对应的位置坐标 (x_r, y_r) ,如图4所示。根据二者像面位置坐标,可求得像面距离 S_x 和方位角度。

$$S_x = \sqrt{(x_r - x_0)^2 + (y_r - y_0)^2} \quad (3)$$

$$\tan\theta = \left| \frac{x_r - x_0}{y_r - y_0} \right| \quad (4)$$

若 $x_r > x_0, y_r > y_0$,航路点在飞行器当前位置的北偏西 θ° 方向。

若 $x_r > x_0, y_r < y_0$,航路点在飞行器当前位置的南偏西 θ° 方向。

若 $x_r < x_0, y_r > y_0$,航路点在飞行器当前位置的北偏东 θ° 方向。

若 $x_r < x_0, y_r < y_0$,航路点在飞行器当前位置的南偏东 θ° 方向。

根据相机成像关系,可由无人机位置到航路点的像面距离计算出二者的实际距离。无人机飞行高度比较

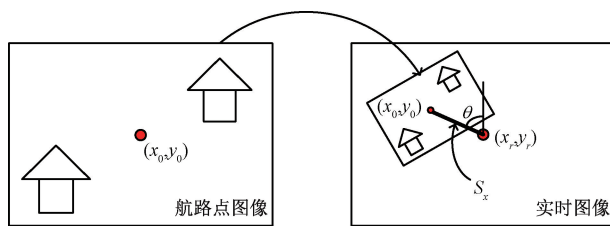


图4 帧间景象匹配定位原理

Fig. 4 Schematic diagram of inter-frame scene matching and positioning

高,使得像面到透镜的距离,远远小于航路点景象到透镜的距离,因此成像的物距可用飞行高度 H_{UAV} 表示。则飞行器位置到航路点的实际地面距离 S_r 为:

$$S_r = \frac{S_x \times H_{UAV}}{f} \quad (5)$$

式中: f 表示成像传感器的焦距。

4 实验结果与性能分析

实验在Intel Corei5-4210U CPU, 2.40 GHz, 4 G内存, Windows7操作系统和VS2012平台下,搭配OpenCV2.4.8图像视觉库实现算法并进行测试。实验包括算法的匹配定位,特征检测性能实验,特征描述性能实验,以及整体算法的鲁棒性和实时性实验。实验所用测试图像来自于Bowden等^[19]建立的标准测试图像库。

4.1 算法匹配定位实验

算法定位实验采用Google Earth中桂林市日月双塔附近卫星图像作为帧间匹配对象,航路点图像与实时图像等大,为480×360,帧间匹配结果如图5所示。



图5 帧间景象匹配结果

Fig. 5 Inter-frame scene matching results

图5中,左侧为航路点图像,右侧为实时图像,航路点在实时图中的匹配位置用方框标出。由图中航路点与实时图上各匹配点连线可见,匹配位置是准确对应的。

定位实验计算出的变换矩阵^[18]为:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 0.760969 & 0.000611 & 77.988052 \\ -0.001539 & 0.768851 & 74.850700 \\ 0.000016 & 0.000012 & 1.000000 \end{pmatrix} \quad (6)$$

航路点图像中心点像素坐标为 (240, 180), 代入上述变换矩阵所组成的坐标转换方程, 得实时图中对应点像素坐标为 (262. 28, 212. 48), 由式 (3) 和 (4) 可计算出航路点在无人机当前位置的南偏东 32. 48° 方向, 二者之间的像面距离为 39. 36 pixel. 在制备航路点与实时图时, 已知标准方向信息为航路点在无人机当前位置的南偏东 33. 27° 方向, 标准像面距离为 38. 82 pixel. 按上述方法进行 20 次重复定位实验, 得到定位方向偏差稳定在 1° 以内, 像面距离偏差稳定 0. 6 pixel 内。

4.2 特征检测性能实验

为验证改进的特征点检测算法的效果, 进行了特征点检测可重复率实验。可重复率表示为两幅待匹配图像

中, 重复特征点数与两图像中较少的特征点数的比值, 计算公式参考文献 [18]。在不同程度的旋转、尺度、噪声、光照等变化下, 特征点检测方法的检测可重复率越高, 说明其性能越出色。下面将所提出的特征检测方法与传统 FAST 角点检测法^[14], SIFT 算法中采用的 DoG 斑点检测法^[9], SURF 算法中采用的 Hessian 斑点检测法^[10] 进行性能对比, 结果如图 6 所示。

由图 6 可见, 在旋转变化方面, 本文特征点检测算法的表现与 FAST 方法不相上下, 并且比 DoG 检测法和 Hessian 检测法抗旋转不变性能好; 在尺度方面, 本文检测算法在小尺度缩放时, 就有高于其他算法的趋势, 在大于 1.5 倍缩放的情况下, 本文检测算法优势明显, 未经改

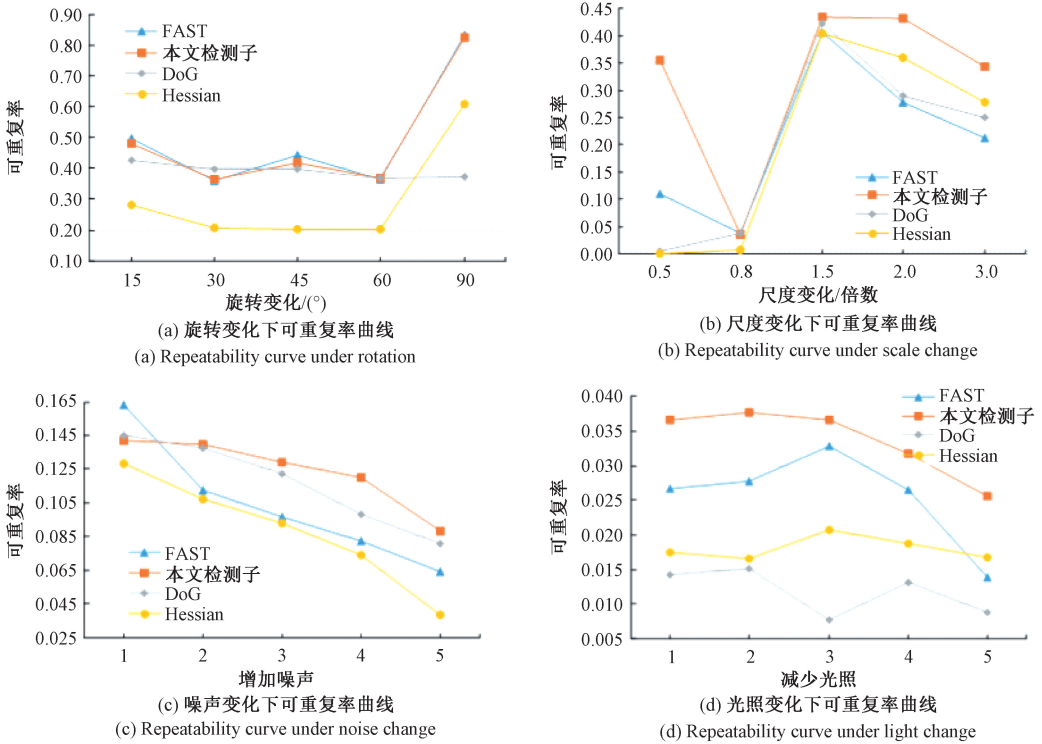


图 6 各种变化下可重复率实验结果

Fig. 6 Repeatability rate experimental results under various changes

进的 FAST 算法表现最差, 这是由于其没有构建尺度空间, 无尺度不变性, 也证明本文对 FAST 多尺度的改进是成功的; 在噪声变化方面, 由于本文方法并没有进行高斯滤波, 在初始处其表现稍逊于 FAST 及 DoG 检测方法, 但随着噪声的增加其受到的影响最小, 这是由于本文提出的网格化简化方法, 使特征点分布均匀, 对噪声模糊适应能力增强; 在光照变化方面, 本文算法和 FAST 检测法对光照的适应能力比其他两种方法要好, 这是因为提取 FAST 角点的原理在于比较灰度值的差值, 受亮度变化影响不大。

测算法无论在旋转、尺度变化、噪声变化还是亮度变化的情况下, 均具有很好的鲁棒性, 综合性能要优于传统 FAST 检测法、SIFT 的 DoG 检测法和 SURF 的 Hessian 检测法。

4.3 特征描述性能实验

匹配算法的优劣, 不仅与特征点检测的能力相关, 还和特征点的描述方法有着密不可分的关系。接下来, 采用本文提出的特征点检测算法, 分别搭配 SIFT 算法的描述符^[9]、SURF 算法的描述符^[10]、二进制 ORB 描述符^[15]、BRISK 描述符^[20]和本文改进的 FREAK 描述符, 组成 5 个算法来评价各描述符在尺度、旋转、噪声、光照

综上, 本文提出的基于 FAST 角点的多尺度网格检

变化下的匹配性能。评估方法采用查全率-查错率曲线 (recall-precision curves, RPC) 来进行,通过曲线的对比来评判各描述符的性能。查全率 (recall) 是指正确匹配的特征数与能够正确相对应的特征总数的比值,如式(7)所示。查错率 (1-precision) 是指错误匹配特征数与所有匹配特征数的比值,如式(8)所示。

$$recall = \frac{correct\ matches}{correct\ correspondences} \quad (7)$$

$$1 - precision = \frac{false\ matches}{correct\ matches + false\ matches} \quad (8)$$

描述符将匹配点对匹配得越全面越好,正确匹配越多越好。对于相同的 recall 值,1-precision 值越小越好;而 1-precision 值相等的情况下,recall 值越大越好。二者无必然联系,反映在曲线上是曲线位置越高,描述符性能越优秀。对上述算法进行查全率,查错率实验,绘制不同变化下的 RPC 曲线,如图 7 所示。

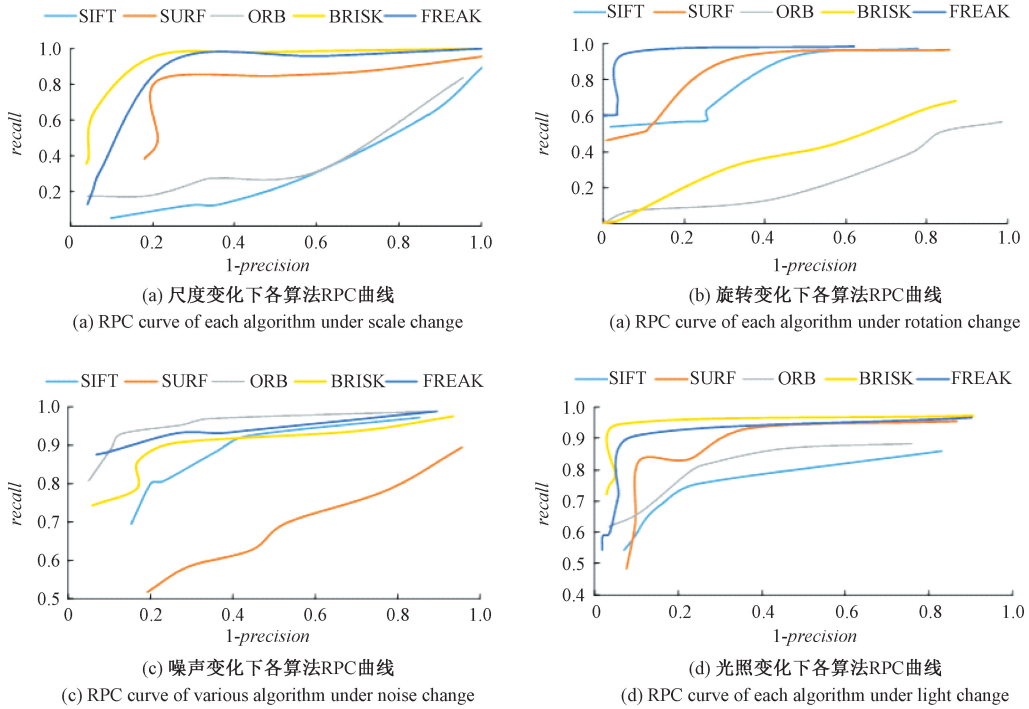


图 7 不同变化下特征描述符性能实验结果

Fig. 7 Experimental results of feature descriptor performance under different changes

由各种变化下特征描述符的 RPC 曲线走势可以看出,本文所构建的简化版 FREAK 描述符在旋转变换测试中表现最好,这是因为其他描述方法采用邻域梯度会受方向影响比较大。在尺度和光照变化情况下,FREAK 描述符性能排名第二,仅次于 BRISK 描述符,可见二进制的强度比较方式对光照适应性很好,ORB 描述符因不具备尺度不变性,表现差强人意。在噪声增大的条件下,FREAK 描述符表现弱于 ORB 算法,强于其他方法,这是其采用高斯核进行卷积的功劳。

综上所述,本文提出的简化 FREAK 描述符,虽然在每一个方面都是适应性最强的描述方法,但却是综合性能最好的一个,它不会像 BRISK 描述符那样,出现旋转变换特别敏感,而其他变化下优秀的现象。因此,十分适合应用于各种变化均会存在的复杂的无人机帧间匹配算法领域。

4.4 算法鲁棒性实验

为测试算法的整体性能,本节将所建立的帧间匹配算法与 SIFT 算法、SURF 算法、ORB 算法、FAST 与 FREAK 结合算法进行正确匹配率的对比,结果如图 8 所示。测试图像选用尺度旋转、噪声、光照、视角变化的标准图像集。

由图 8 可见,尺度与缩放变换同时存在的情况下,本文算法与 SIFT 算法稳健性不相上下,但时间上占据优势,实时性会在下一个实验详细说明。SURF 算法正确匹配率在最大尺度缩放处突然下降,是由于其为了追求快速,牺牲掉一部分鲁棒性,但一般情况仍能胜任。而 FAST+FREAK 方法随着尺度加大,误匹配越来越多,也说明了本文算法改进的必要性和有效性。而在视角变化比较大的情况下,如第 4 组实验,只有本文算法能够成功匹配,其他算法均匹配失败,说明本章算法的鲁棒性很好。此外,本文算法对光照的适应性在所有算法中最好,

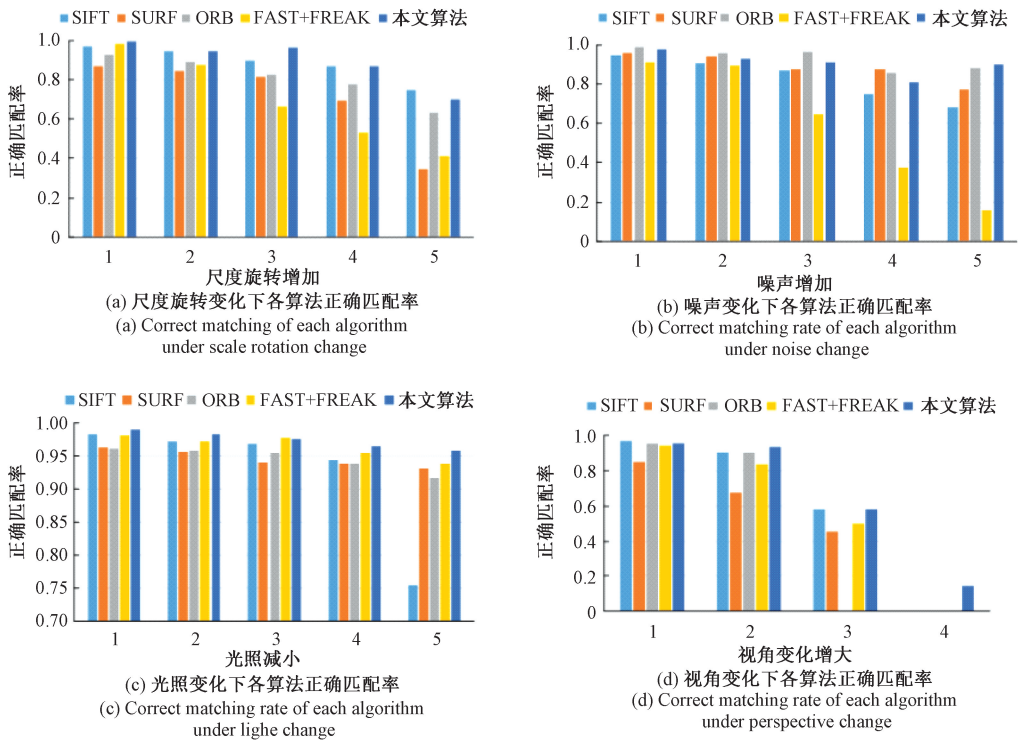


图 8 不同变化下算法正确匹配率实验结果

Fig. 8 Experimental results of correct matching rate of the algorithm under different changes

对噪声的适应性仅次于 ORB 算法,但相差甚微,这样的表现正好与对特征点检测和特征描述方法的测试结果吻合。

综上所述,本文算法通过对 FAST 特征检测法的改进,弥补了其不具备尺度不变性的缺点,在应对尺度缩放,光照以及变形复杂的视角变换时,都能保持很强的鲁棒性,并出色的完成匹配任务。但在图像存在噪声模糊的适应性方面还有待加强,可以在匹配前增加滤波预处理来改善。

4.5 算法实时性实验

在飞行速度比较快的无人机景象匹配领域,实时性是衡量一个算法能否应用的重要指标之一。这里对本文算法、SIFT 算法、SURF 算法、ORB 算法、FAST 与 FREAK 结合算法进行实时性实验。实验选用图像为标准图像集中的 cambridge 图像,大小为 816×616,并对各算法检测到的特征点数目进行统计,结果如表 1 所示。

表 1 各算法实时性对比

Table 1 Real-time comparison of each algorithm

比较项目	SIFT 算法	SURF 算法	ORB 算法	FAST+ FREAK 算法	本文 算法
特征点个数	3 548	2 610	1 000	1 103	512
算法运行时间/s	11.49	6.29	0.99	0.65	0.43
特征点检测时间/s	1.80	0.54	0.10	0.009 4	0.011

从表 1 可以看出,SIFT、SURF 这两种基于斑点检测的匹配算法,检测到的特征点个数比较多,相应的算法的运行时间很长,即便是稳定性很好,也难应用于无人机景象匹配当中。而其他 3 种算法,因为采用了不同形式的 FAST 角点检测算法,使得运算速度大大提升,但 ORB 算法和 FAST+FREAK 算法无尺度不变性,无法应对飞行中的复杂变换。本文算法对 FAST 角点进行网格精简处理,得到的特征点个数是原来的一半,大大缩短了匹配时间,此外还为 FAST 检测方法构建了多尺度空间,这样的改进使得其特征点检测时间比 FAST 检测多了 0.002 s,但牺牲这样少的时间,却得到了算法的尺度不变性,是十分合理而妥善的设计。在此基础上,本文算法采用了精简的 FREAK 描述符,进一步为算法赢得时间上的优势,成为 5 种算法中运行时间最少的算法。这样的高鲁棒性,高时效性使得本文算法能够在引导无人机安全返航的过程中发挥重大的作用。

5 结 论

本文提出了一种高鲁棒性和高时效性的无人机帧间景象匹配算法。针对 FAST 角点检测方法无尺度不变性、特征点数量冗余的缺点进行了改进,提出了基于 FAST 角点的多尺度网格化特征检测方法。另外,对

FREAK二进制描述符进行简化,以提高匹配速度。最后,采用K近邻比值法和RANSAC方法进行特征的初匹配和精匹配,并建立了定位模型,获得航路点与飞行器当前位置的实际距离和方位信息。实验结果表明,本文算法在鲁棒性和实时性方面都具有较明显的优势,使其更适用于无人机的景象匹配。

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] ZHAO C, ZHOU Y, LIN Z, et al. Review of scene matching visual navigation for unmanned aerial vehicles[J]. Scientia Sinica Informationis, 2019, 49(5): 507-519.
- [3] 盛哲,邹丹平,刘佩林,等. 基于图像匹配的无人机自主返航技术[J]. 信息技术, 2016, (1): 13-16.
- SHENG ZH, ZOU D P, LIU P L, et al. Vision-based UAV autonomous return [J]. Information Technology, 2016, (1): 13-16.
- [4] BRAGA J R G, VELHO H F C, CONTE G, et al. An image matching system for autonomous UAV navigation based on neural network [C]. 2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), IEEE, 2016: 1-6.
- [5] 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 method based on corner detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1717-1725.
- [6] 宋伟,王永波. 基于改进AKAZE算法的无人机影像匹配[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 96-102.
- SONG W, WANG Y B. UAV image registration based on improved AKAZE algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8): 96-102.
- [7] 燕鹏,安如. 基于FAST改进的快速角点探测算法[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(6): 1104-1108, 1115.
- YAN P, AN R. Improved fast corner detection algorithm based on FAST [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(6): 1104-1108, 1115.
- [8] 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.
- [9] 邵进达,杨帅,程琳. 改进SIFT算法结合两级特征匹配的无人机图像匹配算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(6): 316-321.
- SHAO J D, YANG SH, CHENG L. UAV image matching algorithm base on improved SIFT algorithm and two-stage feature matching [J]. Computer Science, 2019, 46(6): 316-321.
- [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] 张立亭,黄晓浪,鹿琳琳,等. 基于灰度差分与模板的Harris角点检测快速算法[J]. 仪器仪表学报, 2018(2): 218-224.
- ZHANG L T, HUANG X L, LU L L, et al. Fast Harris corner detection based on gray difference and template [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, (2): 218-224.
- [12] 王冠群,马苗,张艳宁,等. 基于高斯变换的多尺度SUSAN角点检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(12): 184-188.
- WANG G Q, MA M, ZHANG Y N, et al. Multi-scale SUSAN method for corner detection based on Gaussian transforms [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(12): 184-188.
- [13] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]. Computer Vision-ECCV 2006, 3951: 430-443.
- [14] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: A machine learning approach to corner detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105-119.
- [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 keypoint [C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2012: 510-517.
- [17] 陈彦彤,徐伟,朴永杰,等. 基于快速视网膜局部特征的遥感图像目标识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 852-859.
- CHEN Y T, XU W, PU Y J, et al. Remote sensing image target recognition based on fast retina key point local invariant feature [J]. Chinese Journal of Scientific

Instrument, 2016, 37(4):852-859.

- [18] 张闻宇, 李智, 王勇军. 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2):462-470.
ZAHNG W Y, LI ZH, WANG Y J. UAV scene matching algorithm based on CenSurE-star feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2):462-470.
- [19] BOWDEN R, COLLOMOSSE J, MIKOLAJCZYK K. Guest editorial: Tracking, detection and segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 1-2.
- [20] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints [C]. 2011 International Conference on Computer Vision, IEEE, 2011: 2548-2555.

作者简介



张绍荣, 2014 年于桂林电子科技大学获得硕士学位, 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, 主要研究方向为最优化方法和机器学习在生物医学信号处理中的应用。

E-mail: zsrong@guat.edu.cn

Zhang Shaorong received his M. Sc. degree from Guilin University of Electronic Technology in 2014. Now, he is a lecturer at Guilin University of Aerospace Technology, Ph. D. candidate at Guilin University of Electronic Technology. His main research interests include optimization algorithm, machine learning and their applications in biomedical signal processing.



李智 (通信作者), 1987 年于东南大学获得学士学位, 1993 年于上海理工大学获得硕士学位, 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、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 (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Southeast University in 1987, M. Sc. degree from University of Shanghai for Science and Technology in 1993, Ph. D. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2003. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor at Guilin University of Aerospace Technology. His main research interest includes intelligent instrument systems, modern testing theory and technology.