

# 基于改进 SURF 的图像匹配算法<sup>①</sup>



邹玉英, 杨振玲, 刘立东

(长安大学 信息工程学院, 西安 710064)

通信作者: 邹玉英, E-mail: 1139156512@qq.com

**摘要:** 针对传统 SURF 的图像匹配算法存在计算数据复杂、耗时长、匹配正确率不佳等问题, 提出一种基于改进 SURF 的图像匹配算法. 首先, 用传统 SURF 算法来提取待匹配图像的特征点, 再通过圆形区域代替矩形区域将 SURF 的 64 维度描述符降到 20 维度; 采用 KNN, 来双向匹配待匹配图像的特征点, 得到双向的初始特征点匹配对集; 最后, 通过 RANSAC 算法对初始匹配对集进行双向剔除错误的匹配对. 实验的结果表明, 本文算法减少了特征点检测时间, 提高了匹配正确率, 还有较好的鲁棒性.

**关键词:** 图像匹配; SURF 算法; 降维; 双向匹配; RANSAC

引用格式: 邹玉英, 杨振玲, 刘立东. 基于改进 SURF 的图像匹配算法. 计算机系统应用, 2022, 31(12): 322-328. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8855.html>

## Image Matching Algorithm Based on Improved SURF

ZOU Yu-Ying, YANG Zhen-Ling, LIU Li-Dong

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** An improved SURF-based image matching algorithm is proposed for the traditional SURF image matching algorithm which has the problems of complex computing data, time-consuming, and poor matching accuracy. Firstly, the traditional SURF algorithm is employed to extract the feature points of the image to be matched, and then the 64-dimensional descriptor of SURF is reduced to 20 dimensions by replacing the rectangular area with a circular area. Secondly, the KNN algorithm is utilized to bidirectionally match the feature points of the image to be matched, and the matching pair set of bidirectional initial feature points is obtained. Finally, the mismatching pairs of initial matching points are eliminated bidirectionally by the RANSAC algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm reduces the detection time, improves the matching accuracy, and has strong robustness.

**Key words:** images matching; SURF algorithm; dimensionality reduction; bidirectional matching; RANSAC

随着科学技术的飞速发展, 图像匹配技术<sup>[1,2]</sup> 在不同领域被广泛应用, 其不仅是一项重要的技术, 也是图像处理的一门关键技术. 图像匹配被大量应用于交通监控、医学影像和图像拼接等领域<sup>[3-5]</sup>, 所以图像匹配技术成为研究的重点和热点. 图像匹配算法主要有两类, 分别是基于灰度和基于特征点的图像匹配<sup>[6]</sup>, 而后者发展较成熟, 也是目前的研究中的重点<sup>[7]</sup>, 并且其算法主要有 SIFT、SURF 和 ORB 等算法, Lowe 提出的

SIFT 算法<sup>[8]</sup> 具有很好鲁棒性, 但是特征描述符向量维数高、算法运行时间长且匹配正确率低; Bay 等人在优化 SIFT 算法的基础上, 提出了 SURF 算法<sup>[9]</sup>, 该算法将特征描述符维数降低为 SIFT 算法的一半, 且具有较好的尺度不变性和抗干扰性, 但还是存在匹配正确率低, 计算量大等问题; ORB 算法<sup>[10,11]</sup> 虽然大大提高了运行速率, 但是鲁棒性差, 匹配效果不稳定. 因此, 黄春风等人提出了改进的 SURF 算法<sup>[12]</sup>, 先采用 BBF 结合

① 基金项目: 陕西省自然科学基金 (2020JM-220)

收稿时间: 2022-04-07; 修改时间: 2022-05-09; 采用时间: 2022-05-28; csa 在线出版时间: 2022-07-28

Kd-Tree 算法快速找出特征点, 并利用双向唯一性匹配实现图像匹配, 再对特征点初始匹配对利用视差梯度剔除掉误差较大的匹配对, 最后使用 RANSAC 算法进一步提纯匹配对, 达到匹配精度提高的效果. 赵谦等人提出了改进的 SURF-RANSAC 图像匹配算法<sup>[13]</sup>, 通过自适应阈值方法来初步匹配特征点, 再用特征向量构建余弦约束对 RANSAC 算法进行改进, 实现初匹配对提纯, 最终完成图像匹配, 算法速度和精度得到了有效提高.

基于上述分析, 提出了一种改进 SURF 的图像匹配算法. 通过降低 SURF 特征描述符维度来减少特征点提取和匹配运行时间, 并用 KNN 算法对图像特征点进行双向初匹配, 再用 RANSAC 算法双向剔除初匹配对中的错误匹配对, 来提高特征的匹配正确率. 实验结果表明, 该算法减少了特征点检测时间, 提高了匹配正确率, 还有较好的鲁棒性.

### 1 传统 SURF 特征点提取基本原理

SURF 算法是对 SIFT 算法进行优化操作, 利用了积分图像去减少一定的计算量, 提高运行速度<sup>[14]</sup>. 该算法首先创建 Hessian 矩阵, 生成兴趣点, 之后再构建尺度空间, 根据非极大值抑制和插值操作, 精确找到特征点的位置; 构造以特征点为圆心的圆形方形邻域, 统计邻域内的 Haar 小波响应值, 为特征点指定主方向; 最后, 生成描述符向量. 算法主要有以下几个步骤.

#### 1.1 生成积分图

假设  $l(x,y)$  为图像中任意位置像素点, 即其积分图像  $I_{\Sigma}(x,y)$  为该像素点到原点整个矩形区域内 (如图 1 所示) 所有像素值之和, 公式如式 (1):

$$I_{\Sigma}(x,y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} l(x,y) \quad (1)$$

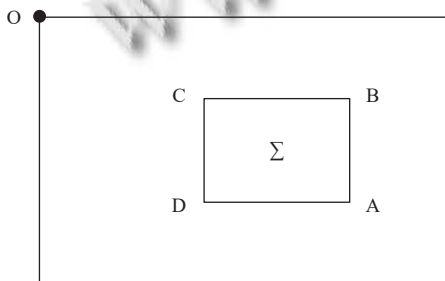


图 1 积分图像的计算图

对图 1 中的方形 ABCD 的面积中每个像素点的灰度值求和, 公式如式 (2):

$$\sum = I_{\Sigma}(A) - I_{\Sigma}(B) + I_{\Sigma}(C) - I_{\Sigma}(D) \quad (2)$$

#### 1.2 定位特征点

SURF 算法中, 特征点的提取时, 主要利用积分图像计算图像中的每个像素点的 Hessian 矩阵进行操作, 具体流程如下.

(1) 给定一幅图像  $I$  中某点  $l = (x,y)$ , 在该点  $l$  处且尺度为  $\sigma$  的 Hessian 矩阵  $H = (l, \sigma)$  为:

$$H(l, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(l, \sigma) & L_{xy}(l, \sigma) \\ L_{xy}(l, \sigma) & L_{yy}(l, \sigma) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, 参数  $L_{xx}(l, \sigma)$ 、 $L_{xy}(l, \sigma)$  和  $L_{yy}(l, \sigma)$  分别是高斯二阶微分  $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial x^2}$ 、 $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial x \partial y}$ 、 $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial y^2}$  在点  $l = (x,y)$  处与图像  $I$  做卷积.

(2) 要求在不同尺度空间的同一图像上检测特征点, 来实现特征点的一个重要性质, 即它的尺度不变性. 首先, 如图 2 所示, 利用盒子滤波器 ( $D_{xx}$ 、 $D_{yy}$ 、 $D_{xy}$ ) 类似地去替换高斯滤波器 ( $L_{xx}$ 、 $L_{yy}$ 、 $L_{xy}$ ), 图像的尺度空间可以通过不同尺寸大小的盒状滤波器和不同方向的积分图像做卷积运算来构造.

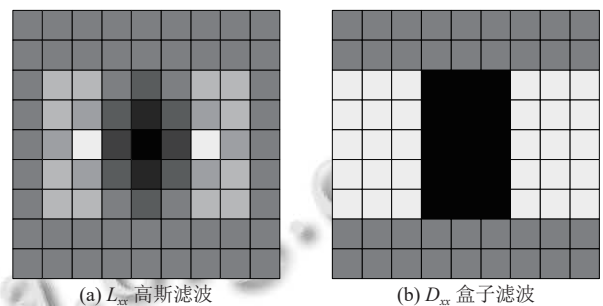


图 2 高斯滤波模板和盒子滤波器

(3) 根据 Hessian 矩阵的和行列式来提取极值点, 由于盒子滤波器的类似替换, 此时的行列式需要加上权值, 即:

$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \quad (4)$$

其中,  $w$  为权值, 它的取值一般为 0.9.

(4) 在极值点的上下层的  $3 \times 3 \times 3$  立体邻域进行极大值抑制, 初步确立特征点, 再通过插值操作, 最后确定特征点精确位置和尺度.

#### 1.3 确定特征点主方向

以精确的特征点作为将要构造的圆形区域的原点, 在它的周围建立一个大小为 6 尺度的半径的圆形区域, 然后计算它的区域内所有像素点所对应的 Haar 小波

的响应值,再用一个 60°扇形区域在圆形区域转动一样大小的度数,累加该区域内所有的响应值,得到最大的值设定为主方向.方法见图 3.

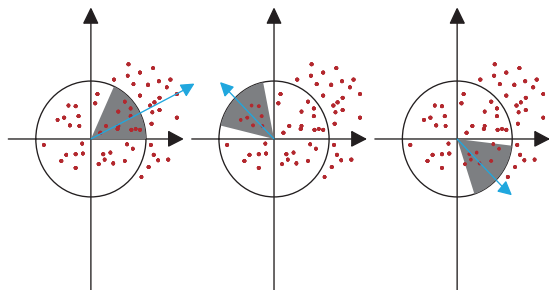


图 3 确定特征点方向

### 1.4 生成特征点描述符

检测到的特征点的信息需要用特征向量来描述.首先,构造一个边长大小为 20 尺度的正方形邻域,并且特征点在其中心位置,然后使它的方向转动到特征点的主方向上,对其划分为 16 个子区域,然后用 Harr 计算出每个小区域的所有像素点在 x 和 y 方向上的响应,并且统计小区域的总响应,得到一个如下的 4 维特征向量:

$$v = [\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|] \quad (5)$$

最后把所有子区域的 4 维特征向量放在一起,就形成了 SURF 特征点的 64 维度的特征描述符.

## 2 本文算法

在传统的 SURF 算法里面,关于特征点的描述符是指一个 64 维度的向量,存在维数高,时效性差等问题,因此需对其进行改进.本文提出的图像匹配算法,主要包括 SURF 特征点检测、SURF 特征描述符降维、双向初匹配、匹配点对双向提纯.图像匹配流程图如图 4 所示.

### 2.1 SURF 特征描述符降维

针对传统的 SURF 特征点检测算法数据复杂,导致特征点提取以及匹配运行时间长,本文算法先将改进其描述符的构建过程,对其实现一个维度的降低处理.传统 SURF 算法对描述符计算统计响应的区域采用的是方形邻域,如图 5(a) 所示,这样在确定特征点主方向出现偏差时,响应的区域也会出现不一样,从而会产生误差.

因此,为了解决这类问,本文算法采用圆形邻域代

替方形邻域来计算特征描述符,圆形邻域旋转前后的区域都不会产生变化,如图 5(b) 所示,不会引起误差,也具有较好的旋转不变性.



图 4 图像匹配流程图

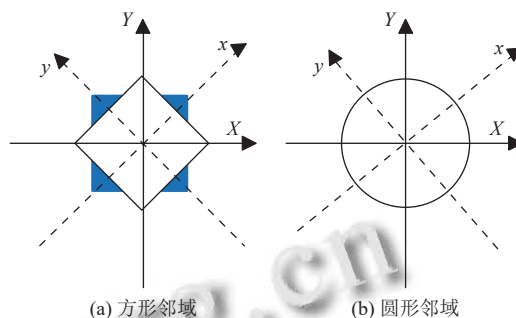


图 5 方形邻域和圆形邻域比较图

本文针对 SURF 描述符构建过程的改进及降维处理具体步骤如下:

(1) 以特征点作为将要构建的圆形领域的圆心,分别建立外圆直径为 10 尺度、15 尺度、20 尺度的圆形邻域.由于尺度越大,算法运算速度就随之变慢,所以圆形邻域的直径选取 10 尺度.为了确保旋转不变性,必须使构建的邻域转动到与特征点主方向一致的方向上.

(2) 将圆形邻域划分为 5 个子区域模块,编号分别为①-⑤,其中内圆直径为  $2\sqrt{10}$  尺度为一个子区域,如图 6 所示.

(3) 用 Haar 小波来计算①-⑤区域内的所有采样像素点 x 方向和 y 方向的响应值,定义为 dx 和 dy,并且进行高斯加权.最后将相应子区域内所有像素的 dx、dy、|dx|和|dy|进行累加,即可得到一个特征向量,

维度为4维.5个子区域就可以形成20维的特征点描述符,表示如式(6):

$$P = [p_1, p_2, \dots, p_{20}] \quad (6)$$

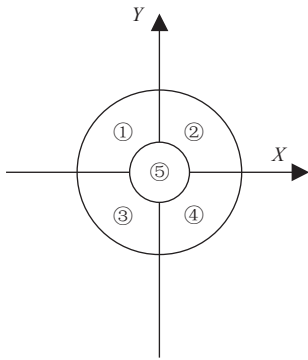


图6 基于圆形邻域的描述符

最后将20维的特征矢量做归一化操作,公式如式(7):

$$\bar{P} = \frac{P}{\sqrt{\sum_{i=1}^{20} p_i^2}} = (\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{20}) \quad (7)$$

## 2.2 KNN 双向初匹配

传统的SURF算法依据欧氏距离作为参考度量进行特征点匹配,公式如式(8):

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (8)$$

本文采用KNN算法<sup>[15]</sup>,该算法主要是将待匹配图像中其中某张图像的特征点来匹配另一张图像的特征点,由于缺少双向唯一匹配性原则的考虑,在实际操作过程中,可能会出现图像的反向匹配,从而出现图像特征点的匹配对不一致,所以该算法存在许多误匹配,所以本文算法对需匹配图像特征点进行一个双向的初匹配,得到初始双向匹配对集合.设参照图像 $I_1$ 和被参照图像 $I_2$ 的特征点集合分别为 $P = (P_1, P_2, \dots, P_N)$ 和 $Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_N)$ ,本文采用KNN双向初始匹配具体流程如下:

(1) 对图像 $I_1$ 中某一个特征点 $a$ ,通过2-最近邻法,得到与待图像 $I_2$ 中所有特征点的最近点 $m$ 距离值 $d_m$ 与次近点 $n$ 距离值 $d_n$ ,设置阈值 $T$ .如果 $(d_m/d_n) < T$ ,则将 $m$ 作为 $a$ 的匹配点;否则,进行图像 $I_1$ 的下一个匹配,并且剔除点 $a$ .得到图像 $I_1$ 到图像 $I_2$ 的初始匹配点对集 $A$ .

(2) 对图像 $I_2$ 中所有特征点作步骤(1)同样的处理,得到图像 $I_2$ 到图像 $I_1$ 的初始匹配集 $B$ .由此可以获

取到两个初始匹配点对集合 $A$ 和 $B$ .

由图7和图8可见,2NN初步匹配存在大量误差,所以需要使用RANSAC算法对初匹配对集合进行提纯,删除不正确的匹配对,最终得到更加准确的匹配对.



图7 图像 $I_1$ 到图像 $I_2$ 的2NN匹配图

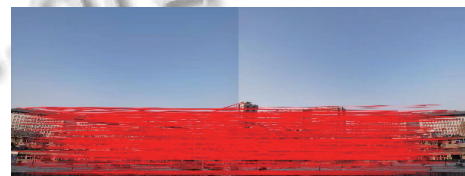


图8 图像 $I_2$ 到图像 $I_1$ 的2NN匹配图

## 2.3 RANSAC 双向提纯

RANSAC算法是一种随机抽样一致性算法,具有精确度高的特点,且常用于图像匹配中消除误匹配<sup>[16]</sup>.利用RANSAC算法提纯匹配对,要计算出一个单应性矩阵,记作 $H$ ,且大小为 $3 \times 3$ .为了求出一个适用数据点个数最多的最优参数矩阵,一般设 $h_{22} = 1$ 对矩阵进行归一化,即参数方程如下:

$$s \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{00} & h_{01} & h_{02} \\ h_{10} & h_{11} & h_{12} \\ h_{20} & h_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $s$ 为尺度参数, $(x_1, y_1)$ 为目标图像的某一角点坐标, $(x_2, y_2)$ 为场景图像的某一角点坐标.由于初始双向匹配对集合中存在大量错误匹配对,因此需要采用RANSAC算法完成一个错误匹配对筛选的处理,得到一对初始优化的匹配对集合.此时,初始优化的匹配对集合中的对数并不相同,仍都存在少量不正确的匹配对,需要双向提纯来二次优化匹配对,来提高匹配正确率.

本文采用的是RANSAC进行双向筛选匹配,主要流程如下:

(1) 从初匹配点对集合 $A$ 中随机选取4个样本匹配点对,根据样本算出单应性矩阵 $H$ ,记为模型 $M$ .

(2) 利用这个模型去测试初匹配点对集合 $A$ 中匹配点对,计算集合 $A$ 中的数值与模型 $M$ 的偏差 $e$ ,设立阈值 $m$ ,如 $e$ 小于 $m$ ,则视之内点,加入内点集合 $C$ .



(3) 如果最佳内点集合元素小于当前内点集合  $C$  总元素个数, 则将内点集  $C$  更新为最佳内点集, 并使迭代次数  $k$  加 1.

(4) 如果迭代的次数多于  $k$ , 则终止操作; 否则  $k$  加 1, 用当前内点集合去重新估计模型, 重复上述 (2)–(4) 过程, 直至迭代终止, 其中  $k$  计算公式如式 (10):

$$k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-w^m)} \quad (10)$$

(5) 获取初匹配点对集合  $A$  的内点集, 记为初提纯匹配点对集  $A'$ ; 再将初匹配点对集合  $B$  进行步骤 (1)–(4), 获取集合  $B$  的内点集, 同时记为初提纯匹配点对集  $B'$ .

(6) 假设集合  $A'$  中某一匹配点对为  $keypoint1$  和  $keypoint2$ , 分别为图像  $I_1$  和图像  $I_2$  的特征点; 假设集合  $B'$  中某一匹配点对为  $keypoint3$  和  $keypoint4$ , 分别为图像  $I_2$  和图像  $I_1$  的特征点; 若  $keypoint1=keypoint4$  且  $keypoint2=keypoint3$ , 该对匹配点匹配成功; 否则, 剔除该对匹配点. 这样总匹配对数会减少, 但匹配的准确率

会得到提高.

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验环境

本算法实验环境为 AMD Ryzen 55600 with Radeon Graphics, 内存 16 GB, 显卡为 AMD Radeon™ Graphics 2 GB, 系统为 64 位 Windows 11, 仿真平台为 Visual Studio 2017.

#### 3.2 性能分析

为了验证本文算法的鲁棒性, 从用来测试图匹配算法的性能的 Mikolajczyk 图像集中任意选取 4 组图像. 图 9 本文算法对尺度和旋转发生变换、光照发生变换、模糊变化的图像和仿射变换的图像进行匹配结果图.

从以上实验的匹配效果图 9 显示, 能够得出本文算法对缩放、旋转、光照、模糊、仿射、视角变化等情况都具有很好的匹配效果, 匹配正确率均在以上, 因此本文算法在不同的干扰下具有较强的鲁棒性.

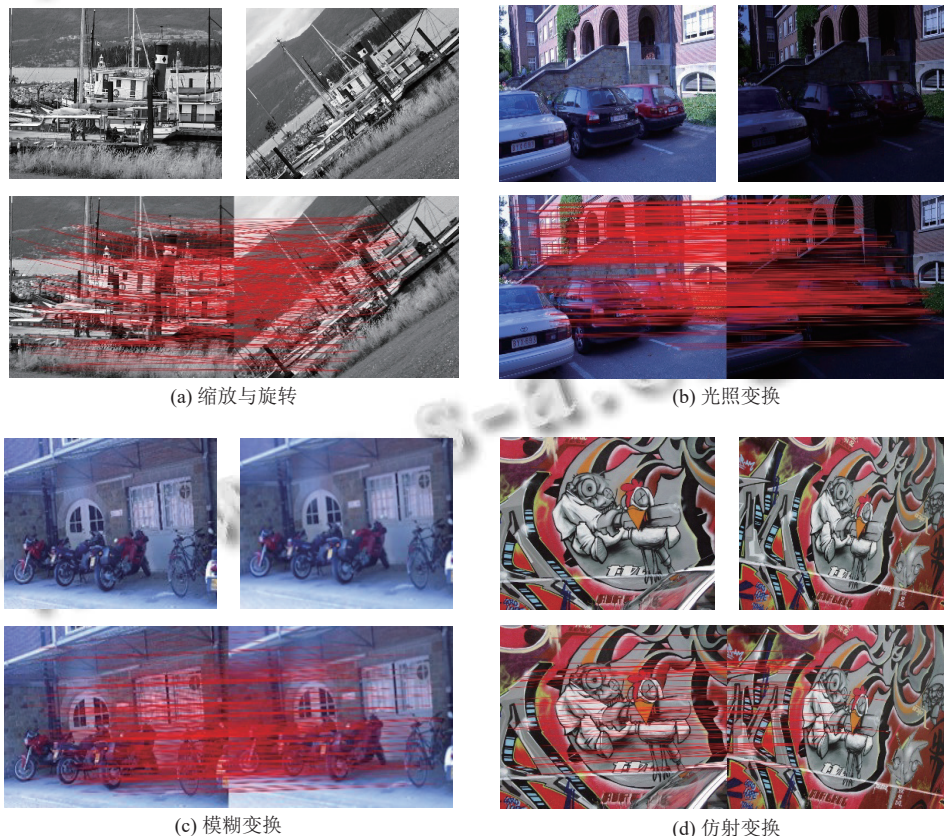


图 9 本文算法匹配结果图

从表 1 显示, 本文算法与传统的 SURF 算法相比, 特征点检测和算法运行时间都有所提高. 这是本文算

法将传统算法中方形邻域更改为圆形邻域去构建描述符, 增强了算法的旋转不变性. 将特征描述符降至 20

维度,减少了数据复杂度,从而减少算法运算时间。

由以下不同算法的匹配效果图 10 对比可以看出, SURF 匹配算法和文献 [7] 匹配算法的都存在明显的错误匹配点对。本文算法的匹配效果图为图 10(c) 所示,几乎不存在错误匹配点对。表 2 是 SURF 算法、文献 [7] 算法和本文算法实验的匹配正确率对比表,从表中可以看出本文算法由于采用 KNN 双向初始匹配,并且结合 RANSAC 双向剔除误匹配,减少了伪匹配点对,提高了匹配正确率。

表 1 本文算法与 SURF 算法实验时间对比 (s)

图像	算法	特征点检测	算法运行
缩放旋转图	SURF	3.3919	9.1723
	本文	1.9469	6.6076
光照变换图	SURF	2.1740	3.9559
	本文	1.2148	3.9295
模糊变换图	SURF	2.6656	4.5747
	本文	1.5045	4.4220
仿射变换图	SURF	3.1696	7.8689
	本文	1.6198	5.9361



(a) SURF 算法



(b) 文献 [7] 算法



(c) 本文算法

图 10 不同算法的匹配效果图

表 2 不同算法匹配正确率对比

算法	正确匹配对数	正确匹配率 (%)
SURF	117	87.313
文献[7]	97	89.814
本文	198	94.285

## 4 结论与展望

本文研究了一种改进 SURF 的图像匹配算法,能有效改善传统 SURF 算法的描述符纬度高、存在计算量大,匹配正确率低等问题。首先,采用传统的 SURF 检测图像的特征点,在构建特征描述符阶段,用圆形区域代替矩形区域,将 SURF 的 64 维度描述符降到 20 维度,增强了算法的旋转不变性,减少了数据复杂度和算法运算时间;然后,通过 KNN 算法对图像进行双向匹配,得到双向初匹配点对;最后,通过 RANSAC 算法对初匹配点对进行双向删除错误匹配对,从而来提高算法的匹配正确率。实验结果表明,该算法降低了特征点的检测时间,具有较好的鲁棒性,同时还增加了匹配的正确率。下一步工作,将对算法的匹配效率和自适应方面进行进一步优化,并将其应用于自动图像匹配中。

## 参考文献

- Dou JF, Qin Q, Tu ZM. Robust image matching based on the information of SIFT. *Optik*, 2018, 171: 850–861. [doi: 10.1016/j.ijleo.2018.06.094]
- Tafti AP, Baghaie A, Kirkpatrick AB, *et al.* A comparative study on the application of SIFT, SURF, BRIEF and ORB for 3D surface reconstruction of electron microscopy images. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, 2018, 6(1): 17–30.
- 韩松来, 王钰婕, 王星, 等. 多尺度 PCA-HOG 遥感异源图像匹配算法. *国防科技大学学报*, 2022, 44(1): 146–155. [doi: 10.11887/j.cn.202201021]
- 张东, 余朝刚. 基于特征点的图像拼接方法. *计算机系统应用*, 2016, 25(3): 107–112.
- Song WH, Jung HG, Gwak IY, *et al.* Oblique aerial image matching based on iterative simulation and homography evaluation. *Pattern Recognition*, 2019, 87: 317–331. [doi: 10.1016/j.patcog.2018.10.027]
- 华蓓, 陈前, 黄汝维. 基于特征匹配的图像真伪检测方法的研究. *郑州大学学报(工学版)*, 2022, 43(2): 22–27. [doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2022.02.001]
- 王亚迪, 李秀华. 改进 SURF 快速图像匹配. *长春工业大学学报*, 2016, 37(2): 141–144.

- 8 Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91–110.
- 9 Bay H, Ess A, Tuytelaars T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346–359. [doi: [10.1016/j.cviu.2007.09.014](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014)]
- 10 化春键, 潘瑞, 陈莹. 基于改进 ORB-RANSAC 的双目测距方法. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(22): 366–373.
- 11 陈天华, 王福龙, 张彬彬. 基于改进 ORB 和对称匹配的图像特征点匹配. *计算机系统应用*, 2016, 25(5): 147–152.
- 12 黄春风, 刘守山, 别治峰, 等. 改进的 SURF 算法在图像匹配中的应用. *现代电子技术*, 2020, 43(10): 111–115. [doi: [10.16652/j.issn.1004-373x.2020.10.029](https://doi.org/10.16652/j.issn.1004-373x.2020.10.029)]
- 13 赵谦, 童申鑫, 贺顺, 等. 改进的 SURF-RANSAC 图像匹配算法. *计算机工程与设计*, 2021, 42(10): 2902–2909. [doi: [10.16208/j.issn1000-7024.2021.10.027](https://doi.org/10.16208/j.issn1000-7024.2021.10.027)]
- 14 洪鹏程, 唐垚, 任重. 基于 SURF 分割圆形区域的图像拼接. *电讯技术*, 2021, 61(11): 1424–1430. [doi: [10.3969/j.issn.1001-893x.2021.11.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-893x.2021.11.015)]
- 15 廖武忠. 图像匹配中 KNN 与 RANSAC 相结合的改进算法. *实验技术与管理*, 2021, 38(11): 223–226. [doi: [10.16791/j.cnki.sjg.2021.11.042](https://doi.org/10.16791/j.cnki.sjg.2021.11.042)]
- 16 任克强, 胡梦云. 基于改进 SURF 算子的彩色图像配准算法. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(5): 748–756. [doi: [10.13382/j.jemi.2016.05.011](https://doi.org/10.13382/j.jemi.2016.05.011)]

(校对责编: 孙君艳)