

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107401

基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的图像匹配研究 *

张学峰^{1,2} 马行^{1,2} 穆春阳³

(1. 北方民族大学 宁夏智能信息与大数据处理重点实验室 银川 750021; 2. 北方民族大学 电气信息工程学院 银川 750021;
3. 北方民族大学 机电工程学院 银川 750021)

摘要: 为了解决 SIFT 算法在立体视觉中耗时长、误匹配度高以及提取的特征点扎堆的问题,提出一种基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的快速特征匹配算法。该方法采用一种结合了自适应阈值的快速特征点提取算法提取关键点,由于所提取的关键点具有扎堆现象,故提出一种四叉树结构并将其应用到图像匹配中。利用改进的 K-D 树与随机一致性算法进行关键点的粗匹配与提纯。实验证明,该改进算法的平均匹配速率相比 SIFT 算法提高了 3.35 倍,匹配正确率由 86.18% 提高到 97.53%,同时该改进算法比 SIFT 算法在视角、模糊、光照以及尺度变化方面更具有优越性,所以该算法能够满足高匹配率、实时性好且特征点均匀化的要求。

关键词: 尺度不变性;立体视觉;图像匹配;快速特征提取算法;四叉树;K-D 树

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.1050

Research on image matching based on quadtree fusion of SIFT and K-D tree

Zhang Xuefeng^{1,2} Ma Xing^{1,2} Mu Chunyang³

(1. Ningxia Key Laboratory of Advanced Data Processing, North Minzu University, Yinchuan 750021, China;
2. College of Electrical and Information Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China;
3. College of Mechanical Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: In order to solve the problems of SIFT algorithm in stereo vision, such as long time consuming, high degree of mismatch and feature points clustering, a fast feature matching algorithm based on quadtree fusion of SIFT and K-D tree is proposed. This method uses a fast feature point extraction algorithm combined with adaptive threshold to extract the key points. Because the extracted key points have the phenomenon of clustering, a quadtree structure is proposed and applied to image matching. The improved K-D tree and random consistency algorithm are used to rough match and purify the key points. Experimental results show that the average matching rate of the improved algorithm is 3.35 times higher than that of SIFT algorithm, and the matching accuracy is improved from 86.18% to 97.53%. At the same time, the improved algorithm has more advantages than SIFT algorithm in view angle, blur, illumination and scale change, so the algorithm can meet the requirements of high matching degree, good real-time performance and uniform feature points.

Keywords: scale invariance; stereo vision; image matching; fast feature extraction algorithm; quadtree; K-D tree

0 引言

近年来,由于机器视觉的迅速发展,图像匹配技术成为关注重点。图像匹配是通过一种匹配算法对不同条件下的图像之间识别同名的过程^[1]。

用非下采样轮廓(NSCT)变换对图像进行分解^[2],对分解得到的区域用尺度不变特征变换(scale-invariant

feature transform,SIFT)^[3]粗匹配和改进的随机抽样一致性(randomized sample consensus, RANSAC)精确匹配,结果表明有着较高的匹配准确率;在 SIFT 中通过建立一种结合了余弦相似度和距离匹配的约束条件^[4],结果表明在匹配精度上有明显的提升;这些研究虽然在匹配效果上提供了可靠、精准的匹配方法,但未在速度上有明显的提升。一种快速特征点(FAST)检测和快速鲁棒性的特征检测

收稿日期:2021-07-27

*基金项目:宁夏自然科学基金项目(2020AAC03201,2019AAC03121)、宁夏回族自治区重点研发计划项目(2021BEE03002)、2019 年自治区大学本科教育和教学改革研究与实践项目(nxjgZD-5)、宁夏智能信息与大数据处理重点实验室开放课题(2019KLBD002)、2018 年研究生教学改革研究与实践项目(YJG201858)资助

(speeded up robust features, SURF)相结合的拼接算法^[5], 在检测时间上有了很大提升, 但在匹配阶段存在大量误配点; Harris 算子和极线约束结合的算法^[6], 能满足一定实时性的要求, 但当图像在不同尺度下或出现旋转变化时, 匹配效果不甚理想; 将主成分分析(principal component analysis, PCA)和 SIFT 算法相结合^[7], 通过降维处理来减少运算量, 但匹配精度较差。以上改进算法在单方面都有所提高, 但无法在保证精度的同时还具有一定的高速率。

为了解决上述存在的问题, 本文提出了一种基于四叉树的改进 SIFT 与 K-D 树融合的匹配算法。改进的算法首先利用快速特征检测(OFAST)算子对模板图像与待检测的图像进行特征点的检测, 考虑到快速特征检测算法提取的角度容易出现特征点聚集的现象, 本文将四叉树结构应用到图像匹配中, 实现对特征点网格化, 并将其平均分布在图像中, 使得特征点均匀化; 然后利用特征点的描述符建立特征点集之间的关系; 由于 SIFT 描述符的高维特点, 本文利用一种改进的 K-D 树匹配搜索方法来进行初匹配, 用随机抽样一致性^[8]算法去除错误的匹配点集, 从而消除错误的匹配点集对结果的影响, 进一步提高匹配的正确率, 实现图像的匹配。最后通过实验验证本文算法的性能。

利用基于四叉树的改进 SIFT 与 K-D 树融合的匹配算法进行图像匹配研究时, 通过使用不同类型数据集对传统 SIFT、SURF-RANSAC 与本文提出的算法进行性能对比实验。首先通过工业相机采集 10 组图像作为自建数据集对算法的整体性能进行测试, 然后为进一步验证提出的算法在应用于不同变换程度图像上的匹配性能, 采用标准图像匹配数据集进行匹配研究。通过对比实验表明, 本文提出的算法具有较好的鲁棒性, 而且识别率相比其他算法均有所提高, 匹配时间也在一定程度上有所减少, 故该算法的研究为后期球形阀体的识别定位奠定了基础。

1 改进算法的框架与原理

首先获取到立体视觉下的左右图像, 将其中一幅作为模板图像。在视觉的世界中, 一般选取左相机为参考物, 因此将左相机的图像作为模板图像, 然后利用本文算法对图像进行特征点的提取、均匀化、确定特征点的方向信息以及生成描述子集合。

本文算法首先利用改进的快速特征检测算法(OFAST)进行图像角点的检测与提取, 然后将四叉树应用到其中, 对特征点进行网格化划分, 使提取的特征点均匀分布到图像中; 角点提取完成后, 需为每个特征点分配方向信息, 最后利用 SIFT 描述子为特征点生成描述符。特征点阶段完成后, 利用改进 K-D 树进行搜索, 用欧氏距离进行初匹配并结合随机一致性算法去除误匹配点, 达到实时性与高精度的效果。

改进后的算法流程如图 1 所示。

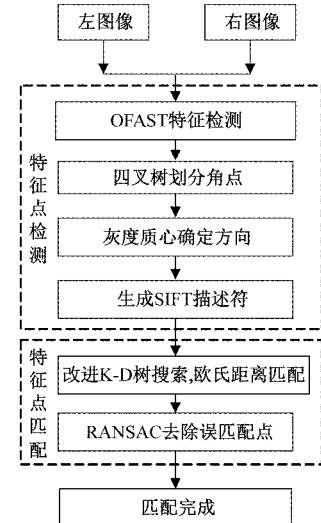


图 1 改进算法流程

1.1 OFAST 特征点检测

传统 SIFT 算法在特征检测阶段耗时过长, 将直接影响到算法的速度。而 OFAST 是一种快速的检测算法, 保留有 FAST 速度快的优点。因此本文使用 OFAST 检测算子代替 SIFT 中尺度空间的极值点检测。

1) 算法框架

改进 OFAST 利用不同图像灰度值作为自适应阈值, 引入四叉树来对特征点聚集进行均匀化操作, 从而提高特征点利用率。改进算法流程如图 2 所示。

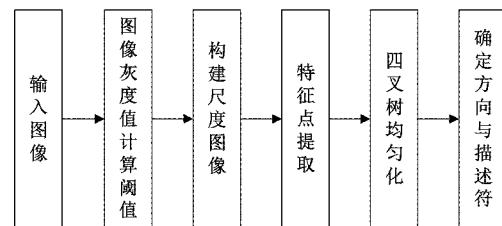


图 2 改进 OFAST 流程

2) 特征点自适应提取与处理

(1) 计算阈值

OFAST 特征点是利用图像灰度差获取的, 但是阈值在传统的提取算法中均通过实验验证而人工设定, 而本文算法根据灰度的对比计算出自适应的阈值^[9], 计算公式如式(1)所示。

$$th = \alpha \cdot \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I(x_i) - I(x))^2 \right) \quad (1)$$

其中, α 为比例因子, 本实验取 0.02; $I(x_i)$ 为图像中各个像元点的灰度值; $I(x)$ 为该领域图像灰度值的平均值。

(2) 构造图像金字塔

对图像构造八层金字塔, 在每层金字塔上检测特征点, 并同时按照不同尺度计算出每一层金字塔上所期望的特征点数量。

(3) 角点的提取

尺度空间建立后, 为使特征点均匀分布, 首先对图像进行网格化, 然后计算候选点的像素值, 判断其是否为特征点。在图像中选一任意点, 将它作为候选点, 然后以它为圆心、半径为 3 的圆作为检测模板^[10], 在检测模板上共有 16 个像素点, 分别为 1, 2, …, 16, 如图 3 所示。

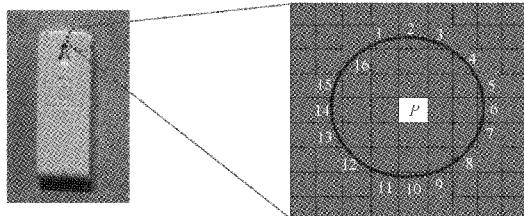


图 3 特征检测原理

假设 P 为特征点, 通过计算中心点 P 与 16 个位置的像素灰度差, 与式(1)中计算的自适应阈值 th 作比较, 判断其是否为特征点。

(4) 四叉树均匀化角点

上述得到的特征点会出现扎堆现象, 故提出四叉树结构来对其特征点进行划分。四叉树基本思想是将 2 D 空间数据划分为 4 个不同的区域, 然后将有关该区域的相关信息保存在四叉树节点中。区域划分如图 4 所示。

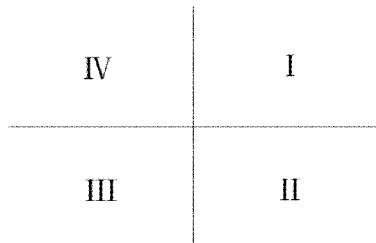


图 4 区域象限划分

首先, 将整张图片视为一个整体, 并将其作为一个初始化的父节点, 从而得到一幅具有四叉树结构的图像, 并将这幅图像以 4 个象限的形式表示出来。将每一个角点映射到初始化后的四叉树中, 如图 5 所示。

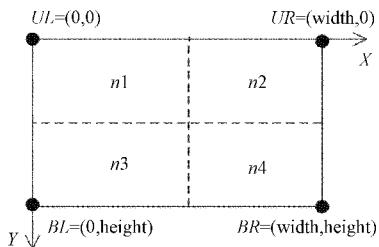


图 5 初始化节点图

初始化节点个数计算如式(2)所示。

$$num = \text{round}\left(\frac{X_{\max} - X_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}}\right) \quad (2)$$

式中: num 为初始化时的节点个数; $\text{round}()$ 为对结果的取

整函数; X_{\max}, X_{\min} 为网格最大、最小横坐标的范围; Y_{\max}, Y_{\min} 代表网格最大、最小纵坐标的范围。

分别检测节点 $n1, n2, n3, n4$ 中的特征点数量。若节点数等于 1, 则不进行分裂并存储该节点, 若大于 1, 则继续分裂该节点。当节点数量达到所期望的特征数时, 不再进行分裂, 如图 6 所示。

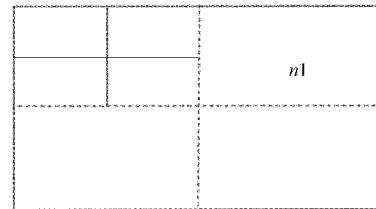


图 6 节点分裂图

利用四叉树进行均匀化后的结果, 如图 7 所示。图 7 中, 圆圈表示通过角点检测得到的特征点。从图 7(a)可知, 传统特征点检测会使特征点出现聚簇现象, 不利于图像的匹配。而图 7(b)的特征点均匀的分布在图像中, 提高了特征点的利用率。

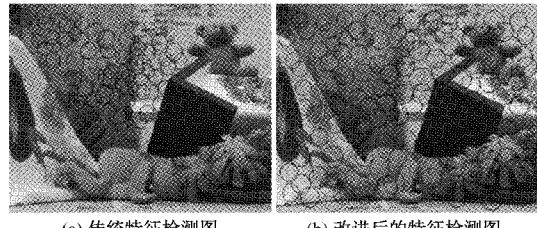


图 7 改进前后特征检测图

(5) 计算特征点方向

为了使图像发生一定旋转和缩放后, 同一个特征点依然能够正确的检测出来, 采用一种灰度质心法的概念来给每一个特征点赋予一个方向: 通过一种矩阵的方法求得特征点邻域灰度质心 C 。通过连接每一个特征点和灰度质心, 进而形成一个方向向量 OC ^[11], 将 OC 的指出方向作为特征点的方向, 如图 8 所示。

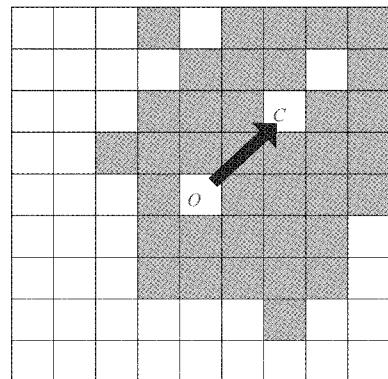


图 8 灰度质心法图示

其中,矩计算方法如式(3)所示。

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y), p,q = \{0,1\} \quad (3)$$

式中: x, y 为像素点坐标, $x, y \in [-r, r]$, r 等于邻域半径。

质心 C 的计算表达式如式(4)所示。

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (4)$$

方向 θ 的计算表达式如下:

$$\theta = \arctan(m_{01}, m_{10}) \quad (5)$$

其中, (m_{00}) 为 0 阶矩的图像块, (m_{10}, m_{01}) 为 1 阶矩的图像块。

(6) 建立描述符

经过上面步骤后, 特征点就同时具备了尺度、位置、方向的信息。确定了特征点在图像中的信息之后, 为了能够进行特征点的匹配, 需要获取关键点周围的环境信息, 即建立特征描述符。首先, 为了赋予描述符的旋转不变性, 需要以特征点为中心, 将坐标轴方向进行旋转, 使其余关键点方向具有一致性。然后以特征点为中心, 将其周围划分为 2×2 大小的方格, 然后将每个方格划分为 8×8 的大小。这样每个关键点就包含有 16 个种子点^[12], 而每个种子点都被分配有 8 个不同方向, 通过绘制 8 个方向的直方图, 进而得到一个 $2 \times 8 \times 8 = 128$ 维的描述子向量。

1.2 匹配算法的改进

改进匹配算法流程如图 9 所示。改进的匹配算法中, 首先计算出两幅图像的单应性矩阵 H_0 , 其次进行特征的提取与描述。利用 H_0 计算左图像中某一匹配点 A 在右图像中的大概位置, 比如 P ; 使用 K-D 树寻找 P 附近特征点的集合, 将这些作为匹配的数据集; 最后利用穷尽搜索方法在数据集中搜索 A 的配准点^[13]。

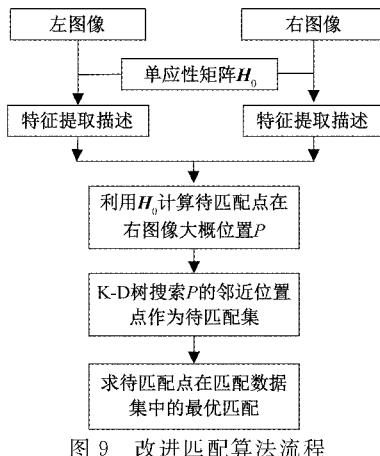


图 9 改进匹配算法流程

算法示意图如图 10 所示。图 10 中圆点表示特征点, 相应的字母表示特征相同的点。设 B 为查询点, 利用 H_0 计算 B 在搜索图中的大概位置 P ; P 的附近特征点集为图中 A' 、 B' 和 C' , 用搜索算法在这些特征点集中寻找与 B 匹配的点。

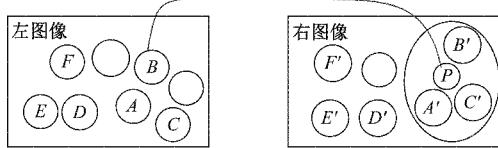


图 10 算法示意图

经过上述方法的匹配点对仍存在错误匹配的情况下, 本文用 RANSAC 剔除误匹配对^[14]。

2 实验结果分析

2.1 实验环境

本文实验基于 Windows10 的操作系统, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ 和 8.00 G 内存, 算法利用 VS2015 平台和 OpenCV2.4.13 视觉库来完成。

2.2 实验结果分析

在不同数据集上对 3 种算法 SIFT、SURF-RANSAC 与本文算法进行测试, 对比其匹配性能。首先利用自建数据集对 3 种算法的匹配点数、匹配正确率、检测时间以及匹配时间进行测试对比。为进一步验证本文改进算法在图像发生不同程度变换时的有效性, 采用 Mikolajczyk 提供的标准测试图像进行实验。测试图像组主要包含发生不同程度的视角变换、模糊变换、尺度与旋转变换和光照变换的图像。

1) 实际采集图像匹配结果

用 10 组工业相机采集的图像和网络图像对改进算法的性能进行测试, 选取其中 3 组匹配结果进行效果展示, 如图 11~13 所示。

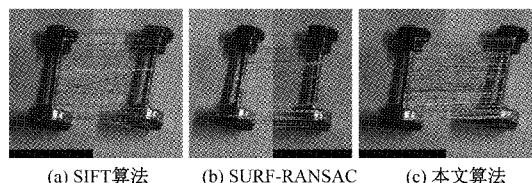


图 11 相机采集图像匹配结果

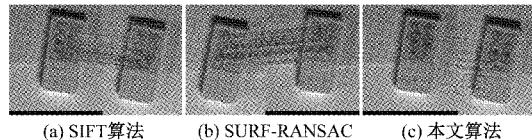


图 12 相机采集图像匹配结果

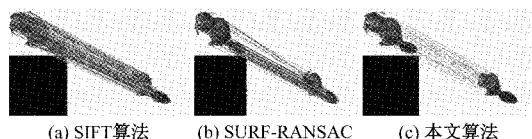


图 13 网络图像匹配结果

由上述 3 组实验效果图对比可知, 本文算法的特征点分布均匀且匹配效果更精准, 3 组图像的匹配性能分析如表 1 所示。从表 1 中的数据得出, 本文算法与 SIFT 算法和

SURF-RANSAC 相比, 特征点检测速度更快, 匹配时间更短且精确率也有提升。综合以上情况, 本文算法能够实现较好的实时性与精准性。

表 1 算法性能比较

测试 图像	算法	匹配 点数/ 对	正确率/ %	检测 时间/ ms	匹配 时间/ ms
图 11 SURF-RANSAC	SIFT	230	88.70	1 966	2 489
	本文算法	105	93.66	885	1 569
图 12 SURF-RANSAC	SIFT	197	95.94	211	956
	本文算法	213	90.14	2 614	3 396
图 13 SURF-RANSAC	SIFT	198	92.93	1 056	1 823
	本文算法	107	95.33	113	893
图 13 SURF-RANSAC	SIFT	282	91.85	505	1 102
	本文算法	96	97.92	96	765

分别对 3 种算法进行 10 组图像匹配实验, 3 种算法的匹配率和匹配耗时对比结果如图 14 所示。由图 14 可知, 与其他两种算法相比, 该算法整体上在准确性和速度上都有很大的提高。在匹配精度方面, 如图 14(a)第 7 组实验中, 本文算法至少能达到 90.48%, 而 SIFT 算法和改进的 SURF-RANSAC 算法分别为 82.17%、87.25%。耗时方面, 如图 14(b)中, 本文算法的最高耗时是 1 132 ms, 相比传统 SIFT 算法与改进 SURF-RANSAC 算法减少了 2 129 ms 和 933 ms。

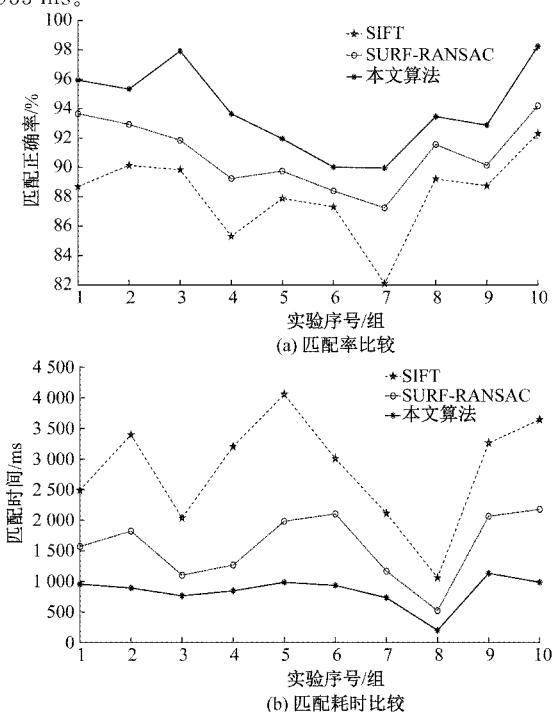


图 14 3 种算法性能比较

2) 标准图像匹配结果

为了验证该算法对于不同变换程度图像的匹配^[15]性能, 采用 Mikolajczyk 和 Schmid 提供的标准图像^[16]进行测试。将每组图像的第 1 幅图像作为标准图像, 其余 4 幅中每一幅为前一幅发生变化后的图像, 将每一幅作为一个待匹配图像, 如图 15~18 所示。



图 15 视角变换图像集示例



图 16 模糊变换图像集示例



图 17 尺度与旋转变换图像集示例



图 18 光照变换图像集示例

图 15 是 800×640 的视角变换图像组, 自左到右视角发生越来越大的变换; 图 16 是 1 000×700 的模糊变换图像组, 自左到右图像模糊程度逐渐增大; 图 17 是 850×680 的尺度与旋转变换图像组, 从左到右尺度与旋转发生越来越大的变换; 图 18 是 900×600 的光照变换图像组, 从左到右光照逐渐变暗。

实验对传统 SIFT 算法、改进 SURF-RANSAC 算法和本文改进算法进行比较, 通过匹配正确率与消耗时间比较算法的优劣, 匹配正确率比较图如图 19 所示。由图 19(a)可知, 随着视角的增大, 3 种算法的性能逐渐下降, 但本文算法的准确率仍比其他两种算法要高。当视角改变到 45° 时, 本文算法成功匹配率为 64%, 而 SIFT 算法与改 SURF-RANSAC 算法已经不能成功匹配。由图 19(b)可知, 在图像模糊度发生变化的情况下, 本文算法的平均匹配率为 93.26%, 高于 SIFT 算法的 81.13% 和 SURF-RANSAC 算法的 85.52%, 说明本文算法具有良好的模糊不变性。由图 19(c)可知, 在尺度与缩放变换较大的情况下, 本文提出的改进算法匹配率为 72%, 而其他两种算法无法完成匹配, 说明本文算法的改进大大提高了匹配的鲁棒性。由图 19(d)可知, 当光照逐渐变弱时, 本文算法准确率都大于 93%, 优于其他两种算法, 说明本文算法对光照有更好的适应性^[17]。

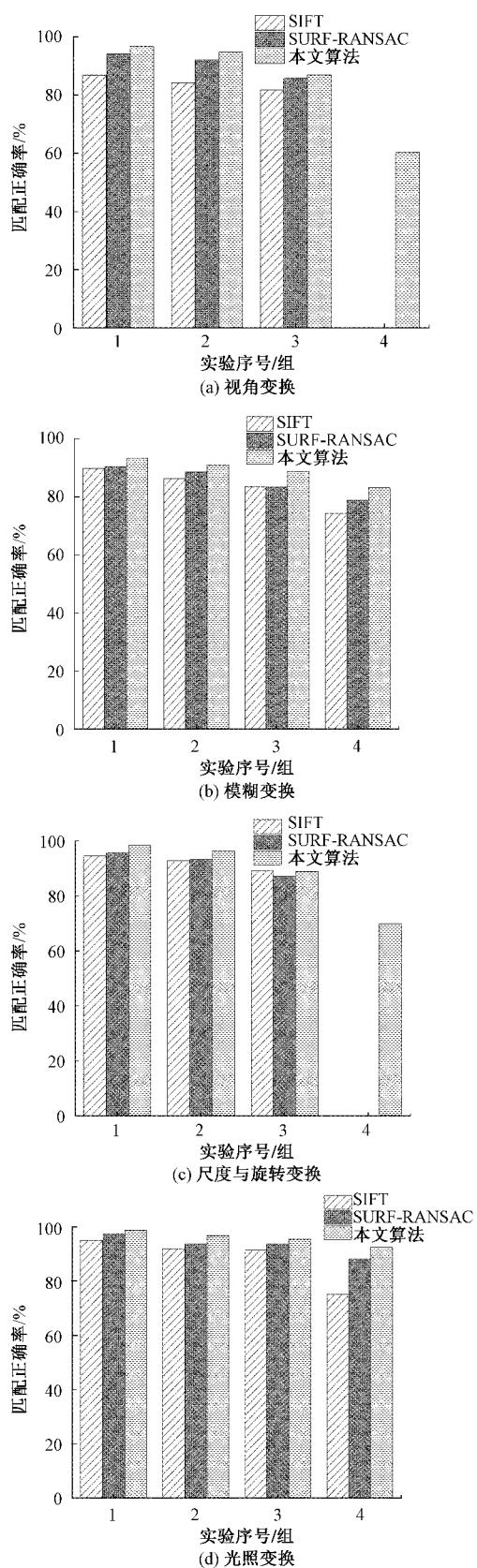


图 19 不同变化下算法正确匹配率

SIFT、SURF-RANSAC 与本文算法的时间复杂度如表 2~4 所示。表 2 可以看出,在视角变换的第 4 组实验中,由于传统 SIFT 算法与改进 SURF-RANSAC 算法已经无法完成正确匹配,因此在时间方面只有特征点的检测时间,因此第 4 组实验两种算法时间上有明显的下降。本文算法的平均时间为 399.7 ms,比传统 SIFT 的平均时间缩短了 1 403.5 ms,比改进 SURF-RANSAC 算法快了 456.9 ms,说明本文算法具有良好的实时性。

表 2 视角变换时间对比 ms

组别	SIFT 算法	SURF-RANSAC	本文算法
1	2 156.7	1 015.8	489.6
2	2 003.9	1 003.7	420.9
3	1 976.8	976.5	380.7
4	1 075.7	430.6	307.6
均值	1 803.2	856.6	399.7

通过表 3 数据对比可知,在模糊程度发生变化的情况下,本文算法的匹配时间最快,相比传统 SIFT 算法,匹配速率提升了 5.3 倍,相比改进 SURF-RANSAC 提升了 2.9 倍。在模糊度发生变化的第 4 组实验中,本文算法在保证正确匹配率的基础上,相比 SIFT 和 SURF-RANSAC 算法匹配时间最少,速率最高。

表 3 模糊变换时间对比 ms

组别	SIFT 算法	SURF-RANSAC	本文算法
1	3 012.8	1 838.5	673.6
2	3 000.7	1 756.7	563.7
3	2 907.6	1 534.5	500.6
4	2 705.7	1 396.7	450.3
均值	2 906.7	1 631.6	547.1

通过表 4 可知,在尺度与旋转变换的第 4 组实验中,其 SIFT 与 SURF-RANSAC 算法已经无法完成图像匹配,故在时间方面只有特征点的检测时间,因此两种算法的时间复杂度大幅度减少。尺度与旋转变换的情况下,本文提出的基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的图像匹配算法匹配速率最高,比传统 SIFT 算法与改进 SURF-RANSAC 算法在整体耗时方面减少了 75.1% 与 49.1%。

表 4 尺度与旋转变换时间对比 ms

组别	SIFT 算法	SURF-RANSAC	本文算法
1	2 536.5	1 247.6	589.7
2	2 493.7	1 197.6	507.3
3	2 100.9	910.7	434.5
4	1 113.6	679.7	520.6
均值	2 061.1	1 008.9	513.1

由表 5 可知,本文提出的算法在时间消耗上最少,相比其他两种算法有了很大地提升,说明本文算法在光照变换上具有很好的适应性。

表 5 光照变换时间对比 ms

组别	SIFT 算法	SURF-RANSAC	本文算法
1	2 689.3	1 769.5	652.6
2	2 590.7	1 695.3	600.7
3	2 450.6	1 500.7	580.2
4	2 389.7	1 480.2	567.3
均值	2 530.1	1 611.4	600.2

综上所述,本文算法比原算法 SIFT 在旋转、模糊、光照与尺度不变性方面具有更强的适应性,且在提高精度的同时也达到了减少耗时的要求,并且使检测到的特征点分布更加均匀,提高了特征点的利用率。

3 结 论

本文针对 SIFT 算法在立体视觉中无法满足匹配的准确性和实时性的要求,提出了一种基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的图像匹配算法。利用快速特征检测算子 OFAST 快速提取出特征点后引入四叉树来对其进行均衡化处理,结果显示处理后的特征点更加均匀,具有更高可用性。实验表明,本文算法能够均衡化特征点和减少误匹配点对,同时提高了匹配的效率和准确度。本文算法相比 SIFT 算法精确度提高了 11%~20%,匹配速度提高了 3~4 倍,并且在图像的尺度变换、模糊与视角变换方面超越了传统 SIFT 算法与改进的 SURF-RANSAC 算法,实现了在立体视觉中保证精确度的情况下,满足匹配的实时性要求。

本研究中,在对描述子空间点对进行采样时,仍采用传统的方形窗口作为子窗口,导致生成的描述子稳定性差且区分度不高,因此本文算法仍具有局限性。因圆无论发生任何旋转,包含在圆内的像素点都保持不变,故后续工作拟采用圆形窗口作为子窗口去生成描述符,使得到的描述子更加稳定且区分度高。

同时,后续拟将该算法应用到球形阀体识别定位中。识别定位是机器视觉的一大热点。在定位前,需要将目标物从一堆散乱的物体中进行识别。将本算法应用到识别中,大大减少了利用神经网络进行训练的时间。因此有助于提高识别定位的效果。

参考文献

- [1] 王施意,张丽荷. 基于复合算子异源图像匹配方法[J]. 电子测量技术,2020,43(22):98-103.
- [2] 贾斐晓,张贵仓,汪亮亮,等. 基于 SIFT 和改进的 RANSAC 图像配准算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(2): 203-207.
- [3] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [4] 白廷柱,侯喜报. 基于 SIFT 算子的图像匹配算法研究[J]. 北京理工大学学报,2013,33(6):622-627.
- [5] LI A M, JIANG W L, YUAN W H, et al. An improved fast + surf fast matching algorithm [J]. Procedia Computer Science, 2017,107:306-312.
- [6] 杨伟姣,杨先海. 结合 Harris 算子和极线约束改进的 SIFT 立体匹配算法[J]. 高技术通讯,2019, 29(11): 1082-1086.
- [7] KE Y, SUKTHANKAR R. A more distinctive representation for local image descriptors [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2004,2:506-513.
- [8] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular slam system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5):1147-1163.
- [9] 范新南,顾亚飞,倪建军. 改进 ORB 算法在图像匹配中的应用[J]. 计算机与现代化, 2019(2):1-6,14.
- [10] 张绍荣,张闻宇,李云,等. 基于 FAST 角点和 FREAK 描述符改进的无人机景象匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(4):102-110.
- [11] 樊彦国,柴江龙,许明,等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. 光学精密工程,2019,27(3): 702-717.
- [12] 刘鹏飞. 基于 SIFT 的图像配准方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
- [13] 张一,江刚武,狄亚南,等. 一种采用改进 K-d 树的无人机影像特征匹配搜索方法[J]. 测绘科学技术学报, 2015,32(5): 500-504.
- [14] 孙雪强,黄昊,张桂峰,等. 基于改进 SIFT 的多光谱图像匹配算法[J]. 计算机科学, 2019,46(4):280-284.
- [15] 罗久飞,邱广,张毅,等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报,2020,41(3): 240-247.
- [16] 张书波,钟延勇,贾宇明. 能量制约耦合比值一致性约束的图像匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020, 34(3):9-16.
- [17] 樊伊君,张启超. 无人机航测图像匹配关键技术研究[J]. 电子测量技术,2018,41(10):25-28.

作者简介

张学峰,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理、机器视觉。

E-mail:zhangxuefeng0101@126.com

马行(通信作者),博士,教授,主要研究方向为机器视觉、智能信息处理、数字图像处理。

E-mail:maxingsky@126.com

穆春阳,博士,教授,主要研究方向为机器人学与智能系统、嵌入式等。

E-mail:muchunyang@126.com