

# 一种基于双预筛选改进的 SIFT 图像立体匹配算法

唐忠智, 闫兵\*, 黄燕\*\*, 华春蓉, 郑东

西南交通大学机械工程学院, 四川 成都 610031

**摘要** 针对传统尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法存在特征点冗余和计算量大等问题,提出一种基于双预筛选的强鲁棒性 SIFT 算法。首先在构造差分空间之前,利用像素点 8 邻域标准差相似度方法对特征点进行预筛选,然后利用极值检测方法对特征点进行精确定位。针对传统随机采样一致性(RANSAC)算法存在匹配效率低等问题,提出一种自适应三维多峰直方图投票的方法,采用该方法对初始匹配进行筛选,筛选结果作为 RANSAC 的初始内点集并对初始匹配进行提纯,最后在最优内点集中对模型参数进行计算。实验结果表明,所提算法在不同类型的图像中,相较于传统 SIFT+RANSAC 算法,特征点的检测时间平均减少 11.7%,总运行时间平均降低 10.7%,正确匹配数平均提升 2.8%;召回率与  $F$  值分别平均提升 4.9 个百分点与 2.7 个百分点,说明所提算法的综合性能具有有效性。

**关键词** 图像处理; SIFT 算法; 随机采样一致性; 预筛选; 特征点提取; 特征点匹配

中图分类号 TP319

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2210010

## Modified SIFT Algorithm for Image Stereo Matching Based on Bidirectional Pre-Screening

Tang Zhongzhi, Yan Bing\*, Huang Yan\*\*, Hua Chunrong, Zheng Dong

School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China

**Abstract** A robust scale invariant feature transform (SIFT) algorithm based on bidirectional pre-screening is proposed to resolve the problem of the traditional SIFT algorithm, which includes redundant feature points and large computation. First, feature points are pre-screened using the pixel 8-neighborhood standard deviation similarity method before constructing difference of gauss space. Then, feature points are precisely located via the extremum detection method. Considering low matching efficiency of the traditional random sample consensus (RANSAC) algorithm, an adaptive 3D multi-peak histogram voting method is proposed to filter initial matching, whose results are considered as the initial interior point set of RANSAC to purge initial matching. Finally, the model parameters are calculated in the optimal point set. The experimental results in different types of images indicated that in contrast to SIFT + RANSAC algorithm, the feature point detection time and total running time adopting the proposed algorithm are reduced by the average of 11.7% and 10.7%, respectively. Further, the correct matching numbers are increased by 2.8% on average, while the recall rate and  $F$  value are raised averagely by 4.9 percentage and 2.7 percentage, respectively. The effectiveness of the comprehensive performance with the proposed algorithm is validated.

**Key words** image processing; SIFT algorithm; random sample consensus; pre-screening; feature point extraction; feature point matching

**OCIS codes** 100.2000; 100.2960; 100.3008; 110.2970

收稿日期: 2020-12-19; 修回日期: 2021-01-07; 录用日期: 2021-02-04

通信作者: \*13550179688@163.com; \*\*huangyan8791@swjtu.edu.com

# 1 引言

图像匹配是计算机视觉和数字图像处理的基础技术,广泛应用于日常生活的诸多方面,如目标跟踪、三维重建、视觉导航和图像拼接等<sup>[1-5]</sup>。基于特征点的图像匹配算法因其具有抗噪性较好和匹配精度高的优点而受到国内外学者的广泛关注,并且在特征点区分方面开展了大量研究,从而尺度不变特征转换(SIFT)算法、加速稳健性特征(SURF)算法、快速特征点提取和描述(ORB)算法以及 Harris 等经典角点算法得以提出<sup>[6]</sup>。其中 Lowe 教授<sup>[7]</sup>提出的 SIFT 算法最具代表性,该算法能够在图像旋转、尺度缩放和尺度变化的过程中保持不变性,但存在计算量大和时间复杂度高缺陷,其后 SIFT 算法的改进算法也相继被提了出来。李丹等<sup>[8]</sup>利用 24 维特征描述符来代替 128 维特征描述符,降低了计算的复杂度。Azeem 等<sup>[9]</sup>在研究人脸识别的过程中提出了一种六边形尺度不变特征转换(Hexagonal Scale Invariant Feature Transform, H-SIFT)方法,通过增强人脸图像低对比度区域的亮度来提高特征提取的能力。Huang 等<sup>[10]</sup>利用具有仿射不变性的尺度不变特征转换(Affine Scale Invariant Feature Transform, ASIFT)算法进行了特征提取以及独立分量的分析和降维,提高了匹配精度和效率。Xia 等<sup>[11]</sup>利用不同的权重将关键点周围的描述符区域进行划分以构成特征向量,再利用双向验证策略确定了正确的匹配特征点对,改善了匹配率和计算效率。从尺度空间的角度来说,上述改进手段在一定程度上提高了匹配精度和速度,但仍存在计算量较大和特征点冗余的问题。

对于特征匹配,传统方法有暴力匹配(BF)方法与快速近似最近邻查找(FLANN)方法。BF 方法通过计算特征点描述子间的欧氏距离,将距离最近的点作为匹配点,但虚假检测和重复结构的存在会增加误匹配率。FLANN 方法利用比率测试来验证特征匹配对以剔除虚假匹配,但相似纹理和亮度差异会剔除过多的正确特征点。随机采样一致性(RANSAC)算法能够解决上述问题,但该算法是一个概率模型,当误匹配较多时容易失效,当数据量较大时也会导致迭代时间过长。近年来,针对 RANSAC 算法不少学者提出了改进。肖春宝等<sup>[12]</sup>基于样条曲线的损失函数并采用预检验、重抽样优化和提纯等措施,提高了 RANSAC 算法的效率和准确性。程向红等<sup>[13]</sup>根据运动平滑性在初次匹配

后找出误匹配率极低的匹配区域,通过 RANSAC 算法来筛选初次匹配结果。杨琼楠等<sup>[14]</sup>利用改进的加权 K 最近邻分类方法所选取的新样本集合计算出了最佳的模型参数,有效剔除了错误匹配。上述研究主要是从 RANSAC 算法的自身角度进行修改,使特征点对的匹配信息并未得到有效的综合运用。

针对上述问题,本文提出一种兼具稳健性与高效率的改进特征匹配算法。为了降低 SIFT 算法在提取特征的过程中尺度空间的运算复杂度,提出一种基于 8 邻域标准差相似度模板的特征预筛选方案,该方案可以精确定位特征。同时,本文受到光流空间统计信息的启发,特征匹配点对的图像坐标位移和主方向差均近似服从拉普拉斯分布<sup>[15-16]</sup>,因此在特征匹配的过程中,以匹配对坐标与主方向角三向位移量的标准差为步长的自适应条件制作三维统计直方图,选取最高的两个峰所对应的匹配对作为 RANSAC 算法的初始内点集以计算单应性矩阵,对原始匹配进行筛选可以得到最终的优化特征匹配结果。

## 2 SIFT 改进策略

### 2.1 原理简介

SIFT 算法的处理过程分为特征检测和特征描述与匹配,首先构建高斯差分尺度空间进行特征点的检测,然后计算特征点的局部不变特征描述子,最后根据描述子的相似性进行匹配。传统 SIFT 算法能够处理图像平移、旋转、亮度、尺度和仿射等变化,图像对之间匹配的可靠性比较高<sup>[17]</sup>。SIFT 算法搜寻特征点包含以下 4 个步骤:构建尺度空间、检测极值点、极值点过滤与精确定位和特征描述符生成。

虽然 SIFT 算法用于特征检测具有较强的鲁棒性,但仍存在特征点冗余和计算效率低等问题。传统的特征点定位算法是逐像素点与同尺度、上下相邻尺度的共 26 个邻域点进行比较,若像素点为极值点,则将其视为可能的特征点以进行后续的检测,该算法的计算量较大,而且最显著的区域是背景区域。因此,SIFT 算法的特征检测过程有待改进。

### 2.2 特征提取的改进

图像中成功匹配的特征点约占总特征点的 30%,过多的无用特征点会影响 SIFT 算法的执行效率。为了更加精确且高效地提取特征点以及减少不必要的计算,本文在高斯差分空间(Difference of Gauss,DOG)进行极值点检测之前对特征点进行预筛选,这样的预处理可以淡化图像中的次要信息,通

过去除灰度变化较小的背景色块使图像的重要信息凸显出来,从而降低 SIFT 算法的处理负担。

为了降低图像特征预筛选过程的运算量,通过对 SUSAN(Small Univaluse Segment Assimilating Nucleus) 算法的分析,本文将平面图划分为  $3 \times 3$  大小的图像区域,该区域由中心像素与其相邻的 8 个像素组成,如图 1 所示。若邻域像素与中心像素的灰度差值的绝对值小于设定的灰度阈值,则认为该点与中心像素点相似。统计中心像素点  $(i, j)$  的 8 邻域模板内相似像素点的个数  $C(i, j)$ ,通过讨论与中心像素点的相似个数来确定特征点的候选图像块,8 邻域环形模板如图 2 所示。由于选取的灰度阈值直接关系特征点检测的性能,单一的灰度阈值难以适应图像中不同区域之间的灰度差异,从而导致特征点的漏选。因此,计算环形模板中 8 个邻域像素点的灰度标准差,以该标准差作为灰度阈值  $T$ ,相似像素点的个数可表示为

$$C(i, j) = \sum_{(x, y)} N(i+x, j+y), \quad (1)$$

式中:  $(x, y)$  为 8 个邻域像素与中心像素的相对位置;  $N(i+x, j+y)$  可表示为

$$N(i+x, j+y) = \begin{cases} 1, & \Delta(i+x, j+y) \leq T \\ 0, & \Delta(i+x, j+y) > T \end{cases} \quad (2)$$

$(-1 \leq x \leq 1, -1 \leq y \leq 1, x \neq 0, y \neq 0)$ ,

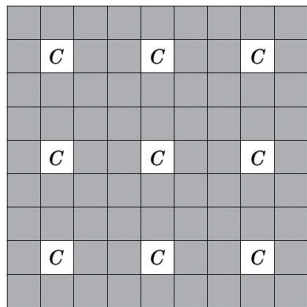


图 1 像素点筛选的模拟图  
Fig. 1 Simulation of pixel filter

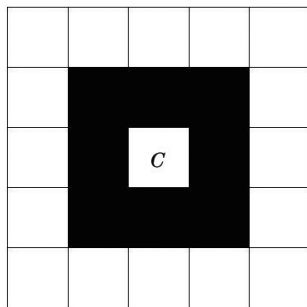


图 2 8 邻域环形模板的示意图  
Fig. 2 Schematic of 8-neighborhood ring template

式中:  $T$  为灰度阈值;  $\Delta(\cdot)$  为邻域像素与中心像素的灰度差的绝对值。

图像中通常存在 4 种类型的像素点,如平坦区域点、噪声点、边缘点和角点<sup>[18]</sup>。当筛选模板中与中心像素点的相似个数为 0 或 8 时,则将该图像块视为噪声区域或图像平坦区域;当邻域像素点与目标像素点的相似个数为 7 时,该区域中图像的灰度变化不明显,一般认为无特征点。因此,针对目标像素点与邻域像素点的相似个数在  $[1, 6]$  之间的情况进行分析。当相似个数为 1 时,将阈值  $T$  扩大 2 倍,若相似个数仍为 1,则排除该区域;若相似个数为 2,当与相邻 8 个像素点的相似个数均大于或等于 2 时,则该区域视为特征点的候选区域;若相似个数为 3 与 4 两种情况,一般将该图像块视为候选区域;若相似个数为 5,当中心像素点与左侧像素点的相似个数仍为 5,则排除该区域;若相似个数为 6,当与相邻 8 个像素点的相似个数均大于或等于 6 时,将其视为候选区域。利用预筛选模板来获取候选图像块,再通过极值点检测对特征进行精确提取,最后利用所获取的特征点进行特征匹配,改进 SIFT 算法的处理流程如图 3 所示。

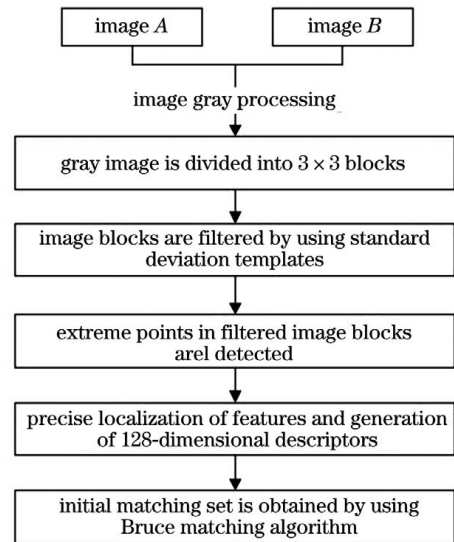


图 3 改进 SIFT 算法的处理流程  
Fig. 3 Processing flow of improved SIFT algorithm

### 3 RANSAC 算法的改进策略

#### 3.1 原理简介

RANSAC 算法作为模型估计的标准算法之一,该算法在离群点存在的情况下得到了广泛的应用。对于关键点匹配,RANSAC 算法的优点是不仅可以识别内点,还可计算和转换模型,通过不断迭代来获

取最优的数学模型参数。RANSCA 算法的基本步骤如下。

1) 从样本集中随机抽取一部分数据作为假设内点集,并估算该子数据集的数学模型。

2) 使用步骤 1) 的数学模型来获取样本集中与模型误差在阈值以内的内点并统计数目,从而更新算法的迭代次数。

3) 重复步骤 1) 与步骤 2)  $M$  次,比较每次迭代后获取的内点数,利用数量最多的内点集来重新估计数学模型。

4) 利用新数学模型来评估样本集,统计满足重投影误差在阈值以内的匹配点对,从而确定最终的内点集合。

然而,RANSAC 算法要求大多数误匹配点对被预先排除,否则在内点率较低的情况下,算法可能在迭代过程中花费较多的时间来获得良好的估计模型,从而导致收敛速度很慢甚至失败。

### 3.2 直方图投票

受到光流空间信息统计的启发,在相机小幅

度运动的约束下,图像中匹配关键点间的位移近似于光流,坐标位移量近似服从拉普拉斯分布,利用匹配信息来建立直方图可以剔除大部分的错误匹配。但与基于亮度一致性的光流跟踪不同,基于运动的约束能在亮度变化明显和相机运动较大的场景中实现相同的效果,并且匹配点对的主方向角也服从类似的位移分布。由于直方图投票不需要迭代处理,其是一种简单、功能强大且有效的外点剔除手段。将受运动约束的数据用于直方图构建,其中直方图的峰值表示较高质量的候选内点集。因此,将直方图投票与 RANSAC 算法一起使用,在匹配开始前排除掉一部分明显的离群点,可以达到提高 RANSAC 算法效率和性能的目的。

图 4 为浙江大学张国锋团队所采集的“Plant”数据集中的不同视角图像。对图像进行暴力匹配后,以匹配点对在  $x$  方向、 $y$  方向和主方向上的位移量标准差为步长制作统计直方图,其中标准差分别为 118、57 和 63。

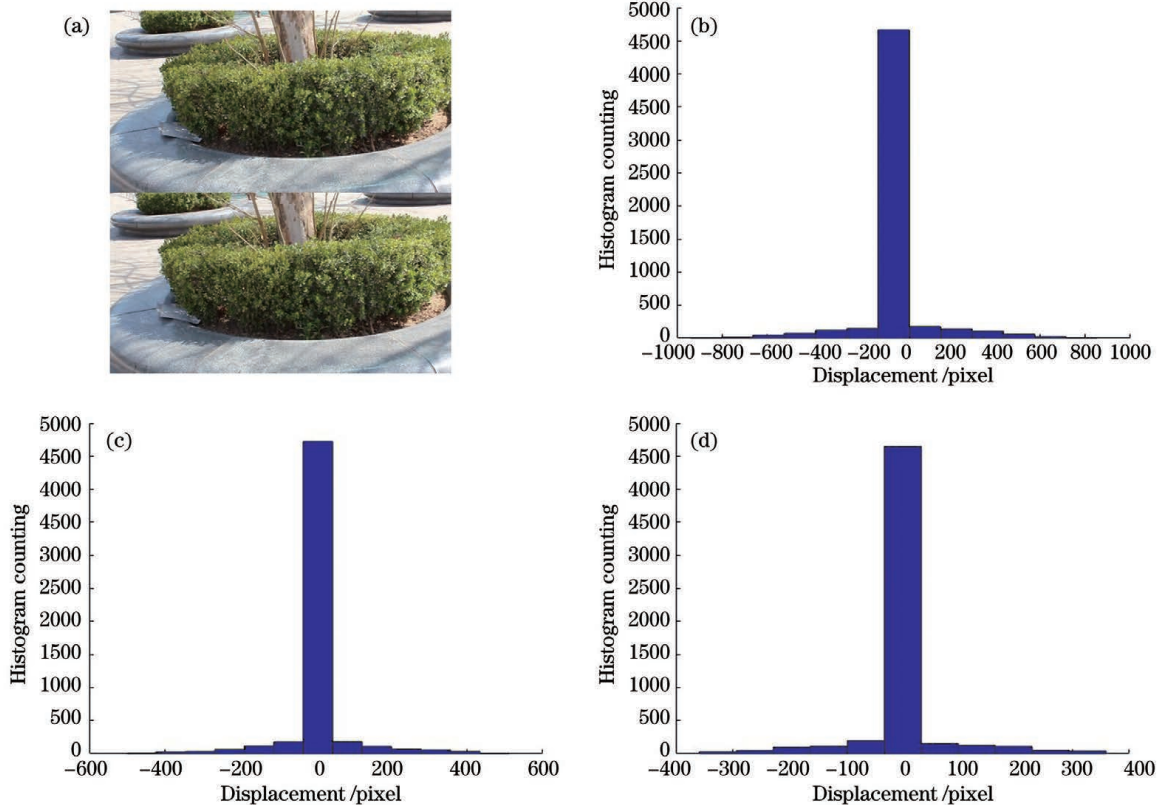


图 4 图像的测试结果。(a)不同视角下的测试图像;(b) $x$  方向的位移分布;(c) $y$  方向的位移分布;(d)主方向的位移分布

Fig. 4 Test results of images. (a) Test images from different angles; (b) displacement distribution in  $x$  direction;

(c) displacement distribution in  $y$  direction; (d) displacement distribution in main direction

### 3.3 优化的 RNASAC 算法

本文对数据集中的图像进行大量实验,将暴力

匹配结果在三个方向上的位移量标准差进行统计,结果通常只有一个峰。由于直方图的峰数目取决于

匹配结构的复杂程度,为了不失一般性,本文选取直方图最高的两个峰作为初始内点集,设定一个比率  $\lambda$  ( $\lambda$  值取 0.6) 对次高峰进行取舍。

基于以上分析,利用直方图投票统计的方法可以排除掉初始匹配结果中明显的错误匹配,将筛选出的结果作为 RANSAC 算法的初始内点集,通过在初始内点集中随机抽取不共线的 4 组匹配对来计算单应矩阵,可以对初始内点集和样本集的剩余样本进行检验,算法流程如下。

1) 利用改进的 SIFT 算法对原图像  $A$  与待匹配图像  $B$  进行特征点提取,通过暴力匹配方法的处理可以得到初始匹配结果  $S$ , 匹配总数为  $N_{total}$ 。

2) 计算所有匹配对在  $x$  方向、 $y$  方向和主方向上的位移量,以变化量的标准差为步长制作三维直方图,选出直方图中最高两个峰之间的匹配点对并作为初始内点集合  $S_1$ , 将剩余样本记为  $S_2$ 。

3) 从初始内点集中随机抽取 4 组不共线的匹配点对,用于计算单应矩阵  $H_o$ , 其中  $o$  为抽取 4 组不共线匹配点对的次数。

4) 利用单应矩阵  $H_o$  对初始内点集进行校验,将满足条件的匹配点对放入集合  $S'_1$  中,匹配个数为  $N_1$ 。

5) 若  $N_1$  小于上次则转至步骤 3) ( $N_1$  的初始值为 0), 反之利用  $H_o$  对  $S_2$  进行检验,将满足条件的匹配点对放入集合  $S'_2$ , 匹配个数为  $N_2$ 。

6) 若总内点数  $N_{found} = N_1 + N_2$  大于上次数目 ( $N_{found}$  初始值为 0), 则根据内点率  $\epsilon = N_{found} / N_{total}$  来更新迭代次数,反之转至步骤 3)。

7) 迭代计算完成后,利用最终的内点集  $S'_1 + S'_2$  重新计算单应矩阵,并重新获取最优的内点集。

### 3.4 基于单应矩阵的筛选

获取最优的单应矩阵后,利用单应矩阵来计算

匹配对中原图像特征点在位置转换后的图像坐标,并将其与目标图像匹配点坐标进行比较以计算位置误差,通过预先设定的误差阈值对初始内点集和剩余样本进行筛选。两像素点  $(x_A, y_A)$  与  $(x_B, y_B)$  的位置误差为

$$E = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}, \quad (3)$$

式中:  $(x_A, y_A)$  和  $(x_B, y_B)$  分别为参考图像与坐标转换后的像素坐标。通常在图像匹配的过程中,将误差不大于 3 pixel 视为正确匹配范围,故本文仍选用 OpenCV 中 RANSAC 算法源码设定的 3 pixel 作为误差阈值。

## 4 实验与结果

为了对本文改进算法进行可行性验证与分析,选取 KITTI、INRIA 和 Middlebury 等多个数据集中的图片对进行实验,图像样本包含视角、亮度、模糊与压缩等场景。实验所用的图片样本如图 5 所示。实验的硬件环境为 64 位 Windows 10 操作系统、CPU 型号为 i5-3230M、频率为 2.6 GHz 和安装内存为 12 G 的笔记本。

### 4.1 特征点的提取

为了验证本文改进 SIFT 算法的有效性,将文献[19]的像素点筛选尺度不变特征转换(Screen Pixel Scale Invariant Feature Transform, SP-SIFT)算法、SIFT 以及本文改进 SIFT(MSIFT)算法进行对比,采用上述算法对图 5 中 7 组 image 1 进行特征点的提取。程序采用 C++ 进行编写,基础函数由 OpenCV 库提供。将特征点的提取数量与检测时间作为评价标准,其中特征检测时间取 20 次计算时间的平均值。各算法的特征点检测结果如表 1 所示。

表 1 各算法的特征点检测结果

Table 1 Feature point extraction results of each algorithm

Image	Size / (pixel × pixel)	SIFT		SP-SIFT		MSIFT	
		Number	Time / s	Number	Time / s	Number	Time / s
Road 1	1241 × 376	2061	2.08	1741	1.75	1981	1.81
Road 2	1241 × 376	3334	2.15	2680	1.83	3256	1.97
Teddy	450 × 375	706	1.16	557	0.93	691	0.97
Plant	960 × 540	3281	2.22	2940	1.94	3245	2.09
Car	900 × 600	2518	2.21	2140	1.76	2476	2.01
Bike	1000 × 700	3407	2.76	2902	2.16	3355	2.43
Church	800 × 640	5561	2.91	4936	2.26	5511	2.40



图 5 测试图像。(a)(b)(c)(d)不同视角;(e)不同光照;(f)不同模糊度;(g)不同压缩度

Fig. 5 Test images. (a)(b)(c)(d) Different perspectives; (e) different illumination; (f) different degrees of ambiguity; (g) different degrees of compression

从表 1 可以看到,相比于 SIFT 算法,虽然 MSIFT 算法提取的特征点数平均减少 1.9%,但检测耗时平均降低了 11.7%,说明通过 8 邻域像素标准差模板进行特征点的预筛选能够较准确地获取特征点的位置,不用逐个像素进行极值判断,这减少了不必要的运算;SP-SIFT 算法虽然平均耗时比 MSIFT 算法降低 7.3%,但提取的特征点数平均减少 13.7%,意味着该算法在确定候选特征点的过程中,由于采用固定阈值而不能适应图像中不同区域对灰度阈值需求的差异性,从而造成特征点筛选存在遗漏的情况。综上所述,MSIFT 算法能够在与 SIFT 算法提取相当特征点数的情况下,缩短了检测时间,提高了算法的运行效率。

#### 4.2 特征点的匹配

在 4.1 节算法的基础上对本文的改进 RANSAC (MRANSAC)算法和传统 RANSAC 算法的综合性能进行比较,形成如下三种对比方案,即 SIFT +

RANSAC 算法、SP-SIFT + RANSAC 算法和 MSIFT+MRANSAC 算法,用于单应矩阵的计算以及确定最优的内点集,算法的评价标准为正确匹配数、精准率  $P$ 、召回率  $R$ 、 $F$  值、计算时间与误差,其中  $F$  值是精准率与召回率的调和平均值,作为衡量算法的综合指标。

对于筛选出的最终匹配集合,可分成如下 4 类,被预测为正的正确匹配(True Positive, TP)、被预测为正的错误匹配(False Positive, FP)、被预测为负的错误匹配(True Negative, TN)和被预测为负的正确匹配(False Negative, FN)。精准率  $P$ 、召回率  $R$  和  $F$  值的定义式<sup>[21]</sup>分别表示为

$$P = x_{TP} / (x_{TP} + x_{FP}), \quad (4)$$

$$R = x_{TP} / (x_{TP} + x_{FN}), \quad (5)$$

$$F = 2PR / (P + R). \quad (6)$$

图 6 为采用三种方案对测试图像进行特征匹配得到的实验结果,其中实线表示正确匹配。各算法

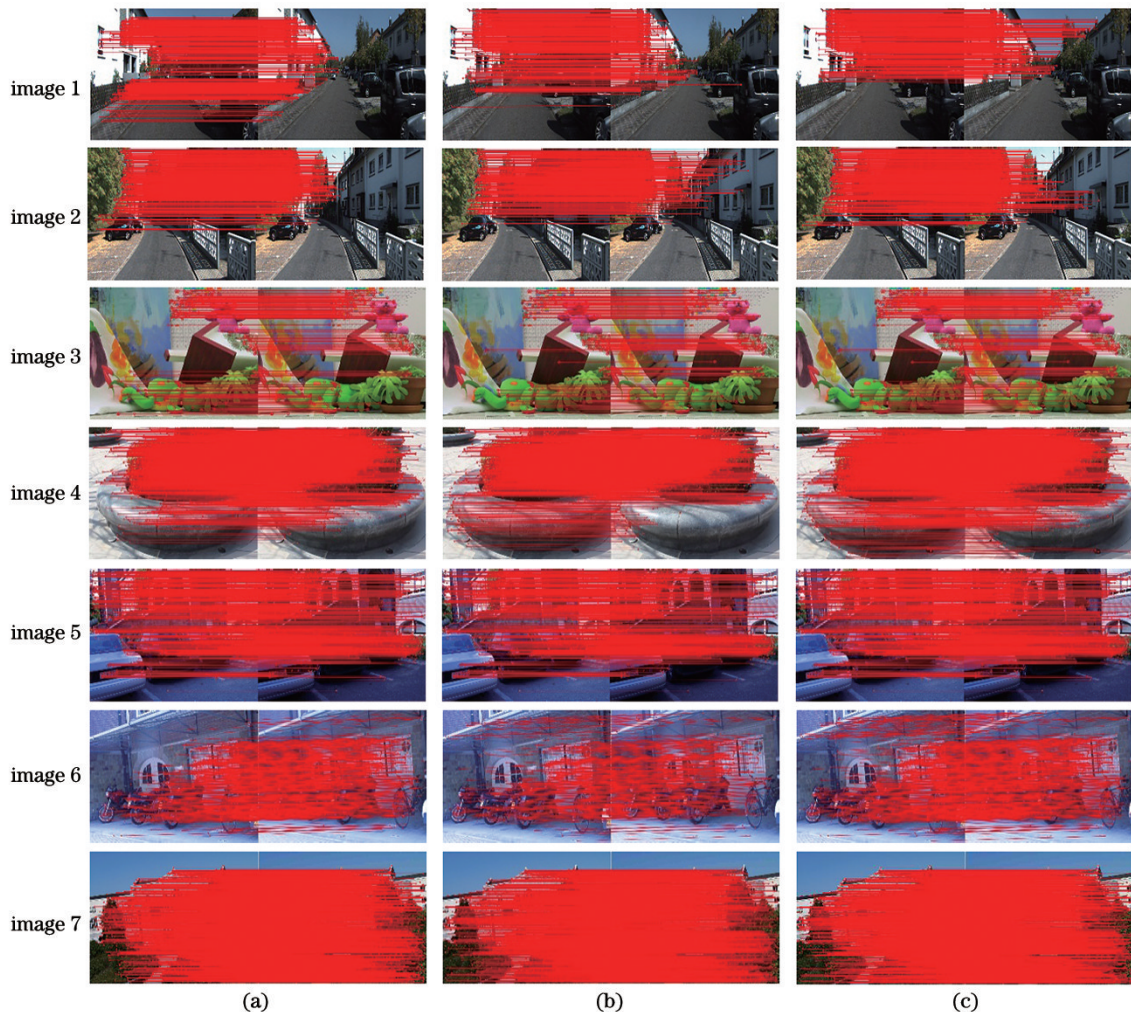


图 6 三种算法的特征匹配结果。(a)SIFT+RANSAC 算法;(b)SP-SIFT+RANSAC 算法;(c)MSIFT+MRANSAC 算法

Fig. 6 Feature point matching results of three algorithms. (a) SIFT+RANSAC algorithm; (b) SP-SIFT+RANSAC algorithm; (c) MSIFT+MRANSAC algorithm

的综合性能对比结果如表 2 所示。同时,为了验证算法的运行效率,取图像对 20 次重复实验用时的平

均值作为图像对的匹配耗时,各算法的耗时如表 3 所示。

表 2 各算法的综合性能对比

Table 2 Comprehensive performance comparison of each algorithm

Index	Algorithm	Image						
		Road 1	Road 2	Teddy	Plant	Car	Bike	Church
Number of total matches	SIFT+RANSAC	1403	2117	487	2474	1514	1340	4094
	SP-SIFT+RANSAC	1173	1675	391	2197	1280	926	3624
	MSIFT+MRANSAC	1346	2050	472	2440	1466	1309	4046
Number of correct matches	SIFT+RANSAC	444	439	200	1901	<b>1184</b>	703	2578
	SP-SIFT+RANSAC	389	367	161	1630	949	467	2174
	MSIFT+MRANSAC	<b>451</b>	<b>448</b>	<b>207</b>	<b>1992</b>	1130	<b>780</b>	<b>2609</b>
<i>P</i> / %	SIFT+RANSAC	98.26	99.10	97.09	99.95	<b>100.00</b>	99.72	99.96
	SP-SIFT+RANSAC	<b>98.98</b>	98.92	99.38	99.94	100.00	99.79	99.86
	MSIFT+MRANSAC	98.45	<b>99.12</b>	<b>99.52</b>	<b>100.00</b>	99.91	<b>100.00</b>	<b>100.00</b>
<i>R</i> / %	SIFT+RANSAC	93.58	<b>97.56</b>	87.72	92.60	99.92	85.52	96.45
	SP-SIFT+RANSAC	92.40	89.95	92.84	90.56	<b>100.00</b>	93.78	99.77
	MSIFT+MRANSAC	<b>97.58</b>	94.32	<b>93.05</b>	<b>98.76</b>	99.91	<b>99.87</b>	<b>100.00</b>
<i>F</i> / %	SIFT+RANSAC	95.86	<b>98.32</b>	92.17	96.13	99.96	92.08	98.17
	SP-SIFT+RANSAC	95.58	94.22	96.00	95.02	<b>100.00</b>	96.69	99.82
	MSIFT+MRANSAC	<b>98.01</b>	96.66	<b>96.18</b>	<b>99.38</b>	99.91	<b>99.94</b>	<b>100.00</b>
Error / pixel	SIFT+RANSAC	1.2057	<b>0.8856</b>	1.3641	0.3823	0.3514	0.5024	<b>0.4077</b>
	SP-SIFT+RANSAC	0.9062	1.0573	1.2193	<b>0.3671</b>	<b>0.3442</b>	<b>0.4968</b>	0.4192
	MSIFT+MRANSAC	<b>0.8752</b>	0.9818	<b>1.1766</b>	0.3900	0.3462	0.5363	0.4139

表 3 各算法的耗时比较

Table 3 Time consuming comparison of each algorithm

unit: s

Image	SIFT+RANSAC			SP-SIFT+RANSAC			MSIFT+MRANSAC		
	Extraction	Matching	Total time	Extraction	Matching	Total time	Extraction	Matching	Total time
Road 1	4.16	5.92	10.08	3.50	4.80	8.30	3.62	5.19	8.81
Road 2	4.30	8.13	12.43	3.66	6.30	9.96	3.94	7.41	11.35
Teddy	2.32	2.56	4.88	1.86	2.12	3.98	1.94	2.39	4.33
Plant	4.44	8.35	12.79	3.88	6.95	10.83	4.18	7.37	11.55
Car	4.42	6.13	10.55	3.52	5.18	8.70	4.02	5.65	9.67
Bike	5.52	7.78	13.30	4.32	5.41	9.73	4.86	6.76	11.62
Church	5.82	14.71	20.53	4.52	12.11	16.63	4.80	13.31	18.11

从表 2 可以看到,相比于其他两种算法,本文算法的鲁棒性均有提升。在光照变化的场景下,本文算法的正确匹配数比 SIFT+RANSAC 算法降低了 4.6%,原因在于改进 SIFT 算法是利用图像的灰度

信息进行特征筛选的,当光照变化时,中心像素与邻域像素的区分性降低,所以部分低对比度区域中的有效特征点未被提取出来,从而导致正确匹配点对的减少;在其他场景下,本文算法的正确匹配数平均



提高 4.0%，最高达到 11.0%，总体提升了 2.8%，获取了更多的正确匹配。同时，SP-SIFT+RANSAC 算法的正确匹配对数最少，相比于 SIFT+RANSAC 算法和本文算法分别平均降低 18.8%和 20.7%。

结合表 2 可知，本文算法的匹配精准率  $P$ 、召回率  $R$  与  $F$  值总体优于其他两种算法，其中召回率  $R$  与  $F$  值的提升幅度明显，即本文算法相比于 SP-SIFT+RANSAC 算法平均提升了 3.8 个百分点与 1.9 个百分点，比 SIFT+RANSAC 算法平均提升了 4.9 个百分点与 2.7 个百分点，这验证了本文算法性能的优越性。

另外在投影误差方面，虽然 SIFT+RANSAC 算法的总体性能优于本文算法，但在个别场景中，本文算法的投影误差提升达到 27.4%，其他场景平均降幅仅为 1.0%。另外，本文算法的性能与 SP-SIFT+RANSAC 算法在不同场景下会呈现较大差异，但总体优于后者。从表 3 可以看到，虽然 SP-SIFT+RANSAC 算法的计算效率最高，总耗时比 SIFT+RANSAC 算法和本文算法分别平均降低了 19.2%和 9.6%，但正确匹配数与其他两种算法相差较大。由于对像素点进行了预筛选与初始匹配的直方图统计，本文算法在初始匹配点对数比 SIFT 算法低的情况下，总耗时平均减少了 10.7%，说明直方图投票能够有效剔除错误匹配，提高算法的效率。综上所述，本文算法在保留了图像关键信息的基础上结合了匹配信息的分布特性，相比于传统算法能够获得更好的综合性能，从而提升了算法的鲁棒性。

## 5 结 论

本文提出一种基于双预筛选的改进 SIFT 算法，采用像素点 8 邻域标准差相似度方法对图像进行特征点筛选，并综合利用特征点对的坐标位移和主方向角等信息，通过自适应三维统计直方图来剔除初始匹配中明显的错误匹配，通过迭代求解单应矩阵来获取最优的匹配结果。与传统算法相比，本文算法在保证特征点数量的前提下，降低了计算量。将改进 SIFT 算法与改进 RANSAC 算法进一步结合，相比于传统算法获得了更多的正确匹配和更高的运算效率，实现了算法综合性能的提升。

## 参 考 文 献

- [1] Zheng T X, Huang S, Li Y F, et al. Key techniques for vision based 3D reconstruction: a review[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(4): 631-652.
- [2] Ding W D, Xu D, Liu X L, et al. Review on visual odometry for mobile robots [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(3): 385-400.
- [3] Xu G F, Zeng J C, Liu X X. Visual odometer based on optical flow method and feature matching [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201501.
- [4] Zhang T, Chen H, Yan J, et al. Binocular visual odometry based on bi-direction reprojection [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 26(6): 752-759.
- [5] Chen Z F, Wu Q Y, Chen S Z, et al. Image registration based on spectral and spatial feature matching [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 021005.
- [6] Jia D, Zhu N D, Yang N H, et al. Image matching methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(5): 677-699.
- [7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [8] Li D, Sun H T, Wang H L. An improved SIFT algorithm for image stereo matching[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(3): 490-496.
- [9] Azeem A, Sharif M, Shah J H, et al. Hexagonal scale invariant feature transform (H-SIFT) for facial feature extraction [J]. Journal of Applied Research and Technology, 2015, 13(3): 402-408.
- [10] Huang F H, Mao Z Y, Shi W Z. ICA-ASIFT-based multi-temporal matching of high-resolution remote sensing images [J]. Journal of Applied Research and Technology, 2015, 13(3): 402-408.

- sensing urban images[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2016, 16(5): 34-49.
- [11] Xia C L, Wei P. An improved SIFT descriptor based on in-out region division [C] // 2017 IEEE 2nd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), August 4-6, 2017, Singapore. New York: IEEE Press, 2017: 101-105.
- [12] Xiao C B, Feng D Z, Feng X W. Fast RANSAC algorithm with resample optimization[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(4): 606-613.  
肖春宝, 冯大政, 冯祥卫. 重抽样优化的快速随机抽样一致性算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(4): 606-613.
- [13] Cheng X H, Li J J. Optimized image feature matching algorithm based on motion smoothness and RANSAC[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(6): 765-770.  
程向红, 李俊杰. 基于运动平滑性与 RANSAC 优化的图像特征匹配算法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(6): 765-770.
- [14] Yang Q N, Ma T L, Yang C K, et al. RANSAC image matching algorithm based on optimized sampling [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101104.  
杨琼楠, 马天力, 杨聪锬, 等. 基于优化采样的 RANSAC 图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101104.
- [15] Liu Y, Feng R, Zhang H. Keypoint matching by outlier pruning with consensus constraint [C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 5481-5486.
- [16] Zheng F, Liu Y H. Keypoint matching outlier removal with 3DMP histogram voting [C] // 2018 13th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), July 4-8, 2018, Changsha, China. New York: IEEE Press, 2018: 353-358.
- [17] Li C H, Shi H, Li Z J. Point cloud registration method based on combination of convolutional neural network and improved Harris-SIFT [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201102.  
李昌华, 史浩, 李智杰. 基于卷积神经网络结合改进 Harris-SIFT 的点云配准方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201102.
- [18] 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, 39(2): 218-224.  
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, 39(2): 218-224.
- [19] Su L Y, Li X P, Yao L S. An improved new algorithm for SIFT feature extraction [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013, 41(S1): 396-398.  
苏丽颖, 李小鹏, 么立双. 一种改进的 SIFT 特征提取新算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(S1): 396-398.
- [20] Miao Q Q. Key frame extraction of hysteroscopy videos based on image quality and attention [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 061004.  
苗强强. 基于图像质量和注意力的宫腔镜视频关键帧提取[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 061004.