

基于图像颜色信息的 C-FAST 特征检测和匹配算法

刘潇潇*, 平雪良, 王昕煜

江南大学机械工程学院江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122

摘要 以效率较高的加速分割测试特征提取(FAST)算法为基础,添加原 FAST 算法不具备的尺度不变性和旋转不变性特征描述子,在特征检测和匹配时将颜色信息作为重要参考变量,提出了一种基于颜色信息改进 FAST 算法的图像特征检测和匹配算法(C-FAST)。改进后的算法效率较高,具有更高的检测和匹配精度,且在光照变化和噪声下均有很好的稳健性。使用公开数据集和常用图像对 FAST 算法、快速稳健特征(SURF)算法、基于颜色信息的尺度不变特征转换(CSIFT)算法及所提 C-FAST 算法进行了性能分析。结果表明,所提算法能有效可靠地完成图像的特征检测和匹配,对比原 FAST 算法,准确率提升 30%。

关键词 图像处理; 基于颜色信息的加速分割测试特征提取(C-FAST)算法; 颜色信息; 特征检测与匹配; 特征描述
中图分类号 TP301.6 文献标识码 A doi: 10.3788/LOP56.051006

C-FAST Feature Detection and Matching Algorithm Based on Image Color Information

Liu Xiaoxiao*, Ping Xueliang, Wang Xinyu

Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology,
School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

Abstract Based on the efficient FAST (features from accelerated segment test) algorithm, a color based-FAST (C-FAST) algorithm for image feature detection and matching with color information improvement is proposed. The algorithm adds scale invariant and rotation invariant feature descriptors which the original FAST algorithm does not have, and takes color information as an important reference factor in feature detection and matching. Hence, the proposed algorithm is more efficient and has higher detection and matching accuracies. It also has good robustness under the conditions of illumination changes and noise effects. Different algorithms like FAST, speeded up robust features (SURF), colorful scale-invariant feature transform (CSIFT) and the proposed algorithm are analyzed via public data sets and common images. The running data prove that the proposed algorithm can detect and match the image features effectively and reliably, with 30% accuracy improvement compared with the original FAST algorithm.

Key words image processing; color based-features from accelerated segment test (C-FAST); color information; feature detection and matching; feature description

OCIS codes 100.2960; 100.2000; 330.1710; 100.3008

1 引言

视觉前端(也称视觉里程计)是室外视觉即时定位和地图构建(SLAM)的重要环节,而作为视觉里程计的主流算法,特征点匹配相关算法也成为视觉 SLAM 的研究热点。

传统的 Harris 角点检测算法简单,但是检测出

的特征点对尺度敏感,且易受噪声影响,无法满足后续需求。目前主流的尺度不变特征转换(SIFT)算法检测出的特征点稳健性强^[1-2],非常适用于局部目标匹配,但运算量过大影响其进一步的应用。后续优化的快速稳健特征(SURF)算法^[3-4]尽管能够平衡速度和精度,但是仍然无法满足实时应用。

加速分割测试特征提取(FAST)算法的提出满

收稿日期: 2018-09-07; 修回日期: 2018-10-02; 录用日期: 2018-10-25

基金项目: 国家自然科学基金(61305016)

* E-mail: xxiao_l@163.com

足了实时的需求,该算法检测图片局部像素灰度变化明显的地方,以速度快著称^[5-6]。但因其前提为灰度不变,在复杂光照等情况下运算会产生较多错误。

人感知边缘角点的依据是亮度和色彩等信息,而大多数算法基于灰度,舍弃图像的颜色信息,在图像灰度区分不明显时经常难以得到准确结果^[5]。RGB (Red-Green-Blue) 算法、Hue 算法、CSIFT (colorful scale-invariant feature transform) 算法等^[7-8-9]能很好地避免此类情况,但因运算速度过慢而无法应用。因此本文提出基于颜色信息的特征检测和匹配算法(C-FAST),以相对快速的 FAST 算法为基础,考虑各环节相应的颜色特征,整个特征检测和匹配过程在保持速度的情况下,准确率进一步提高,不同颜色物体灰度值差距不大导致的误检测和误匹配情况减少,对光照和噪声的稳健性增强^[10]。

2 算法流程

2.1 特征点检测

所提 C-FAST 算法的特征检测基于 FAST 算法,FAST 算法的主要思路是若某个像素跟周围像素的灰度差距较大,那么这个像素就可能是一个角点。相比其他特征检测算法,FAST 算法只需像素灰度大小,因此整个算法的实现极为快速。FAST 算法的基本原理为^[5]

$$S_{p \rightarrow q} = \begin{cases} d, I_q < I_p - \epsilon_d \\ s, I_p - \epsilon_d \leq I_q \leq I_p + \epsilon_d, \\ b, I_q > I_p + \epsilon_d \end{cases} \quad (1)$$

式中: $S_{p \rightarrow q}$ 为状态, p 为候选点, q 为以 p 为中心、半径为 r 的像素圆上的任意一点; I 为某像素点灰度值; d 为候选点的灰度值小于周围点; s 为候选点与周围点的灰度值相近; b 为候选点较周围点灰度值更高,即更亮; ϵ_d 为设置的偏差值,用以剔除存在较小灰度值变化的情况。当 $d+b > \epsilon_d$,即满足条件的候选点数目大于设定的阈值 ϵ_d 时, p 是一个特征点。

由(1)式可知,FAST 算法对固定行数距离的两个像素点周围点的灰度进行重复比较,算法的效果较依赖于阈值,并且检测出来的角点不是最优,其具体效果取决于要解决的问题和角点的分布情况。因此,C-FAST 算法检测特征点时将颜色信息作为区分特征点的标准,并且进行相应的优化筛选以获得更好的结果。

设像素矩阵为 $m \times n$,具体步骤如下。

输入 RGB 图像并转换得到灰度值矩阵、高斯颜色不变量矩阵和 HSV 颜色空间 h 通道值矩阵,将像素点 p 灰度值 I 和颜色不变量 H 写成向量形式 (I_p, H_p) ,记对应的图像坐标为 (x_p, y_p) ,其中颜色不变量为

$$H_p = \frac{E_\lambda}{E_{\lambda\lambda}}, \quad (2)$$

式中, $E_\lambda, E_{\lambda\lambda}$ 分别代表高斯颜色模型中的黄-蓝颜色通道和红-绿颜色通道, λ 表示对应的波长。 H_p 值表示一种反射性质,与光照方向、强度和视角等均不相关,因此将其纳入到特征点检测判断中^[10]。

颜色分量 R, G, B 和 $E_\lambda, E_{\lambda\lambda}$ 的近似关系可以通过高斯颜色模型和线性变换得到,变换关系符合人眼视觉系统和 CIE 1964 XYZ 标准^[10],变换矩阵为

$$\begin{bmatrix} E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.60 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \quad (3)$$

1) 为防止漏检,通过类似冒泡排序的算法遍历像素灰度值矩阵和颜色不变量矩阵的每一行,若候选点左右两侧连续至少两个以上点的值低于或高于候选点的值,且差值比例大于 23%,则该点是局部极值点。保留符合上述要求的灰度值极值点和颜色不变量极值点的交集及其对应坐标。

2) 通过评价价值 S_1 ,剔除步骤 1) 点集中评价价值低于阈值的点,形成初步散点图,评价价值表示为

$$S_1 = [|(I_p, H_p) - (I_{p-1}, H_{p-1})|^2 + |(I_p, H_p) - (I_{p+1}, H_{p+1})|^2], \quad (4)$$

其中评价阈值 $T = \max(S_1 \times T_0)$,参数 T_0 设置为 0.382。

3) 对步骤 2) 得到的像素点周围的 7×7 邻域进行判断,如图 1 所示。此处选择 FAST 算法,构建上下 7×3 矩形域模板,若域内原点至周围点 p 的向量 (I_p, H_p) 的模比值与阈值的差小于 N ($N = 4$),则此点为特征点,阈值设为 0.75。

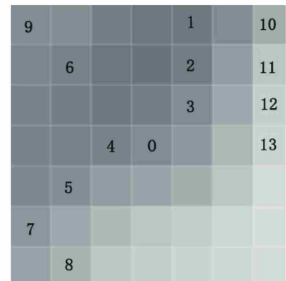


图 1 邻域散点示意图

Fig. 1 Schematic of neighborhood scatter

4) 对上述步骤完成后的所有特征点进行优化筛选,在局部区域 P 内保留响应值较大的点 p ^[11],避免角点过于集中,响应值为

$$S_2 = \max_{p \in P} \left\{ \sum_{y \in S_{i \times i}} [|(I_p, H_p) - (I_y, H_y)|^2] \right\}, \quad (5)$$

式中,点 p 为待判断点, $S_{i \times i}$ 为邻点 $y(I_y, H_y)$ 所在范围, i 为局部区域内点 p 邻域大小的调整变量。

以上处理在一定程度上避免 FAST 算法陷入局部极值,增强算法在特征点选取方面的准确性,添加的颜色量也使其更稳健。

2.2 特征描述构建

FAST 算法不具备相应特征的描述,在后续阶段会存在较大误差,因此在特征检测后需要对特征点添加尺度不变性和旋转不变性描述,以进一步提高特征匹配阶段的准确性。

1) 尺度不变性描述

针对尺度不变性,提出使用待描述特征点周围的邻域作为参考。假设邻域范围逐渐扩大,在这一过程中将周围带有颜色信息的像素块依次纳入邻域范围,可以发现,这些颜色像素块出现的顺序一般是固定的。因此以特征点为中心进行方形邻域扩散,将 HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间色调值作为不变量参考。

初始邻域考虑统计数量设置为特征点 3×3 和 5×5 双边邻域,统计初始邻域色调值,按 $[0, 60]$ 、 $[60, 120]$ 、 $[120, 180]$ 、 $[180, 240]$ 、 $[240, 300]$ 、 $[300, 360]$ 六个区间进行划分,色调值处于某区间,则该区间编码值置 1,无色调值则置 0,得到一个 6 位的二进制编码。

按是否存在色调值突变将后续步骤分为以下 2 种:

(1) 纹理较均匀,迭代一定次数后周围邻域色调值分布变化仍较小,或存在均匀递增或递减变化。

此时将存在色调值占比变化的区间标志置 1,同时用另一个标记符记录变化的梯度,若某区间色调值占比减小,则该区间编码值置 0,否则置 1,得到一组 12 位的二进制编码。

(2) 迭代终止前区间色调占比值突变或存在占比极值。

同样得到一组 12 位的二进制编码,前 6 位占比变化的色调区间编码值置 1,后 6 位占比为增加的区间编码值置 1。

按以上步骤得到一组 18 位的编码值,能够很好

地描述周边色调值分布变化情况,具有尺度不变性^[12]。

2) 旋转不变性描述

采用 ORB(ORiented Brief)的质心矩角度比算法^[13],将颜色不变量替换灰度值作为像素点的质量进行描述构建。

假设周围复杂度在一定范围内,选定特征点 $P_i(x_i, y_i)$ 周围 $5 \times 5, 7 \times 7$ 分别至 $(4n+1) \times (4n+1), (4n+3) \times (4n+3)$ 的双边邻域共 n 处,计算双边邻域的颜色不变量质心 Q_i ,表示为

$$Q_i = \left\{ P_i(x_i, y_i), \left(x_i = \sum_{P_j \in S_d} \frac{H_j x_j}{H_j}, y_i = \sum_{P_j \in S_d} \frac{H_j y_j}{H_j} \right) \right\}, \quad (6)$$

式中, S_d 代表整个双边邻域, (x_j, y_j) 为双边邻域周围的点,记作点 P_j 。

以特征点为起点,质心为终点构建向量,得到向量 $\alpha_i = (x_p, y_p) - (x_i, y_i)$,记角度余弦值为

$$\cos \theta_i = \frac{\alpha_i \cdot \alpha_1}{|\alpha_i| |\alpha_1|}, i \geq 2, \quad (7)$$

以最内层双边邻域质心角度的余弦值为分母,得到:

$$\varphi_{i-1} = \frac{\cos \theta_i}{\cos \theta_2} = \sqrt{b^2 - 4ac} \frac{\alpha_i \cdot \alpha_1 |\alpha_2|}{\alpha_i \cdot \alpha_2 \times |\alpha_1|}, i \geq 2. \quad (8)$$

由(6)~(8)式,得到旋转不变性描述向量 $[\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n]$ 。

2.3 特征匹配

使用汉明距离(Hamming distance)计算尺度不变性匹配得分,得分为对应编码相同的个数与总编码数的比值, $N_{inequality}$ 为不相等的个数。比值公式为

$$d = \frac{18 - N_{inequality}}{18}. \quad (9)$$

使用欧氏距离计算旋转不变性匹配得分, n 维匹配向量(此处 n 取 18)的夹角余弦值为最终匹配得分

$$\gamma = \frac{\sum_1^{18} \varphi_i^1 \varphi_i^2}{\sqrt{\prod_{i=1}^{18} \varphi_i^1} \sqrt{\prod_{j=1}^{18} \varphi_j^2}}. \quad (10)$$

(9)式,(10)式中 γ, d 值均在 $0 \sim 1$ 之间,因此利用最近邻距离比值法进行特征点匹配后,使用得分乘积的形式以综合不变性描述匹配得分,设置阈值为 0.4,若综合匹配得分大于 0.4,则认为匹配成立。

对于存在平移、旋转和尺度变化的两幅图像,任意两个匹配点间距离和另一幅图中对应两个匹配点间距离的比值应为定值^[14]。利用这种特性,根据RANSAC(Random Sample Consensus)算法^[15]进一步去除误匹配。

具体步骤如下:

1) 随机抽取两对匹配点作为一组样本,记点为 A_1, A_2, B_1, B_2 。 A_1B_1 表示点之间的距离,则对应匹配点间距离的比值为 A_1B_1/A_2B_2 ;

2) 抽取待检验匹配对 C_1, C_2 ,分别计算 A_1C_1/A_2C_2 和 B_1C_1/B_2C_2 ;

3) 若上述比值相近则认为满足匹配一致性,当检测匹配一致性成立的点对达到一定数量,则这些匹配点对均为该组下的正确匹配;

4) 随机抽取的匹配点样本有可能为错误样本,因此为保证算法稳定性,采用多线程同时抽取多个随机样本进行步骤1)~3),比较各组样本匹配一致性点对个数,保留数量最多的匹配点对。

对称匹配算法^[17]是一种经典的消除误匹配的算法,匹配结果精度高、可靠性高、稳健性强。本文使用对称匹配算法继续对上述匹配结果进行处理。实验对称匹配步骤描述如下:

1) 将待匹配的两张图上的点集分别设为 P_1^1, P_1^2 ,对 P_1^1 中的每一个点 p_i 在 P_1^2 中找出对应点 p_j ,记综合匹配得分为 a ;

2) 对于点 p_j 在 P_1^1 中找出对应点 p_k ,记对应得分为 b ;

3) 计算 a, b 之间的比值,若比值在 $0.8\sim 1.2$ 之间,则保留匹配结果。

3 实验及结果分析

3.1 特征点分布

针对不同光照强度和光照方向,本文使用ALOI彩色物体图片数据集,此数据集包含大量不同光照条件下的物体图像,满足本文特征点检测性能的分析要求。图2(a)为一组不同光照强度和光照方向下的图片,通过FAST算法和C-FAST算法分别检测特征点,结果如图2(b)、2(c)所示。

由观察可知,FAST算法和C-FAST算法都能较好地识别出角点,而FAST算法中整个特征点的空间分布较为散乱且存在错误识别。如果光照强度和方向小幅变化,特征点会发生错位。而本文提出的算法检测到的特征点分布较为整齐,三幅图像之间特征点识别的差异较小。

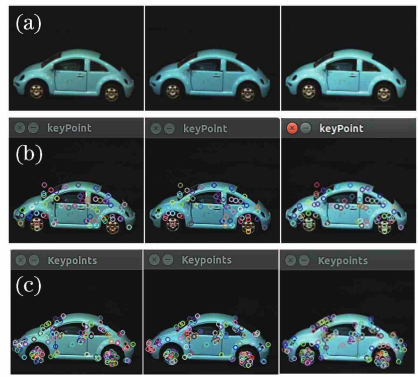


图2 不同算法下的特征点分布。(a) ALOI图像集;
(b) FAST;(c) C-FAST

Fig. 2 Distribution of feature point via different algorithms.
(a) ALOI picture group; (b) FAST; (c) C-FAST

3.2 匹配性能分析

分别利用FAST、CSIFT、SURF算法在尺度、旋转、光照和噪声^[16]等情况下进行对比实验。

1) 尺度和旋转不变性能

此处采用Mikolajczyk数据集中尺度和旋转相关的ubc图像,如图3所示。



图3 Mikolajczyk图像

Fig. 3 Images from Mikolajczyk

将上述尺度和旋转方向变化相同的图像作为一组,比较SURF、FAST、CSIFT以及C-FAST算法的匹配结果,如图4所示。

显然,SURF和C-FAST算法表现均优于FAST和CSIFT算法,错误匹配相对较少。比较SURF、CSIFT以及C-FAST算法可以发现,C-FAST算法匹配点对大多数在边缘或角点上,而CSIFT、SURF算法对树丛中微小间隙也会进行匹配。总体上,C-FAST算法的尺度不变性和旋转不变性能够满足需求,表现较好。

2) 光照不变性

考虑到实际环境光照存在变化以及相机曝光方式的不同,分析4种算法在光照变化情况下的匹配性能^[15]。光照变化模拟图像集如图5所示,使用同样内容的7幅图像,以第1幅为基准。根据准确匹配率来衡量各算法的光照处理能力,准确匹配率 K 表达式为

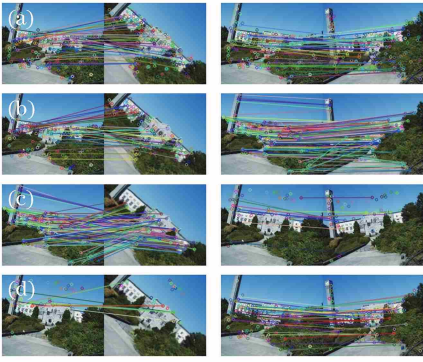


图4 特征匹配结果。(a) C-FAST++, --; (b) FAST++, --; (c) CSIFT++, --; (d) SURF++, -- (加号表示图像顺时针旋转或尺度放大,减号表示图像逆时针旋转或尺度缩小。)

Fig. 4 Results of feature matching. (a) C-FAST++, --; (b) FAST++, --; (c) CSIFT++, --; (d) SURF++, -- (+ represents clockwise rotation or scale magnification, - represents counterclockwise rotation and scale reduction.)

$$K = \frac{R}{N} \times 100\%, \quad (11)$$

式中, N 为返回的匹配点对总数, R 为筛选之后的匹配数目。4种算法在光照变化情况下的表现情况如图6所示。C-FAST算法的匹配正确率整体要高于其他算法,表明其对光照的稳定性更好。

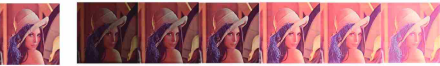


图5 光照图像集

Fig. 5 Light intensity picture group

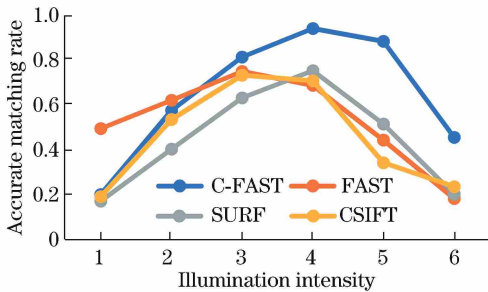


图6 光照不变性比较

Fig. 6 Comparison of illumination invariance

3) 噪声性能分析

噪声性能分析以存在噪声的Lena图像为实验对象,主要考虑脉冲噪声和高斯噪声。设置相同噪声比例,对本文涉及的算法进行对比实验^[18],结果如图7所示。从实验结果看,在图像存在噪声的情

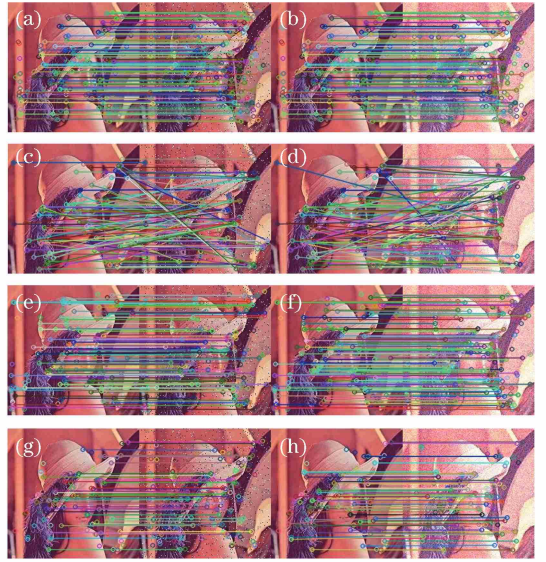


图7 噪声性能分析。(a)脉冲噪声和(b)高斯噪声下C-FAST算法;(c)脉冲噪声和(d)高斯噪声下FAST算法;(e)脉冲噪声和(f)高斯噪声下CSIFT算法;(g)脉冲噪声和(h)高斯噪声下SURF算法

Fig. 7 Noise performance analysis. C-FAST algorithm in (a) impulse noise environment and (b) Gaussian noise environment; FAST algorithm in (c) impulse noise environment and (d) Gaussian noise environment; CSIFT algorithm in (e) impulse noise environment and (f) Gaussian noise environment; SURF algorithm in (g) impulse noise environment and (h) Gaussian noise environment

况下,C-FAST算法表现出较强的稳健性,接下来依次是CSIFT和SURF算法。

3.3 算法性能分析

4种算法在自然光照环境下的运行结果如图8所示。观察匹配结果,C-FAST算法和SURF算法较为规整,匹配错误也较少。将CSIFT、FAST、SURF以及C-FAST算法在不同图片组(M1,M2,N1,N2)下的匹配点数、平均算法耗时及匹配率写入表1中。

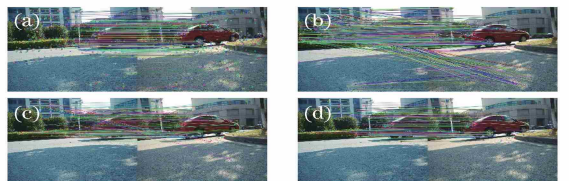


图8 自然光照环境下的运行效果。

(a) C-FAST; (b) FAST; (c) CSIFT; (d) SURF

Fig. 8 Operation results in the natural light environment.

(a) C-FAST; (b) FAST; (c) CSIFT; (d) SURF

表1 不同算法各参数比较

Table 1 Parameter comparison of different algorithms

Algorithm	Matching number				Average matching rate /%	Average time /s
	M1	M2	N1	N2		
C-FAST	153	165	124	126	50.91	0.031470
FAST	235	344	147	163	38.08	0.026257
CSIFT	326	110	92	130	53.06	0.051642
SURF	127	152	170	82	48.23	0.037182

观察图9和图10,显然,C-FAST算法在特征检测以及描述阶段均优于其他算法,综合表现优秀。

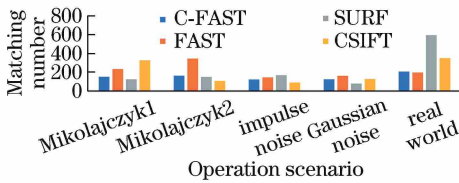


图9 算法匹配对数

Fig. 9 Algorithm matching logarithm

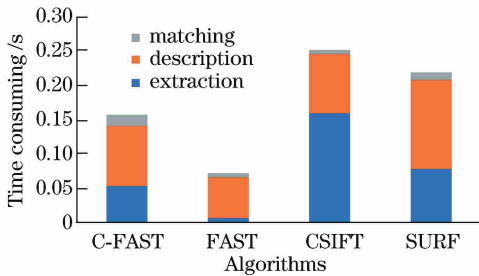


图10 步骤平均耗时

Fig. 10 Average time consuming of procedure

3.4 性能总结

在与SIFT、SURF和FAST算法进行对比的实验中,C-FAST算法在自然光照变化的情况下表现出明显的优越性和稳定性,在尺度和旋转情况下也表现较好,而在效率方面,C-FAST算法表现比SURF和CSIFT算法要好,虽然次于FAST算法,但在特征点分布和匹配效果方面要好于FAST算法。参考C-FAST算法对FAST算法的提升程度,综合算法运行速度、效果、稳定性等评价指标来看,所提算法整体性能较好。

4 结论

针对目前常用算法速率较慢或者准确率较低问题,在特征检测和匹配的各个环节中都充分考虑颜色信息,通过将高斯颜色不变量和HSV颜色空间色调值作为参考变量进行特征检测和匹配,实现了一种稳健性更强、准确度更高、速率更快的特征检测和匹配

算法。使用2个公开数据集和实际环境图像进行测试,与现有的3种代表性算法进行对比实验。结果表明,所提算法在具有较高效率的同时准确性和稳定性也较好。在后续的研究中,为实现其在视觉里程计中的应用,将会进一步改善所提算法的效率和动态适应性,并考虑引入运动模型简化特征匹配过程。

参考文献

- [1] Zhang X, Qi Y X, Xue D. Image matching algorithm based on SICA-SIFT and particle swarm optimization [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54 (9): 091002.
张鑫, 靳雁霞, 薛丹. SICA-SIFT和粒子群优化的图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54 (9): 091002.
- [2] Zhang Q, Hao K, Li H B. Research on scale invariant feature transform feature matching based on underwater curve constraint [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(2): 0215003.
张强, 郝凯, 李海滨. 水下环境中基于曲线约束的SIFT特征匹配算法研究[J]. 光学学报, 2014, 34 (2): 0215003.
- [3] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [4] Zhang Y, Tong X R, Luo Y. A novel monocular visual odometry method based on improved SURF algorithm [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2014, 26(3): 390-396.
张毅, 童学容, 罗元. 一种改进SURF算法的单目视觉里程计[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2014, 26(3): 390-396.
- [5] Rosten E, Drummond T. Fusing points and lines for high performance tracking [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, Oct. 17-20, 2005, Beijing, China. New York: IEEE, 2005: 1508-1515.
- [6] Rosten E, Drummond T. Machinelearning for high-speed corner detection [C] // Leonardis A, Bischof H,

- Pinz A. Computer Vision-ECCV 2006. Berlin: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [7] van de Sande K E A, Gevers T, Snoek C G M. Evaluating color descriptors for object and scene recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1582-1596.
- [8] Abdel-Hakim A E, Farag A A. CSIFT: A SIFT descriptor with color invariant characteristics [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-22, 2006, New York, USA. New York: IEEE, 2006: 1978-1983.
- [9] Geusebroek J M, van den Boomgaard R, Smeulders A W M, *et al.* Color invariance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338-1350.
- [10] Jin T, Ren X L. Color extraction and matching for image retrieval [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2000, 12(6): 459-462.
金韬, 任秀丽. 图像检索中颜色特征的提取与匹配 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2000, 12(6): 459-462.
- [11] Zhang C P, Wei X G. Rectangle detection based on Harris corner [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(8): 2259-2266.
张从鹏, 魏学光. 基于 Harris 角点的矩形检测 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(8): 2259-2266.
- [12] Bozorgi H, Jafari A. Fast uniform content-based satellite image registration using the scale-invariant feature transform descriptor [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(8): 1108-1116.
- [13] 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.
- [14] Zhou Z Q, Wang B, Lü J. Method of matching images with different resolutions [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2008, 28(7): 598-601.
周志强, 汪渤, 吕冀. 不同分辨率图像的角点匹配算法 [J]. 北京理工大学学报, 2008, 28(7): 598-601.
- [15] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [16] Zhang Z B, Zhao S L, Luo X W, *et al.* Matching method of green crops based on SURF feature extraction [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(14): 172-178.
张志斌, 赵帅领, 罗锡文, 等. 基于 SURF 算法的绿色作物特征提取与图像匹配方法 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 172-178.
- [17] Chen T H, Wang F L. Real-time robust feature-point matching algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1213-1220.
陈天华, 王福龙. 实时稳健的特征点匹配算法 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1213-1220.
- [18] Chen B, Sun T Q, Liu A X. Influence of speckle noise on image registration based on feature point matching [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 121103.
陈波, 孙天齐, 刘爱新. 散斑噪声对基于特征点匹配的图像配准的影响 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 121103.