第 34 卷 第 2 期 石家庄铁道大学学报(自然科学版) Vol. 34 No. 2
2021 年 6 月 Journal of Shijiazhuang Tiedao University(Natural Science Edition) Jun. 2021

基于改进 ORB 算法的特征点匹配研究

周 涵[1], 马增强[1,2], 许丹丹[1], 钱荣威[1]

(1. 石家庄铁道大学 电气与电子工程学院,河北 石家庄 050000;
2. 石家庄铁道大学 省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室,河北 石家庄 050043)

摘要:针对 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法不具有尺度不变性的缺陷,结合多尺度 Shi-Tomasi 算法提出了改进的 ORB 算法:STORB(Shi-Tomasi-ORB)算法。首先在多尺度空间中通过快速预筛选后检测 Shi-Tomasi 特征点,然后使用 ORB 算法生成具有方向信息和尺度信息的特征点描述子,最后采用汉明(Hamming)距离对特征点进行匹配,并结合随机抽样一致(RANSAC)算法对匹配结果进行优化,实现图像的准确匹配。实验结果表明,STORB 算法不仅保留了 ORB 算法优良的旋转不变性与实时性,而且当图像发生尺度变化时特征点匹配正确率达到了 95.8%,比 ORB 算法提高了 65.2%。

关键词:特征点匹配;ORB 算法;尺度不变性;匹配正确率

中图分类号: TP391 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-0373(2021)02-0052-07

0 引言

特征点匹配是数字图像处理技术中重要的研究内容,是图像拼接、目标定位与检测等技术中的基础。Lowe[1]在 2006 年提出的 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)匹配算法具有很高的匹配正确率,但算法本身计算复杂,运行时间较长。之后 Bay et al[2]提出了 SURF(Speeded Up Robust Feature)算法,虽然 SURF 算法运行速度比 SIFT 算法有了很大提升,但仍不能满足某些高实时性需求。因此刘伟等[3]于 2018 年提出了一种新的特征点匹配算法:ORB 算法。它在运算速度上与 SIFT 和 SURF 算法相比优势明显且对光照变换、旋转变换以及噪声都具有较好的鲁棒性。但是 ORB 算法不具有尺度不变性的缺点,当图像尺度变化时,匹配正确率大大降低。文献[4]将 SURF 算法与 ORB 算法结合并在特征点匹配阶段使用 BBF 算法与 RANSAC 算法进行特征点匹配,提高了 ORB 算法在图像尺度变化时的特征点匹配正确率;文献[5]采用 SIFT-ORB-MRANSAC 融合算法,完成特征点的提取、匹配以及去除误匹配,提高了 ORB 算法在图像尺度变化时的匹配效率和匹配精准度。虽然以上方法有效解决了 ORB 算法不具有尺度不变性的不足,但是一定程度上也增加了算法的复杂度,增加了运算时间。

现提出使用多尺度 Shi-Tomasi 特征点检测算法对 ORB 算法进行改进,将改进算法定义为 STORB 算法。首先构造多尺度空间,经过特征点预筛选后利用 Shi-Tomasi 算法检测特征点分布均匀、准确的优点检测出具有尺度信息且特征明显的特征点,然后使用 ORB 算法生成具有方向信息和尺度信息的特征点描述子后进行特征点初匹配,最后使用 RANSAC 算法对初匹配结果进行优化,得到准确的匹配特征点对。

1 传统 ORB 算法原理

传统 ORB 算法是在 FAST 算法和 BRIEF 算法基础上的改进算法,首先使用 FAST 算法检测特征点

收稿日期:2020-03-07 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztddxxbzrb.20200024
基金项目:国家自然科学基金(11372199)
作者简介:周涵(1995—),男,硕士研究生,研究方向为图形图像处理。E-mail:528883956@qq.com
周涵,马增强,许丹丹,等. 基于改进 ORB 算法的特征点匹配研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版),2021,34(2):52-58.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

并确定特征点方向,然后使用 rBRIEF 算法生成具有旋转不变性的特征点描述子,最后使用汉明距离完成特征点匹配。ORB 算法流程如图 1 所示。

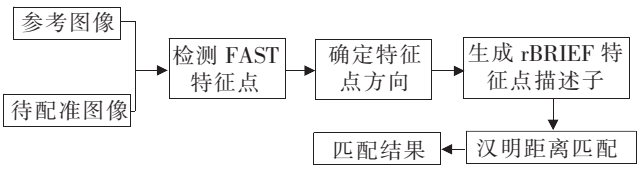


图 1　ORB 算法流程

1.1　特征点检测

ORB 算法使用增添了方向信息的 FAST 算法来检测特征点,通过待检测点 P 和以 P 为圆心的圆上 16 个像素点的灰度差来检测特征点。FAST 算法的检测原理如图 2 所示。

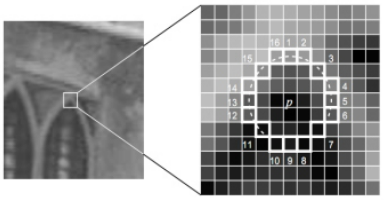


图 2　FAST 算法检测原理图

FAST 算法检测速度极快,但容易出现特征点簇集现象,同时 FAST 特征点也不具有旋转不变性和尺度不变性[6]。FAST 算法以特征点为起点构造向量,在特征点的邻域 S 内计算灰度质心并作为向量终点,向量的方向就作为此特征点的方向,定义特征点邻域 S 的灰度矩为

$$M_{p,q}=\sum_{(x,y)\in S}x^p y^q f(x,y) \tag{1}$$

式中,$f(x,y)$为灰度值,则灰度质心位置 C 与特征点方向 θ 为

$$C=\left(\frac{M_{1,0}}{M_{0,0}}\frac{M_{0,1}}{M_{0,0}}\right) \tag{2}$$

$$\theta=\arctan\left(\frac{M_{0,1}}{M_{1,0}}\right) \tag{3}$$

后续生成的特征点描述子通过结合特征点方向使 FAST 特征点具有旋转不变性。

1.2　特征点描述子

ORB 算法首先从特征点周围 31×31 像素区域 Z 中按照高斯分布选择 n 组 5×5 大小的子窗口测试对记为(x_i,y_i),然后计算 5×5 子窗口的灰度积分值后通过式(4)所示的比较准则 τ 进行测试对比较。

$$\tau(z;x,y)=\begin{cases}1, z(x)<z(y)\\0, z(x)\geqslant z(y)\end{cases} \tag{4}$$

式中,$z(x)$、$z(y)$分别为测试对 x、y 的灰度积分值。比较 n 组测试对后就生成了 n 位二进制数所构成的特征点描述子,如式(5)所示。

$$H_n(z)=\sum_{1\leqslant i\leqslant n}2^{i-1}\tau(z;x_i,y_i) \tag{5}$$

之后 rBRIEF 算法结合上文中构造的特征点方向使生成的特征点描述子具有旋转不变性。由生成特征点描述子的 n 组测试对可定义一个 $2\times n$ 的矩阵

$$\boldsymbol{Q}=\begin{pmatrix}x_1,x_2,\cdots,x_n\\y_1,y_2,\cdots,y_n\end{pmatrix} \tag{6}$$

式中,(x_i,y_i)为测试对。定义特征点方向 θ 对应的旋转矩阵为 $\boldsymbol{R}_\theta=\begin{pmatrix}\cos\theta & \sin\theta\\-\sin\theta & \cos\theta\end{pmatrix}$,可以构造矩阵 $\boldsymbol{Q}_\theta=\boldsymbol{R}_\theta\boldsymbol{Q}$,得到如式(7)所示的具有旋转不变性的特征点描述子,本文中 n 取 256。

$$g_n(z,\theta)=H_n(z)\,|\,(x_i,y_i)\in Q_\theta \tag{7}$$

1.3　特征点匹配

ORB 算法使用汉明距离计算出 2 个特征点描述子的相似程度从而判断是否为正确匹配点对。设 H_1,H_2 为 2 个由二进制字符串组成的特征点描述子,且 $H_1=x_0,x_1,\cdots,x_{255}$,$H_2=y_0,y_1,\cdots,y_{255}$,则这 2 个特征点描述子之间的汉明距离可由式(8)计算。

$$D(H_1,H_2)=\sum_{0}^{255}(x_i\oplus y_i) \tag{8}$$

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$D(H_1,H_2)$为 2 个特征点描述子按位异或运算后的和,$D(H_1,H_2)$越小说明 2 个特征点描述子之间相似程度越高,当 $D(H_1,H_2)$小于设定阈值时,就判定这 2 个特征点为正确的匹配点对。

2 STORB 算法

STORB 算法首先构建多尺度空间,通过预筛选去除大量非特征点后使用 Shi-Tomasi 算法替换 FAST 算法进行特征点检测,其特征点包含尺度信息且均匀分布。然后通过 ORB 算法求出特征点方向生成具有尺度信息和方向信息的特征点描述子,最后进行特征点匹配并优化。STORB 算法流程如图 3 所示。

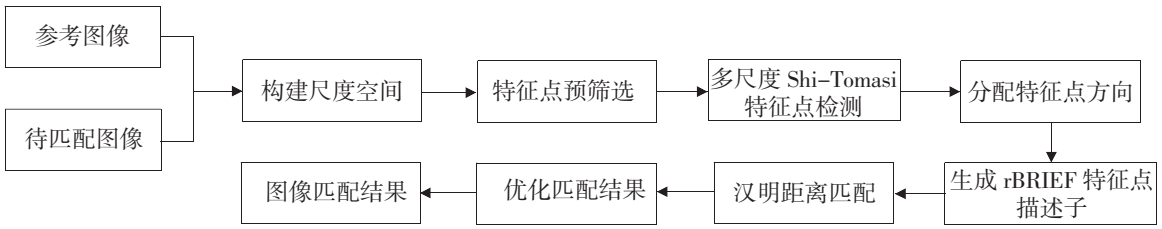


图 3 STORB 算法流程

2.1 多尺度特征点检测

2.1.1 构建多尺度空间

使用高斯函数构造多尺度空间得到具有尺度不变性的特征点。图像 $I(x,y)$的多尺度空间表示为

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)I(x,y) \tag{9}$$

式中,高斯函数 $G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$,$\sigma$ 为尺度因子;$I(x,y)$表示图像像素点坐标(x,y)处的灰度值。首先对原始图像进行 2 次 1/2 下采样得到 3 组不同大小的图像,然后同时对 3 组图像使用不同尺度因子的高斯函数进行卷积运算构造多尺度空间。设置 3 组尺度因子变化情况如下

$$\begin{cases}\sigma(1,s)=\sigma_0\times k^{s-1}\\ \sigma(2,s)=\sigma_0\times k^{s+1}\\ \sigma(3,s)=\sigma_0\times k^{s+3}\end{cases} \tag{10}$$

式中,s 为每组中包含的层数;σ_0 为初始尺度因子;k 为尺度因子变化。取 $s=5$,$\sigma_0=1.2$,$k=\sqrt[3]{2}$。最终得到如图 4 所示的 3 组 5 层的多尺度空间。

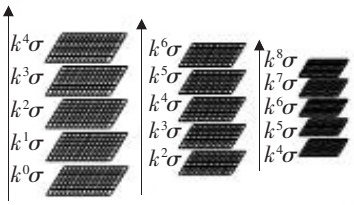


图 4 本文构造的多尺度空间

2.1.2 多尺度 Shi-Tomasi 特征点检测

Shi-Tomasi 算法具有检测特征点分布均匀、稳定性强、特征明显、抗噪性强的优点[7],因此选用 Shi-Tomasi 算法在多尺度空间中进行特征点检测。假设某个像素点坐标为(x,y),检测窗口偏移量为(u,v),则移动检测窗口前后灰度变化可由式(11)表示

$$E(u,v)=\sum_{x,y}\omega(x,y)[I(x+u,y+v)-I(x,y)]^2 \tag{11}$$

式中,$I(x+u,y+v)$、$I(x,y)$分别为点$(x+u,y+v)$、(x,y)处的灰度值;$\omega(x,y)$为加权函数[8]。将 $I(x+u,y+v)$进行泰勒级数展开后带入式(11)可得

$$E(u,v)\approx\sum_{x,y}\omega(x,y)(I_xu+I_yv)^2\approx\sum_{x,y}\omega(x,y)(u,v)\begin{pmatrix}I_x^2 & I_xI_y\\ I_yI_x & I_y^2\end{pmatrix}(u,v)\approx\sum_{x,y}\omega(x,y)(u,v)\boldsymbol{M}(u,v)^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

式中,I_x、I_y、I_xI_y 分别为点(x,y)在 X 轴方向、Y 轴方向的一阶梯度以及二阶梯度。$\boldsymbol{M}$ 为自相关矩阵

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\boldsymbol{M}=\begin{pmatrix} I_x^2 & I_xI_y \\ I_yI_x & I_y^2 \end{pmatrix} \tag{13}$$

通过式(14)比较自相关矩阵 $\boldsymbol{M}$ 中较小特征值与设定阈值 T 的大小来判断检测点是否为特征点。

$$\boldsymbol{M}_{\min(\lambda_1,\lambda_2)}\begin{cases} >T,\text{特征点} \\ \leqslant T,\text{非特征点} \end{cases} \tag{14}$$

由于 Shi-Tomasi 算法在多尺度空间中检测特征点时需考虑尺度信息[9],因此多尺度 Shi-Tomasi 算法的自相关矩阵 $\boldsymbol{M}$ 改为式(15),通过式(14)进行特征点检测。

$$\boldsymbol{M}=\begin{pmatrix} I_x^2\otimes G(x,y,\sigma_i) & I_xI_y\otimes G(x,y,\sigma_i) \\ I_yI_x\otimes G(x,y,\sigma_i) & I_y^2\otimes G(x,y,\sigma_i) \end{pmatrix} \tag{15}$$

2.1.3　特征点预筛选

使用如图 5 所示的 8 邻域环形模板对图像进行特征点预筛选,即在检测特征点之前通过预筛选快速排除大部分非特征点。

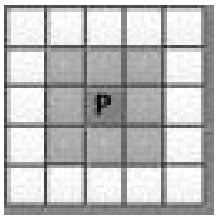


图 5　8 邻域环形模板

以待检测点 $P(x,y)$ 为中心,按式(16)计算其周围 8 个相邻点与待检测点灰度值差的绝对值和 $N(x,y)$,当 $N(x,y)$ 大于设定筛选阈值 T 时,选择待检测点为候选特征点。

$$N(x,y)=\sum_{(u,v)}T(x+u,y+v) \tag{16}$$

式中,$T(x+u,y+v)=|I(x+u,y+v)-I(x,y)|$。筛选出候选特征点后选择其周围 3×3 邻域内绝对值和 $N(x,y)$ 最大的点作为待检测特征点,然后多尺度 Shi-Tomasi 算法只对待检测特征点进行检测,这将大幅度缩短算法时间,提高检测效率。

2.2　特征点匹配优化

RANSAC 算法是一种特征点匹配提纯算法[10],使用其对经过汉明距离匹配后误匹配点对的问题进行优化,主要步骤如下:

(1)设汉明距离匹配得到 s 对匹配点对,从中随机抽取 4 对匹配点对计算变换模型 H 中的 8 个参数。

(2)使用求出的变换模型 H 对 s 对匹配点对进行映射匹配,计算映射后特征点与匹配特征点之间的欧氏距离,记录欧式距离小于阈值的特征点匹配点对个数为 i。

(3)重复 k 次步骤(1)至(2),选取 i 最多的变换模型作为最终变换模型,此时 i 中包含点对即为最终的特征点匹配点对。

3　实验与结果分析

为了验证提出算法的各项性能,使用 Visual Studio 2015 开发工具集与 OpenCV 开源视觉库作为实验平台。硬件系统 CPU 为 Intel(R) Core(TM)i5-3230M,4 GB 内存,操作系统为 64 位。使用匹配正确率、运行时间作为算法性能评价指标对实验结果进行全面分析。其中匹配正确率定义为

$$\text{匹配正确率}=\frac{\text{正确匹配点对数}}{\text{总匹配点对数}} \tag{17}$$

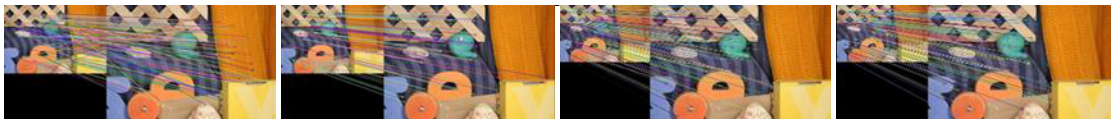
3.1　尺度不变性实验

使用传统 ORB 算法、文献[4]算法、文献[5]算法及 STORB 算法对 2 组尺度变化的图像分别进行匹配实验,实验结果如图 6 和图 7 所示。可以看出当图像尺度发生变化时文献[4]、文献[5]和 STORB 算法的匹配正确率均远超 ORB 算法,而 STORB 算法与文献[4]和文献[5]算法相比误匹配点对明显减少。为了进一步说明 STORB 算法在尺度变化时的匹配性能,对图 6 和图 7 中 2 组图像 6 组不同的尺度变化进行匹配实验并统计实验结果如表 1 所示。由表 1 可知,当图像发生尺度变化时,STORB 算法平均匹配正确率为 95.8%,比 ORB 算法提高 65.2%,比文献[4]和文献[5]算法也有部分提升,主要原因为 STORB 算法检测的特征点信息丰富更利于特征点对的匹配,同时经过匹配点对优化后进一步提高了匹配正确率。实验结果表明,提出的 STOR 法具有良好的尺度不变性。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(a)ORB 算法 (b)文献[4]算法 (c)文献[5]算法 (d)STORB 算法

图 6 尺度变化实验(1)



(a)ORB 算法 (b)文献[4]算法 (c)文献[5]算法 (d)STORB 算法

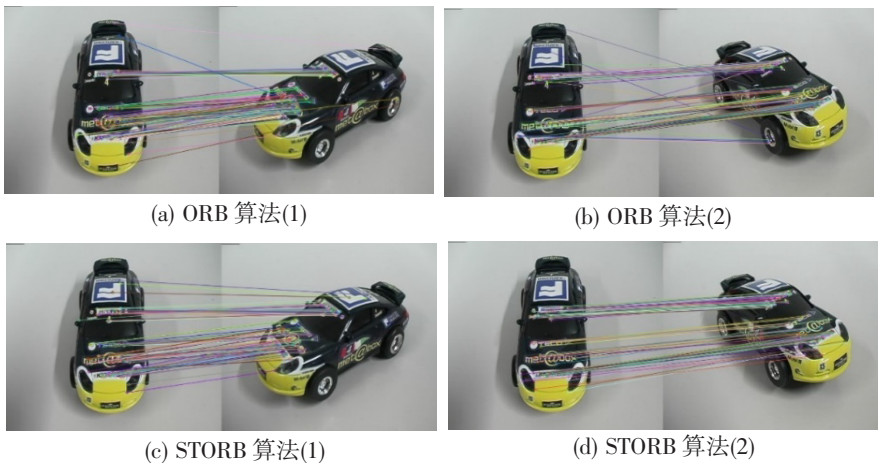
图 7 尺度变化实验(2)

表 1 尺度变化实验匹配正确率 %

序号	匹配正确率			
	ORB 算法	文献[4]算法	文献[5]算法	STORB 算法
1	30.6	93.8	94.4	95.2
2	32.3	94.6	93.6	96.2
3	28.2	93.0	94.9	95.2
4	29.6	93.6	95.1	95.8
5	30.8	93.5	94.5	96.2
6	32.4	94.2	95.2	96.0
均值	30.6	93.8	94.6	95.8

3.2 旋转不变性实验

STORB 算法与 ORB 算法生成特征点方向信息的方式相同,为了验证 STORB 算法保留了 ORB 算法优良的旋转不变性,使用 STORB 算法与 ORB 算法对发生旋转变化的 2 组图像进行匹配实验,匹配结果如图 8 所示。由图 8 可以看出,STORB 算法比 ORB 算法匹配点对分布更均匀,误匹配点对更少。



(a) ORB 算法(1) (b) ORB 算法(2)

(c) STORB 算法(1) (d) STORB 算法(2)

图 8 旋转变化匹配实验

表 2 统计了 2 组实验的匹配结果,ORB 算法在图像发生旋转变化时的平均匹配正确率为 86.7%,而 STORB 算法平均匹配正确率为 91.1%,比 ORB 算法提升了 4.4%,这是由于 STORB 算法检测的特征点信息充足,为后续生成特征点描述子提供了准确的特征信息,有利于特征点的正确匹配。实验结果表明,STORB 算法不仅保留了传统 ORB 算法优良的旋转不变性,还进一步提高了匹配准确性。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 2　旋转变化匹配实验匹配结果

方法		匹配总对数	正确匹配对数	匹配正确率/%
ORB 算法	(1)	132	114	86.4
	(2)	138	120	87.0
STORB 算法	(1)	98	90	91.8
	(2)	93	84	90.3

3.3　算法运行时间对比实验

为了验证 STORB 算法在运行速度方面的性能,随机统计 6 组实验中各算法运行时间进行对比试验,结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,STORB 算法的平均运行时间比文献[4]算法快了 68.1 ms,比文献[5]算法快了 65.2 ms,只比 ORB 算法慢了 7 ms,主要原因是 STORB 算法相比于文献[4]和文献[5]算法构建的多尺度空间更简洁,同时通过快速预筛选过滤了大量非特征点,节省了特征点检测时间,特征点的特征信息更准确节省了特征点描述子的生成时间。实验结果表明了 STORB 算法在实时性方面同样具有良好性能。

表 3　运行时间对比　　ms

序号	运行时间			
	ORB 算法	文献[4]算法	文献[5]算法	STORB 算法
1	25.9	102.3	95.2	31.1
2	22.3	96.1	96.9	27.2
3	26.3	111.6	93.4	34.3
4	21.6	92.3	98.3	29.6
5	24.2	96.8	95.9	30.3
6	23.3	95.1	97.0	32.6
均值	23.9	99.0	96.1	30.9

4　结论

针对 ORB 算法不具有尺度不变性的不足,结合多尺度 Shi-Tomasi 算法对传统 ORB 算法进行改进,实验结果表明,所提出的 STORB 算法有效弥补了 ORB 算法不具有尺度不变性的缺陷,显著提高了匹配正确率。在拥有优良的尺度不变性与匹配正确率的同时还保留了传统 ORB 算法的旋转不变性和实时性,具有一定的实用性。

参　考　文　献

[1]David G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.

[2]Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding,2007,110(3):346-359.

[3]刘伟, 钱莉. 基于 OpenCV 环境的 SIFT、SURF、ORB 算法比较分析[J]. 化工自动化及仪表, 2018, 45(9): 714-716,721.

[4]马丹, 赖惠成. 改进 ORB 算法的特征点匹配[J]. 计算机仿真, 2018, 35(10): 274-278.

[5]荣桂兰, 许钢, 刑广鑫,等. 融合 SIFT-ORB-MRANSAC 的特征点匹配算法研究[J]. 新余学院学报,2019,24(1):33-37.

[6]柴江龙,樊彦国,王斌,等. 尺度及主方向改正的 ORB 特征匹配算法[J]. 计算机工程与应用,2019,55(13):178-185.

[7]张聪, 李凡平, 柱国. 一种基于 Shi-Tomasi 角点匹配和多分辨率融合的图像拼接方法:中国, CN109919886A[P]. 2019-06-21.

[8]戴雪梅, 郎朗, 陈孟元. 基于改进 ORB 的图像特征点匹配研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 233-240.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

[9]黄远征，尹春丽，刘波，等. 基于改进的快速Shi-Tomasi特征点检测算法的图像拼接算法[J]. 机械设计与研究，2018，34(4)：70-73.

[10]涂梅林，郭太良，林志贤. 基于ORB特征的改进RANSAC匹配点提纯算法[J]. 有线电视技术，2018(8)：18-22.

Research on Feature Point Matching Based on Improved ORB Algorithm

Zhou Han[1]， **Ma Zengqiang**[1,2]， **Xu Dandan**[1]， **Qian Rongwei**[1]

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;
2. State Key Laboratory of Mechanical Behavior and System Safety of
Traffic Engineering Structures, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the defect that ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) algorithm does not have scale invariance; an improved ORB algorithm was proposed by combining multi-scale Shi-Tomasi algorithm: STORB (Shi-Tomasi-ORB) algorithm. Firstly, the Shi-Tomasi feature points were detected by fast pre-screening in multi-scale space. Then, the ORB algorithm was used to generate feature point descriptors with direction information and scale information. Finally, the Hamming distance was used to match and combine feature points. The random sampling consistency (RANSAC) algorithm optimized the matching results to achieve accurate image matching. The experimental results show that the STORB algorithm not only preserves the excellent rotation invariance and real-time performance of the ORB algorithm, but also achieves a correct rate of 95.8% when the image scale changes, which is 65.2% higher than the ORB algorithm.

Key words: image matching; ORB algorithm; scale invariance; matching accuracy

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net