

文章编号: 2095-2163(2020)07-0023-06

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

# 改进特征匹配策略的感兴趣区域三维重建

郝本利, 张龙波, 王雷, 常春红, 邢艺馨

(山东理工大学 计算机科学与技术学院, 山东 淄博 255000)

**摘要:** 为了加快获取图像特征点用于三维重建, 提高特征匹配的质量, 本文提出了一种改进的检测匹配策略。首先, 依据 mask 对原图进行匹配裁剪, 增加感兴趣区域比重, 通过下采样得到低分辨率图像, 对图像进行快速匹配, 降低图像匹配耗时; 其次, 对得到的匹配点对依据感兴趣区域进行筛选, 通过 GMS、RANSAC 加强去误匹配鲁棒性。通过公开数据集进行仿真实验, 结果显示, 改进策略后图片的感兴趣区域特征点有增加, 点云模型的感兴趣区域三维点个数有增加。

**关键词:** 三维重建; 感兴趣区域; 快速匹配; 下采样; 去误匹配

## Improved feature matching strategy for ROI 3D reconstruction

HAO Benli, ZHANG Longbo, WANG Lei, CHANG Chunhong, XING Yixin

(College of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo Shandong 255000, China)

**[Abstract]** In order to speed up the acquisition of image feature points for 3D reconstruction and improve the quality of feature matching, an improved detection and matching strategy is proposed. Firstly, the original image is matched and cropped according to mask to increase the proportion of regions of interest. Then the low-resolution image is obtained through down sampling to quickly match the image and reduce the time-consuming of image matching. Secondly, the matching points are filtered according to the regions of interest, and then GMS and RANSAC are used to enhance the robustness of error elimination matching. The results show that after the improved strategy, the number of feature points in the region of interest of the image increase, and the number of three-dimensional points in the region of interest of the point cloud model increase.

**[Key words]** 3D reconstruction; Region of interest; Quick matching; Down sampling; Remove mismatching

## 0 引言

随着科学技术的发展和水平的提高, 人类对客观世界的探索欲望与感知要求也越来越高, 三维特征信息是物体的一个重要特征, 物体的三维重建可以带来更真实、更客观的感受, 单目序列图像的三维重建有其独特的优点, 在众多领域有着广泛的应用<sup>[1]</sup>, 如医学、室内场景重建、VR\AR(虚拟现实)、安防监控、古建筑修复与重建。单目序列图像的三维重建与实时三维重建是目前的发展趋势, 基于单目序列图像的三维重建已经成为计算机视觉领域的重要研究方向, 但其在实际应用方面的灵活性与便捷性有待提高。一些学者在三维重建过程中运用深度学习的方法, 在一定程度上实现了三维重建方法的多样性与灵活性。端到端的方法, 改进了三维重建与材料识别、分割的实时性问题<sup>[2]</sup>; 用点云来做单张 RGB 图像的三维重建<sup>[3]</sup>; 用三角网格来做单张 RGB 图像的三维重建<sup>[4]</sup>; 占用网络, 成为三维

重建深度学习方法中的一个新代表<sup>[5]</sup>; 在基于单幅图像的物体三维重建领域的研究进展及具体应用<sup>[6]</sup>, 但目前基于深度学习的三维重建局限还是很大的, Maxim Tatarchenko 等学者认为, 目前表现最好的深度学习算法实际上学习到的是图像分类, 而非图像重建<sup>[7]</sup>。相比传统算法不具有普遍解决问题的能力。

本文基于传统三维重建算法中图像匹配进行改进, 提出了一种改进的特征匹配策略, 通过感兴趣区域筛选, 为每张图片设置一个感兴趣区域 mask, 依据 mask 对图片进行匹配裁剪, 提高待重建目标在图片中所占的比重, 通过下采样得到原图的低分辨率图像, 对低分辨率图像进行匹配, 快速得到拟合度较高的图像对, 再对快速匹配成功的匹配对原图进行特征点匹配, 通过 mask 筛选掉无用特征点对, 并对匹配点对进行去误匹配, 得到鲁棒性较高的匹配点对, 进而进行三维重建。所提出的匹配策略能实现

**基金项目:** 国家自然科学基金(61502282); 山东省自然科学基金(ZR2015FQ005); 山东省高等学校科技计划项目(J18KA362)。

**作者简介:** 郝本利(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉; 张龙波(1968-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 模式识别与数据挖掘; 王雷(1984), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 图像处理与模式识别; 常春红(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉; 邢艺馨(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉。

**通讯作者:** 张龙波 Email: zhanglb@sdu.edu.cn

收稿日期: 2020-04-08

图片感兴趣区域特征点的增加,非感兴趣区域特征点的减少,有效加快重建速度并提高重建质量。

## 1 三维重建

物体三维模型的获取是计算机视觉的一个重要研究领域,序列图像的三维重建包括多个环节,其中特征点检测与匹配是一个重要环节,关乎重建质量。通过 SFM、MVS 等方法获取三维点云,通过 SFM 获取相机参数,稠密多视角重建获取精细的三维点云,通过面重建方法得到目标物体的三维模型,并为目标三维模型添加纹理。其主要流程如图 1 所示。



图 1 三维重建流程

Fig. 1 3D reconstruction workflow

特征点对是稀疏点云重建环节的重要输入参数,因此特征匹配质量高低的重要性不言而喻,SIFT、SURF、ORB、A-KAZE 是较成熟的特征检测方法。Harris 特征检测是一个较早的特征检测方法,它能有效检测局部差异性,如果纹理缺乏角点特征,那么检测效果会很不理想,并且它不具有尺度不变性;LINDERBERG 提出 LoG 边缘检测算子,对图像进行高斯滤波,之后进行拉普拉斯运算,相比 Harris 角点检测,检测效果提升,但计算量变大;LOWE 提出 SIFT 算法,算法具有尺度不变性、旋转不变性,受到广泛研究、应用及改进。SIFT、SURF、ORB、A-KAZE 各自特点见表 1。

表 1 不同特征点检测方法对比

Tab. 1 Comparison of different feature matching method

	SIFT	SURF	ORB	A-KAZE
尺度不变性	具有	具有	具有	具有
旋转不变性	具有	具有	具有	具有
检测方法	DoG	Hessian	Fast	Hessian

在图像获取时,应该注意拍摄环境与相机焦距等问题,尽量保持拍摄环境、相机焦距的一致性。将得到的单目序列图像进行特征点检测与匹配,通过 SFM 方法得到稀疏的三维点云,通过 MVS 等方法得

到稠密三维点云。对三维点云进行面重建,得到完整的表面。基于图像三维重建的主要方法包括 SFM 方法、MVS 方法、Poisson 面重建等。SFM 方法主要通过 4 个步骤来实现:特征提取、特征匹配、路径生成和增量重建。其中,增量重建需要在初始化摄像机对的引导下进行。为了避免配置错误,相机对需要是确定的。一个较优的摄像机对,会有很多对匹配和很多视差,如果两个摄像机之间的距离太小就会导致三角剖分的结果不稳定,导致三维点集的鲁棒性降低。通过 SFM 方法得到的图像是重叠的,一般采用聚类多视图立体算法对图像进行分类,用来减少数据量,从而提高密集匹配的效率,基于多视角立体视觉进行匹配、展开和滤波,完成最终的稠密匹配,生成稠密点云。为了使重建表面更加光滑,一般采用 Poisson 表面重建方法 PSR (Poisson Surface Reconstruction), PSR 的重建结果对噪声有较高的鲁棒性。基于 Poisson 方程进行面重建的算法主要包括以下步骤:用法向量信息对输入的点云信息进行预处理;全局问题的离散化;离散子数据的求解;等效曲面的提取以及后期的优化。在三维曲面重建算法中,Poisson 面重建算法保留了全局和局部的特征,综合了全局法和局部法的优点,得到的重建模型具有密闭性特性,有良好的几何表面特征和细节特征。利用隐式拟合方法,通过求解 Poisson 方程,得到由点云模型描述的曲面信息表示的隐式方程。通过对方程等值面的提取,得到信息丰富的三维曲面模型。Poisson 面重建方法的主要流程:

(1) 定义一个八叉树,用于存储点集,八叉树依据采样点集的位置定义,然后将八叉树细分为深度为  $D$  的叶节点;

(2) 定义空间函数  $F$ ,包括八叉树的每个节点,所有节点函数  $F$  与向量场  $V$  的线性关系,基函数  $F$  采用盒滤波  $n$  维卷积;

(3) 建立向量场,在统一的采样条件下,假设采样区域是不变的,用向量场  $V$  估计指标函数的梯度,采用三次样条插值;

(4) 采用拉普拉斯矩阵迭代法求解泊松方程;

(5) 设定阈值来获得等效曲面。首先估计采样点的位置,利用采样点位置的平均值提取等值面,再利用移动立方体算法得到等值面,最终得到重构曲面。

## 2 改进的特征点检测与图像匹配策略

### 2.1 改进的特征点检测

本文针对检测大分辨率图像特征点耗时高这一

问题,提出了一种基于感兴趣区域的裁剪方法。首先,为每张图片划分感兴趣区域,之后基于感兴趣区域对图片进行裁剪,这样就有效减少了图像的分辨率,同时增加了待重建物体在图像中所占区域的比重;其次,通过快速匹配方法,对得到的低分辨率图像进行快速匹配,待匹配成功后再对原图进行匹配,降低重建过程中的特征匹配耗时,在对原图进行特征匹配的过程中,依据感兴趣区域对特征点进行筛选,去掉非感兴趣区域特征点;最后,通过一种具有较高鲁棒性的去误匹配方法对匹配对进行去误匹配。通过改进三维重建中的特征匹配策略,有效减少了特征匹配过程的耗时,同时增加了感兴趣区域的特征点数量,从而提高了三维重建过程的速度与质量。

SIFT 算法具有旋转不变性、尺度不变性、对检测不同角度的图像具有一定程度的稳定性。SIFT 对高斯金字塔不同分辨率的图片进行匹配运算,算法的时间复杂度较高,对于高分辨率图像匹配速度不理想。通过对图片进行感兴趣区域裁剪,降低图片的尺度,从而减少特征检测的计算量。图片感兴趣区域裁剪如图 2 所示,为每张图片根据重建目标的位置设置一个感兴趣区域 mask,是一个黑白二值图像,为每张图片设置感兴趣区域得到 mask 集 MSet1,根据 MSet1 对原图片集 PSet 进行裁剪,裁剪 PSet 得到 PClip,修改 MSet1 尺度使其与 PSet 的尺度相对应,对 PClip 进行下采样之后进行快速匹配,得到匹配图像对 Pm,再对 Pm 对应的原图进行特征匹配,剔除掉非感兴趣区域特征点,得到点对 Km。对 Km 进行去误匹配得到 KGm,匹配点对 KGm 大部分为感兴趣区域的点对,非感兴趣区域的匹配点对较少。本文的算法流程如图 3 所示。

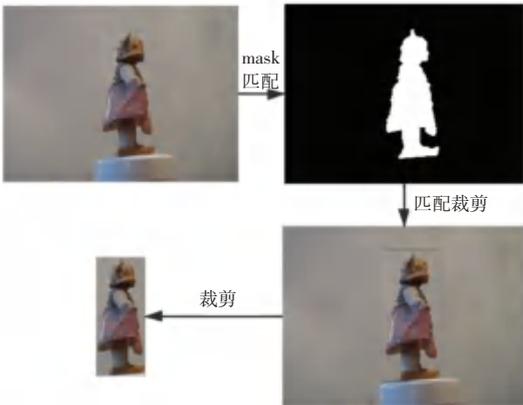


图 2 感兴趣区域裁剪  
Fig. 2 ROI clip

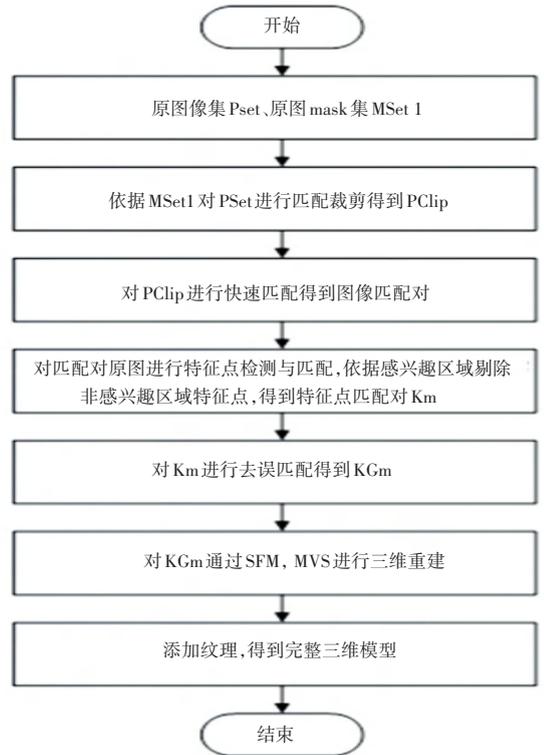


图 3 本文的算法流程

Fig. 3 Workflow of proposed method

## 2.2 快速匹配方法

特征匹配过程中要对图像进行迭代匹配, SIFT 对原图进行匹配, 具有较高的时间复杂度, 如果图片数量较多, 匹配会有较高耗时。一种基于下采样筛选的快速匹配方法, 有效降低了图像匹配的计算量<sup>[8-9]</sup>, 其大体思想如下: 因为低分辨率图像之间匹配速度比高分辨率图像之间匹配速度快, 通过有规则的降低图像的分辨率, 使需要处理的数据量变少, 从而获得提速效果。快速匹配方法首先获取原图的低分辨率图像, 利用低分辨率图像匹配耗时低的特点对低分辨率图像进行匹配, 若满足设定的阈值, 则认为匹配成功, 并对匹配对的原图进行特征匹配。在快速匹配过程中对图片进行指定倍数的下采样, 对一幅分辨率为  $M \times N$  的图像  $I$  进行  $n$  倍下采样, 则得到分辨率为  $M/n \times N/n$  的图像, 下采样方法是将原图  $n \times n$  区域进行均值滤波, 如式 (1) 所示:

$$R_k = \sum_{i \in \text{win}(k)} \frac{I_i}{n^2} \quad (1)$$

对于低分辨率图像基于欧式距离进行匹配, 假设  $p, q$  分别为图像  $A$  与图像  $B$  的特征点, 通过式 (2) 计算两者的欧氏距离, 利用式 (3) 进行最邻近搜索。

$$Dis = \arg \min_{q \in B} D(p, q), \quad (2)$$

$$D(p, q) = \|p - q\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}. \quad (3)$$

不同倍数下采样对应的图像尺寸见表2;快速匹配方法见表3。

表2 不同倍数下采样对应的图像尺寸

Tab. 2 Image size of different down sampling factor

下采样 倍数	分辨率			
	娃娃	纪念碑	大象	大卫
1	4 416 * 3 312	2 912 * 4 368	2 296 * 1 528	1 920 * 2 560
2	2 208 * 1 656	1 456 * 2 184	1 148 * 764	960 * 1 280
4	1 104 * 828	728 * 1 092	574 * 382	480 * 640
8	552 * 414	364 * 546	287 * 191	240 * 320

表3 快速匹配方法

Tab. 3 Quick matching method

1	输入图像集 $P$	$P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$
2	取 $n = 4$ 对图片进行下采样	$b_i = R_k(p_i, n)$
3	建立低分辨率图像集 $D$	$D = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$
4	迭代匹配低分辨率图像	$Matching\{b_i, b_j\}$
5	判断匹配对(阈值判断)	$IfTrue(Matching(b_i, b_j))$
6	匹配成功,记录匹配对	$Record[b_i, b_j]$
7	匹配失败,剔除匹配对	$Delete[b_i, b_j]$

## 2.3 去误匹配方法

基于GMS、RANSAC、最小二乘法的去误匹配方法,具有较高的鲁棒性;RANSAC算法通过迭代的方法选取最优模型,去误匹配首先迭代模型选择,测试数据找到更多的匹配模型,通过迭代方法找到最佳模型,利用最佳模型对数据进行处理;当模型的输入增加时,需要更多次迭代次数来得到更优的模型,导致算法时间复杂度急剧增加。GMS算法依据相邻特征关系筛选匹配点对,提升了去误匹配速度,但缺乏对检测区域有效的验证,因此精度不易保证。

GMS<sup>[10]</sup>是一种基于网格统计思想的匹配相关测试方法,其思想是:假设要匹配的图像是  $I_1$  和  $I_2$ ,其中  $P_1$  和  $P_2$  是一组正确匹配的图像对,理论上,  $P_1$  和  $P_2$  附近也应该具有一个置信度较高的匹配区域,假设图像  $I_1, I_2$  的分辨率为  $M \times N$ , 网格数目为  $Num = m_1 \times n_1, i_{k_1}, j_{k_2}$  分别表示  $I_1, I_2$  的第  $k_1, k_2$  个网格,算法流程如下:

- (1) 根据  $m_1, m_2$  对  $I_1, I_2$  进行网格划分,网格数目  $Num = m_1 \times m_2$ ;
- (2) 根据  $I_1$  中的网格  $i_{k_1}$ , 在  $I_2$  中寻找与  $i_{k_1}$  匹配对个数最多的网格,确定与  $i_{k_1}$  相匹配的网格  $j_{k_2}$ ;
- (3) 扩选  $i_{k_1}, j_{k_2}$  周围网格,根据所选区域计算匹配对数目  $S_{ij}$ , 计算小网格区域包含特征点数量的平

均值  $N_i$ ;

(4) 如果  $S_{ij}$  与  $n_i$  之间满足  $S_{ij} > T_i = a\sqrt{n_i}$ , 那么推定扩展区域中的匹配对是正确的匹配对, 否则认为该区域中的匹配对是错误的匹配点对;

(5) 重复(2)与(4),直到遍历完所有 num 个网格,得到去误后的匹配点对,GMS 与 RANSAC 在某些方面虽然具有相似性,但却是两种截然不同的方法,两者的差别包括:GMS 不能作为基于 RANSAC 的估计器来拟合模型;离群值依赖于模型,在概念上不等同于错误匹配对。在静态场景假设下的基于图像的重建问题中,如果一些正确的对应点落在运动对象中,会作为异常点被去除。通过 GMS 预筛选为 RANSAC 提供高质量的对应关系,从而提高整体性能。

所采用的去误匹配方法大致过程如下:通过 GMS 对匹配对进行预检验筛选,第一次筛选匹配对;此时已过滤掉一部分错误匹配对;对第一次筛选结果通过 RANSAC 方法再次去除误匹配,增加结果的鲁棒性,得到最佳匹配模型。经过 GMS 预筛选,RANSAC 处理的匹配对大幅减少,降低了 RANSAC 方法的耗时,并且正确匹配对所占比例得到提升。在相同条件下,相比单独使用 RANSAC 方法,所采用的去误匹配方法可有效提高匹配速度,得到鲁棒性较高的匹配对。

## 3 仿真实验结果

考虑到测试数据的完整性,为了验证匹配效果与三维重建效果,实验选取了4组公开数据集,见表4。采用的实验环境为: Intel(R) Core(TM) i5-8500 CPU 3.00GHz, 8GB 内存, Windows 10 操作系统。

表4 实验数据集

Tab. 4 Datasets of experiment

数据集	数量	分辨率	分辨率 ( $n = 4$ )
娃娃	81	4 416 * 3 312	1 104 * 828
纪念碑	32	2 912 * 4 368	728 * 1 092
大象	52	2 296 * 1 528	574 * 382
大卫	26	1 920 * 2 560	480 * 640

为了验证所提出的匹配策略,选取了4组数据集,分别与 SIFT、SURF 进行对比,实验中,特征匹配的阈值为 0.6, RANSAC 方法的迭代次数为 600 次。

表5表示快速匹配方法与 SIFT、SURF 在匹配速度方面的对比;表6、表7表示本文提出的匹配策略与 SIFT、SURF 匹配效果对比,结果表明本文的匹配策略得到的特征点数目、匹配对数目对比 SIFT、SURF 有提高;表8表示本文提出的匹配策略与

SIFT、SURF 在三维点云方面的对比, 结果表明本文 域拥有更多的三维点。  
提出的匹配策略对比 SIFT、SURF 在待重建目标区

表 5 快速匹配方法与 SIFT、SURF 算法耗时对比

Tab. 5 Time consuming comparison between quick match method and SIFT, SURF

测试图	分辨率	数量(/张)	图像匹配耗时/s		
			所提出的快速匹配算法	SIFT	SURF
娃娃	4 416 * 3 312	81	25.23	31.69	17.03
纪念碑	2 912 * 4 368	32	12.34	16.87	5.34
大象	2 296 * 1 528	52	15.71	19.31	7.63
大卫	1 920 * 2 560	26	13.88	15.28	5.71

表 6 本文的匹配策略与 SIFT 算法匹配效果对比

Tab. 6 Comparison between proposed feature match strategy and SIFT

测试图	娃娃		纪念碑		大象		大卫	
分辨率	4 416 * 3 312		2 912 * 4 368		2 296 * 1 528		1 920 * 2 560	
数量	81		32		52		26	
	所提出的方法	SIFT	所提出的方法	SIFT	所提出的方法	SIFT	所提出的方法	SIFT
特征点数目	2 523/2 315	2 146/2 103	3 657/3 371	3 180/2 897	2 433/2 537	2 371/2 385	1 143/1 324	1 032/1 129
匹配对数目	1 389	1 211	1 834	1 693	1 223	1 187	385	347
去误后匹配对数目	987	973	1 124	1 036	843	795	189	197

表 7 本文的匹配策略与 SURF 算法匹配效果对比

Tab. 7 Comparison between proposed feature match strategy and SURF

测试图	娃娃		纪念碑		大象		大卫	
分辨率	4 416 * 3 312		2 912 * 4 368		2 296 * 1 528		1 920 * 2 560	
数量	81		32		52		26	
	所提出的方法	SURF	所提出的方法	SURF	所提出的方法	SURF	所提出的方法	SURF
特征点数目	2 523/2 315	1 997/2 011	3 657/3 371	1 593/1 432	2 433/2 537	2 157/2 213	1 143/1 324	941/1 028
匹配对数目	1 389	1 233	1 834	765	1 223	1 423	385	351
去误后匹配对数目	987	897	1124	508	843	741	189	187

表 8 所提出的匹配策略与 SIFT、SURF 三维点云对比

Tab. 8 3D points comparison between proposed match strategy and SIFT, SURF

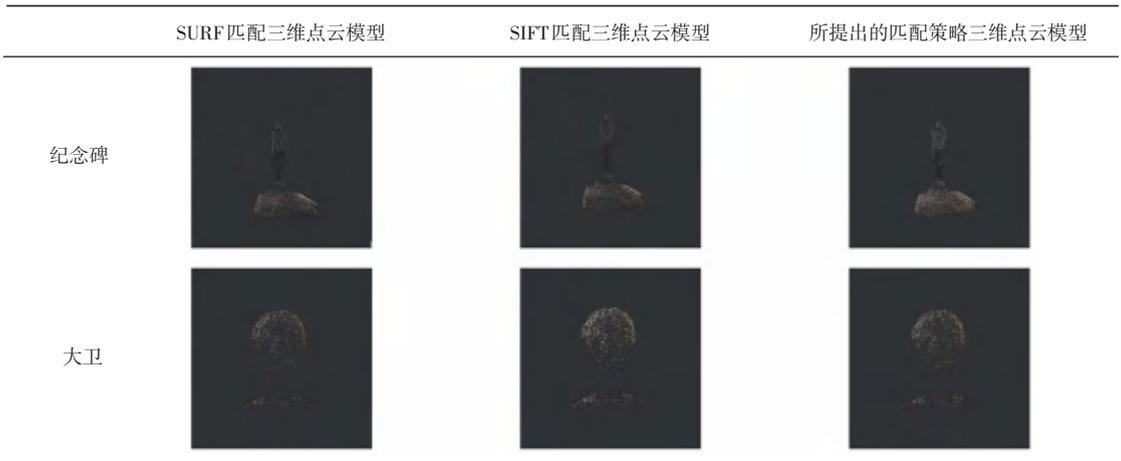


表9表示本文提出的匹配策略与SIFT、SURF在重建方面的总体对比。在重建耗时方面,本文提出的匹配策略对比SIFT、SURF在整体上有提升;在

重建质量方面,本文提出的匹配策略对比SIFT、SURF在ROI区域三维点的数量有增加。

表9 所提出的匹配策略与SIFT、SURF总体对比

Tab. 9 Overall Comparison between proposed feature match strategy and SIFT, SURF

	重建匹配策略	时间 (min)	三维点个数	ROI 三维点个数
娃娃	所提出的匹配策略	509	376 449	365 155
	SIFT 匹配	537	358 523	322 671
	SURF 匹配	497	322 671	290 415
纪念碑	所提出的匹配策略	677	483 361	435 025
	SIFT 匹配	689	487 016	398 957
	SURF 匹配	558	406 354	342 617
大卫	所提出的匹配策略	172	117 886	111 681
	SIFT 匹配	183	124 090	111 991
	SURF 匹配	167	116 753	109 371
大象	所提出的匹配策略	603	350 658	333 125
	SIFT 匹配	641	438 323	262 994
	SURF 匹配	617	355 671	249 844

#### 4 结束语

针对三维重建过程中,单目序列图像匹配的耗时问题,通过对图片感兴趣区域的感知,并对图像进行匹配裁剪,提高目标区域在图片中所占的比重;通过快速匹配方法,有效减少了匹配的计算量,结合去误匹配,有效提高了匹配结果的鲁棒性;本文提出的匹配策略有效提高了感兴趣区域特征点的数量,为重建过程提供了更优的特征点集;虽然该匹配策略达到了预期效果,但是在感兴趣区域的标注上需要耗费较多时间,未来可能会加入深度学习算法,实现感兴趣区域的自动标注。另外,针对表面无纹理、少纹理的物体,通过本文的策略得到的实验结果并不理想,未来会改进方法,提高表面无纹理、少纹理物体的特征匹配质量与三维重建质量。

#### 参考文献

- [1] JAVAD J, BAQERSAD, PEYMAN, et al. Photogrammetry and optical methods in structural dynamics—A review[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017.
- [2] ZHAO C, SUN L, STOLKIN R. A fully end-to-end deep learning approach for real-time simultaneous 3D reconstruction and material recognition[J]. 2017;75-82.
- [3] FAN H, SU H, GUIBAS L J. A point set generation network for

3d object reconstruction from a single image[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 605-613.

- [4] WANG N, ZHANG Y, LI Z, et al. Pixel2mesh: Generating 3d meshmodels from single rgb images [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 52-67.
- [5] MESCHEDER L, OECHSLE M, NIEMEYER M, et al. Occupancy networks: Learning 3d reconstruction in function space [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 4460-4470.
- [6] 陈加,张玉麒,宋鹏,等. 深度学习在基于单幅图像的物体三维重建中的应用[J]. 自动化学报,2019,45(4):657-668.
- [7] TATARCHENKO M, RICHTER S R, RANFTL R, et al. What do single-view 3d reconstruction networks learn? [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 3405-3414.
- [8] CHEN X, WU Q, WANG S. Research on 3D reconstruction based on multiple views [C]//2018 13th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE). IEEE, 2018: 1-5.
- [9] 吴越,李胜旺,白宇. 用于三维重建的改进特征匹配策略[J]. 河北科技大学学报,2019,40(5):423-430.
- [10] BIAN J, LIN W, MATSUSHITA Y, et al. GMS: Grid-Based Motion Sotion Statistics for Fast, Ultra-Robust-Feature Correspondence[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, 2017, 2828-2837.