

文章编号 1004-924X(2018)07-1774-10

基于学习不变特征变换的兵马俑图像分区匹配

冯 筠, 延瑜瑜, 赵 妍, 肖 方, 刘晓宁*
(西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127)

摘要:针对兵马俑图像三维重建时特征误匹配率较高、效率较低的问题,提出了一种基于两视图兵马俑图像的特征分区匹配方案。该方案在兵马俑图像上,首先利用学习不变特征变换(Learned Invariant Feature Transform, LIFT)方法提取整幅兵马俑图像的特征;接着利用提出的基于先验知识的特征点分布曲线分割方法确定兵马俑头部分割线位置,根据头部分割线将提取的特征分为头部特征和躯干特征;最终采用欧式距离进行分区特征匹配,对于匹配结果集合使用随机抽样一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)滤除误匹配点集。实验结果表明:在兵马俑图像特征提取及匹配中该方案的正确匹配率可以达到 98%,相比于 SIFT 和 SURF 方法正确匹配率提高了 20%左右,特征点的可重复率提高了 10%左右,同时将 RANSAC 的迭代时间降低了 50%,而且在尺度、光照、角度发生变换时具有较好的鲁棒性。因此本文提出的方案能够很好地实现特征点的正确匹配,在兵马俑的三维重建中具有很高的使用价值。

关键词:兵马俑;特征提取;特征匹配;LIFT;RANSAC

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182607.1774

A terracotta image partition matching method based on learned invariant feature transform

FENG Jun, YAN Yu-yu, ZHAO Yan, XIAO Fang, LIU Xiao-ning*

(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

* Corresponding author, E-mail: xnliu@nwu.edu.cn

Abstract: A novel feature partition matching scheme for two-view Terracotta warrior images was presented to address the problem of high false matching rate and low feature matching efficiency during 3D reconstruction in this paper. The new scheme was as follows: First, the features of the complete Terracotta warriors image were extracted using the learned invariant feature transform (LIFT) method. Second, the position of the dividing line on the head of the image of the warrior was determined by applying the proposed prior knowledge-based feature point distribution curve, and the extracted features were then divided into head and torso features based on the dividing line. Third, the Euclidean distance was used to perform the regional feature matching, and the random sample consensus (RANSAC) algorithm was subsequently used to filter out the mismatched point set from the matched result set. Experimental results show that in the terracotta image feature extraction and matching, the correct matching rate of the new scheme can reach 98%; the correct matching rate is increased by approximately 20% compared with those of the SIFT and SURF methods, and the repeat

收稿日期:2017-11-27;修订日期:2018-01-24.

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(No. 61602380)

rate of the feature points is increased by 10% while the iteration time of RANSAC is decreased by 50%. The new scheme also has better robustness when scale, illumination, and angle are changed in the images. Therefore, the proposed scheme can achieve correct matching of the feature points with sufficient accuracy and has applications in the robust 3D reconstruction of the Terracotta warrior images.

Key words: Terracotta Warriors; feature extraction; feature matching; LIFT; RANSAC

1 引言

随着计算机视觉研究的不断深入,三维重建技术成为兵马俑数字化保护的有力工具。兵马俑三维建模后生成的较高精度数字化兵马俑三维模型可以有效地为兵马俑的修缮和恢复提供重要的数据和模型支持,进而完善兵马俑文物遗产的保护工作^[1]。最常用的兵马俑数字化保护方法有两种:其一,使用三维扫描设备获取,如2016年彭勇等研究了三维扫描技术在石质文物保护上的应用^[2]。这类方法使用的设备包括:深度扫描设备、三维相机、激光扫描仪等。然而,这些设备虽具有较高的精度,但通常都十分昂贵,不便于携带,并且需要专业人员来操作,因此并不具备良好的普及性。更严重的是采用这些设备扫描兵马俑可能会对兵马俑造成二次毁坏;其二,随着计算机视觉的发展,基于多角度图像的三维重建方法逐步趋于成熟。该方法只需要获取目标的照片,便可恢复出该目标的三维模型;具有简单快捷、方便普及的特点。重建步骤中,不同角度的兵马俑图像匹配是三维重建的基础,其准确率将直接影响模型重建的精度。本文主要研究多角度图像三维重建中的图像匹配问题。

兵马俑图像匹配是指在不同时间、不同成像条件下,通过一定的匹配算法在两幅或者多幅不同角度的兵马俑图像之间识别特征点,从而建立特征点集合的几何对应关系的过程^[3]。目前,图像匹配算法主要有基于灰度相关和基于局部不变特征两类。由于兵马俑图像灰度相差较小,基于灰度的匹配算法在兵马俑图像上几乎失效,此外该类算法不适用于旋转、尺度缩放等情况。而基于局部不变特征的算法对多种图像变换具有较好的适应性,因此逐渐成为研究热点。很多学者也相继提出了基于特征的特征点匹配算法,如Harris算法、SURF算法等^[4-8]。但目前针对兵马俑图像配

准及三维重建方面的相关文献很少,主要原因是兵马俑图像,它们结构复杂,不仅表面具有丰富的纹理信息,而且很多特征点间具有相似性,这使得使用传统特征点匹配方法可能会产生较多错误匹配。现阶段对兵马俑图像的匹配方法仍采用传统的SIFT、SURF等方法^[9-11],这些方法在自然图像上适应性较强,但是应用在兵马俑图像上仍存在着特征点可重复率较低、特征匹配时存在大量误匹配点集的问题,从而导致正确匹配率不高的问题。

综上所述,在特征提取中,兵马俑头部区域提取的特征点较少,以及直接利用提取的两视图兵马俑特征点进行匹配时,需要对所有特征点进行搜索,不仅导致匹配时间较长,而且特征点匹配正确率较低。本文重点研究了兵马俑自身特有的铸造结构,将兵马俑分为头部、躯干两部分。文献表明^[12],兵马俑的头部、手脚、躯干等连接部分都有明显的粘连痕迹。有史书记载,兵马俑是由人工分段制作完成头部、四肢和躯干后烧铸的,部件间由灰浆填充连接,并不是一体成型。因此,针对上述兵马俑分段制作的特性,本文首次提出在兵马俑图像匹配中先确定兵马俑头部分割线,然后根据分割线的位置进行分区匹配以提高匹配效率。接着,本文提出了一种新的基于兵马俑图像的特征提取和匹配方案。首先,对于输入的不同角度兵马俑图像利用学习不变特征变换(Learned Invariant Feature Transform, LIFT)^[13]方法进行特征提取,通过确定兵马俑头部分割线,对提取的特征进行分区;然后在特征空间利用基于欧式距离的方法进行特征匹配。接着利用最近邻与次近邻的比值获取输入图像与参考图像相匹配的特征点坐标;最后采用RANSAC滤除误匹配。为了验证该方案的鲁棒性,针对不同种类的兵马俑图像进行实验,如将军俑、跪射俑等。实验结果表明,与SURF匹配算法相比,本文提出的兵马俑图像特征分区匹配方案可以有效提高兵马俑图像匹配的准确率、较大程度上减少了错误匹配点集,

同时减少了匹配时间,使兵马俑图像的视觉匹配效果更好。

2 学习不变特征变换的兵马俑图像配准

2.1 基于学习不变特征变换的兵马俑图像配准流程

本文将学习不变特征变换(Learned Invariant Feature Transform, LIFT)提取特征的方法应用到兵马俑图像的配准上,在此基础上提出了一种有较高匹配率和鲁棒性更好的兵马俑图像匹配方案。算法流程如图 1 所示。

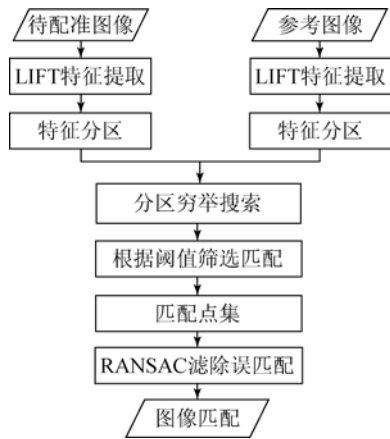


图 1 兵马俑图像匹配方法流程图

Fig.1 Flow chart of Terracotta Warrior matching method

在兵马俑图像匹配方法的实现过程中,首先输入两视图的兵马俑图像,利用 LIFT 特征提取方法分别提取输入图像的特征。其次对输入的两幅图像分别寻找其头部分割线,根据分割线的位

置将提取的特征进行分区,然后采用穷举搜索方法对分区特征进行搜索匹配,在匹配过程中采用最近距离与次近距离之比初步筛选匹配特征点集,最后利用 RANSAC 滤除误匹配得到精配准点集。其中,兵马俑图像特征提取,确定兵马俑头部分割线及特征匹配是算法的核心。

2.2 基于 LIFT 的兵马俑图像特征点提取

深度卷积网络^[14]是一种前馈神经网络,其特点是权值共享网络结构和图像的局部感知。通过对大量数据的训练学习,该方法能够获得对平移、缩放和旋转具有不变性的观测数据的显著特征。LIFT 是一种全新的深度卷积网络,它将特征检测、方向评估、描述子计算 3 个特征提取重要的步骤融合在一起进行学习,并且给出了特定的训练方法,保持了端到端可区分性的特征提取方法。本文利用 LIFT 方法提取兵马俑图像特征,其主要流程如图 2 所示。

基于 LIFT 的兵马俑图像特征点提取需要对输入的兵马俑图像构建尺度空间,之后利用训练好的特征检测卷积神经网络来计算出分数映射金字塔,并采用非极大值抑制的方法筛选出特征点。在方向评估时选择更小的块作为输入,同样利用训练好的方向评估卷积神经网络来评估特征点的方向。最后利用训练好的特征描述子卷积神经网络提取出 128 维的特征描述符。在使用 LIFT 提取特征的方法中 3 个不同卷积神经网络都不需要重新训练,本文在提取兵马俑图像特征过程中设置初始特征点个数最大值为 1 000,兵马俑图像大小为 2 400×3 200,耗费时间少于 SIFT,与 SURF 特征提取方法所需时间相持平。

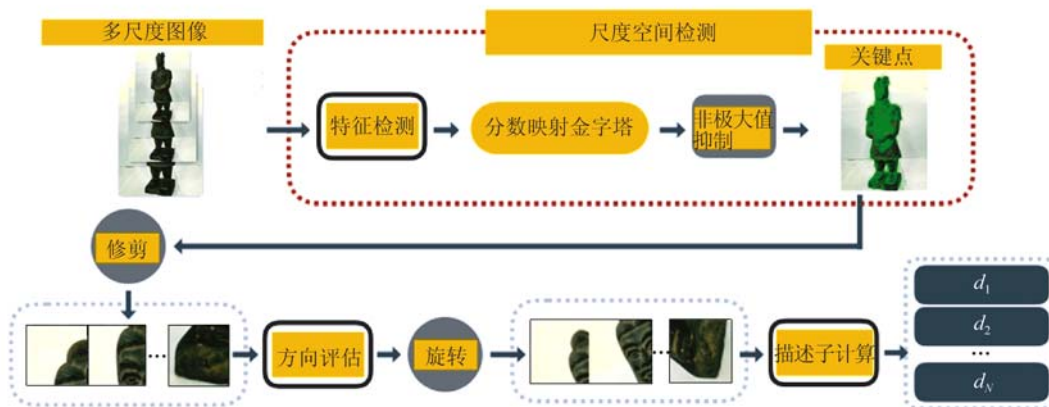


图 2 LIFT 特征提取流程

Fig.2 Process of LIFT feature extraction

2.3 基于先验知识的特征点分布曲线分割方法

由于 SIFT、SURF 匹配算法搜索的有效特征点为分布在重叠区域的特征点,因此传统的匹配算法对图像区域进行全面搜索的策略增加了算法的运行时间,同时也使得匹配错误率增加^[15]。因此使用上述方法进行兵马俑图像匹配时,通常会将兵马俑头部的特征点误匹配到脚部特征点。除此之外,结合兵马俑身体结构的铸造特性即兵马俑头部特征众多^[16],如脸型(包括国字型、目字型、由字型等)、胡须(小胡子、大胡子、一字胡微上翘等)以及兵马俑头部和四肢躯干部分分段铸造后粘连在一起的等特性,对兵马俑头部进行分区是非常必要的。

因此,本文提出了对兵马俑图像确定头部分割线后进行分区匹配,即头部匹配、躯干四肢匹配两部分。兵马俑图像分区匹配的主要流程如下:(1)对输入的兵马俑图像进行二值化处理,并用生成的圆形结构元素对二值化的兵马俑图像进行数

学形态上的腐蚀,腐蚀前和腐蚀后结构如图3(a)、3(b)所示;(2)利用一个扫描函数从上到下对兵马俑图像进行扫描,并统计出每一行扫描线上特征点的个数,画出整幅图的特征点个数分布曲线;(3)为了更好的找到分割头部的的位置,本文对上述曲线进行平滑处理,平滑前后结果如图3(c)所示,经过加入相关的人体先验知识,可以知道图3(c)中出现的第一个波谷为兵马俑头部发髻出现的位置,而第二个波谷即为本文要找的头部分割线的位置;(4)为了方便找出图3(c)中的波谷,本文使用 MATLAB 中计算波峰函数来计算要求的波谷位置,所以需要将图3(c)图像进行反转,结果如图3(d)所示,求出图3(d)中的波峰即为3(c)中的波谷。同时图3(d)中第1个波峰位置处即为兵马俑头部发髻位置,而第2个波峰出现的位置即为兵马俑头部和躯干的分割线,即本文将第2个波峰的位置视为分割兵马俑头部的的位置。

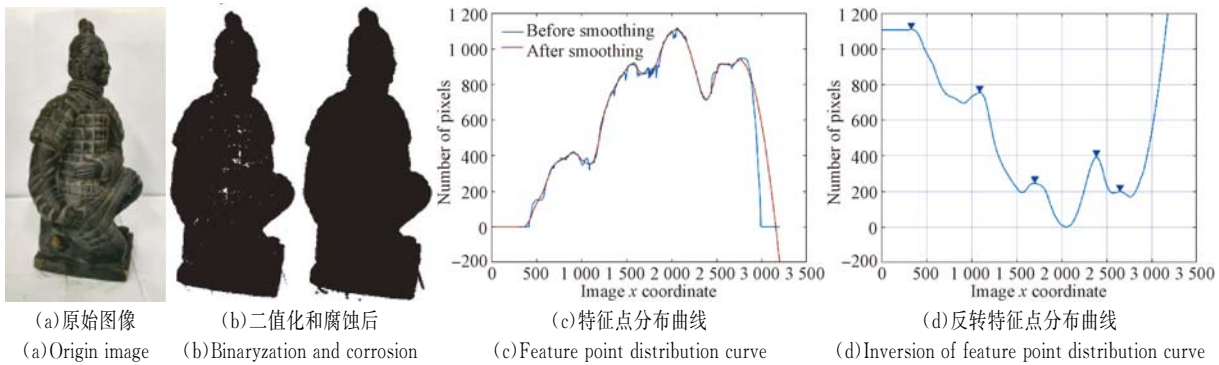


图 3 兵马俑头部分割方法

Fig. 3 Method of determining the head position of Terracotta Warriors

2.4 兵马俑图像分区特征匹配

根据兵马俑图像头部分割线的位置,把 LIFT 提取的兵马俑图像特征点分为头部区域和躯干区域两部分,之后将分割后的两部分图像特征点分别进行基于欧式距离的两视图特征点匹配^[17-19]。基于欧式距离的兵马俑两视图特征点匹配是通过计算特征向量之间的欧式距离来实现。若位于两幅视图上的两个特征点对应的特征描述子向量之间的欧式距离小于一定阈值则认为这两个点特征对应于同一场景点,即作为一对匹配点对。记两个视图为 V_1, V_2 , 每个视图中检测到的特征描述子集合为 $F(V_i) = \{d_1^{V_i}, d_2^{V_i}, \dots, d_{N_i}^{V_i} \mid i=1, 2\}$, 其中: $d_N^{V_i}$ 为第 i 个视图的第 N 个特征

点的描述子。对于视图 V_1 和 V_2 , 基于欧式距离的两视图特征匹配方法如下。

首先对每个 $d_k^{V_1} \in F(V_1)$, 在 $F(V_2)$ 中搜索它的最近邻 $l^{*(1)}$:

$$l^{*(1)} = \arg \min_{1 \leq i \leq N_2} \| d_k^{V_1} - d_i^{V_2} \|_2, \quad (1)$$

以及次近邻:

$$l^{*(2)} = \arg \min_{1 \leq i \leq N_2, i \neq l^{*(1)}} \| d_k^{V_1} - d_i^{V_2} \|_2. \quad (2)$$

公式(1)和公式(2)采用的距离计算方法都是欧式距离,所得到的每个向量 l^* 均为 128 维。由于最近邻匹配方法得到的匹配点集存在错误的匹配点集,因此,需要进一步采用距离比测试筛选出候选匹配。对于任意 $d_k^{V_i} \in F(V_i)$, 可以用最近邻

搜索获得最近邻 $l^{*(1)}$ 和次近邻 $l^{*(2)}$, 计算比值 R :

$$R = \| d_k^{Y_1} - d_{l^{*(1)}}^{Y_1} \|_2 / \| d_k^{Y_1} - d_{l^{*(2)}}^{Y_1} \|_2. \quad (3)$$

当 R 小于指定的阈值 δ 时, 则 V_1 中的第 k 个特征点与 V_2 中的第 $l^{*(1)}$ 个特征点为候选匹配。否则舍弃 V_1 中的第 k 个特征点。

3 实验结果与分析

3.1 兵马俑图像数据集及实验环境

本文实验环境为: Inter i5-3210M CPU @ 2.5 GHz, NVIDIA TITAN Xp Pascal * 1, MATLAB2016a, 内存大小 16 G, LIFT 特征提取的框架为 Theano + Lasagne。本文对 10 个不同的兵马俑每隔 15° 进行拍摄, 共计 240 张照片, 图 4 展示了其中部分。为了验证提出的兵马俑分区匹配方案的有效性, 对于输入的多组兵马俑图像, 本文首先验证了兵马俑图像区域分块的可行性; 其次验证了本文所提出方案的鲁棒性; 最后对比了传统的 SURF 特征提取方法与 LIFT 特征提取方法的匹配性能。

本文实验采用的评价准则主要包括:

(1) 可重复率 (Repeatability)^[20], 评价特征检测算法; 可重复率是指在两幅兵马俑图像上检测到的对应特征数的比率。可重复率越高, 说明特征检测算法越稳定越好;

(2) 兵马俑图像特征点正确匹配率, 评价描述子的性能;

(3) 匹配的时间代价, 比较特征匹配的速度;

(4) 兵马俑图像特征匹配实例, 主观比较匹配性能。



图 4 部分兵马俑数据展示图

Fig. 4 Examples of Terracotta Warriors

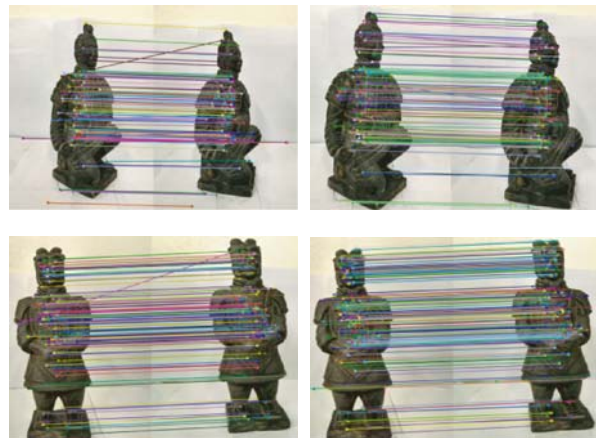
3.2 兵马俑图像分区前后匹配效率对比实验

为证明兵马俑图像分区匹配的有效性, 本文对 5 个仿真的兵马俑雕塑每隔 15° 拍摄不同角度的照片 24 张, 共计 120 张图像。对输入不同角度的兵马俑图像和参考图像进行 LIFT 特征提取, 并且按照文中提出的确定头部分割线方法, 将提取出的特征进行分区, 实验结果如图 5 所示。分区前后匹配时间以及匹配准确率对比结果如表 1 所示。图 6 展示了分区前后的跪射俑和将军俑的匹配效果图。



图 5 对不同角度的兵马俑寻找头部分割线

Fig. 5 Determine the headline on different angles of the Terracotta Warriors



(a) 分区前

(b) 分区后

(a) Before partitioning

(b) After partitioning

图 6 分区前与分区后匹配效果图

Fig. 6 Match effect before and after partitioning

图 6 可以看出跪射俑分区前后的匹配效果, 从图中可以清楚地看到分区后误匹配对明显减少, 尤其是分区前存在一个较明显的错误匹配点对, 而分区后减少了较明显的错误匹配点对。同时可以看到将军俑分区后特征匹配线更加稠密, 尤其是其头部区域特征匹配线增多, 进一步说明了分区的有效性。从表 1 中可以得知, 在分区前的兵马俑图像特征点平均匹配时间略高于分区后, 在分区前搜索匹配的范较广, 耗费时间较长。分区后的匹配时间大

大降低,加上分区占用的时间,总体来说,分区后兵马俑图像特征点的匹配时间降低了 10 ms 左右。随着兵马俑图像特征点数目的增多,分区后匹配时

间与分区前的匹配时间相比耗时更短。而且分区前后的正确匹配率差异较为明显,分区后的匹配准确率比分区前提升了 10%左右。

表 1 分区前后匹配时间以及匹配准确率对比结果

Tab.1 Comparison of matching time and accuracy before and after partitioning

5 个不同兵马俑 (24 对/个)	总匹配特征 点对数	分区前正确匹配 特征点对数	分区后正确匹配 特征点对数	分区前平均 匹配时间/ms	分区后平均匹配时间 +分区时间/ms	分区前正确 匹配率	分区后正确 匹配率
A	150	123	142	78.304	73.539	0.820	0.946
B	180	155	173	83.328	75.674	0.861	0.961
C	210	158	205	85.201	76.241	0.752	0.976
D	240	219	234	88.411	79.212	0.912	0.975
E	270	243	266	91.844	80.809	0.900	0.985

3.3 兵马俑图像分区匹配方法鲁棒性验证

由于拍摄兵马俑图像的过程中,会经常发生旋转、尺度、光照变换等情况,针对上述情况进行实验来验证本文提出的方法的鲁棒性,如图 8 所示。实验中,本文随机选取了不同旋转角度、不同尺度和不同光照下的 5 对兵马俑图像进行鲁棒性验证,其中计算了特征点的可重复率来验证提取特征的鲁棒性以及特征描述子性能,并且通过计算正确匹配率来与传统的 SIFT、SURF 方法进行对比。从表 2 可以看出,本文特征提取方法与 SIFT、SURF 方法相比特征点可重复率有一定程度的提高,而且兵马俑图像正确匹配率提高了 20%左右,从而进一步验证了该方法较强的鲁棒性。图 7(a),(b),(c)和(d)中通过基于视觉对比的方法可知本文算法在不同的角度、不同尺度,以及不同光照等情况下,特征匹配效果均比较均匀,证明了该算法的稳定性。

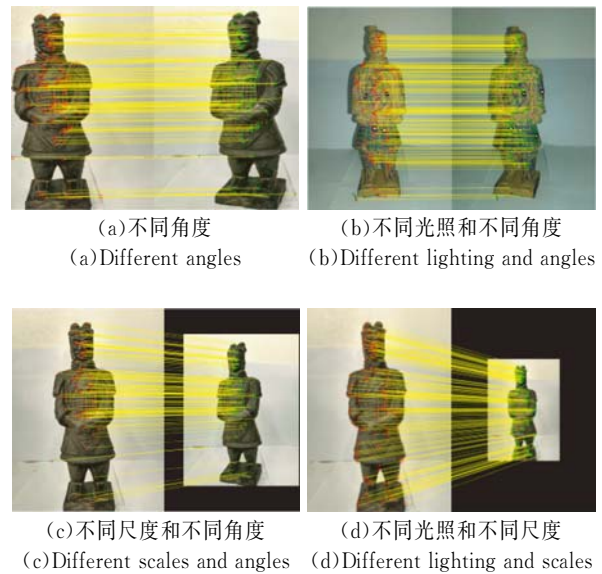


图 7 部分兵马俑匹配对效果图

Fig. 7 Match effect for the Terracotta Warriors

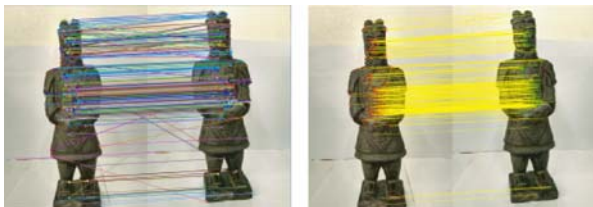
表 2 本文方法与 SIFT、SURF 方法特征点可重复率和正确匹配率对比

Tab.2 Comparison of repeatability and correct match rate for the proposed method and SIFT and SURF

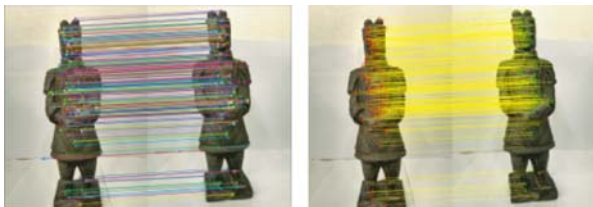
5 对兵马俑 匹配图像	SIFT 方法 可重复率	SURF 方法 可重复率	本文方法 可重复率	SIFT 方法 正确匹配率	SURF 方法 正确匹配率	本文方法 正确匹配率
1	0.351	0.371	0.412	0.751	0.784	0.946
2	0.331	0.352	0.425	0.736	0.761	0.961
3	0.408	0.369	0.431	0.762	0.752	0.976
4	0.352	0.391	0.433	0.795	0.712	0.975
5	0.398	0.402	0.451	0.833	0.823	0.985

3.4 与 SURF 特征提取方法对比

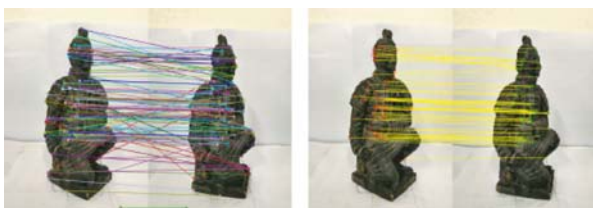
为了验证本文的 LIFT 特征提取方法优于 SURF 特征提取方法,本文使用相同的分区和匹配方法来分析特征点的重复率、匹配时间以及正确匹配率。本文使用的 LIFT 特征提取方法与经典的 SURF 方法的性能测试结果如图 8 所示,其中(a),(c),(e),(g)为 SURF 方法的匹配效果,(b),(d),(f),(h)对应 LIFT 算法的匹配效果。从表 3 中可以看出,在不同场景下本文方法匹配时间与 SURF 方法匹配时间相持平,而且正确匹配点(即内点)明显增多,匹配精度大大提高。在计算参数估计时 RANSAC 算法迭代次数减少,迭代时间减少了 50%左右,因此相比与 SURF 方法总耗时减少,整体速度有所提高。



(a) RANSAC 滤除误匹配前、后
(a) Use RANSAC before and after



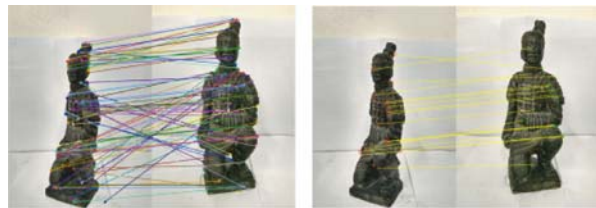
(b) RANSAC 滤除误匹配前、后
(b) Use RANSAC before and after



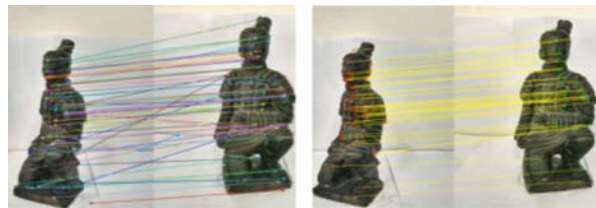
(c) RANSAC 滤除误匹配前、后
(c) Use RANSAC before and after



(d) RANSAC 滤除误匹配前、后
(d) Use RANSAC before and after



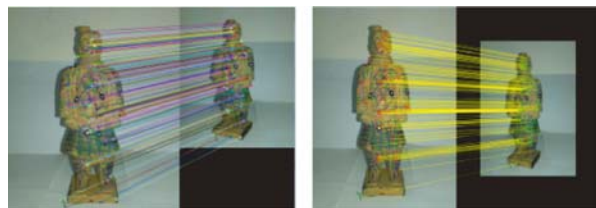
(e) RANSAC 滤除误匹配前、后
(e) Use RANSAC before and after



(f) RANSAC 滤除误匹配前、后
(f) Use RANSAC before and after



(g) RANSAC 滤除误匹配后
(g) Use RANSAC before and after



(h) RANSAC 滤除误匹配后
(h) Use RANSAC before and after

图 8 本文方法与 SURF 方法对比结果

Fig. 8 Comparison of the proposed method and SURF

从图 8(e)和(f)可以看出,在发生较大角度变换的时候,SURF 误匹配线增多,通过计算可知其匹配率降低到 9.1%,但是 LIFT 误匹配线较少,其匹配率仍达到了 64.7%。由此可见,本文提出的兵马俑图像分区匹配方法的匹配准确率较高、鲁棒性能较好。为了验证匹配性能,本文利用参考文献^[21]中提出的评价准则,即计算匹配总数的倒数和误匹配之和(Sum of Inverse Total number of Matching and Mismatch Ratio, SITMMR)和正确匹配率与匹配总数倒数的差(Subtraction of Inverse Total number of Matching and Matching Correctness, SITMMC),其中 SITMMR 越小表示错误匹配越

少, SITMMC 越大表示正确匹配数越多, 而且在正确匹配数相差不大的情况下, 可以很好地突出匹配效果较好的, 同时也可以很好的突出错误匹配效果, 这样的评价准则相比于只计算正确匹配

率更鲁棒, 更客观。从表 3 中可以清楚地看到, 相比与 SURF, 本文算法的 SITMMR 值远小于 SURF 算法, 而本文算法的 SITMMC 值远大于 SURF 算法中的值。

表 3 本文算法和 SURF 算法针对不同兵马俑提取特征的性能对比

Tab. 3 Performance comparison of our algorithm and SURF for the different extracted features of Terracotta Warriors

图像	两视图兵马俑 初始特征点个数	匹配 点对/对	内点对/对	匹配 时间/ms	RANSAC 迭代时间/ms	SITMMR= NBFM+1/NBTM	SITMMC= NBCM-1/NBTM
图 8 (a)	980/877	250	201	48.901	33.521	0.200	0.800
图 8 (b)	999/999	250	248	49.612	12.722	0.012	0.988
图 8 (c)	936/610	120	66	44.745	38.731	0.458	0.542
图 8 (d)	999/998	120	106	34.177	12.345	0.125	0.875
图 8 (e)	858/992	90	22	47.735	32.267	0.767	0.233
图 8 (f)	998/997	90	45	42.442	24.845	0.511	0.489
图 8 (g)	561/378	120	103	39.378	28.559	0.150	0.850
图 8 (h)	1000/1000	120	115	40.421	14.487	0.050	0.950

4 结 论

为了解决传统图像特征提取方法在兵马俑图像上存在特征点重复率较低, 误匹配数较多的问题, 本文提出了一种基于两视图兵马俑图像的特征分区匹配方案。首先利用了 LIFT 空间变化不变性的优点来提取不同角度兵马俑图像特征, 通过基于先验知识的特征点分布曲线分割方法确定头部分割线并将提取出的特征分为头部和躯干两个区域, 然后基于欧式距离方法进行筛选匹配, 最后用 RANSAC 滤除误匹配。与 SIFT、SURF 特征提取方法相比, 本文方法的匹配准确率提高了

20%左右, 特征点重复率提高 10%左右。同时 RANSAC 迭代时间减少一半, 较大程度地减少了误匹配点集, 这是因为在 RANSAC 滤除误匹配前用 LIFT 提取的特征匹配点对相比于 SIFT、SURF 方法, 前者误匹配点对较少, 从而 RANSAC 可以较快速地拟合出正确匹配模型, 缩短了迭代时间。实验还表明提出的方案在兵马俑图像发生尺度、光照以及旋转变换时, 仍具有较高的正确匹配率, 鲁棒性更强。为后续的兵马俑图像三维重建精度提供了保障。然而由于兵马俑小腿部分较光滑, 提出的方案在兵马俑小腿部分特征匹配点对较少, 这一点将在后续的工作中进一步改进。

参考文献:

- [1] 张靖. 基于激光扫描数据的遗址场景三维重建技术的研究与应用[D]. 西北大学, 2012.
ZHANG J. *Study and application of three-dimensional reconstruction technology of site scene based on laser scanning data* [D]. Northwest University, 2012. (in Chinese)
- [2] 彭勇, 姚晓伟, 胡勇杰. 三维激光扫描技术在石质文物保护中的应用研究[J]. 城市勘测, 2016(3):97-100.

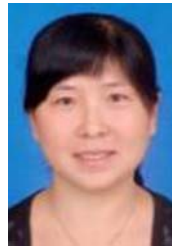
- PENG Y, YAO X W, HU Y J. The application research of 3D laser scanning technology on rocky historical relics conservation [J]. *Urban Geotechnical Investigation & Surveying*, 2016(3):97-100. (in Chinese)
- [3] 贾棋, 高新凯, 罗钟铤, 等. 基于几何关系约束的特征点匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(8):1388-1397.
JIA Q, GAO X K, LUO ZH X, et al.. Feature points matching based on geometric constraints [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer*

- Graphics*, 2015, 27 (8): 1388-1397. (in Chinese)
- [4] LOWE D G, LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [5] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.*. Speeded-up robust features [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2008, 110(3):404-417.
- [6] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. A fast local descriptor for dense matching [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008. CVPR 2008. *IEEE Conference on*. IEEE, 2008:1-8.
- [7] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, *et al.*. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [J]. 2011, 58(11):2564-2571.
- [8] MAINALI P, LAFRUIT G, TACK K, *et al.*. Derivative-based scale invariant image feature detector with error resilience[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2014, 23(5):2380.
- [9] 张勇, 耿国华. 基于条件数约束的秦俑图像特征点匹配[J]. *云南大学学报:自然科学版*, 2017, 39(4):547-553.
ZHANG Y GENG G H. Feature points matching of terracotta warrior images based on condition number constraint [J]. *Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition)*, 2017, 39(4):547-553. (in Chinese)
- [10] 冯宏伟, 周亚培, 冯筠, 等. 面向多角度视图三维重建的基础矩阵求解[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(10s):567-574.
FENG H W, ZHOU Y P, FENG J, *et al.*. Estimation of fundamental matrix from multi-prespective views for 3D reconstruction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(10s):567-574.
- [11] 赵春阳, 赵怀慈. 多模态鲁棒的局部特征描述符[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(5):1474-1483.
ZHAO CH Y, ZHAO H C. Multimodality robust local feature descriptors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(5):1474-1483. (in Chinese)
- [12] 周萌. 秦兵马俑形象在现代卡通动画设计中的应用研究[D]. 西安建筑科技大学, 2013.
ZHOU M. *Study on Application of Qin's Terra Cotta Warriors Image in Modern Animation Design* [D]. Xi'an University of Architecture and Technology, 2013. (in Chinese)
- [13] YI K M, TRULLS E, LEPETIT V, *et al.*. LIFT: learned invariant feature transform [J]. 2016:467-483.
- [14] HE K, ZHANG X, REN S, *et al.*. Deep residual learning for image recognition [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2016:770-778.
- [15] 李玉峰, 李广泽, 谷绍湖, 等. 基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(5):1197-1205.
LI Y F, LI G Z, GU SH H, *et al.*. Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(5):1197-1205. (in Chinese)
- [16] 孟剑明. 秦俑百题[M]. 西安:西北大学出版社, 1997:68-69.
MENG J M. *Qin Terracotta Hundred Questions* [M]. Xi'an: Northwestern University Press, 1997:68-69. (in Chinese)
- [17] 屈玉福, 刘子悦, 江云秋, 等. 自适应变尺度特征点提取方法[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(1):188-197.
QU Y F, LIU Z Y, JIANG Y Q, *et al.*. Self-adaptive variable-metric feature point extraction method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(1):188-197. (in Chinese)
- [18] 李丹, 朱玲玲, 胡迎松. 基于最小生成树的多视图特征点快速匹配算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(1):41-45.
LI D, ZHU L L, HU Y S. Fast matching algorithm of multi-view feature points based on minimal spanning tree [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2017, 45(1):41-45. (in Chinese)
- [19] 郭汉洲, 郭立红, 吕游. 结合 MSER 与 HSOG 的目标局部特征提取[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(11):1070-1078.
GUO H Z, GUO L H, LV Y. Target local feature extraction combined MSER and HSOG [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(11):1070-1078. (in Chinese)
- [20] COSTANZO A, AMERINI I, CALDELLI R, *et al.*. Forensic analysis of SIFT keypoint removal and injection [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2014, 9(9):1450-1464.
- [21] HOSSEIN-NEJAD Z, NASRI M. An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2016.

作者简介:



冯 筠(1972—),女,江苏邳州人,教授,博士生导师,1994 年于西安电子科技大学获得学士学位,1997 年于西北大学获硕士学位,2006 年于香港城市大学获得博士学位,主要从事图像、图形处理,三维重建,人工智能及模式识别等,特别是在医学图像影像处理、识别和可视化等方面的研究。E-mail: fengjun@nwu.edu.cn



刘晓宁(1978—),女,陕西省眉县人。西北大学信息科学与技术学院副教授,硕士生导师,中国计算机学会会员,2006 年在西北大学获工学博士学位。主要研究方向为图像处理、模式识别与三维可视化技术。E-mail: xnliu@nwu.edu.cn