

结合描述子信息的多约束散斑扩散匹配方法

李晓侠¹, 孙长库^{1,2}, 孙玉晶¹, 王鹏^{1,2*}, 付鲁华^{1,2}

¹天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072;

²中国航空工业集团有限公司洛阳电光设备研究所光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471009

摘要 散斑结构光因只需投射一幅图像即可获取三维信息,成为近年来的研究热点。但利用散斑结构光进行三维信息获取时,存在散斑特征点匹配数量少、误匹配率高的问题,为此研究了散斑特征点提取与匹配算法。在分析散斑点区域灰度分布规律的基础上,提出一种基于灰度值比较的散斑特征点提取方法,通过比较窗口上相关像素灰度值进行粗提取,定义特征点响应函数消除冗余检测。匹配方面,建立散斑特征点描述子,提出一种基于描述子信息的多约束扩散匹配方法,首先通过多约束条件获得匹配度较高的种子点,生成种子点队列,其次利用队列中种子点的描述子信息,对描述子中未匹配的散斑特征点进行扩散匹配。实验结果表明,与其他方法相比,所提算法将匹配数量提高了35%以上,误匹配率降低到0.12%。

关键词 激光散斑; 特征点描述子; 散斑结构光; 双目视觉; 立体匹配

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213231

Multi-Constrained Speckle Propagation Matching Method Combined with Descriptor Information

Li Xiaoxia¹, Sun Changku^{1,2}, Sun Yujing¹, Wang Peng^{1,2*}, Fu Luhua^{1,2}

¹State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Science and Technology on Electro-Optic Control Laboratory, Luoyang Institute of Electro-Optic Equipment, Aviation Industry Corporation of China, Ltd., Luoyang 471009, Henan, China

Abstract Speckle structured light has become a research hotspot in recent years owing to its ability to obtain three-dimensional (3D) information by projecting only one image. However, when using speckle structured light to obtain 3D information, problems such as low number of matching speckle feature points and high mismatching rate are encountered. Therefore, the speckle feature-point extraction and matching algorithm is herein studied. Based on the analysis of the gray-distribution rule of speckle region, a method for extracting speckle feature points based on gray-value comparison is proposed. By comparing the gray value of relevant pixels on the window, coarse extraction is performed, and the response function of the feature point is defined to eliminate redundant detection. In terms of matching, speckle feature-point descriptors are established, and a multi-constrained propagation matching method based on descriptor information is proposed. First, the seed points with high matching degree were obtained through multi-constrained conditions, and the seed points were generated into a queue. Next, the unmatched speckle feature points in the descriptor were propagation matched using the descriptor information of the seed points. Experimental results show that the proposed algorithm increases the number of matches by more than 35% and reduces the mismatching rate to 0.12% compared to other algorithms.

Key words laser speckle; feature point descriptor; speckle structured light; binocular vision; stereo matching

1 引言

在三维视觉测量领域,激光散斑作为一种面结构

光,为图像提供散斑特征点信息,以辅助单目或者双目视觉三维测量,一方面可以实现主动式三维信息获取,另一方面可以解决弱纹理区域匹配失败的问题^[1]。

收稿日期: 2021-12-14; 修回日期: 2022-01-07; 录用日期: 2022-01-17; 网络首发日期: 2022-01-27

基金项目: 中航工业洛阳电光设备研究所光电控制技术重点实验室和航空科学基金联合资助项目(201951048001)

通信作者: *wang_peng@tju.edu.cn

为获取散斑特征点三维信息,许多研究者对散斑特征点提取与匹配算法进行了研究。常用的散斑特征点提取算法有基于高斯-拉普拉斯算子(LOG)的算法^[2]、基于局部极值的分水岭算法^[3]、FAST算法^[4]等,SIFT和SURF算法融合了特征点提取与匹配,实际中应用广泛^[5-6]。张绍阳等^[7]使用局部自适应二值化方法提取散斑点连通域,取每个连通域的第一个像素代表散斑位置,得到单点散斑图,利用图像块之间的异或结果寻找最优匹配,此方法的散斑点提取位置偏差较大,误匹配率较高。古家威等^[8]在局部自适应二值化方法的基础上,使用聚类算法提取散斑点中心坐标,由于没有考虑散斑连通域的灰度值信息,散斑点提取位置存在1到2个像素的偏差,对散斑点进行卷积编码,建立描述子进行匹配,降低了误匹配率。Khan等^[10]使用文献[9]中的方法提取特征点,采用稀疏光流跟踪(KLT)算法在匹配图像中搜索对应点。特征点提取算法适合提取角点特征,不能准确提取散斑点中心位置;KLT算法是基于亮度恒定假设的,若两幅图像中同一特征点的亮度不同,易出现错误匹配。Yang等^[11]提出一种改进的基于LOG的斑点检测算法。该算法可以提取不同大小的散斑点,对角点、边缘等特征具有抑制作用,提取准确率高,但对小尺寸散斑点提取数量较少;利用两幅图像对应区域之间的仿射变换关系进行散斑点匹配,一定程度上降低了误匹配率,但由于提取的散斑点数量少,故最终匹配数量较少。文献[12-13]使用数字图像相关原理搜索散斑对应点,即通过相关函数寻找两幅图像中相似度最大的位置,从而获取散斑点之间的匹配关系,这种方法要求散斑图像中的任意一个图像块与自身的相关性高,与其他图像块的相关性低,否则会引入误匹配。丁国绅等^[14]扩展SIFT描述符向量,在匹配过程中增加位置关系约束,减少了误匹配。

以上的研究中普遍存在散斑特征点提取数量少、准确率低、匹配数量少、误匹配率高的问题。因此,在分析散斑特征点灰度分布规律的基础上,提出一种基于灰度比较的散斑特征点提取算法,该算法能够准确定位散斑特征点的位置,增加提取数量,为后续散斑点匹配提供基础。利用周围散斑特征点信息建立描述子,通过多约束条件获取种子点,结合描述子信息进行扩散匹配,增加了散斑特征点匹配数量,同时降低了误匹配率。

2 散斑特征点提取

双目激光散斑系统采集的图像如图1所示,对于一个散斑特征点,其图像面积为6~10个像素,呈中心像素亮、边缘像素暗的灰度分布规律。设像素点 $p(x, y)$ 的灰度值为 $I(p)$,以 p 为中心建立 $w_p \times w_p$ 大小的矩形窗口,将点 p 的灰度值与窗口边界上的像素

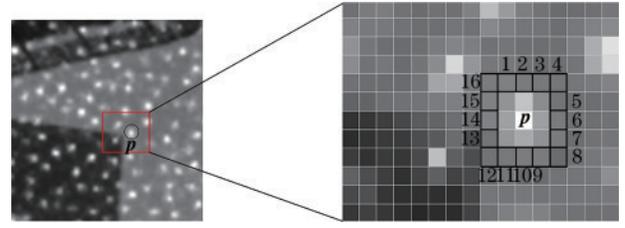


图1 散斑特征点灰度分布

Fig. 1 Gray distribution of speckle feature points

点 $q_i(i=1, 2, \dots, 4w_p-4)$ 的灰度值直接比较,并设置灰度阈值 T_1 和 T_2 ,散斑特征点需满足

$$I(p) > T_1, \quad (1)$$

$$I(p) - I(q_i) > T_2, \quad (2)$$

式中: T_1 保证了散斑特征点的亮度条件; T_2 保证了散斑特征点符合灰度分布规律。为避免一个散斑点区域检测出多个位置结果,在后续匹配过程中引入误匹配的情况,定义每个散斑特征点的响应函数 $f(p)$,表示每个特征点的响应强度:

$$f(p) = \sum_{r=-w_p/2}^{r=w_p/2} \sum_{c=-w_p/2}^{c=w_p/2} I(x+r, y+c). \quad (3)$$

删除与较高响应强度特征点相邻的所有特征点,提取散斑特征点的整像素坐标,确保每个散斑特征点位置的唯一性。

3 散斑特征点匹配

3.1 散斑描述子

为实现两幅图像中对散斑特征点的匹配,利用周围散斑特征点信息建立散斑描述子。首先指定描述子的大小 n_b ,对于每个散斑特征点 p ,以 p 为中心,选取合适大小的窗口值 w_s ,使得窗口内的散斑特征点数量 $n_s \geq n_b$ 。窗口 w_s 选择方式如图2(a)所示,给定窗口初始值大小 w_1 ,若 $w_1 \times w_1$ 大小的窗口内散斑特征点数量 $n_s \geq n_b$,则完成窗口选择;否则,将 w_s 增加2,继续判断,直至满足 $n_s \geq n_b$ 条件。对于每个散斑特征点,均按照上述方法选择窗口大小。

确定窗口大小之后,以 p 为原点建立局部直角坐标系,如图2(b)所示,记录窗口内散斑特征点 p_i 在局部坐标系的坐标,得到点集 $S_p = \{p_1, p_2, \dots, p_{n_s}, \dots, p_{n_b}\}$,计算 S_p 中各元素到 p 点的欧氏距离 L_i :

$$L_i = \sqrt{p_{ix}^2 + p_{iy}^2}, \quad i = 1, 2, \dots, n_s, \quad (4)$$

式中: p_{ix} 、 p_{iy} 分别代表 p_i 在局部直角坐标系下的 x 、 y 坐标值。

将 S_p 中元素按照欧氏距离升序排列,取前 n_b 个元素构成散斑特征点 p 的描述子,图2(b)中空心点表示,所以散斑点 p 的描述子 $B_p = \{p_1, p_2, \dots, p_{n_b}\}$ 。描述子在匹配步骤之前建立,保存在查找表中,匹配时,将描述子中各元素的坐标信息转换为矩阵形式进行相似度计算。

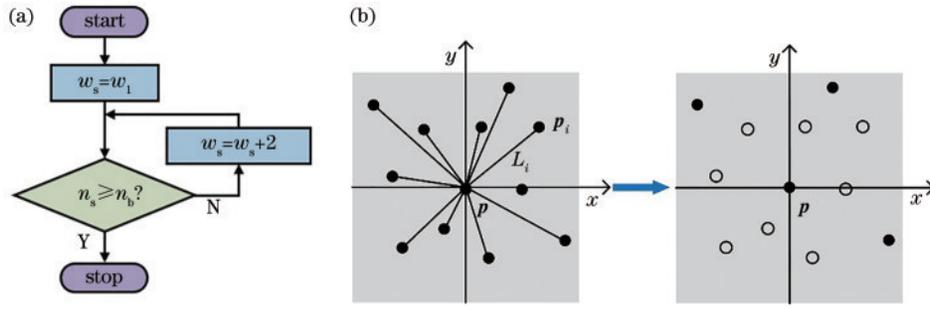


图 2 散斑描述子建立过程。(a)窗口大小选择;(b)描述子点集

Fig. 2 Speckle descriptor establishment process. (a) Window size selection; (b) descriptor point set

假设 q 点的描述子 $B_q = \{q_1, q_2, \dots, q_{n_b}\}$, 计算 B_p 、 B_q 描述子相似度时, 需将 B_p 、 B_q 转换为相同大小的矩阵以便于进行异或运算, 具体步骤如下。

1) 找到 B_p 、 B_q 中绝对值最大的 x 、 y 坐标 m_x 、 m_y :

$$\begin{cases} m_x = \max\{|p_{1x}|, \dots, |p_{n_x}|, |q_{1x}|, \dots, |q_{n_x}|\} \\ m_y = \max\{|p_{1y}|, \dots, |p_{n_y}|, |q_{1y}|, \dots, |q_{n_y}|\} \end{cases} \quad (5)$$

2) 根据 m_x 、 m_y , 确定描述子矩阵 K 的大小:

$$\begin{cases} m = 2 \times m_y + 1 \\ n = 2 \times m_x + 1 \end{cases} \quad (6)$$

$$K = (k_{ij})_{m \times n}, \quad (7)$$

式中: m 和 n 分别表示矩阵 K 的行数和列数; k_{ij} 表示矩阵 K 的第 i 行、第 j 列的元素。

3) 按照矩阵元素定义方法, 将 B_p 、 B_q 转换为矩

阵 K_p 、 K_q :

$$k_{ij} = \begin{cases} 1, & i = m_y - e_y, j = m_x + e_x \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (8)$$

式中: e 为描述子中的元素; e_x 、 e_y 分别为元素 e 的 x 、 y 坐标值。

4) 利用 K_p 、 K_q 进行异或运算:

$$K_{xor} = K_p \oplus K_q, \quad (9)$$

式中: K_{xor} 为异或结果, 只含有 0 和 1 两种元素。在图 3 中, 白色代表元素 1, 黑色代表元素 0。由于两个相机在不同位置采集图像, 一定程度上造成散斑特征点之间的相对位置发生微小偏移, 即会出现 K_{xor} 矩阵中相邻元素为 1 的情况。处理 K_{xor} 中的元素: 若在 K_{xor} 中遇到元素 1, 则检索该元素的 8 邻域内是否存在元素 1, 若存在, 则把该元素及 8 邻域内的元素置 0。统计 K_{xor} 中元素 1 的个数 n_1 , 计算描述子的相似度:

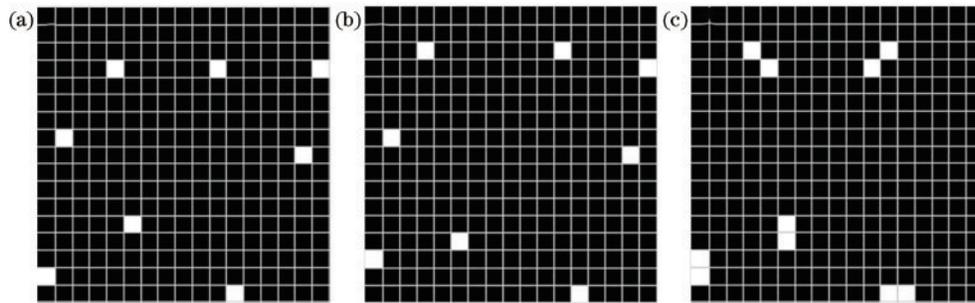


图 3 描述子相似度计算。(a) p 点描述子矩阵 K_p ; (b) q 点描述子矩阵 K_q ; (c) 异或结果 K_{xor}

Fig. 3 Descriptor similarity calculation. (a) Descriptor matrix K_p of point p ; (b) descriptor matrix K_q of point q ; (c) K_{xor} result

$$C(p, q) = \frac{2n_b - n_1}{2n_b}. \quad (10)$$

3.2 基于描述子信息的多约束扩散匹配算法

通过极线约束、视差约束、描述子相似度约束和比率测试等条件对散斑特征点进行初步匹配, 获取种子点。左右图像经过极线校正后, 左图像中的散斑特征点 $p(x_l, y_l)$ 与其在右图像中的匹配点 $p'(x_r, y_r)$ 存在以下关系:

$$\begin{cases} y_l = y_r \\ Z = \frac{fb}{d} \\ d = x_l - x_r \end{cases}, \quad (11)$$

式中: Z 是散斑特征点在左相机坐标系下 Z 轴方向的坐标值; d 为视差; f 、 b 分别为相机焦距、两个相机之间的基线距离, 可以通过相机标定获得。

根据测量的距离范围 $[Z_{min}, Z_{max}]$, 可得到视差范围 $[d_{min}, d_{max}]$:

$$d_{min} = \frac{fb}{Z_{max}}, \quad d_{max} = \frac{fb}{Z_{min}}. \quad (12)$$

比率测试是提高匹配成功率的一种方式, 即每次匹配返回两个最相似的点, 当最大相似度和次大相似度的比率足够大时, 则认为是一个正确匹配, 公式为

$$RT(p) = \frac{C(p, p')}{\max_{p'' \neq p'} C(p, p'')}, \quad (13)$$

式中： p' 是相似度最大时的匹配点； $\max_{p' \neq p} C(p, p')$ 是次大相似度。

结合极线约束和视差约束，选取描述子相似度的阈值为 T_c ，比例测试阈值为 T_{RT} ，则散斑特征点匹配需满足约束条件：

$$\begin{cases} y_l = y_r \\ x_l - d_{\max} \leq x_r \leq x_l - d_{\min} \\ C(p, p') > T_c \\ RT(p) > T_{RT} \end{cases} \quad (14)$$

利用以上多约束条件对散斑特征点进行初步匹配，得到种子点。由于散斑描述子由周围的散斑特征点信息构成，因此可以继续查找种子点的描述子中是否有未匹配的散斑特征点，若有未匹配的情况，则通过描述子进行扩散匹配，直至图像中所有散斑点都完成匹配。扩散匹配流程如图 4 所示，将种子点生成一个队列，当队列不为空时，每次从队列中取出一对匹配点 $\{p, p'\}$ ，通过极线约束和视差约束在描述子中扩散匹配，若产生新的匹配点，把它加入队列，直至队列为空，至此完成散斑特征点匹配。

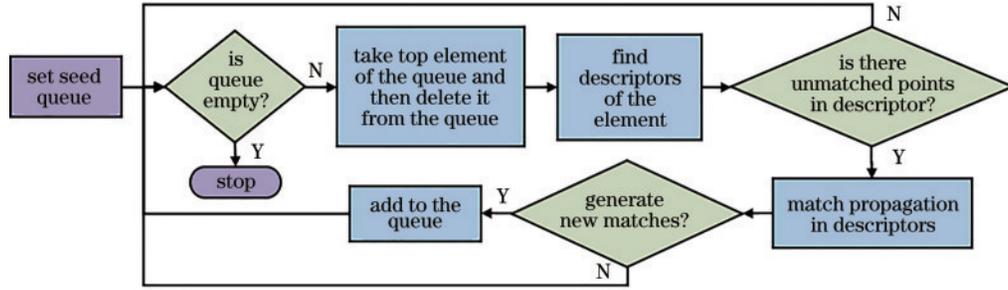


图 4 散斑特征点扩散匹配流程

Fig. 4 Flow chart of speckle feature point propagation matching

4 实验与结果分析

如图 5 所示，实验系统包括一个 Osela SL-830-S-A-RPP017ES 激光散斑投射器，工作波长为 830 nm；两台海康威视工业相机，型号为 MV-CA013-21UM，分辨率为 1280 pixel × 1024 pixel，相机基线距离为 19 cm，测量距离为 60 cm 左右；在室内环境光条件下进行实验，其中相机对激光散斑的光谱响应强度为 22%。

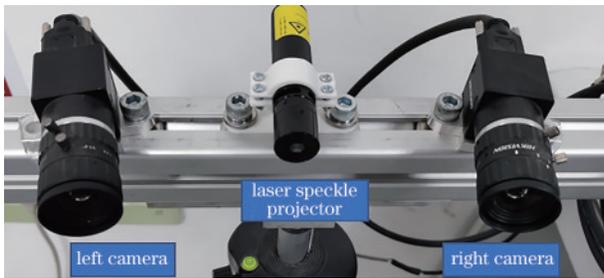


图 5 实验设备

Fig. 5 Experimental equipment

4.1 散斑特征点提取实验

为验证所提散斑特征点提取方法的有效性，对不同形貌、不同纹理的物体进行散斑特征点提取实验，通过散斑特征点提取数量和准确率，定量分析所提方法与其他方法的提取结果。散斑特征点区域灰度分布满足式(2)，相邻两个散斑特征点之间的距离应满足：

$$L(p, q) \geq 5, \quad (15)$$

式中： p 和 q 为两个相邻的散斑特征点。将满足式(2)和式(15)的结果作为正确提取，则准确率 A 的计算公式为

$$A = N_a / N_t, \quad (16)$$

式中： N_a 为正确提取个数； N_t 为提取总数。

对 10 幅散斑图像进行实验，不同散斑点提取算法的准确率如表 1 所示，图 6 展示了不同算法的提取效果，图 7(a) 为提取数量，图 7(b) 为提取准确率。文献 [3] 的方法设置一系列连续的阈值，把原图像转换为二值图像的集合，提取二值图像的连通区域进行散斑点检测，由于散斑点区域的灰度值变化较大，在阈值化操

表 1 不同散斑特征点提取算法的准确率

Table 1 Accuracy of different speckle feature point extraction algorithms

Method	$A / \%$					Mean value $\bar{A} / \%$
Method in Ref. [3]	10.89	10.57	11.23	10.71	10.99	10.85
	10.95	10.40	10.96	10.88	10.89	
Method in Ref. [11]	87.83	84.57	84.33	85.52	84.59	85.38
	85.12	85.09	85.39	84.43	86.91	
Method in Ref. [4]	85.77	89.29	88.90	90.71	89.96	89.18
	91.23	90.12	90.00	89.39	96.46	
Proposed method	95.25	96.28	96.40	96.70	95.95	96.41
	96.04	96.67	96.62	96.68	97.47	

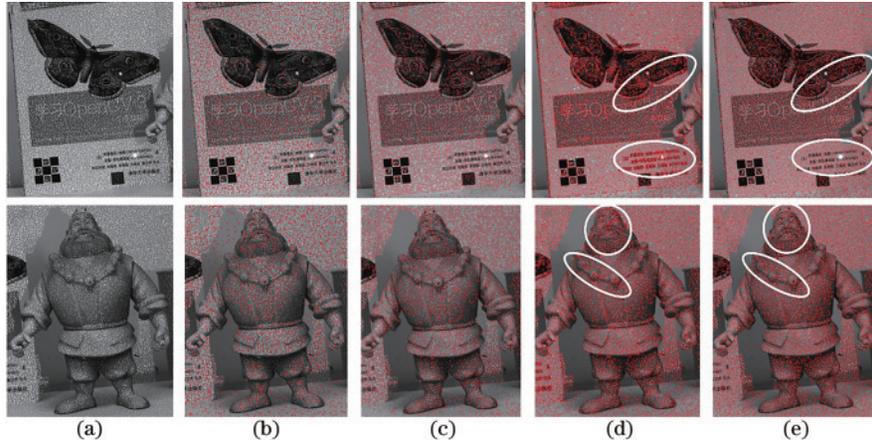


图 6 散斑特征点提取效果。(a)散斑图像;(b)文献[3]的方法;(c)文献[11]的方法;(d)文献[4]的方法;(e)所提方法
Fig. 6 Speckle feature point extraction effect. (a) Speckle images; (b) method in Ref. [3]; (c) method in Ref. [11]; (d) method in Ref. [4]; (e) proposed method

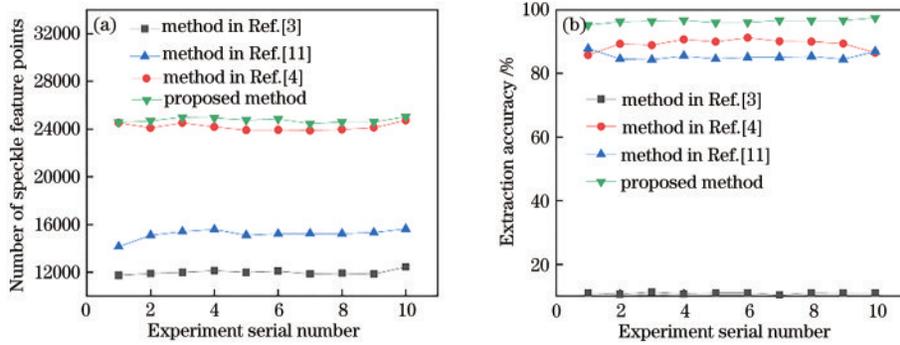


图 7 散斑特征点提取实验结果。(a)散斑特征点数量;(b)提取准确率

Fig. 7 Experimental results of speckle feature point extraction. (a) Number of speckle feature points; (b) extraction accuracy

作中不能形成稳定的连通区域,提取散斑点数量最少,提取位置与图像中散斑点位置不完全准确对应,准确率为 10% 左右。文献[11]的方法的提取准确率为 85.38%,但由于散斑点像素面积仅有 6 到 10 个像素,高斯卷积过程会改变散斑点区域的灰度分布特性,检测数量较少。文献[4]的方法检测数量较多,但该方法容易将散斑点区域的边缘像素误检测为散斑特征点,使得一个散斑点区域返回多个位置结果,准确率为 89.18%。所提方法建立在分析散斑特征点灰度分布特性的基础上,通过灰度值比较、响应函数建立实现对

散斑特征点的提取,散斑点提取数量最多。如图 6 所示,与文献[4]的方法相比,所提方法减少了冗余检测,准确率为 96.41%,所提方法在散斑点提取数量和准确率方面具有明显优势。

4.2 散斑特征点匹配实验

从散斑特征点匹配数量和误匹配率两个方面评价匹配结果,利用左右一致性检测方法^[15]统计误匹配个数,计算误匹配率。图 8 展示了描述子大小对匹配结果的影响。其中图 8(a)为匹配数量结果,随着描述子大小的增加,匹配数量变化不大,基本保持在

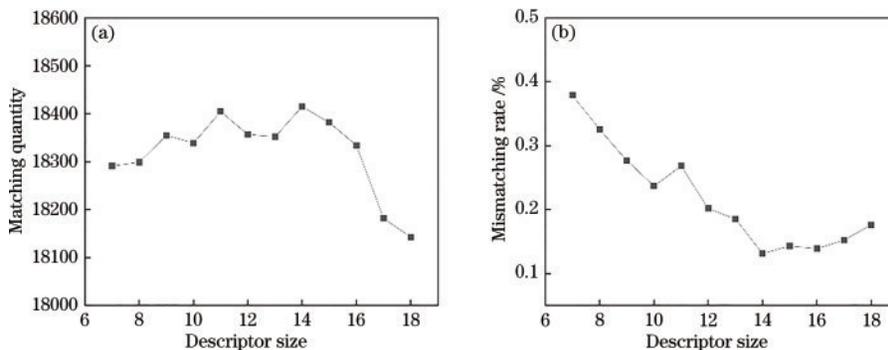


图 8 描述子大小对匹配结果的影响。(a)匹配数量;(b)误匹配率

Fig. 8 Effect of descriptor size on matching results. (a) Matching quantity; (b) mismatching rate

18100 到 18400 之间。当描述子大小大于 16, 因为描述子所需要的窗口变大, 在计算描述子相似度时, 两幅图像中对应散斑特征点之间的位移会变大, 导致相似度计算结果较低, 对最终的匹配数量有一些影响。图 8(b) 展示了描述子大小与误匹配率之间的关系, 描述子大小较小时, 误匹配率较高, 当描述子大小在 12 到 18 范围内时, 误匹配率保持在 0.2% 以下。综合匹配数量实验结果, 描述子大小为 14 时, 得到的匹配数量最多, 误匹配率最低。因此最终选择 14 作为描述子的大小。

为验证所提散斑特征点匹配方法的有效性, 对不同散斑特征点匹配方法和所提方法进行对比实验, 实

验结果如图 9 所示。图 10 展示了三种匹配方法的三维重建结果。三种匹配方法中: 文献 [13] 的方法采用数字图像相关中的零均值归一化互相关系数 (ZNCC) 相似函数作为匹配准则, 匹配数量较少, 平均误匹配率最高, 为 2.02%; 文献 [8] 的方法对散斑点进行卷积编码, 利用描述子的相似程度和匹配辨别置信度等约束条件进行匹配, 误匹配率为 0.79%, 但匹配数量最少; 所提匹配方法得到的匹配数量最多, 平均误匹配率最低, 为 0.12%, 相比于文献 [13] 的方法, 匹配数量提高了 37.06%, 误匹配率降低了 1.90 个百分点, 与文献 [8] 的方法相比, 匹配数量提高了 45.69%, 误匹配率降低了 0.67 个百分点。

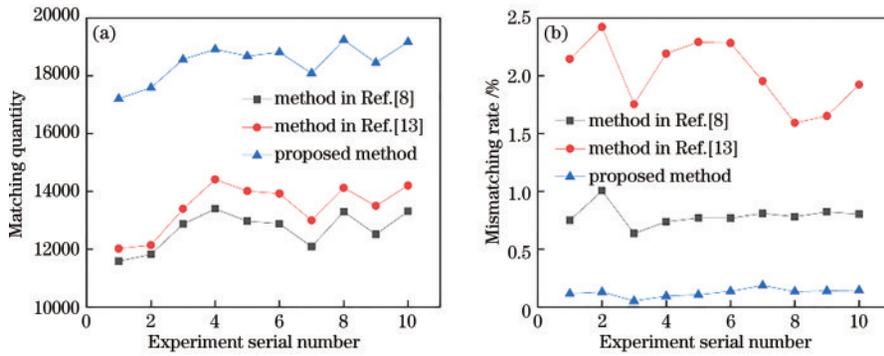


图 9 不同散斑特征点匹配方法的实验结果。(a) 匹配数量; (b) 误匹配率

Fig. 9 Experimental results of different speckle feature point matching methods. (a) Matching quantity; (b) mismatching rate

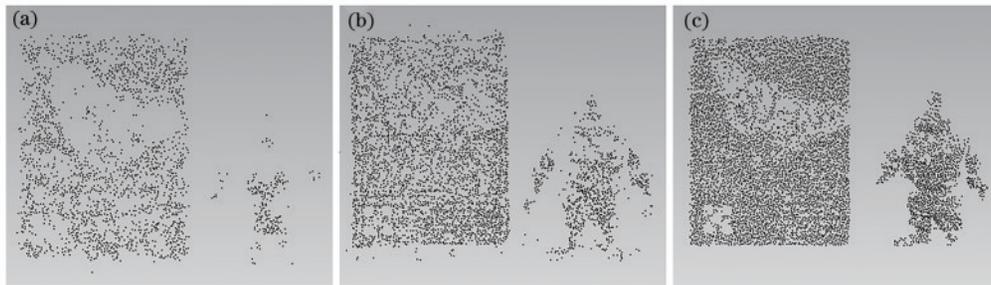


图 10 不同匹配方法的三维重建结果。(a) 文献 [8] 的方法; (b) 文献 [13] 的方法; (c) 所提方法

Fig. 10 3D reconstruction results of different matching algorithms. (a) Method in Ref. [8]; (b) method in Ref. [13]; (c) proposed method

为验证所提特征点提取方法对提高匹配数量和降低误匹配率的作用, 用不同散斑特征点匹配方法对 4.1 节实验中提取的散斑特征点进行实验, 其中文献

[3] 的方法提取的散斑数量少, 散斑位置不准确, 实验中无法得到匹配点。其他三种方法的实验结果如图 11 所示, 图 12 展示了不同特征点提取方法的三维重

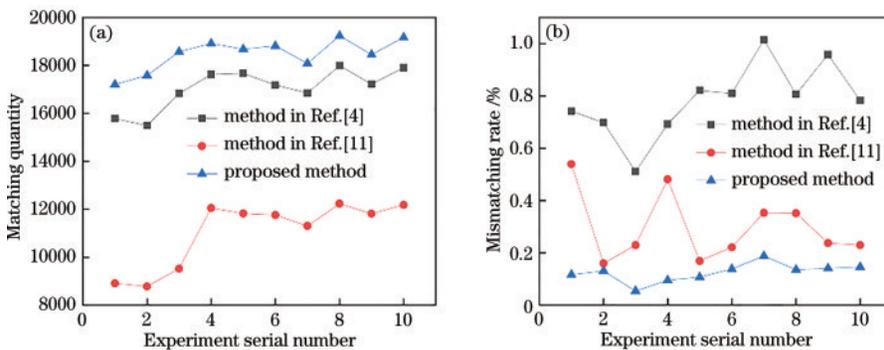


图 11 散斑特征点提取方法对匹配结果的影响。(a) 匹配数量; (b) 误匹配率

Fig. 11 Effect of speckle feature point extraction methods on matching results. (a) Matching quantity; (b) mismatching rate

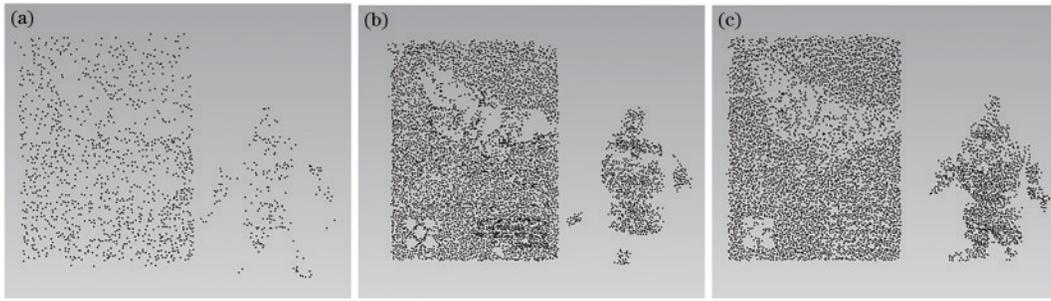


图 12 不同特征点提取方法的三维重建结果。(a)文献[11]的方法;(b)文献[4]的方法;(c)所提方法

Fig. 12 3D reconstruction results of different feature point extraction methods. (a) Method in Ref. [11]; (b) method in Ref. [4]; (c) proposed method

建结果。可以看出:文献[11]的方法平均误匹配率较低,为0.23%,但由于提取的散斑数量少,故得到的匹配数量最少;文献[4]的方法匹配数量较多,由于散斑提取时存在冗余检测,平均误匹配率最高,为0.78%;所提方法提取的散斑特征点数量多,准确率高,最终得到的匹配数量最多,比文献[11]的方法提高了40.25%,平均误匹配率为0.12%,比文献[4]的方法降低了0.66个百分点。

5 结 论

散斑特征点提取与匹配是散斑结构光进行三维信息获取的关键步骤,主要研究了提高散斑点匹配数量和降低误匹配率的方法。在散斑特征点提取方面,提出一种基于灰度值比较的散斑特征点提取算法,建立响应函数去除冗余检测,提高了散斑点提取数量,准确率为96.41%。为每个散斑点建立描述子,利用双目视觉中的视差约束、极线约束、描述子相似度约束、比率测试等条件筛选匹配度较高的种子点,在种子点的描述子中进行扩散匹配,降低了误匹配率。实验结果表明,以其他方法相比,所提方法能够兼顾散斑特征点匹配数量和误匹配率,将匹配数量提高了35%以上,误匹配率降低到0.12%,为高精度三维信息获取提供坚实的基础。

参 考 文 献

- [1] 左超, 张晓磊, 胡岩, 等. 3D真的来了吗?: 三维结构光传感器漫谈[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(3): 0303001. Zuo C, Zhang X L, Hu Y, et al. Has 3D finally come of age?: an introduction to 3D structured-light sensor[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(3): 0303001.
- [2] 胡慧然, 但西佐, 赵琪涵, 等. 数字图像相关中的散斑区域自动提取研究[J]. 中国光学, 2019, 12(6): 1329-1337. Hu H R, Dan X Z, Zhao Q H, et al. Automatic extraction of speckle area in digital image correlation[J]. Chinese Optics, 2019, 12(6): 1329-1337.
- [3] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [4] 李伟剑, 金建, 邸思. 基于FAST特征提取的指静脉识别[J]. 光学精密工程, 2020, 28(2): 507-514. Li W J, Jin J, Di S. Finger vein recognition algorithm based on FAST feature extraction[J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(2): 507-514.
- [5] 王才东, 刘丰阳, 李志航, 等. 基于双目视觉特征点匹配的图像拼接方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 1211002. Wang C D, Liu F Y, Li Z H, et al. Research on image mosaic method based on binocular vision feature point matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 1211002.
- [6] 张庆鹏, 曹宇. 室内场景下弱纹理物体三维重建算法的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810017. Zhang Q P, Cao Y. Research on three-dimensional reconstruction algorithm of weak textured objects in indoor scenes[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810017.
- [7] 张绍阳, 侯旭阳, 崔华, 等. 利用激光散斑获取深度图[J]. 中国光学, 2016, 9(6): 633-641. Zhang S Y, Hou X Y, Cui H, et al. Depth image acquisition using laser speckle[J]. Chinese Optics, 2016, 9(6): 633-641.
- [8] 古家威, 谢小鹏, 曹一波, 等. 基于激光散斑的半稠密深度图获取算法[J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304004. Gu J W, Xie X P, Cao Y B, et al. A semi-dense depth map acquisition algorithm based on laser speckle[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0304004.
- [9] Shi J B, Tomasi C. Good features to track[C]//1994 Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 21-23, 1994, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 1994: 593-600.
- [10] Khan D, Shirazi M A, Kim M Y. Single shot laser speckle based 3D acquisition system for medical applications[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 105: 43-53.
- [11] Yang F, Fu S H. Research on feature extraction and matching algorithm based on speckle structured light binocular vision system[J]. Proceedings of SPIE, 2019, 11338: 1133839.
- [12] 谭芳喜, 肖世德, 李晟尧, 等. 基于密集特征匹配的数字图像相关法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 1612001.

- Tan F X, Xiao S D, Li S Y, et al. Digital image correlation method based on dense feature matching[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(16): 1612001.
- [13] Guo J P, Peng X, Li A M, et al. Automatic and rapid whole-body 3D shape measurement based on multinode 3D sensing and speckle projection[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(31): 8759-8768.
- [14] 丁国绅, 乔延利, 易维宁, 等. 基于光谱图像空间的 F-SIFT 特征提取与匹配[J]. *光学精密工程*, 2021, 29(5): 1180-1189.
- Ding G S, Qiao Y L, Yi W N, et al. Feature extraction and matching of F-SIFT based on spectral image space [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(5): 1180-1189.
- [15] 钟锦鑫, 尹维, 冯世杰, 等. 基于深度学习的散斑投影轮廓术[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(6): 20200011.
- Zhong J X, Yin W, Feng S J, et al. Speckle projection profilometry with deep learning[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(6): 20200011.