

基于双目视觉特征点匹配的图像拼接方法研究

王才东^{1*}, 刘丰阳¹, 李志航¹, 陈志宏², 程岩¹, 郑华栋¹

¹ 郑州轻工业大学机电工程学院, 河南 郑州 450002;

² 郑州科慧科技股份有限公司, 河南 郑州 450001

摘要 针对大型工件视觉在线检测存在的技术难题, 提出一种基于双目视觉特征点匹配的图像拼接方法。基于改进的尺度不变特征变换算法对特征点进行检测和匹配, 采用随机抽样一致算法估计变换模型的参数以消除误匹配点, 采用加权平滑融合法对拼接后的痕迹进行融合以完成图像拼接融合。搭建柔性视觉检测系统平台并开展工件特征区域的检测实验, 将实验数据与工件特征区域的实际值进行对比, 验证该拼接方法的正确性和有效性。实验结果表明, 所提方法满足实际工业生产中利用双目视觉系统快速图像拼接的要求。

关键词 成像系统; 双目视觉; 图像检测; 图像拼接; 特征点

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1211002

Research on Image Mosaic Method Based on Binocular Vision Feature Point Matching

Wang Caidong^{1*}, Liu Fengyang¹, Li Zhihang¹, Chen Zhihong², Cheng Yan¹, Zheng Huadong¹

¹ College of Mechanical and Electrical Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou, Henan 450002, China;

² Zhengzhou Kehui Technology Co., Ltd., Zhengzhou, Henan 450001, China

Abstract Aiming at the technical difficulties of the visual online inspection of large workpieces, an image mosaic method based on binocular vision feature point matching is proposed. Feature points are detected and matched based on an improved scale-invariant feature transform algorithm. A random sampling consensus algorithm is used to estimate the parameters of the transformation model to eliminate mismatched points, and a weighted smooth fusion method is used to fuse the spliced traces to complete the image splicing and fusion. The flexible visual detection system platform is built and the detection experiment of the workpiece feature area is carried out. The experimental datas are compared with the actual value of the workpiece feature area to verify the correctness and effectiveness of the mosaic method. Experimental results show that the proposed method meets the requirements of fast image stitching using a binocular-vision system in actual industrial production.

Key words imaging systems; binocular vision; image detection; image mosaic; feature point

OCIS codes 110.2970; 100.2960; 100.3008; 150.5670; 150.1135

1 引言

随着现代化和工业化的不断发展, 视觉检测作

为非接触式测量的主要方式之一, 广泛应用于现场检测^[1-4]。在实际工业生产中, 普通的单目相机无法满足视角广和视野宽的场景要求, 而且广角相机的

收稿日期: 2020-08-25; 修回日期: 2020-10-13; 录用日期: 2020-11-14

基金项目: 河南省高等学校重点科研项目(17A460029)、河南省机械装备智能制造重点实验室开放基金(IM201806)

* E-mail: vwangcaidong@163.com

成本高昂,因此科研学者采用双目相机处理图像的方式。基于机器人的柔性视觉检测系统为大型工件的检测提供一种有效方式,通过工业机器人来控制左、右两个摄像机运动。首先对几何尺寸较大的工件进行多点测量,然后将采集到的图像进行拼接处理,最终测量工件的几何尺寸信息,其中图像匹配精度的高低直接影响双目视觉测量系统的测量精度。

基于特征点匹配的图像拼接法根据待拼接图像特征点之间的匹配关系来建立对应的变换模型,该过程具有运算速度快、鲁棒性好、计算量小和正确率高等优点,在航空航天^[6]、焊缝跟踪^[6]和医学成像^[7]等领域应用比较广泛。

国内外科研学者对基于特征点匹配的图像拼接法进行了大量的研究。Lowe^[8]根据现有基于尺度不变的特征转换检测方法提出了尺度不变特征变换算法。陆柳杰等^[9]针对目前 SURF (Speed-Up Robust Features)算法在图像拼接过程中特征点匹配精度较低和拼接速度慢的问题,提出了一种优化的图像拼接方法。Madhusudana 等^[10]设计了图像缝合质量检测的数据库,可以有效地缝合由图像拼接产生的各种伪影,如模糊、重影和几何失真。牟琦等^[11]将网格运动统计(GMS)算法与最佳缝合线算法结合,提出了一种密集重复结构的图像快速拼接方法。贾文超^[12]提出了一种基于 ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法的全景图像拼接技术。Laraqui 等^[13]提出了一种鲁棒性较好的图像拼接方法,基于维诺图转换计算模型将图像分割成用于匹配的区域,可以减少执行时间以及降低计算的复杂度。张勤等^[14]提出了基于稀疏特征点的零件图像拼接方法,采用 FAST (Features From Accelerated Segment Test)特征点检测方法提取特征点,通过设置旋转角度和缩放比例来搜索域,结合结构相似性 (SSIM)来完成特征点的匹配。周雪等^[15]针对不同视点处拍摄的两幅图像,提出了一种基于特征点匹配对平面相似度的图像拼接方法,该方法具有较好的视差鲁棒性。

上述提出的特征点匹配方法可以完成特征点的匹配,但存在作业环境复杂、匹配精度较低和拼接速度慢等问题。本文以 ABB-1600 型号的工业机器人作为研究对象,在其末端手腕处搭建双目视觉测量系统,提出一种基于改进 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)特征点匹配的图像拼接方法。首先对采集到的图像进行预处理,然后采用改进 SIFT 算法完成特征点的匹配,最后通过坐标变换完

成图像拼接。采用加权平滑融合方法消除拼接痕迹,再对图像进行融合,可以获得工件的完整图像。通过对特征区域的面积进行测量,可以完成对工件的检测。

2 基于双目视觉的图像拼接方案

基于双目视觉特征点匹配的图像拼接流程如图 1 所示,主要由图像采集、图像预处理、特征点匹配和图像拼接与融合 4 个模块组成。

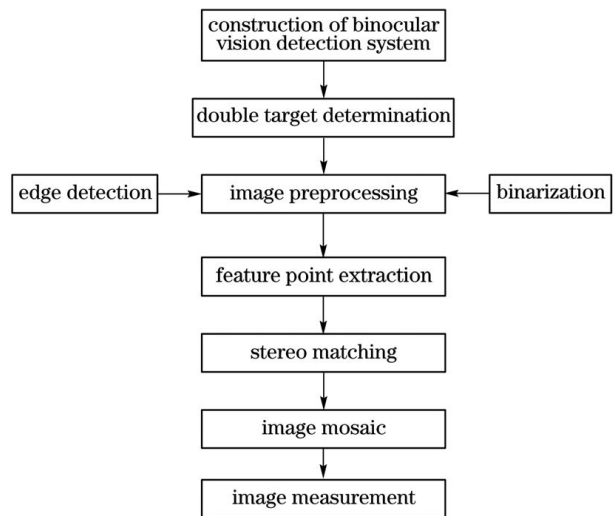


图 1 基于特征点匹配的图像拼接流程

Fig. 1 Image mosaic process based on feature point matching

基于特征点匹配的图像拼接过程包括三个部分:图像的预处理和几何检测、图像的配准以及图像拼接痕迹的融合,其中图像的配准对检测质量和精度起着决定性的作用。使用棋盘格标定板对双目视觉检测系统进行标定,对采集到的工件图像进行二值化处理和边缘检测等预处理操作,利用 Hessian 矩阵来检测左、右图像特征点的位置^[16],提取到正确的特征点后对两幅图像进行立体匹配。对左、右两幅图像进行拼接与融合,可以获得工件的完整图像。根据特征区域的像素面积与实际几何面积的比例关系,对特征区域的面积进行计算。利用特征区域的面积可以计算得到特征区域的半径,最终得到特征区域的几何信息,从而完成图像测量。

3 检测图像特征点

3.1 特征点的提取

SIFT 算法是基于特征点匹配的特征检测描述算法,其可以有效描述特征信息,同时具有特征尺度不变性、快速性和扩招性等优点,但在生成特征点描

述子的过程中,特征点主方向的确定精度较低,原因在于维度较高导致运行时间长,因此对 SIFT 算法进行改进,从而提高特征点描述子的准确性,减少运行时间。

采用改进 SIFT 算法匹配特征的过程中,首先需要对特征点进行提取,特征点的提取分为 4 步,即建立尺度空间、确定正确的特征点、确定特征点主方向和生成 SIFT 特征向量,然后根据图像中特征点的欧氏距离的比值与设定阈值的关系进行匹配。

3.2 建立尺度空间

为了在尺度空间中有效检测不同尺度下的特征点,采用高斯差分(DOG)函数进行近似计算,表达式为

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (1)$$

式中: k 为两个高斯尺度空间的比例因子; $I(x, y)$ 为图像上点的灰度值; $L(x, y, \sigma)$ 为高斯尺度空间; σ 为尺度空间因子; (x, y) 为图像的像素坐标; D 为高斯差分函数; G 为高斯函数; $*$ 为卷积符号。

为了得到 DOG 函数图像,需要先构建高斯尺度空间。选用不同尺寸的尺度因子进行高斯卷积,可以得到相应的高斯金字塔,与其相邻图像进行相减处理以构建高斯差分金字塔。对每组图像进行高斯模糊处理,使 DOG 函数在空间上连续。每个像素点与其同一尺度空间和相邻尺度空间的所有相邻点进行比较,即待测中心点需要与同一尺度空间和相邻尺度空间中的 26 个像素点进行比较,当像素值大于(小于)所有相邻点时,该点即为局部特征点。

3.3 去除伪特征点

由于检测得到的 DOG 局部特征点是对离线空间的搜索所得的,而离散空间是对连续空间的采样所得的,所以搜索所得的极值点不一定是真正意义上的特征点。局部特征点易受到噪声的影响,这会导致图像的对比较低。当局部特征点位于边缘时,高斯差分算子对边缘点的响应比较强烈,这会产生伪边缘信息,则需要对这些不符合要求的特征点进行剔除。

行剔除。

3.3.1 剔除低对比度的特征点

设候选特征点为 x_0 , 偏移量为 Δx , 衡量特征点的对比度为 $D'(\hat{x})$, 对比度的阈值为 T , 对 $D(x)$ 进行泰勒级数展开, 表达式为

$$D(x) = D(x_0) + \frac{\partial D^T}{\partial x} \Delta x + \frac{1}{2} \Delta x^T \frac{\partial^2 D^T}{\partial x^2} \Delta x. \quad (2)$$

由于 x 为 DOG 函数的极值点, 因此 $\frac{\partial D(x)}{\partial x} = 0$,

则可得极值点的偏移量为

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D(x)}{\partial x}. \quad (3)$$

将(3)式代入 $D(x)$ 的泰勒级数展开式中, 可得

$$D'(\hat{x}) = D(x_0) + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x}. \quad (4)$$

当 $|D'(\hat{x})| \geq T$ 时, 此时的特征点选择保留, 否则应该剔除。

3.3.2 剔除不稳定的边缘特征点

DOG 算子在水平边缘处具有较大的主曲率, 但在垂直方向上的主曲率值较小。设定一个阈值, 当主曲率的比值小于等于设定的阈值时, 保留该点, 否则剔除该点。选用 Hessian 矩阵来计算主曲率, 用来剔除边缘处不满足要求的边缘点。Hessian 矩阵定义为

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 为候选特征点对应位置的差分。

3.4 特征点描述子

3.4.1 确定特征点的主方向

寻找到不同尺度下的特征点后, 为了使其具有旋转不变性, 需要对特征点的方向进行重分配。根据特征点邻域像素梯度方向的分布来确定特征点的方向, 每个 $L(x, y)$ 梯度的模 $m(x, y)$ 及其方向 $\theta(x, y)$ 的计算公式为

$$m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2}, \quad (6)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right]. \quad (7)$$

计算得到梯度方向后, 运用直方图来描述特征点邻域内像素所对应的梯度方向和幅值。直方图上

的峰值表示特征点在此邻域梯度上的方向, 最高峰表示特征点的主方向。

3.4.2 生成特征点描述子

为了减少视角和光照对特征点的影响, 需要对每一个特征点构建一组向量并作为特征描述子。特

征描述子包含了特征点以及周围对其有贡献的像素点,由旋转主方向、生成描述子和归一化处理三步来生成。

以特征点为中心,将坐标轴旋转至特征点的主方向,保证特征矢量旋转不变性。以主方向为中心取一个 15×15 的邻域作为采样窗口,每个小格代表关键点邻域所在尺度空间的一个像素。在每个 3×3 的小块上绘制 8 个方向的梯度直方图,计算每个梯度方向的累加值,即可形成一个种子点。将每个种子区域的梯度直方图平均划分为 8 个方向区间,而 16 个种子点构成一个特征点,在特征点周围的 4 个直方图上形成一个描述子,因此每个特征点就可以获得 $3 \times 3 \times 8 = 72$ 维的特征描述子。

通过上述步骤可以得到具有旋转不变性和尺度不变性的 SIFT 特征描述子,将梯度直方图中各个方向上的梯度模进行归一化处理,可以减少光照的影响,从而得到更稳定的点。与传统的 SIFT 算法相比,改进算法的向量维度的下降率为 43.75%,可以有效减少计算量和运行时间。

4 特征点匹配与拼接痕迹融合

4.1 粗匹配

双目相机所采集到的两幅图像分别定义为左图像和右图像,在左图像中取一个特征点 1,在右图像中找到与之匹配的特征点 2,在特征点 2 的最近邻处选取一特征点 3,通过计算特征点最近邻和次近邻的比值来实现粗匹配。设定一个阈值,若该比值小于设定的阈值,则为正确的匹配点对。当阈值减小时,匹配点对的数目会减少,但会更加稳定,误匹配的现象也会减少。通过对比分析,阈值设为 0.3 匹配效果最佳。

从计算速度和粗匹配效果两个方面考虑,采用夹角反余弦法计算距离,使用反余弦函数作为相似性度量函数,选取适当的阈值来完成粗匹配。设两个 n 维向量为 $m_1 = [x_{11} \ x_{12} \ \dots \ x_{1n}]$ 和 $m_2 = [x_{21} \ x_{22} \ \dots \ x_{2n}]$,两个向量的反余弦函数可表示为

$$d = \arccos\left(\sum_{k=1}^n x_{1k} \cdot x_{2k}\right) \quad (8)$$

4.2 精准匹配

粗匹配后,仍然存在一些误匹配点,则需要对其进行剔除。为了消除偏差较大的特征点,实验采用随机抽样一致(RANSAC)算法进行处理^[17-18]。首先采用 RANSAC 算法对全部样本数据进行随机取样,再对变换模型的参数进行估计,从而得到一个运算模型,代入数据可以得到变换后的数值。设定一个阈值,将变换后的数值与实际值的差的绝对值与设定的阈值进行对比,小于阈值的数据点为内点,则保留,大于阈值的点为无效数据点,则剔除。重复上述步骤,直至将内点数最多的模型作为最优模型,算法的具体步骤参考文献[18]。

4.3 图像拼接与痕迹融合

选取左、右两幅图像上一对正确的匹配点对 (a_1, b_1) 和 (a_2, b_2) , 转换矩阵为 T , 则 T 的表达式为

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ b_1 \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} a_2 \\ b_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 \\ t_4 & t_5 & t_6 \\ t_7 & t_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_2 \\ b_2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中: t_1 和 t_2 为旋转变换参数; t_4 和 t_5 为尺度变换参数; t_3 和 t_6 为平移参数; t_7 和 t_8 为透视变换参数。通过 4 对匹配点即可确定 8 个未知参数的转换矩阵 T 。

基于以上理论分析,对正确的匹配点进行坐标变换运算,可以完成两幅图像的拼接。由于亮度和采集位置的不同,图像拼接后会存在明显的拼接痕迹,因此需要对图像进行融合来消除拼接痕迹。

常见的图像融合方法有平均值法、多分辨率样条法和加权平滑融合法^[19]。采用平均值融合法处理后的图像易出现明显的明暗分块局域。多分辨率样条融合法根据图像频率的差异进行层区分,然后根据特定的约束进行单层融合,该算法融合均匀,但运算量过大。加权平滑融合法是平均值融合法的改进方法,不仅融合效果好,而且运算时间较快。实验采用加权平滑融合法对拼接痕迹进行融合,当采用加权平滑融合法对拼接痕迹进行融合时,首先调整图像亮度,使两幅图像的亮度保持一致,然后对重合区域内的像素值进行加权处理,使拼接处的图像过渡更加自然。加权平滑融合法求解融合后图像灰度的数学表达式为

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y), & (x, y) \in C_1 \\ w_1(x, y)f_1(x, y) + w_2(x, y)f_2(x, y), & (x, y) \in C_2 \\ f_2(x, y), & (x, y) \in C_3 \end{cases} \quad (10)$$

式中: C_1 为不包含重合区域的左图像; C_2 为重合区域; C_3 为不包含重合区域的右图像; $w_1(x, y)$ 和 $w_2(x, y)$ 分别为重合区域的权值, 且 $0 < w_1 < 1$, $0 < w_2 < 1$, $w_1 + w_2 = 1$; $f(x, y)$ 、 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 分别为融合后图像的灰度、左图像的灰度和右图像的灰度。

实验选取 $w_1 = [s - (i - a)] / s$, 其中 i 表示像素点的坐标值, a 表示图像重合区域的起始像素值, s 表示图像重合区域的宽度。

4.4 特征区域面积计算

当对图像进行采集时, 被测工件与摄像机基线之间的距离不变, 实际测量工件的面积和像素面积存在一定的比例关系。计算出图像中几何特征的像素面积, 通过比例换算可以获得工件特征的实际面积, 该方法可以提高测量速度, 降低微小工件面积测量的难度。工件面积测量原理如图 2 所示。

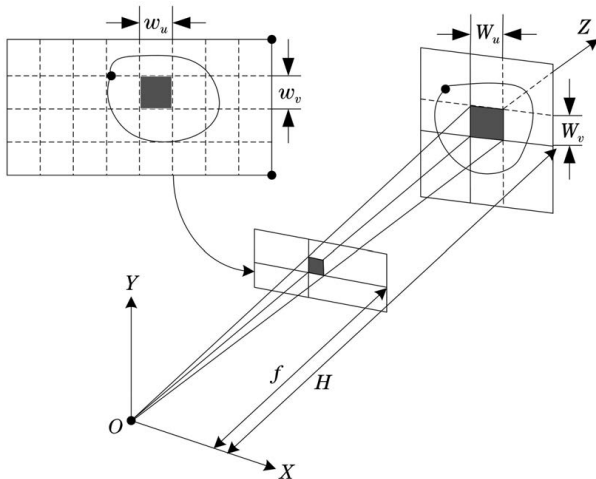


图 2 工件特征区域的面积测量原理

Fig. 2 Principle of area measurement of characteristic region of workpiece

当工件的位置和机器人末端工具中心点(TCP)的位置处于同一高度时, 采用文献[20]的机器人 TCP 标定方法, 计算求得物距 $Z = 953.86 \text{ mm}$ 。设图像处理后几何特征的像素面积为 A , 工件特征的实际几何面积为 S , 根据几何关系可得

$$\begin{cases} S = A \times \sigma = A \times W_u \times W_v \\ W_u = \omega_u / f \cdot Z \\ W_v = \omega_v / f \cdot Z \end{cases}, \quad (11)$$

式中: W_u 为单个像素尺寸对应实际物体在 x 方向上的尺寸; W_v 为单个像素尺寸对应实际物体在 y 方向上的实际物体长度; σ 为单位像素面积对应的实际面积的比值; ω_u 和 ω_v 分别为 x 和 y 方向上的单个像素尺寸; f 为相机的焦距。

5 实验分析

5.1 柔性视觉检测系统平台的搭建

在 ABB-IRB 1600 型号的工业机器人上安装双目视觉检测系统, 以此作为研究对象并将其作为运动的载体, 在工业机器人末端的法兰盘上通过支架固定两个 CCD (Charge Coupled Device) 工业摄像机, 柔性视觉检测系统的平台如图 3 所示。双目视觉测量系统的基线与机器人末端法兰盘的轴线垂直, 安装过程中将机器人末端的法兰盘移动到水平位置, 以确保支架平面与末端的法兰盘平行放置。

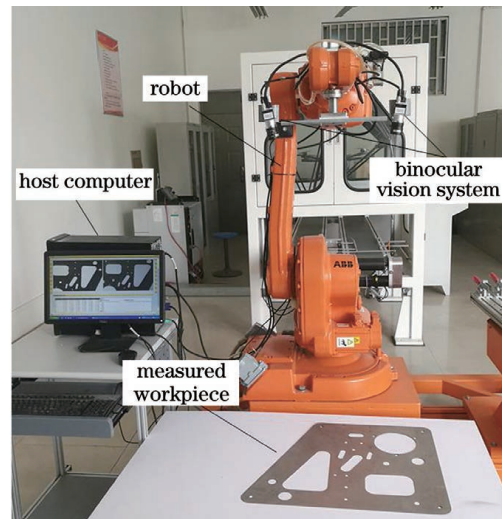


图 3 柔性视觉检测系统的平台

Fig. 3 Platform of flexible vision detection system

采用维视科技公司生产型号为 MV-EM200M 的摄像机, 相机主要技术参数如表 1 所示。相机安

表 1 MV-EM200M 相机的参数

Table 1 Parameters of MV-EM200M camera

| Item | Parameter |
|---|--|
| Highest resolution / (pixel × pixel) | 1600 × 1200 |
| Pixel size / (μm × μm) | 4.4 × 4.4 |
| Sensor type | CCD |
| Optical size / (") | 1/1.8 |
| Lens focal length / mm | 16 |
| Aperture adjustment range | F1.4-F32.0 |
| Photographic lens imaging size / (") | 2/3 |
| Frame rate / (frame · s ⁻¹) | 20 |
| Exposure time / μs | 16-100000 |
| Output color | Black and white |
| Output mode | GigEgigabit ethernet output |
| Transmission distance / m | 100 |
| Synchronous mode | External trigger or continuous acquisition |

装过程中需左右对称,方便确定工业机器人末端工具的中心点;两个摄像机的内外参数均设置相同,用来提高测量精度;摄像机的安装距离应控制在 $0.8Z \sim 2.2Z$,摄像机的光轴和基线的夹角约为 45° ,可以使测量误差最小。实验使用的不规则工件的长为 600 mm,宽为 500 mm。

5.2 改进 SIFT 算法的性能分析

为了验证改进 SIFT 算法的准确性和匹配效率,分别对传统 SIFT 算法、ORB 算法以及改进 SIFT 算法在特征点个数、匹配对数、正确匹配对数、正确匹配率和匹配时间方面进行比较。特征维数和匹配效率的关系曲线如图 4 所示。从图 4 可以看到,当特征维数较低时,三种算法的差异较小,随着特征维数的增加,改进 SIFT 算法保持着较高水平的匹配率,明显高于其他两种算法,匹配率在 $80\% \sim 90\%$ 之间。

在特征点数相同的条件下,三种算法的性能对比结果如表 2 所示。从表 2 可以看到,当双目相机

表 2 不同算法的测试结果

Table 2 Test results for different algorithms

| Algorithm | Feature points (Left/right) | Matched logarithm | Correct matched logarithm | Correct matching rate / % | Matched time / ms |
|---------------|--------------------------------|----------------------|------------------------------|------------------------------|----------------------|
| Improved SIFT | 300/200 | 178 | 144 | 80.90 | 187 |
| SIFT | 300/200 | 131 | 74 | 56.49 | 251 |
| ORB | 300/200 | 154 | 106 | 68.83 | 235 |

5.3 图像测量实验

使用机器人控制双目摄像机作线性运动,并对工件分别采集两幅图像,且两幅图像之间有公共区域。对两幅图像中的特征点进行检测,检测结果如图 5(a) 所示。对特征点进行粗匹配,匹配结果如图 5(b) 所示。采用 RANSAC 算法消除误匹配特征点,得到特

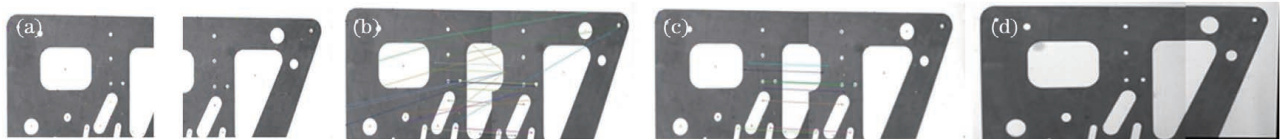


图 5 图像拼接过程的结果。(a)特征点的检测结果;(b)特征点的粗匹配;(c)特征点的精匹配;(d)拼接图像

Fig. 5 Results of image mosaic process. (a) Detection results of feature points; (b) coarse matching of feature points; (c) precision matching of feature points; (d) mosaic image

工件上、下两部分的图像拼接和痕迹融合结果如图 7 和图 8 所示。对上、下两部分图像进行拼接与融合,最终得到完整的工件图像,如图 9 所示。

对拼接后的完整工件图像进行二值化处理,阈值分别选取 $(0, 150)$ 和 $(150, 255)$ 。然后对阈值在

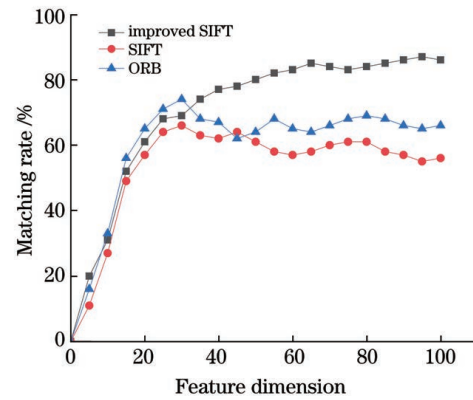


图 4 特征维数与匹配率的关系

Fig. 4 Relationship between feature dimension and matching rate

所采集的左、右两幅图像的特征点数一定时,改进 SIFT 算法的正确匹配率为 80.90% ,匹配时间为 187 ms,匹配时间显著减少。结果表明,改进 SIFT 算法在特征点检测和匹配的过程中,可大大减少计算量,提升检测效率,满足大型工件在线检测的实时性。

征点的正确匹配结果如图 5(c) 所示。从图 5(c) 可以看到,特征点的匹配结果正确无误。在此基础上,通过坐标变换运算进一步完成图像的拼接,结果如图 5(d) 所示。从图 5(d) 可以看到,图像中右侧区域存在明显的拼接痕迹。采用加权平滑融合法对拼接图像进行融合以消除拼接痕迹,结果如图 6 所示。

$(0, 150)$ 之间的图像进行填充计算,二值化图像如图 10(a) 和图 10(b) 所示。

为了使二值化图像能够清晰地显示出目标特征区域的图像信息,对二值化图像 I 和二值化图像 II 进行交集处理,结果如图 10(c) 所示。由于图像边



图 6 融合后的拼接图像
Fig. 6 Mosaic image after fusion



图 8 拼接图像 II
Fig. 8 Mosaic image II



图 7 拼接图像 I
Fig. 7 Mosaic image I



图 9 完整的工作件图像
Fig. 9 Complete workpiece image

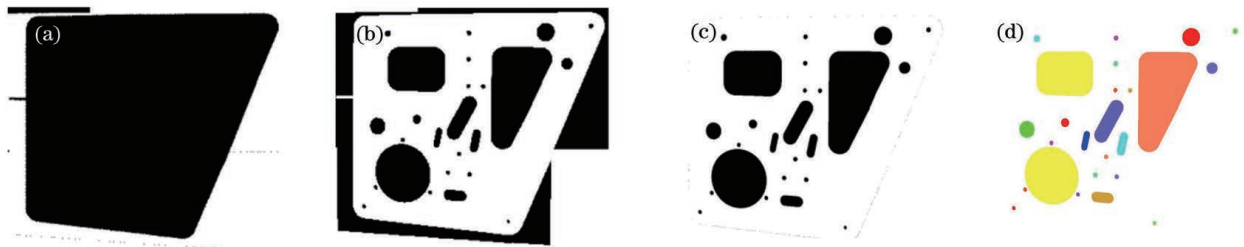


图 10 筛选特征区域的过程。(a)二值化图像 I ;(b)二值化图像 II ;(c)二值化图像 III ;(d) 筛选后的连通域
Fig. 10 Process of screening characteristic areas. (a) Binary image I ; (b) binary image II ; (c) binary image III ; (d) connected domain after screening

缘点存在层次上的差异,提取位于数结构特征比较高的区域点集构成集合并运用 8 联通算子进行搜索,从而得到二值化图像连通区域内的轮廓特征。工件边缘处仍存在许多干扰因素,选取像素面积阈值为 600 进行筛选处理,得到筛选后的连通域如图 10(d)所示。

统计筛选后的连通区域中的像素数目,根据

$$P = \sum T, T = \begin{cases} 1, & f(x, y) = 0 \\ 0, & f(x, y) = 1 \end{cases}, \quad (12)$$

来计算边界内所有像素的总和 P 。式中: $f(x, y)$ 为图像的灰度值。

将拼接后的工件图像特征区域进行标注以便识别计算,几何图形标注情况如图 11 所示。根据像素面积法,特征区域中实际的几何尺寸计算公式为

$$r = \sqrt{S/\pi}, \quad (13)$$

式中: S 为计算得到的特征区域实际面积; r 为计算得到的特征区域半径。

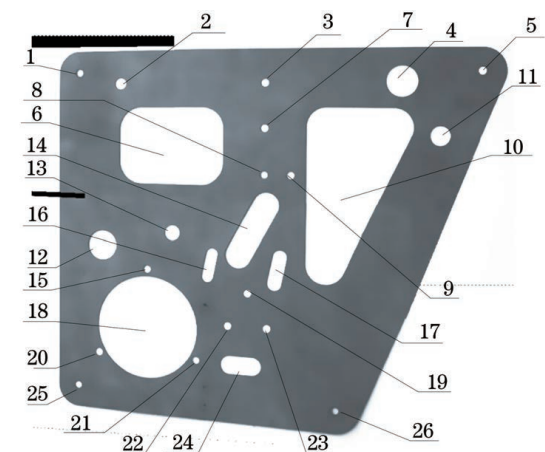


图 11 几何图形的标注
Fig. 11 Labeling of geometric figures

对工件图像中非圆型特征区域进行等效圆设定以求出等效半径,进而计算等效半径的相对误差。将工件几何特征像素面积的测量数据代入(13)式,可得工件采样孔的半径。孔半径的测试值与实际值

的对比结果如图 12 所示,相对误差如图 13 所示。

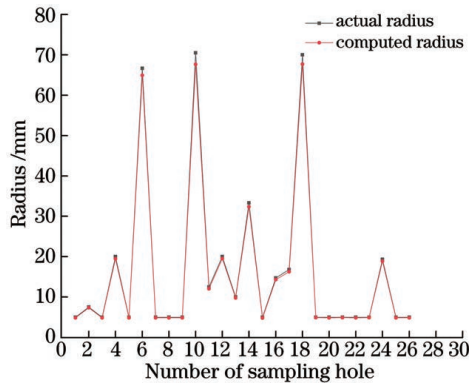


图 12 工件圆孔半径的对比曲线

Fig. 12 Contrast curve of radius of workpiece circular hole

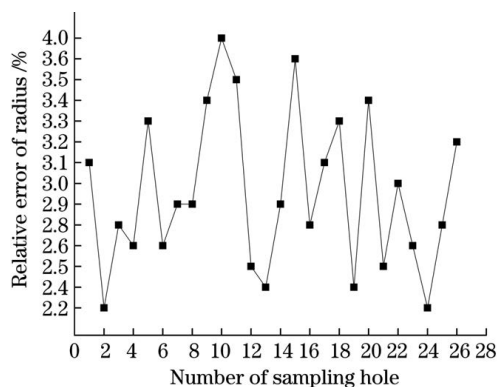


图 13 圆孔半径的相对误差

Fig. 13 Relative error of radius of circular hole

从图 12 和图 13 可以看到,半径(等效半径)的平均相对误差为 2.9%,其中最大值为 4.0%,最小值为 2.2%;半径为 5 mm 的圆型孔因其本身面积较小,采集的图像相对形变较大,所以误差比较大。实验结果表明,系统检测的工件尺寸等效半径的相对误差较大,产生误差的因素:相机在安装过程中存在的安装误差、相机的基线也不是理想的水平,以及在图像拼接过程中计算精度等。后续通过进一步的改进安装和检测方法来减少这类误差,从而进一步提高系统的检测精度。

6 结 论

基于改进 SIFT 特征点匹配算法提出一种图像拼接方法。通过对工件图像进行去噪声处理来凸显图像的特征信息,采用改进 SIFT 算法来完成工件图像特征点的检测和匹配,并通过坐标变换运算来完成图像拼接,采用加权平均融合法来消除拼接痕迹。搭建机器人柔性视觉检测系统并进行面积测量实验,利用比例转换关系并根据拼接得到的完整工件图像来计算工件中目标图形的实际面积,从而获

得特征区域的尺寸参数。实验结果表明,基于特征点匹配的图像拼接方法具有较高的匹配精度和效率,满足大型工件目标区域特征参数的检测要求。

参 考 文 献

- [1] Sun F Y. Application research of flexible production line in automobile welding workshop[J]. China Plant Engineering, 2019(11): 159-160.
孙凤元. 汽车焊装车间柔性化生产线的研究[J]. 中国设备工程, 2019(11): 159-160.
- [2] Kutin A A, Voronenko V P, Sedykh M I, et al. Optimizing the material fluxes in flexible production systems with interchangeable machining equipment [J]. Russian Engineering Research, 2019, 39(12): 1088-1092.
- [3] Ma G D, Wang Y S, Shi X T, et al. Weld inspection and tracking of laser welding head [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111508.
马国栋, 王延深, 史小田, 等. 激光焊接头焊缝自动检测及跟踪研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111508.
- [4] Qian Q S, Hu Y H, Zhao N X, et al. Object tracking algorithm based on global feature matching processing of laser point cloud [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061012.
钱其姝, 胡以华, 赵楠翔, 等. 基于激光点云全局特征匹配处理的目标跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061012.
- [5] Zhang Y S, Yang G W, Wang Q Q, et al. Weld feature extraction based on fully convolutional networks[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(3): 0302002.
张永帅, 杨国威, 王琦琦, 等. 基于全卷积神经网络的焊缝特征提取[J]. 中国激光, 2019, 46(3): 0302002.
- [6] Kos M, Arko E, Kosler H, et al. Remote-laser welding system with in-line adaptive 3D seam tracking and power control [J]. Procedia CIRP, 2019, 81: 1189-1194.
- [7] Castro D C, Walker I, Glocker B. Causality matters in medical imaging [J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 3673.
- [8] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 1150-1157.
- [9] Lu L J, Hu G P, Bao W X. Image fusion technology based on improved scale-invariant SURF algorithm [J]. Computer and Digital Engineering, 2019, 47

- (7): 1684-1687, 1814.
陆柳杰, 胡广朋, 包文祥. 基于优化的 SURF 算法的图像融合技术[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(7): 1684-1687, 1814.
- [10] Madhusudana P C, Soundararajan R. Subjective and objective quality assessment of stitched images for virtual reality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(11): 5620-5635.
- [11] Mou Q, Tang Y, Li Z L, et al. Fast stitching method for dense repetitive structure images based on grid-based motion statistics algorithm and optimal seam[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(1): 239-244.
牟琦, 唐洋, 李占利, 等. 基于网格运动统计算法和最佳缝合线的密集重复结构图像快速拼接方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(1): 239-244.
- [12] Jia W C. Panoramic image stitching technology based on ORB [J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2019(3): 105-108, 114.
贾文超. 基于 ORB 算法的全景图像拼接技术[J]. 城市勘测, 2019(3): 105-108, 114.
- [13] Laraqui A, Baataoui A, Saaidi A, et al. Image mosaicing using Voronoi diagram [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(6): 8803-8829.
- [14] Zhang Q, Jia Y, Wang Y B. A part image mosaic method based on sparse feature points[J]. Computer and Modernization, 2019(2): 19-26.
张勤, 贾渊, 王耀彬. 基于稀疏特征点的零件图像拼接方法[J]. 计算机与现代化, 2019(2): 19-26.
- [15] Zhou X, Cao S, He X J, et al. Image stitching based on the planar similarity among matching pairs of feature points[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2017, 46(6): 877-882.
周雪, 曹爽, 何香静, 等. 基于特征点匹配对平面相似度的图像拼接[J]. 电子科技大学学报, 2017, 46(6): 877-882.
- [16] Wu Y Q, Xie F. A fast and robust image registration algorithm based on contrast Harris [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2020, 40(3): 316-324.
吴一全, 谢芬. 基于对比度 Harris 的快速鲁棒图像配准算法[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(3): 316-324.
- [17] Quan Y M, Li S M. Fast image mosaic method in large workpiece measurement system [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(8): 60-65.
全燕鸣, 黎淑梅. 大型工件测量系统中的快速图像拼接方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2011, 39(8): 60-65.
- [18] Liu M J, Wang X D, Li L Y, et al. Improved random sampling consistency algorithm employed in three-dimensional point cloud registration [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(10): 101104.
刘美菊, 王旭东, 李凌燕, 等. 改进的 RANSAC 算法在三维点云配准中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(10): 101104.
- [19] Zhen M, Wang S P. An adaptive weighted average fusion method for visible and infrared images [J]. Infrared Technology, 2019, 41(4): 341-346.
甄媚, 王书朋. 可见光与红外图像自适应加权平均融合方法[J]. 红外技术, 2019, 41(4): 341-346.
- [20] Wang C D, Li Z H, Wang X J, et al. Robot TCP self-calibration method based on hand-eye relationship [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(17): 6-11.
王才东, 李志航, 王新杰, 等. 基于手眼关系的机器人 TCP 自标定方法[J]. 机床与液压, 2019, 47(17): 6-11.