

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413582

机器人搭载双目视觉系统下的工件尺寸检测方法研究*

王金栋, 谢成胜, 张行健, 郑 鹏, 唐雷雨

(西南交通大学机械工程学院 成都 610031)

摘要:随着制造业的快速发展,工件尺寸精度要求日益提高,实现工件三维尺寸的高效精准测量对保障加工质量具有重要意义。针对机械加工工件三维尺寸检测需求,提出一种基于机器人搭载双目视觉系统的检测方法。以法兰盘为典型检测对象,搭建视觉检测系统,并设计基于双目视觉的工件尺寸检测算法流程。针对法兰盘图像易受高光和噪声干扰导致像素值污染的问题,提出一种灰度聚合算法,通过检测并重构污染像素值,显著提升了立体匹配代价计算的抗噪鲁棒性;同时,针对法兰盘图像特征重复或较弱导致的同名点匹配误差较大的问题,设计一种权重自适应计算算法,通过有效表征像素特征,进一步提高了立体匹配的准确度。基于上述研究,构建了融合灰度聚合与权重自适应计算的 AD-Census 立体匹配优化算法,并通过法兰盘尺寸检测实验,验证了该优化算法的有效性。此外,通过深入分析法兰盘视觉检测中视差误差的传递过程,建立相机测量位姿评价模型,确定了相机的最佳测量位姿,并开展不同测量位姿下的法兰盘尺寸检测实验,验证了最佳测量位姿确定方法的有效性。研究结果表明,所提出的方法能够进一步提高工件尺寸检测的精度,为机械加工工件的三维尺寸检测提供了新的技术手段。

关键词: 双目视觉; 尺寸检测; 立体匹配; 机器人

中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Research on workpiece size detection method with binocular vision system carried by robot

Wang Jindong, Xie Chengsheng, Zhang Xingjian, Zheng Peng, Tang Leiyou

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: As the manufacturing industry rapidly advances, the demand for precise workpiece size measurement continues to grow. Efficient and accurate three-dimensional measurement of workpieces is crucial for ensuring processing quality. This paper proposes a detection method for the three-dimensional size of machined workpieces using a robot equipped with a binocular vision system. A flange plate is chosen as a typical detection object, and a visual detection system is developed along with a corresponding workpiece size detection algorithm based on binocular vision. To address the issue of highlight and noise interference in flange images, which leads to pixel value contamination, a gray-level aggregation algorithm is introduced. This algorithm improves the robustness of stereo matching cost calculations by detecting and reconstructing contaminated pixel values. Additionally, to tackle the challenge of large matching errors caused by weak or repeated image features in the flange, a weight adaptive calculation algorithm is proposed to enhance stereo matching accuracy by effectively characterizing pixel features. Building on this, an AD-Census stereo matching optimization algorithm is developed, combining gray-level aggregation and weight adaptive calculation, with its effectiveness validated through flange size detection experiments. Furthermore, by analyzing the transfer process of parallax errors during flange visual inspection, an evaluation model for camera measurement pose is established, allowing the determination of the optimal measurement pose. Flange size detection experiments under different poses confirm the effectiveness of the proposed pose optimization method. The results show that the proposed method significantly improves workpiece size detection accuracy and offers a new technical approach for three-dimensional size measurement of machined workpieces.

Keywords: binocular vision; size detection; stereo matching; robots

0 引言

工业检测是产品生产过程中重要的一环,其检测结果是对生产过程进行评价的重要指标^[1-3]。在机械制造过程中,工件尺寸的检测是必不可少的一步工序。它的检验结果不但影响到工件本身的尺寸精度,而且关系到对其后续的再加工和组装。

目前,工件尺寸测量方法主要有人工检测法、三坐标检测法、激光检测法、视觉检测法等。传统的尺寸检测多利用人工进行测量,根据工件被测尺寸参数的不同,选用游标卡尺、螺旋测微器、塞尺、量规等工具进行检测^[4]。人工检测易受人为因素影响,导致测量结果精度及稳定性较差,且测量效率较低^[5]。采用三坐标测量机检测时,可以实现对工件各尺寸参数的精准测量,但需规划测量路径进行逐点接触式检测,测量效率偏低。激光检测法测量精度较高,但对被测物体表面光洁度、反射性有一定要求。随着计算机与图像处理技术的快速发展,视觉检测以其非接触、视场范围大、高效、成本低等优势在工件尺寸测量领域得到了广泛应用^[6-7]。双目视觉检测作为一种典型的视觉测量方法,通过双目视差获取被测物体的空间信息,实现工件三维尺寸的高效测量^[8-9]。

国内外的学者对于运用双目视觉来进行尺寸检测有着大量的研究,如Gorpas等^[10]针对视觉检测尚未实现对直径<1 cm的物体进行准确三维测量的问题,提出一种基于双目视觉的新型空间测量方法,测量系统可沿高度方向运动,无需进一步校准;Huang等^[11]提出一种基于局部线角轮廓分割的方法,用于测量复杂平面零件的尺寸信息;Wang等^[12]为实现三维环境下多弯管半径的准确快速测量,提出一种基于立体视觉的方法,用于准确快速测量3D环境中多弯曲管道的半径;甘勇等^[13]提出一种利用图像分割和灰度值梯度变化提取零件边缘的阶梯轴径测量方法,实现轴径快速检测;董大卫等^[14]搭建一种应用半全局匹配(semi-global block matching, SGBM)算法的双目视觉测量系统,用来快速检测汽车的尺寸;郭智杰等^[15]为测量轮毂外形参数,通过形态学和霍夫变换对轮毂进行拟合,从而确定出轮毂的直径尺寸。

立体匹配是双目测量的关键环节^[16],通过比较从左目与右目获取的图像信息,寻找双目图像中的同名点^[17-20],进而确定同名点之间视差的过程^[21]。立体匹配由代价计算、代价聚合、视差计算、视差优化4个部分组成^[22];Lu等^[23]基于Census变换的图割法优化立体匹配过程,降低像素点本身对灰度值的依赖性;Chai等^[24]针对传统绝对误差和算法(sum of absolute differences, SAD)相似度量函数在立体匹配中易导致幅度失真的问题,

提出一种结合Census变换和引导滤波器的局部立体匹配算法,有效提高立体匹配精度和对光照变化及边缘信息的鲁棒性;Ambrosch等^[25]提出融合基于梯度的Census变换和绝对差之和的算法。通过Altera Stratix FPGA构建模型,在750×400立体图像分辨率下处理效果更好;彭妍等^[26]针对传统半全局算法对视差范围内未知场景需人为设定一个视差范围而造成计算资源浪费,提出基于视差范围估计和改进代价的半全局匹配算法,计算时间缩短95%以上。

综上所述,现有研究主要聚焦于检测精度与计算效率的优化,而对图像采集过程中产生的重复纹理、弱纹理以及噪声干扰等问题的研究相对不足。然而,在工业实际场景中,工件加工过程往往会在其表面形成重复纹理和弱纹理特征,同时受环境光照、粉尘等因素影响,采集图像中不可避免地存在噪声干扰。在立体匹配寻找同名点的过程中,重复纹理会造成视差范围内真实同名点区域与非同名点区域存在高度相似的情形,而弱纹理则会导致出现视差范围内真实同名点区域与非同名点区域差异性较小的问题。此外,噪声点干扰会污染视差范围内真实同名点区域,造成真实同名点区域的匹配代价值反而大于非同名点区域的匹配代价值^[27]。上述影响会致使工件尺寸在双目视觉检测的立体匹配中出现匹配困难、正确率低的结果,从而无法实现工件尺寸的精准检测。此外,现有固定机位图像采集的灵活性较差,采集图像范围受限,通过机器人搭载双目视觉检测系统可显著提升测量范围与灵巧性,而如何规划双目视觉系统的最佳测量位姿,进一步提升图像采集质量有待进一步研究。

针对上述问题,将以典型的法兰盘工件为研究对象、KR QUANTEC型机器人为运动平台,提出一种基于机器人搭载双目视觉的工件尺寸检测方法,实现工件三维尺寸的高效、精准测量。开展机器人搭载双目视觉的图像采集系统设计、参数标定、基于双目视觉的工件尺寸检测算法设计、基于AD-Census算法的立体匹配优化算法和相机最佳测量位姿确定等关键问题研究,并通过实验对所提方法的有效性进行验证。

1 检测系统组成与参数标定

法兰盘是一种用于连接管道、阀门、泵和其他设备的重要元件,如图1所示,其检测参数主要包括内圆直径、外圆直径、厚度和4个螺栓孔的直径。以KR QUANTEC型机器人为运动平台,在其末端搭载双目视觉系统,构建法兰盘尺寸检测系统,如图2所示。双目视觉检测生成点云的计算过程需要相机的内外参数,采用张正友法对相机的内外参数与畸变系数进行标定。



图 1 法兰盘工件
Fig. 1 Flange workpiece

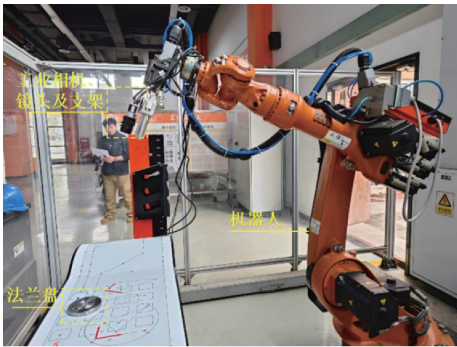


图 2 法兰盘尺寸视觉检测系统
Fig. 2 Visual inspection system for flange size

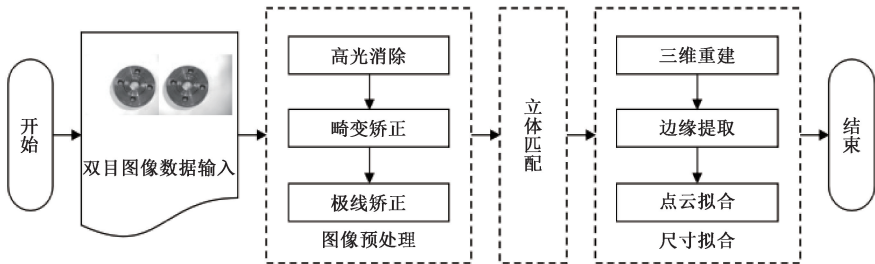


图 3 基于双目视觉的工件尺寸检测算法流程
Fig. 3 Flowchart of workpiece size detection algorithm based on binocular vision

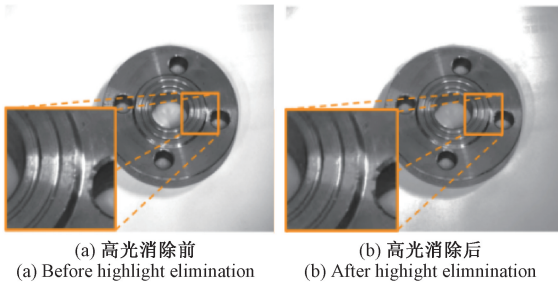


图 4 法兰盘图像高光消除效果
Fig. 4 Effect of highlight elimination on flange plate image

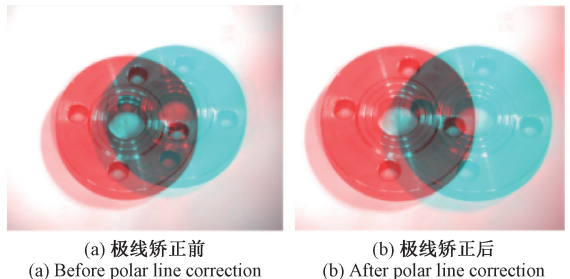


图 5 极线矫正效果
Fig. 5 Effect of epipolar line correction

机器人手眼标定是通过测量机器人末端执行器和视觉传感器之间的相对位姿关系,将机器人的运动与视觉感知进行准确配合的过程。双目相机固定在机器人末端执行器,为 eye in hand 模型。在机器人运动过程中,相机与机器人末端执行器的位姿关系保持不变,通过标定机器人的手(末端执行器)和眼睛(视觉传感器)之间的位姿关系,以确保机器人能够准确地将双目相机运动至各测量位置处。手眼标定采用棋盘格标定板,通过在不同位置对标定板进行拍摄,从而确定机器人手与眼间的相对位置关系。

2 基于双目视觉的工件尺寸检测算法设计

设计基于双目视觉的工件尺寸检测算法流程如图 3 所示。在图像预处理环节:高光遮盖像素特征给像素的区分造成干扰,造成视差估计错误,通过直方图均衡化的方法进行高光消除,如图 4 所示;相机采集图像不可避免发生畸变,基于 Brown-Conrady 模型对图像畸变进行矫正;双目相机成像面不平行使得寻找双目图像同名点的过程在二维空间下进行,采用 Fusiello 校正法进行极线矫正,如图 5 所示。

在立体匹配环节:将经过预处理的法兰盘双目图像作为数据输入,输出以像素灰度值表征视差信息的视差图,为后续法兰盘三维重建奠定基础。采用 AD-Census

算法对法兰盘双目图像进行立体匹配,得到的视差图如图 6 所示。

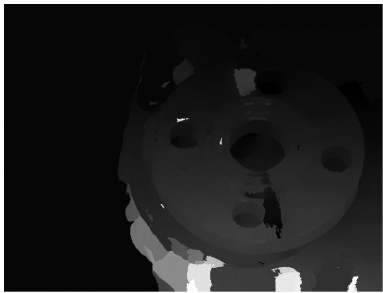


图 6 法兰盘视差图
Fig. 6 Disparity map of the flange

在尺寸拟合环节:采用三维重建的方法,生成法兰盘检测点云;基于 Canny 算子提取边缘分割点云,基于最小二乘法对轮廓点云进行拟合,从而获得法兰盘所需检测尺寸值。

3 基于 AD-Census 的立体匹配优化算法

立体匹配效果直接决定了双目视觉检测工件尺寸的精度。AD-Census 是一种将局部算法和半全局算法相结合的双目立体匹配算法,该算法结合绝对差异 (absolute difference, AD) 法描述点特征对重复纹理鲁棒性和 Census^[28] 法描述区域特征对弱纹理鲁棒性的优点,适应工件双目图像的特点。然而在计算过程中,AD 法和 Census 法两种代价值的权重固定且相等,在处理工件上的重复纹理和弱纹理区域时,代价值不能较好的体现像素点的区域特征。在处理工件边缘时,代价值又难以强调像素点的单点特征,造成视差图的边缘轮廓不清晰,匹配误差较大。此外,在图像采集过程中不可避免会受到噪点的影响,导致像素值污染,从而影响后续立体匹配的效果。针对上述问题,分别从提升抗噪鲁棒性、代价权重自适应计算等方面进行优化。

3.1 灰度聚合算法

针对工件图像采集受噪点干扰,导致像素值污染的问题,提出一种灰度聚合算法,检测污染像素并重构像素值,增强立体匹配算法的抗噪鲁棒性,其算法流程如图 7 所示。

1) 污染像素检测

现场工件图像采集受到的噪声主要为椒盐噪声、高斯噪声和模拟噪声等。以在良好环境下拍摄的法兰盘原始图像为对象 (如图 8 所示),添加椒盐噪声、高斯噪声、模拟噪声获得污染图像 (如图 9 所示),分别采用中值滤波、高斯滤波和小波变换的方式进行处理,结果如图 10 所示。

从图 10 可以看出:在降噪效果方面,中值滤波残留的噪点最多,降噪效果较差,小波变换处理效果略好于高斯滤波;在图像细节保留方面,图像中的边缘、纹理和角点信息极其重要,而在高斯滤波下得到的图像中边缘、纹

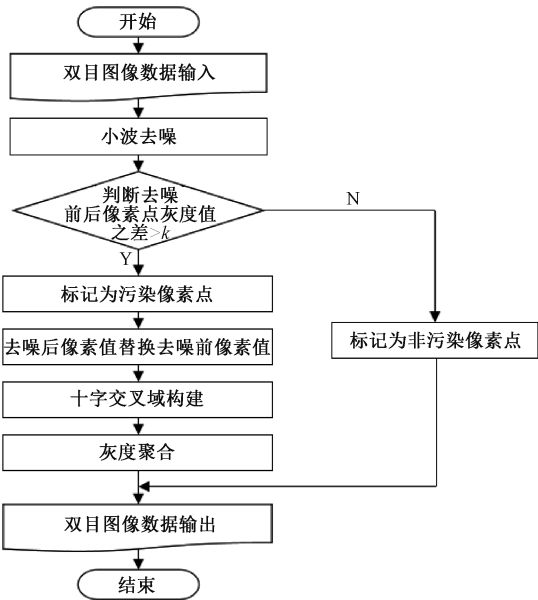


图 7 灰度聚合算法流程
Fig. 7 Flow chart of gray aggregation algorithm

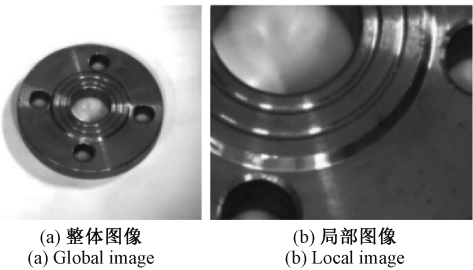


图 8 法兰盘原始图像
Fig. 8 Original image of flange

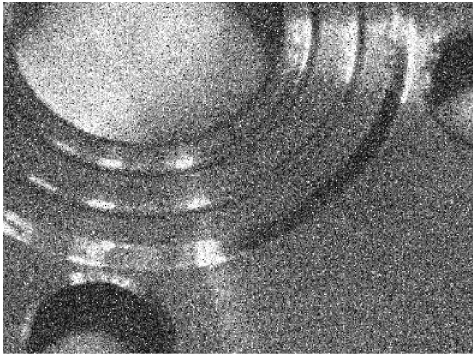


图 9 噪点污染下的法兰盘局部图像
Fig. 9 Local image of flange under noise pollution

理和角点信息较模糊,中值滤波处理后得到的图像效果略好于小波变换。综合考虑降噪效果与图像中的边缘、纹理和角点等信息的保留程度,选用小波变换的方法,对图片进行降噪处理。

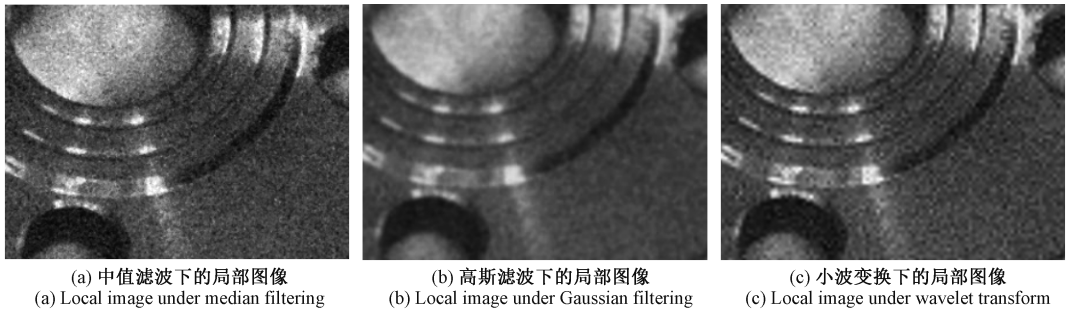


图 10 不同降噪算法处理效果

Fig. 10 Comparison of noise reduction effects using different algorithms

接下来,以降噪后的图像 I_1 、 I_2 为对象,对噪声图像逐像素点进行判断,即:

$$p_{i,j} = \begin{cases} p_{i,j}, & |p - p'| \leq k \\ p'_{i,j}, & |p - p'| > k \end{cases}, 0 < i < m, 0 < j < n \quad (1)$$

其中, k 表示阈值,经过多次实验发现 k 取为 5 时效果最好; $p_{i,j}$ 表示添加噪声的图像 I_1 中第 i 行、第 j 列的像素点的灰度值; $p'_{i,j}$ 表示降噪后图像 I_2 第 i 行、第 j 列的像素点的灰度值,如果二者差值的绝对值 > 5 ,则判断该点为被噪点污染点 p_e ,将降噪后的像素点的灰度值赋为该像素点灰度值,得到图像 I_3 ,如图 11 所示。



图 11 噪点污染像素点降噪图像

Fig. 11 Image of pixel noise reduction under noise pollution

2) 污染像素重构

图像降噪处理过程中,有效去除噪点会引起原始图像细节信息一定程度的缺失,因此需要对污染像素进行重构。基于十字交叉域构建方法,对图像 I_3 中的所有像素点逐个进行十字交叉域的构建,当沿某方向构造的过程中遇到噪点污染像素时,则直接跳过污染像素,对下一像素进行条件判断。

对于被噪点污染点 $p_e(x, y)$,计算其竖直臂上的非污染像素点水平臂灰度值之和 G_i ,即:

$$G_i = \sum_{l=-l_d}^{l_u} I_3(x+l, y+i), \quad -l_d < i < l_u \quad (2)$$

其中, l_u 和 l_d 表示像素点 $I_3(x+l, y+i)$ 的十字交叉域右臂长和左臂长, l_d 和 l_u 分别表示被噪点污染点 $p_e(x, y)$ 的十字交叉域下臂长和上臂长。对 G_i 进行求和,并除以支持像素点数 S_p ,获得 $p_e(x, y)$ 的支持像素点灰度均值 p_e ,即:

$$\bar{p}_e = \frac{1}{S_p} \sum_{i=-l_d}^{l_u} G_i \quad (3)$$

同时,求得 p_e 的支持区域内非污染像素点灰度标准差,其中, l_u 和 l_d 分别表示被噪点污染点 p_e 的支持像素的右臂长和左臂长。

$$\sigma_{p_e} = \frac{1}{S_p} \sqrt{\sum_{i=-l_d}^{l_u} \sum_{l=-l_d}^{l_u} (I_3(x+l, y+i) - \bar{p}_e)^2} \quad (4)$$

将 $\bar{p}_e \pm 2\sigma_{p_e}$ 作为剔除支持区异常像素的灰度阈值,即:

$$\begin{cases} G_{\max} = \bar{p}_e + 2\sigma_{p_e} \\ G_{\min} = \bar{p}_e - 2\sigma_{p_e} \end{cases} \quad (5)$$

通过高斯距离来计算 p_e 的支持像素的权重,通过设定的灰度阈值,对 p_e 的支持像素点中的异常值进行剔除,即将其权重置 0,如式 6 所示。

$$W_{I_3} = \begin{cases} \sqrt{(l+i)^2/2\sigma}, & G_{\min} < I_3 < G_{\max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, σ 是高斯函数的标准差,决定高斯函数的形状和宽度,这里 σ 取 1。根据距离设置权重可以使得离目标像素点越近的像素点在计算中具有更大的权重,从而更好地反映局部结构和纹理特征。为保证聚合后的被污染像素点 p_e 的灰度值位于正常范围内,聚合之前对各支持像素的权重进行归一化,即:

$$\begin{cases} S_w = \sum_{i=-l_d}^{l_u} \sum_{l=-l_d}^{l_u} W_{I_3(x+l, y+i)} \\ W'_{I_3(x+l, y+i)} = \frac{W_{I_3(x+l, y+i)}}{S_w} \end{cases} \quad (7)$$

最后,由被污染像素点 p_e 的支持像素点聚合得到 p_e 的灰度值,即:

$$p_e = \sum_{i=-l_d}^{l_u} \sum_{l=-l_d}^{l_u} I_3(x+l,y+i) W'_{l_3(x+l,y+i)} \tag{8}$$

此时由图像 I_3 噪点污染像素点经灰度聚合重构得到的图像 I_4 , 如图 12 所示。

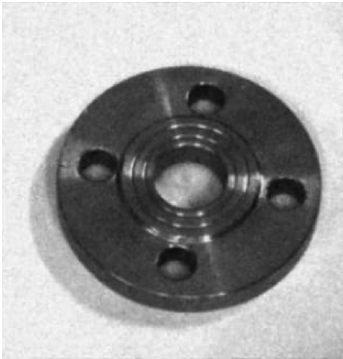


图 12 噪点污染像素点重构的图像 I_4

Fig. 12 Image I_4 reconstructed from noise-contaminated pixels

3) 灰度聚合算法实验验证

为验证灰度聚合算法的有效性,分别从图像还原性评价、法兰盘图像视差图评价、灰度聚合 Census 变换噪声鲁棒性评价、工件尺寸检测评价方面进行验证分析。

(1) 图像还原性评价

结构相似性指数 (structural similarity index, SSIM) 是一种广泛应用于图像处理领域的图像质量评价指标,它综合亮度、对比度和结构等多个方面的信息,对两幅图片之间的相似性进行量化评价。分别计算噪声污染图像 I_1 、小波变换降噪图像 I_2 、噪声污染像素降噪图像 I_3 和灰度聚合图像 I_4 与原始图像 I_0 的 SSIM 指标,如表 1 所示。

表 1 I_1 、 I_2 、 I_3 和 I_4 与 I_0 的相似度

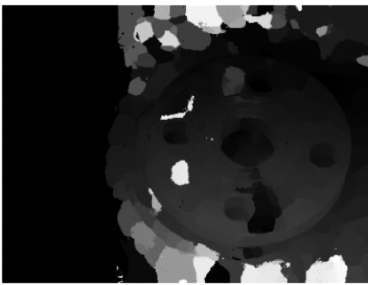
Table 1 Similarity of I_1 , I_2 , I_3 and I_4 with I_0

图像	SSIM
I_0	1
I_1	0.077 073
I_2	0.718 610
I_3	0.693 100
I_4	0.738 440

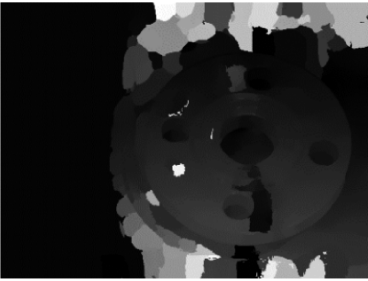
从表 1 可以看出, I_4 的 SSIM 指标值最大,同时 I_4 相比 I_2 和 I_3 相比, 清晰度略有提升,从而验证了所提对噪点污染像素通过灰度聚合的方式进行重构的有效性。

(2) 法兰盘图像视差图评价

分别采用传统 AD-Census 算法和灰度聚合的 AD-Census 算法获得的视差图如图 13 所示。



(a) 传统AD-Census算法
(a) Traditional AD-Census algorithm



(b) 灰度聚合的AD-Census算法
(b) Gray aggregation AD-Census algorithm

图 13 改进前后的 AD-Census 算法视差图

Fig. 13 Disparity map of AD-Census algorithm before and after improvement

通过图 13 可以看出,灰度聚合算法改进后的视差图中,法兰盘边缘轮廓较为清晰,且其表面连续区域视差图由存在较为明显的色块变为色彩连续,更加符合法兰盘真实表面结构特征,从而验证所提灰度聚合算法的有效性。

(3) 灰度聚合 Census 变换噪声鲁棒性评价

上文对 I_0 施加了噪声,以对不同降噪方法的降噪效果进行对比分析。接下来减小噪声强度,对原始图像 I_0 施加了多种噪声干扰以构建噪声污染图像,作为后续方法对比的实验对象。具体噪声参数设置为:噪声密度为 0.001 的椒盐噪声、均值为 0 且标准差为 0.000 1 的高斯噪声、以及幅度为 0.005 与频率为 0.001 的模拟噪声,进而得到噪声污染图像 I'_1 作为研究对象进行各种降噪方法的实验对比,如图 14 所示。



图 14 噪声污染图像 I'_1

Fig. 14 Noise-contaminated image I'_1

AD-Census 算法中,AD 法对噪声不具有鲁棒性,其噪声鲁棒性取决于 Census 法,因此,仅需要对比分析不同算法的 Census 变换结果,从而评价灰度聚合算法对于 AD-Census 法噪声鲁棒性的增强效果。

对无噪声图像 I_0 使用传统 Census 变换处理后的图片作为真值,噪声污染图片 I'_1 分别使用传统 Census 变换、均值 Census 变换和灰度聚合 Census 变换算法进行处理,结果如图 15 所示。

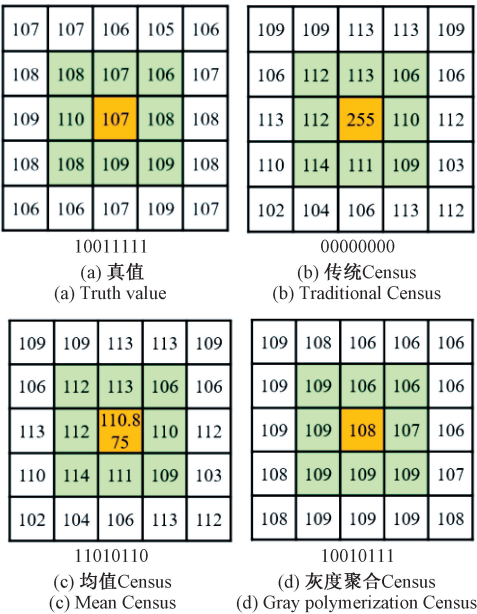


图 15 不同 Census 变换噪声鲁棒性

Fig. 15 Noise robustness of different Census transform

从图 15 可知,在噪声干扰条件下,传统 Census 变换在 3×3 窗口下的比特串平均变化 6 位,均值 Census 变换的比特串平均变化 3 位,表明后者在复杂噪声环境下的抗噪性能显著优于传统算法。相比之下,灰度聚合 Census 变换的比特串仅变化 1 位,表现出最优的噪声鲁棒性。这一实验结果验证了灰度聚合算法在提升立体匹配算法噪声鲁棒性方面的有效性。

(4) 工件尺寸检测结果评价

分别使用传统 AD-Census 算法和灰度聚合的 AD-Census 算法噪声污染图片 I'_1 及其对应的噪声污染的右目图片进行相关处理,得到法兰盘尺寸,其结果如表 2 所示。

通过对比改进前后 AD-Census 算法与游标卡尺的测量数据,实验结果表明,引入灰度聚合改进的 AD-Census 算法在测量精度上显著优于传统 AD-Census 算法。具体而言,改进后的算法在各尺寸参数的绝对误差值上分别降低了 66.50%、78.81%、89.14% 和 84.67%,显著提升了噪声鲁棒性。这一结果验证了

表 2 灰度聚合算法改进前后的测量结果及误差

Table 2 Measurement results and errors before and after the improvement of gray aggregation algorithm (mm)

测量参数及误差	外径	内径	孔径	厚度
传统 AD-Census 算法	106.12	26.95	11.82	15.96
灰度聚合的 AD-Census 算法	104.75	27.88	14.27	13.64
游标卡尺测量值	104.06	28.13	14.03	13.22

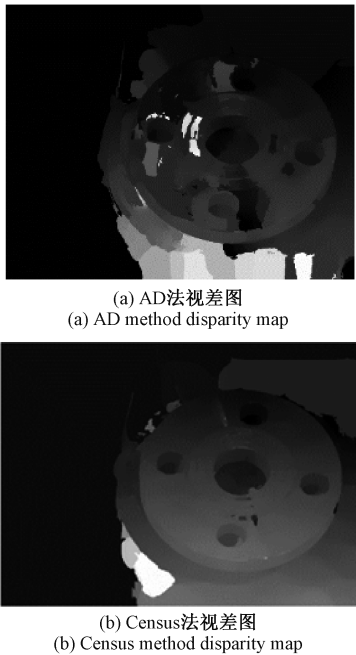
灰度聚合算法在增强 AD-Census 算法抗噪性能和精度提升方面的有效性。

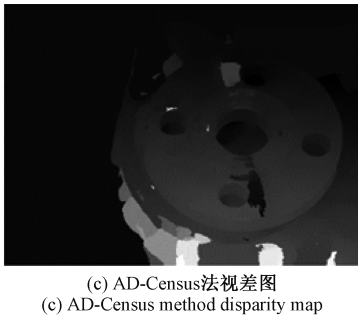
3.2 自适应代价权重计算

1) 自适应代价权重计算算法

针对工件图像特征重复或较弱导致的同名点匹配误差较大的问题,提出了一种权重自适应算法,旨在通过动态调整代价权重,有效表达像素特征,从而提高匹配准确度。在加工制造环境中,金属车铣工件图像常因特征重复或纹理较弱,导致传统立体匹配算法存在局限性:AD 法基于单像素亮度差,对纹理明显的区域(如工件边缘)鲁棒性较强,但对重复纹理的区分能力有限;Census 法基于窗口相对值,对亮度变化不敏感,能够在弱纹理区域(如工件表面)获取更多信息,但在边缘区域的匹配效果较差。AD-Census 法虽然结合了两者的优点,但由于采用固定权重,无法在不同区域最大化发挥两种算法的优势。

以原始图像 I_0 为对象,分别采用 AD 法、Census 法和 AD-Census 法对图像 I_0 进行立体匹配,得到的视差图如图 16 所示。





(c) AD-Census法视差图
(c) AD-Census method disparity map

图 16 不同算法得到的视差图

Fig. 16 Disparity map obtained by different algorithms

通过图 16 可以看出,在图像非边缘区域,Census 法得到的视差图效果明显优于 AD 法;在图像边缘区域,则 AD 法得到的视差图较 Census 法更加清晰准确;而 AD-Census 法则结合两者的优点,在图像边缘区域和非边缘区域都取得良好的效果,但其在非边缘区域的匹配效果弱于 Census 法,而在边缘区域弱于 AD 法。由于 AD-Census 法采用固定的两种代价权重,无法最大化地耦合两种算法的优势。因此,根据区域自适应调整两种代价权重,能够最大化提升算法优势。

AD-Census 法的代价计算公式为:

$$C_{AD-Census}(p, d) = \rho(C_{Census}(p, d), \delta_{Census}) + \rho(C_{AD}(p, d), \delta_{AD}) \quad (9)$$

分别在工件边缘区域增加 AD 法权重,在非边缘区域增加 Census 法权重,可以提高匹配准确性。通过边缘提取的方法,只能大致将图像分为边缘区域与非边缘区域,因此,可根据像素点十字交叉域支持像素数量对两种代价的权重进行确定。

计算十字交叉域支持像素数量,首先将像素点竖直臂上像素的水平臂长与像素点竖直臂长进行求和,然后将像素点水平臂上像素的竖直臂长与像素点水平臂长进行求和,最后将两次求和结果进行均值,从而获得像素点 p 的十字交叉域支持像素数量 n_{sp} 。在求解过程中,将臂长均计算为最大臂长 L_1 ,即可得到最大的十字交叉域支持像素数量。

$$\max_{n_{sp}} = 4 \ 692 \quad (10)$$

AD 法和 Census 法的权重分别为:

$$\begin{cases} W_{AD} = 1 - n_{sp} / \max_{n_{sp}} \\ W_{Census} = n_{sp} / \max_{n_{sp}} \end{cases} \quad (11)$$

则自适应权重 AD-Census 代价为:

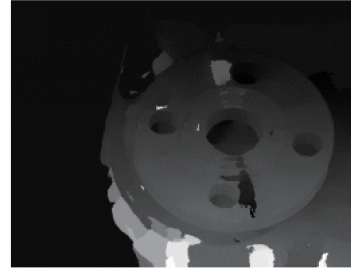
$$C_{AD-Census}(p, d) = W_{AD}\rho(C_{Census}(p, d), \delta_{Census}) + W_{Census}\rho(C_{AD}(p, d), \delta_{AD}) \quad (12)$$

2) 自适应代价权重计算实验验证

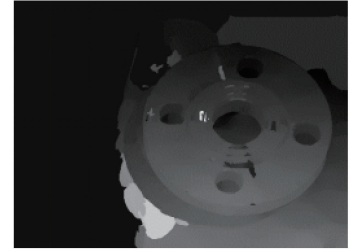
为验证自适应代价权重计算的有效性,分别从法兰盘图像视差图评价、工件尺寸检测评价方面进行验证分析。

(1) 法兰盘图像视差图评价

采用传统 AD-Census 算法、自适应权重计算的 AD-Census 算法获得的匹配视差图如图 17 所示。



(a) 传统AD-Census算法
(a) Traditional AD-Census algorithm



(b) 自适应权重的AD-Census法
(b) Adaptive weight AD-Census method

图 17 改进前后的 AD-Census 法得到的视差图

Fig. 17 Disparity map obtained by the AD-Census method before and after improvement

从图 17 可以看出自适应权重 AD-Census 法在边缘区域轮廓更明显,在非边缘区域上表示无效视差的黑色区域和表示视差突变的白色区域显著减少,更加符合工件真实表面特征。从而验证所提自适应权重计算算法的有效性。

(2) 工件尺寸检测结果评价

分别将前文得到的传统 AD-Census 算法和自适应权重的 AD-Census 算法匹配图像 I_0 及其对应的右目图像的视差图,通过视差图拟合法兰盘尺寸的方法,由视差图拟合得到法兰盘尺寸,检测结果如表 3 所示。

表 3 自适应权重改进前后的 AD-Census 法的测量结果

Table 3 Measurement results of AD-Census method before and after improvement (mm)				
测量参数及误差	外径	内径	孔径	厚度
传统 AD-Census 算法	104.42	28.42	13.86	13.59
自适应权重的 AD-Census 算法	104.18	28.28	13.93	13.38
游标卡尺测量值	104.06	28.13	14.03	13.22

对比改进前后 AD-Census 算法与游标卡尺的测量数据,结果表明,自适应权重的 AD-Census 算法相较于传统 AD-Census 算法,测量结果的绝对误差值都有一定程度

的减少,分别下降 66.67%、48.27%、41.18% 和 65.96%,极大提升法兰盘尺寸检测精度,验证了自适应权重算法对提升测量精度的有效性。

3.3 基于 AD-Census 的立体匹配优化算法实验验证

分别对结合上述所提灰度聚合算法与自适应代价权重算法相融合的 AD-Census 的立体匹配优化算法与传统 AD-Census 算法获得的视差图进行处理,将得到的法兰盘尺寸参数与通过游标卡尺检测出的结果进行对比分析,如表 4 所示。

表 4 算法改进前后法兰盘尺寸参数检测结果对比
Table 4 Comparison of flange size parameters before and after algorithm improvement (mm)

算法	外径	内径	孔径	厚度
AD-Census	106.12	26.95	11.82	15.96
灰度聚合融合自适应权重的 AD-Census	104.20	28.29	13.85	13.46
游标卡尺测量值	104.06	28.13	14.03	13.22

实验结果表明,与传统 AD-Census 算法相比,AD-Census 的立体匹配优化算法在法兰盘尺寸检测中表现出显著的精度提升,其测量绝对误差分别降低了 93.20%、86.44%、91.86% 和 91.24%。改进后的算法测量误差分别为 0.14、0.16、0.18 和 0.24 mm,平均测量误差为 0.18 mm,从而验证了改进灰度聚合与自适应代价权重计算相融合算法在提升测量精度方面的有效性。

4 最佳相机测量位姿确定

工业机器人作为智能制造系统的主要构成部分,能够实现灵活复杂的运动轨迹^[29],同时具有较高的定位精度^[30-31]。而通过机器人搭载双目视觉系统可在空间不同位置对法兰盘图像进行拍采集,双目相机与待测物体的相对位置关系决定了双目图像的视差范围,而视差范围直接影响匹配算法在寻找对应点时需要搜索的空间大小。视差范围过大导致搜索空间增大,从而增加计算复杂度和匹配难度,而视差范围过小则限制系统所能检测到的最小深度变化量。因此,如何构建法兰盘尺寸检测的相机位姿评价模型,确定最佳相机位姿,将有助于提升图像采集质量。

4.1 相机位姿评价模型构建

为便于计算,令法兰盘的上下平面与世界坐标系的 XOY 平面平行,世界坐标系方向与机器人基坐标系平行,同时,下平面与 XOY 平面重合,如图 18 所示。法兰盘点云中的点为 $p_w(X_w, Y_w, Z_w)$ 。

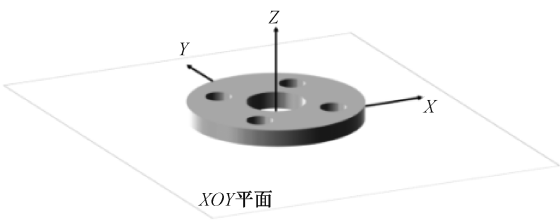


图 18 法兰盘与世界坐标系的相对位置
Fig. 18 Relative position of flange and world coordinate system

在法兰盘图像采集过程中,部分点不可见,不参与成像,不影响法兰盘尺寸检测过程。不可见的点分为观测方向不可视点和被遮挡点,如图 19 所示。

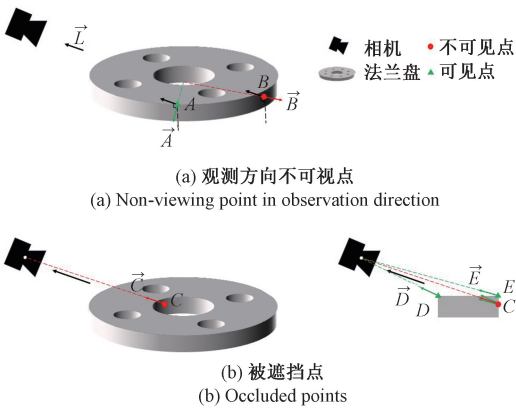


图 19 不可见点
Fig. 19 Invisible points

$\vec{A}$ 和 $\vec{B}$ 分别表示点 A 和 B 的法线方向的单位向量, $\vec{L}$ 表示沿法兰盘被观测方向的单位向量。当被观测点方向 p_w 的法线方向单位向量 $\vec{p}_w$ 与 $\vec{L}$ 之间的夹角 $\geq 90^\circ$ 时,该点则为观测方向不可视点,判定条件如式(13)所示。

$$p_w \begin{cases} \text{观测方向不可视点, } \vec{p}_w \times \vec{L} \leq 0 \\ \text{观测方向可视点, } \vec{p}_w \times \vec{L} > 0 \end{cases} \quad (13)$$

$\vec{C}$ 、 $\vec{D}$ 和 $\vec{E}$ 分别表示点 C、D 和 E 指向相机光心方向的单位向量,即该点投影到像素平面上的投影路径,当路径被遮挡时,该点为被遮挡点。对于法兰盘,遮挡点位于上平面,当 $\vec{p}_w$ 被遮挡时, $\vec{p}_w$ 方向属于上平面观测方向的集合 $\vec{L}_{pu}$ 。图 19 中, $\vec{C}$ 在 $\vec{D}$ 到 $\vec{E}$ 的集合范围内,即 $\vec{C}$ 的方向位于 $\vec{D}$ 到 $\vec{E}$ 之间。被遮挡点的判定条件为:

$$p_w \begin{cases} \text{被遮挡点, } \vec{p}_w \notin \vec{L}_{pu} \\ \text{非被遮挡点, } \vec{p}_w \in \vec{L}_{pu} \end{cases} \quad (14)$$

定义左目相机在世界坐标系下的位姿通过旋转平移矩阵描述为:

$$\mathbf{R}^l = \mathbf{R}_\alpha^l \mathbf{R}_\beta^l \mathbf{R}_\gamma^l = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & \sin \beta & 0 \\ -\sin \beta & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \gamma & 0 & -\sin \gamma \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \gamma & 0 & \cos \gamma \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{t}^l = [t_x^l \ t_y^l \ t_z^l]^T \quad (16)$$

其中, α, β, γ 分别表示绕世界坐标系 X, Y, Z 坐标轴的旋转角度, t_x^l, t_y^l, t_z^l 分别表示沿世界坐标系 X, Y, Z 坐标轴方向的平移量。右目相机相对于左目相机的位姿关系可通过旋转平移矩阵进行表征为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_{\alpha'} \mathbf{R}_{\beta'} \mathbf{R}_{\gamma'} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha' & \sin \alpha' \\ 0 & -\sin \alpha' & \cos \alpha' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta' & \sin \beta' & 0 \\ -\sin \beta' & \cos \beta' & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \gamma' & 0 & -\sin \gamma' \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \gamma' & 0 & \cos \gamma' \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{t} = [t_x \ t_y \ t_z]^T \quad (18)$$

其中, α', β', γ' 分别表示绕左目相机坐标系 X, Y, Z 坐标轴的旋转角度, t_x, t_y, t_z 分别表示沿左目相机坐标系 X, Y, Z 坐标轴方向的平移量, t_x^0 即表示双目相机中的基线长度 b 。由于对双目图像进行立体匹配之前, 需要将双目图片转换到同一平面上, 同时使同名点位于图像的一行, 即同名点之间只存在 X 轴方向的平移关系, 故在考虑右目相对于左目的位姿时, 将旋转平移矩阵简化为:

$$\mathbf{R}' = \mathbf{R}_{\alpha'}' \mathbf{R}_{\beta'}' \mathbf{R}_{\gamma'}' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{t}' = [b \ 0 \ 0]^T \quad (20)$$

根据世界坐标系到像素坐标系的转换关系, 可以分别得到测量点云中的点 $p_w(X_w, Y_w, Z_w)$ 与左目和右目像素坐标系下点 $p_l(X_l, Y_l)$ 和 $p_r(X_r, Y_r)$ 的转换关系:

$$\mathbf{Z}_c \begin{bmatrix} X_l \\ Y_l \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{d_x} & \gamma & u_{0l} & 0 \\ 0 & \frac{f}{d_y} & v_{0l} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}^l & \mathbf{t}^l \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{Z}_c \begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{d_x} & \gamma & u_{0r} & 0 \\ 0 & \frac{f}{d_y} & v_{0r} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}' \cdot \mathbf{R}^l & \mathbf{t}^l + \mathbf{t}' \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

将双目图像从像素坐标系下的像素点映射回世界坐标系下的点, 则视差 d 为:

$$d = x_l - x_r \quad (23)$$

假定视差误差为 Δd , 则修正视差 d' 为:

$$d' = x_l - x_r + \Delta d \quad (24)$$

$p_l(X_l, Y_l)$ 对应的 $\mathbf{p}'_w$ 为:

$$\mathbf{p}'_w = \begin{bmatrix} \mathbf{X}'_w \\ \mathbf{Y}'_w \\ \mathbf{Z}'_w \end{bmatrix} = \mathbf{R}^l \begin{bmatrix} \frac{bf}{d'} \\ \frac{Z(x_l - x_{0l})}{d'} \\ \frac{Z(y_l - y_{0l})}{d'} \end{bmatrix} - \mathbf{t}^l \quad (25)$$

重投影得到的 $\mathbf{p}'_w$ 与标准点 $\mathbf{p}_w$ 之间的距离即为评价指标:

$$e_{p_w} = |\mathbf{p}'_w - \mathbf{p}_w| = \sqrt{(X'_w - X_w)^2 + (Y'_w - Y_w)^2 + (Z'_w - Z_w)^2} \quad (26)$$

计算当前测量位姿下所有可视点 e_{p_w} 的平均值, 从而构建相机位姿评价函数:

$$F(\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y, t_z) = \min \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n e_{p_{wi}} \quad (27)$$

采用多参数优化算法, 确定出相机最佳测量位姿, 结合机器人手眼位姿矩阵及构建的机器人运动学模型, 通过运动学求逆的方式求解各关节角。

4.2 最佳相机测量位姿实验验证

通过双面视觉系统分别在确定出的最佳测量位姿处及其他多个非最佳测量位姿处对法兰盘图像进行采集, 如图 20 所示。利用采集的图像, 通过上述双目视觉立体检测优化算法得到的法兰盘尺寸参数与人工检测结果进行比对, 如表 5 所示。

表 5 最佳测量位姿与非最佳测量位姿下法兰盘尺寸参数检测结果对比

Table 5 Comparison of flange size parameters under optimal measurement pose and non-optimal

measurement pose				(mm)
测量位姿	外径	内径	孔径	厚度
最佳位姿	104.19	28.02	13.91	13.34
非最佳位姿 1	104.37	28.40	14.26	13.29
非最佳位姿 2	104.18	28.13	14.03	13.22
非最佳位姿 3	103.89	28.03	13.86	13.31
非最佳位姿 4	104.24	27.90	13.83	13.36
非最佳位姿 5	104.25	27.88	13.75	13.41

表 5 中加粗内容表示当前测量项目测量误差最小的测量结果。根据表 5 的实验数据, 法兰盘各尺寸参数在不同位姿下的测量精度呈现以下特点: 外径参数在随机位姿 2 下达到最优, 测量误差较最佳测量位姿减小 0.01 mm; 内径参数在随机位姿 3 下表现最佳, 误差较

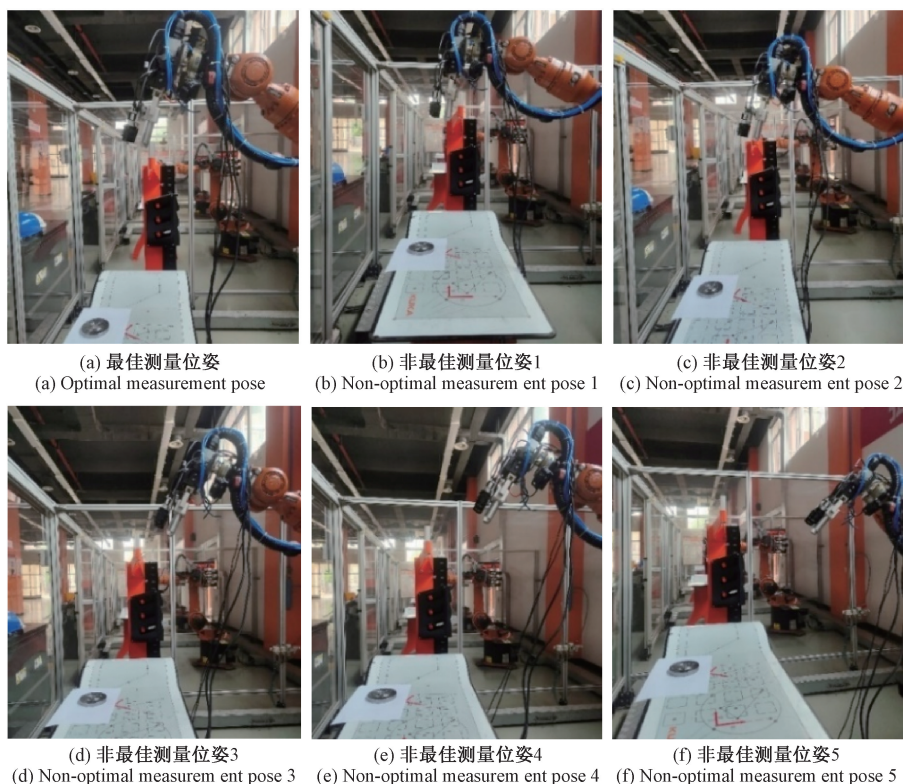


图20 不同测量位姿下法兰盘图像采集

Fig. 20 Image acquisition of flange under different measuring positions

最佳测量位姿增加 0.01 mm;孔径参数在最佳测量位姿下取得最小误差;厚度参数则在随机位姿 1 下误差最小,较最佳测量位姿减小 0.05 mm。从整体测量误差来看,最佳测量位姿下的最大测量误差为 0.13 mm,显著低于随机位姿下的 0.27、0.16、0.17、0.23 和 0.28 mm。此外,通过计算平均测量误差(定义为各项参数误差绝对值的平均值),最佳测量位姿下的平均误差为 0.12 mm,明显优于随机位姿下的 0.195、0.137 5、0.132 5、0.185 和 0.227 5 mm。实验结果表明,虽然最佳测量位姿未在所有单项尺寸测量中取得最高精度,但其整体测量性能最优,最大测量误差和平均测量误差均达到最小,这验证了最佳测量位姿对检测精度的提升作用,同时也证实了机器人搭载双目视觉系统工件尺寸检测方法的有效性。

5 结 论

1) 以法兰盘为检测对象、KR QUANTEC 型机器人为运动平台,提出一种机器人搭载双目视觉下的工件三维尺寸检测方法,实现工件尺寸高效、准确检测;

2) 设计基于双目视觉的工件尺寸检测算法流程,开展基于 AD-Census 的立体匹配优化算法研究。针对工件图像受噪点干扰,导致像素值污染的问题,提出一种灰度

聚合算法,设计其算法流程,通过检测并重构污染像素值,有效增强视觉检测抗噪鲁棒性,并以结构相似性指数为评价指标,对该算法的有效性进行验证分析;

3) 针对工件图像特征重复或较弱导致的同名点匹配误差较大的问题,提出一种权重自适应计算算法,设计其算法流程,并通过比对算法优化前后的视差图,对该算法的有效性进行验证;开展法兰盘尺寸检测实验,对所提灰度聚合算法与自适应代价权重算法相融合的 AD-Census 立体匹配优化算法的有效性进行验证分析;

4) 构建工件尺寸检测相机位姿评价模型,确定相机最佳测量位姿,开展相机不同测量位姿下的法兰盘尺寸检测实验,验证最佳测量位姿的有效性。

参考文献

- [1] 杨艳. 基于深度学习的工件尺寸在线视觉检测关键技术研究[D]. 威海: 山东大学, 2019.
YANG Y. Research on key technologies of online visual inspection of workpiece size based on deep learning[D]. Weihai: Shandong University, 2019.
- [2] 罗辉, 洪文, 魏笑笙. 3D 激光检测技术在工业检测领域中的应用[J]. 现代制造技术与装备, 2023, 59(3): 143-145.
LUO H, HONG W, WEI X SH. Application of 3D laser

- detection technology in the field of industrial inspection[J]. *Modern Manufacturing Technology and Equipment*, 2023,59(3): 143-145.
- [3] CHEN L, ZHONG G W, HAN Z, et al. Binocular visual dimension measurement method for rectangular workpiece with a precise stereoscopic matching algorithm [J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 34(3): 035010.
- [4] 徐志玲, 胡琳丽, 陈杨, 等. 基于尺寸公差和图像处理的刹车片尺寸检测[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(9): 2317-2325.
- XU ZH L, HU L L, CHEN Y, et al. Brake pad dimension detection based on dimension tolerance and image processing [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(9): 2317-2325.
- [5] 王正家, 景嘉宝, 王思宇. 基于双目视觉的车辆外廓尺寸测量方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(12): 150-156.
- WANG ZH J, JING J B, WANG S Y. Vehicle profile size measurement method based on binocular vision[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(12): 150-156.
- [6] HE Q, WAN G Y, JIANG M, et al. Research on 6DOF pose measurement algorithm of industrial metal workpiece based on binocular vision [C]. 2024 39th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation, 2024: 1946-1953.
- [7] 顾浩文, 邹光明, 王众玄, 等. 基于双目视觉的纸箱尺寸测量立体匹配方法研究[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(2): 98-105.
- GU H W, ZOU G M, WANG ZH X, et al. Research on stereo matching method of carton size measurement based on binocular vision [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024,47(2): 98-105.
- [8] 郭迎, 赵祥模, 梁睿琳, 等. 双目视觉下的自动驾驶车辆多类型障碍物感知[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2023, 44(8): 1406-1411.
- GUO Y, ZHAO X M, LIANG R L, et al. Multi-type obstacle perception of autonomous vehicles under binocular vision [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2023,44(8): 1406-1411.
- [9] 李冰, 王豪伟, 韩宇辰, 等. 基于双目视觉的拖车钩检测与定位方法研究[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(3): 1-8.
- LI B, WANG H W, HAN Y CH, et al. Research on detection and positioning method of trailer hook based on binocular vision[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024,47(3): 1-8.
- [10] GORPAS D, POLITOPOULOS K, YOVA D. A binocular machine vision system for three-dimensional surface measurement of small objects[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2007, 31(8): 625-637.
- [11] HUANG SH F, QIN H F, ZHOU ZH F. Vision measurement for flat parts based on local line-angle contour segmentation [J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(8): 085012.
- [12] WANG X, LIU J H, LIU SH L, et al. Accurate radius measurement of multi-bend tubes based on stereo vision[J]. *Measurement*, 2018, 117: 326-338.
- [13] 甘勇, 曾勃乔, 饶承剑, 等. 双目视觉中阶梯轴轴径测量方法[J/OL]. *机械设计与制造*, 1-5[2025-03-05].
- GAN Y, ZENG B Q, RAO CH J, et al. Measurement method of shaft diameter of stepped shaft in binocular vision[J/OL]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 1-5[2025-03-05].
- [14] 董大卫, 陶翰中, 宁业衍, 等. 基于双目视觉的汽车尺寸检测技术研究[J]. *农业装备与车辆工程*, 2021, 59(12):41-44,51.
- DONG D W, TAO H ZH, NING Y Y, et al. Research on vehicle size detection technology based on binocular vision[J]. *Agricultural Equipment and Vehicle Engineering*, 2021, 59(12): 41-44,51.
- [15] 郭智杰, 王明泉, 张俊生, 等. 轮毂外形参数的在线测量技术研究[J]. *国外电子测量技术*, 2019, 38(5): 142-145.
- GUO ZH J, WANG M Q, ZHANG J SH, et al. On-line measurement technology of hub shape parameters [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2019, 38(5): 142-145.
- [16] 刘徐秀. 双目视觉立体匹配算法的研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2021.
- LIU X X. Research on binocular vision stereo matching algorithm [D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2021.
- [17] 马颂德, 张正友. 计算机视觉: 计算机理论与算法基础[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- MA S D, ZHANG ZH Y. Computer vision: Fundamentals of computer theory and algorithm[M]. Beijing: Science Press, 1998.
- [18] SZELISKI R. Computer vision: Algorithms and applications[M]. Springer Nature, 2022.
- [19] 池凌鸿. 立体匹配算法的研究与应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011.
- CHI L H. Research and application of stereo matching algorithm [D]. Hefei: University of Science and

- Technology of China, 2011.
- [20] MARR D. Vision[M]. San Francisco: W. H. Freeman and Company, 1982.
- [21] DO P N B, NGUYEN Q C. A review of stereo-photogrammetry method for 3-D reconstruction in computer vision[C]. 2019 19th International Symposium on Communications and Information Technologies, 2019: 138-143.
- [22] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/3): 7-42.
- [23] LU B L, SUN L, YU L N, et al. An improved graph cut algorithm in stereo matching[J]. Displays, 2021, 69: 102052.
- [24] CHAI Y, CAO X J. Stereo matching algorithm based on joint matching cost and adaptive window[C]. 2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, 2018: 442-446.
- [25] AMBROSCH K, KUBINGER W. Accurate hardware-based stereo vision[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(11): 1303-1316.
- [26] 彭妍, 郭君斌, 于传强, 等. 基于视差范围估计和改进代价的半全局匹配[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2): 394-400.
- PENG Y, GUO J B, YU CH Q, et al. Semi-global matching based on disparity range estimation and improvement cost[J]. System Engineering and Electronic Technology, 2022, 44(2): 394-400.
- [27] 胡志新, 梅紫俊, 王涛, 等. 基于自适应窗口和改进 Census 变换的半全局立体匹配算法[J]. 电光与控制, 2023, 30(3): 33-37.
- HU ZH X, MEI Z J, WANG T, et al. Semi-global stereo matching algorithm based on adaptive window and improved Census transform[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(3): 33-37.
- [28] ZABIH R, WOODFILL J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence[C]. Computer Vision—ECCV'94: Third European Conference on Computer Vision Stockholm, 1994, 3: 151-158.
- [29] MILLER M R, MILLER R. 工业机器人系统及应

用[M]. 机械工业出版社, 2019.

MILLER M R, MILLER R. Industrial robot system and application[M]. Machinery Industry Press, 2019.

- [30] 刘志, 赵正大, 谢颖, 等. 考虑结构变形的机器人运动学标定及补偿[J]. 机器人, 2015, 37(3): 376-384.

LIU ZH, ZHAO ZH D, XIE Y, et al. Kinematic calibration and compensation of robots considering structural deformation[J]. Robots, 2015, 37(3): 376-384.

- [31] 杜亮. 六自由度工业机器人定位误差参数辨识及补偿方法的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.

DU L. Research on parameter identification and compensation method of positioning error of six-degree-of-freedom industrial robot[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.

作者简介



王金栋 (通信作者), 2005 年于华北水利水电大学获得学士学位, 2008 年于东北大学获得硕士学位, 2012 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西南交通大学机械工程学院副教授, 主要研究方向为精密测量方法与理论。

E-mail: wangjindong@swjtu.edu.cn

Wang Jindong (corresponding author) received his B. Sc. degree from North China University of Water Resources and Electric Power in 2005, received his M. Sc. degree from Northeastern University in 2008, received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2012. Now he is an associate professor in School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University. His main research interests include precision measurement methods and theories.



谢成胜, 2024 年于湖南工程学院获得学士学位。现为西南交通大学机械工程学院硕士研究生。主要研究方向为机器视觉和数据处理。

E-mail: 1662593541@qq.com

Xie Chengsheng received his B. Sc. degree from Hunan Institute of Engineering in 2024. Now he is a master's graduate student of School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University. His main research interests include machine vision and data processing.