

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007291

基于 ICT 图像与设计模型的制造误差检测方法*

张子龙^{1,2,3}, 沈 宽^{1,2,3}

(1. 重庆大学光电工程学院 重庆 400044; 2. 重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400044;
3. 重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心 重庆 400044)

摘 要:使用二维 CT 图像与设计模型通过比对进行制造误差分析时,必须知道 CT 图像在设计模型中的位置,而位置的确定往往需要在工件上找到一个和设计模型相匹配的基准位置,并对该位置进行精加工,这增加了工件加工的周期和制造成本。针对该问题,本文提出一种自动搜索 CT 图像的设计模型来完成工件制造误差检测的方法。该方法首先提取 CT 图像的边缘,然后把点云设计模型分层切片;接着通过 Hu 矩匹配,ICP 配准自动搜索到与 CT 图像相匹配的点云切片;最终根据两者的配准结果,计算工件误差分布,完成工件的制造误差检测。为验证该方法的可行性,采用已知尺寸的标准工件进行检测,结果表明,检测误差集中分布在 0~0.25 pixel 之间,具有较高的检测精度。并对两个实际工件进行检测,验证了该方法的适用性。本文在无须确定工件基准位置的情况下,使用工件二维 CT 图像与设计模型完成工件的制造误差计算、分析与显示,具有很高的实用意义。

关键词:点云切片;Hu 矩匹配;ICP 配准;ICT 图像检测

中图分类号: TP391 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Manufacturing error detection method based on ICT image and design model

Zhang Zilong^{1,2,3}, Shen Kuan^{1,2,3}

(1. College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Key Laboratory of optoelectronic technology and systems, Ministry of education, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. Engineering Research Center of industrial CT nondestructive testing, Ministry of education, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: When the two-dimensional CT image and the design model are used to analyze the manufacturing error, it requires the position of CT image in the design model. To determine the position, it needs to find a reference position matching the design model on the workpiece. Then, the machining the position needs to be manufactured, which increases the processing cycle and manufacturing cost of the workpiece. To address this issue, this study proposes an automatic search CT image design model to complete the workpiece manufacturing error detection method. Firstly, the edge of CT image is extracted. Secondly, the point cloud design model is sliced layer by layer. Then, through Hu moment matching, ICP registration automatically searches the point cloud slices that match the CT image. Finally, according to the registration results, the error distribution of the workpiece is calculated, and the manufacturing error detection of the workpiece is completed. To evaluate the feasibility of this method, the standard workpiece with known size is used for detection. Experimental results show that the detection error is concentrated between 0~0.25 pixel, which has high detection accuracy. Two actual workpieces are tested to evaluate the applicability of the method. In this study, without the need to determine the benchmark position of the workpiece, the two-dimensional CT image and design model of the workpiece are used to realize the calculation, analysis and display of the manufacturing error of the workpiece, which has high practical significance.

Keywords: point cloud slicing; Hu moment matching; ICP registration; ICT image detection

收稿日期:2020-12-24 Received Date: 2020-12-24

* 基金项目:重庆市自然科学基金项目(cstc2016jcyjA0353)、重庆市技术创新与应用发展项目(cstc2019jcsx-msxmX0058)资助

0 引言

工业 CT (industry computerized tomography, ICT)^[1] 是国际公认最有效的无损检测手段,被用于检测材料缺陷(例如空隙,裂缝)和尺寸测量,无需复杂的测试即可精确测量复杂的内部特征,具有快速、准确地验证内部和外部组件的优点。ICT 图像与试件的材料、几何结构、组分及密度特性相关,使长期以来困扰无损检测人员的缺陷空间定位、深度定量及综合定性问题有了更为直接的解决途径^[2-4]。

通过 CT 图像来对工件进行检测,已有大量的研究。向前等^[5]采用 Zernike 矩、力矩主轴等算法对待检叶片 CT 图像与设计模型 CT 图像进行配准,实现了叶片的制造误差检测。刘小燕等^[6]首先对待检工件 CT 图像与标准工件 CT 图像进行特征点匹配,得到粗匹配变换参数,然后通过 Chan-Vese 边缘提取算法、奇异值分解-迭代最近点算法 (iterative closest point, ICP) 实现精配准,得到了更加精确的结果。何洪举^[7]利用 Facet 模型提取发动机和套筒的 CT 图像轮廓,然后结合主轴质心粗配准和 ICP 精配准,与标准 CAD 模型进行了比对检测,并用误差彩图直观展示了误差所在。Plessis 等^[8]通过对航空铸件进行 CT 扫描,在 4 小时内完成了误差检测、壁厚测量、与 CAD 模型的比对,还分析了 CT 扫描精度与最小可检测缺陷间的线性关系。这些二维配准所需的,与 CT 图像相匹配的设计模型,都是事先已知的,由 CT 扫描的基准位置确定。

曾理等通过 CNN 神经网络提取边缘面、三维 Otsu 阈值分割提取特征点等方法对三维 CT 图像进行预处理,然后采用 PCA 和 ICP 等配准方法与 CAD 模型进行比对,实现了高精度的配准和直观的制造误差显示^[9-10]。Chalimoniuk 等^[11]利用工业 CT 对燃气轮机叶片的裂纹进行了检测,并对燃气轮机叶片的健康状况进行了评价。结果表明,在生成叶片三维图像的同时识别叶片中缺陷的类型、大小和位置,但是检测时间较长,约为 20 ~ 30 min。

三维配准所需要的三维 CT 图像,由扇形 CT 多次扫描后重构得到,重建精度很高,不需要扫描的基准位置便可进行三维配准,但是由于需要多张扫描切片,对于较大的工件,全部扫描完成将花费较长的检测时间,不能满足快速检测的需要。

而使用二维 CT 图像与设计模型通过比对进行制造误差检测时,实现精确检测的前提和关键,是得到工件 CT 扫描图像位于设计模型中的准确位置。目前采用的方法,是在工件上找到一个和设计模型相匹配的基准位置,然后以此基准位置为 CT 扫描位置基础,对工件进行

CT 扫描,这样便可获得 CT 图像在设计模型中的位置。而这一方法往往需要对工件的基准位置进行精加工(或者通过制造专门的检测夹具^[12]),并且检测精度越高加工要求精度也越高。而有些工件的加工难度很大,例如飞机涡轮叶片,如果加工之后检测出内部结构不合格,则所有的前序加工将前功尽弃,不仅浪费时间和成本,也造成大量材料和能源的浪费。

基于此问题,本文提出一种无须确定工件基准位置,使用二维 CT 实现工件制造误差检测的方法,该方法不要求工件具有某个准确的基准位置,而是使用工件感兴趣区域的二维 CT 图像在设计模型中进行最优配对,从而确定 CT 图像对应的设计模型切片位置,然后 CT 图像与设计模型切片进行配准,从而获得工件二维 CT 图像对应位置的制造误差,摆脱了传统方法检测工件时,对基准位置的依赖。

1 算法流程

本文研究的重点和难点在于在二维 CT 扫描图像位于设计模型中的位置未知的情况下,实现对工件的制造误差检测;旨在省去对工件基准位置的加工步骤,构建一整套集工件的制造误差计算、分析与显示的检测体系。步骤流程图如图 1 所示:第 1 步,预处理阶段,包括 CT 图像的获取,边缘点的提取和点云模型的切片处理等,以此得到 CT 图像边缘图和三维点云模型分层切片图。其中,CT 图像是根据工件特征,调整 CT 系统扫描参数尽可能获得较高的空间分辨率,对工件感兴趣区域进行 CT 扫描得来的;点云模型则是由 SolidWorks 标准设计模型转换而来;第 2 步,把提取边缘后的 CT 图像与所有的点云切片进行 Hu 矩相似度判定,相似度最高的切片位置,即为 CT 扫描图像位于设计模型中的初始位置;第 3 步,在该初始位置附近再次对点云进行切片,此时的切片范围为初始位置的上下 10 层,切片厚度变为原来的一半,从而得到更为精细的点云切片图,接着把 CT 边缘图像与这些切片采用 ICP 算法进行配准,配准结束后,选取均方误差最小的切片位置作为 CT 扫描图像位于设计模型中的精确位置,并根据此处的配准结果来完成工件的制造误差检测和显示。这样便实现了在不需要扫描基准位置的情况下,对工件 CT 图像进行检测。

2 方法论述

在预处理阶段,为得到高精度的 CT 图像边缘,提高测量精度,采用亚像素边缘提取算法,得到 CT 图像边缘点集 P_{ct} ;对点云模型进行等距切片,得到每一层的点云切片点集 P_{cl} 。

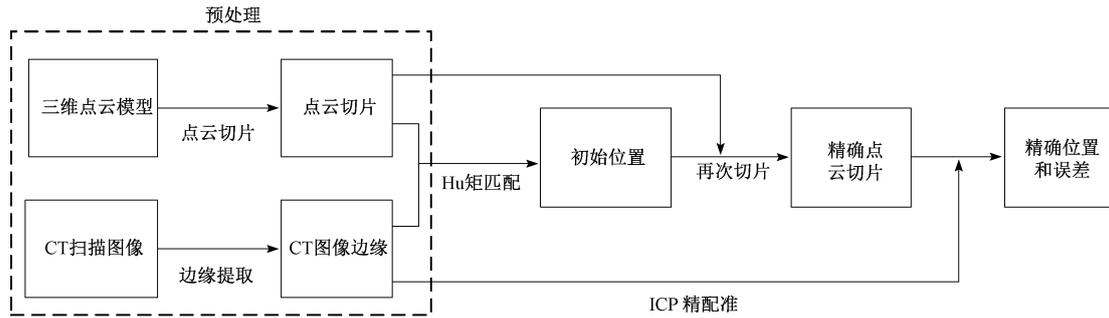


图 1 步骤流程图

Fig. 1 Step flow chart

对 CT 图像进行匹配,配准时,直接采用 ICP 配准后的均方误差作为匹配相似度的判定依据,具有较高的匹配精度,但存在问题:一是 ICP 算法计算量很大,对所有切片进行 ICP 配准将花费较长时间;二是 ICP 算法只适用于两幅一致的图像,不然会导致最终的配准结果无法收敛,陷入局部最优^[13-14],而点云切片中只有小部分与 CT 图像相匹配;三是采用 ICP 配准时,大多需要进行粗配准预处理,这样将给匹配带来较大的工作量。因此,本文首先通过 Hu 矩对图像的特征进行匹配,获得一个初始的匹配位置,然后以该位置为基础,对该位置附近的切片进行 ICP 配准,这样便可减少计算量,加快匹配速度。具体的实现方法,后文将做详细阐述。

2.1 预处理

1) CT 图像边缘提取

采用 Canny/Devermay^[15-17] 边缘提取算法,得到 CT 图像的亚像素边缘点,该算法的原理主要是对 Canny 算法求得的梯度模值最大点进行 Devermay 亚像素校正,定义新的边缘点。

如图 2 所示, $\|g(A)\|$, $\|g(B)\|$, $\|g(C)\|$ 为 3 个垂直于边缘方向上的梯度模值, B 点为 Canny 算法求得的最大梯度模值点, B' 点为实际边缘点, B' 点通过 B 点附近两点 A, C 的梯度模值进行校正,求出相对于 BC 向量的补偿 η :

$$\eta = \frac{1}{2} \frac{\|g(A)\| - \|g(C)\|}{\|g(A)\| + \|g(C)\| - 2\|g(B)\|} \quad (1)$$

该方法对噪声不敏感,并且对 CT 图像的弱边缘也有很好的检测效果。

2) 点云切片

工件的 PCD 点云模型是由 SolidWorks 设计模型借助 PCL 点云提取程序转化而来的。为确保点云模型的高精度,对设计模型进行一定的放大,并提取足够多的点。图 3 为柴油机支座和铁路转向架挺柱(后文简称为支座和挺柱)的设计模型经过均匀采样后的点云显示图,点云点个数均为 8 000 000 个。

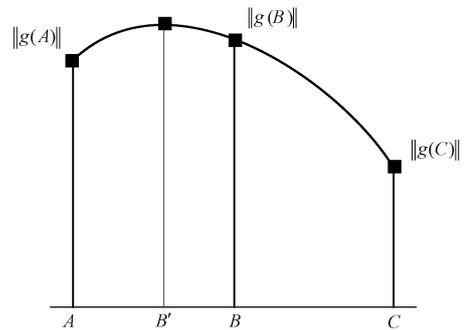
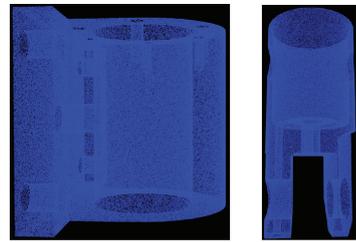


图 2 边缘梯度模值

Fig. 2 Edge gradient modulus



(a) 支座点云 (a) Bearing point cloud (b) 挺柱点云 (b) Tappet point cloud

图 3 点云模型

Fig. 3 Point cloud model

对三维点云模型进行切片,采用沿切面轴投影的方式,具体实现如图 4 所示。

p_1 为切轴的零点起始平面,它与切轴垂直,将与平面 p_1 距离为 Δd (像素距离) 厚度内的所有点投影在 p_1 上,此时 p_1 上的点即为点云模型第一张切片的轮廓信息。接着逐步移动平面 Δd 的距离,将投影平面变为 p_2, p_3, \dots, p_n ,再次对符合条件的点进行投影,以此最终实现对整个三维点云模型的分层切片,并得到每一层的点云切片点集 p_{cl} 。

点云厚度 Δd 的选择,应根据 CT 扫描的移动步长 ΔL 决定,为保证 CT 扫描图像可以在点云切片中得到匹配,

实现与点云切片的吻合,应满足:

$$\Delta L/L \geq 2\Delta d/d \quad (2)$$

其中, d 为点云模型在切轴方向上的最长像素距离, L 为工件在该方向上的实际长度。实际应用中,为使得点云切片的精度足够高,切片厚度应尽量小。

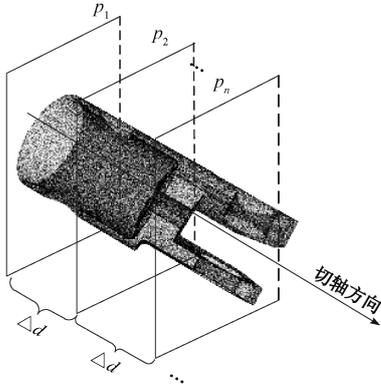


图4 点云切片示意图

Fig. 4 Schematic diagram of point cloud slice

2.2 Hu 矩匹配

在对 CT 图像与点云切片进行匹配时,由于两者之间存在旋转、缩放、平移等差异,对匹配的実施造成了一些难度,因此采取的匹配算法必须不受这些差异的影响。Hu 不变矩可以很好的满足这些要求,并且对于规整形体的鲁棒性较好,因此本文采取 Hu 矩来实现图像的匹配。

Hu 矩是基于特征区域的一种方法^[18-21],实现对图像的形状描述。根据图像的坐标点信息,计算出图像的二阶和三阶中心矩,进而又通过这些中心矩推导出 7 个 Hu 不变矩。这 7 个不变矩不受图像旋转、缩放、平移的影响,因此,可对两幅图像的 7 个 Hu 矩进行如下计算,根据计算结果实现两幅图像的相似度判定。

$$D(A, B) = \left| \sum_{i=0}^6 \frac{1}{H_i^B} - \frac{1}{H_i^A} \right| \quad (3)$$

其中, $D(A, B)$ 为 A, B 两幅图像的差异, H_i^A, H_i^B 为两幅图像的 7 个 Hu 不变矩。

由该公式可知,相同两幅图像的计算结果为 0,计算结果越小,说明两幅图像的相似度越高,据此便可找到 CT 图像的最佳匹配切片。

为节省时间,首先判断点云切片的轮廓个数,只对与 CT 图像有相同轮廓个数的点云切片进行 Hu 矩匹配,轮廓个数不同则直接视为不匹配,直接进行下一个切片的计算,大大加快匹配速度。所有切片的匹配完成后,根据匹配结果最小的切片信息,就可计算出 CT 图像位于设计模型中的位置。Hu 矩匹配对 CT 图像的定位可由以下公式计算:

$$S_{\text{Hu}} = N_{\text{Hu}} \Delta d \quad (4)$$

其中, S_{Hu} 为采用 Hu 矩算法得到的初始定位位置, N_{Hu} 为最佳匹配的切片层数,由此便可实现对 CT 图像在设计模型中的初始定位。

2.3 ICP 配准

通过 ICP 算法把 CT 边缘图像与点云切片进行配准,不仅可以得到 CT 图像位于设计模型中的精确位置,获得与之匹配的设计模型,还可根据配准结果直接完成对工件的制造误差检测。但是提取边缘后的 CT 图像,与点云切片相比,存在较大的尺寸和方位偏差,将对配准的实现产生影响,因此在 ICP 配准前采用最小包围盒和主轴质心法来进行粗配准,得到缩放参数和旋转矩阵,从而使得两者在尺寸和方位上保持一致。

1) 粗配准

如图 5 所示,最小包围矩形由长度 l , 宽度 w , 和倾斜角度 α 来刻画。

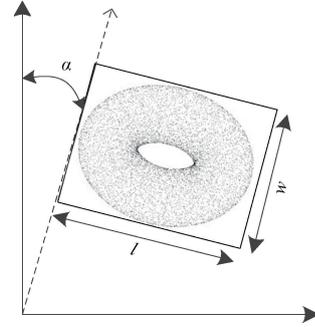


图5 最小包围矩形示意图

Fig. 5 Diagram of minimum bounding rectangle

通过最小包围盒算法计算出 CT 图像点集 P_{ct} 长宽: (l_1, w_1) , 点云切片点集 P_{cl} 长宽: (l_2, w_2) ; 取:

$$k = \max(l_2/l_1, w_2/w_1) \quad (5)$$

作为缩放参数,对 CT 图像点集 P_{ct} 做变换,结果仍以 P_{ct} 表示,即 $P_{\text{ct}} = kP_{\text{ct}}$;

主轴质心法^[22-23]通过图像的一阶矩计算出图像的质心,二阶中心矩计算出图像的主轴与坐标系的夹角,然后根据这两个特征对图像进行变换,实现粗配准,为 ICP 精配准做准备。

现令 CT 图像的质心为 (x_c, y_c) , 与主轴的夹角为 θ_1 ; 点云切片的质心 (x'_c, y'_c) , 与主轴的夹角为 θ_2 , $\theta = \theta_1 - \theta_2$; 可做如下变换实现粗配准:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} x'_c \\ y'_c \end{bmatrix} \quad (6)$$

(x_i, y_i) 为 CT 图像点集 P_{ct} 的所有点。

2) 精配准

ICP 算法^[24-26]具体包括,通过搜索两个点集之间的配对点,剔除无效配对点,来不断迭代更替旋转矩阵和平移矩阵,使得两个点集间的距离逐渐减小,达到最佳配

准。迭代停止条件为最终两者距离小于距离阈值或迭代次数达到上限。现设 ICP 算法的初始旋转矩阵为单位矩阵,初始平移矩阵为零矩阵,迭代次数为 100 次,对 CT 图像进行定位配准,具体实现内容如下:

(1) 从上一步得到的初始位置 N_{Hu} 附近再次进行更为精密的切片:现取切片厚度 $\Delta d' = 1/2\Delta d$,切片范围为 N_{Hu} 位置处上下十层,切片标号为 -10 到 10,其中“-”表示该切片位于初始位置下方。

(2) 把提取边缘数据后的 CT 图像与该 21 张切片进行 ICP 配准,得到 CT 图像新的变换点:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \mathbf{t} \quad (7)$$

\mathbf{R} 和 \mathbf{t} 分别为 ICP 算法最终的旋转矩阵与平移矩阵。与每张切片配准结束后,都会获得一个均方误差:

$$e(p_{cl}, p_{cl}) = 1/n \sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2 \quad (8)$$

(x'_i, y'_i) 为 p_{cl} 中的所有点,它与变换后的 p_{cl} 中的点 (x_i, y_i) 一一对应。

(3) 选择均方误差值最小的切片作为最佳的匹配位置,以此确定 CT 扫描图像在设计模型中的精确位置:

$$S_{ICP} = S_{Hu} + N_{ICP} \Delta d' \quad (9)$$

其中, S_{ICP} 为采用 ICP 算法得到的精确定位位置, N_{ICP} 为 ICP 配准后均方误差值最小的切片层数。

3 方法验证

3.1 可行性验证

为验证该方法的可行性与准确性,采用一个标准工件来对该方法进行试验分析。图 6 为一个标准工件的三维 CT 模型和对应的设计模型点云图,该工件的制造误差严格控制在 $10 \mu\text{m}$ 内。所需检测的 CT 图像,由三维 CT 图像沿 Z 轴截取而来,模型底部和中部的截面如图 7(a)、(b)所示。

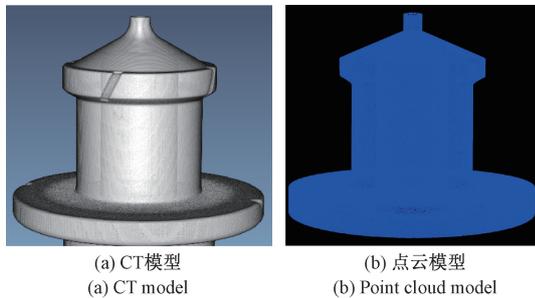


图 6 标准工件

Fig. 6 Standard workpiece

采用本文方法,对截取的 CT 图像进行制造误差检

测。最终确定标准件截面(a)对应于点云模型的切片为第 26 层,此处的均方误差为 0.095,平均误差为 $7.327 \mu\text{m}$;标准件截面(b)对应于点云模型的切片为第 108 层,此处的均方误差为 0.201,平均误差为 $8.457 \mu\text{m}$ 。并且两次检测结果的误差都集中分布在 $0 \sim 0.25$ pixel 点之间 ($6.975 \mu\text{m}$ 内)。配准结果双色图如图 7(c)、(d)所示,可以看到轮廓部分几乎全部重合。

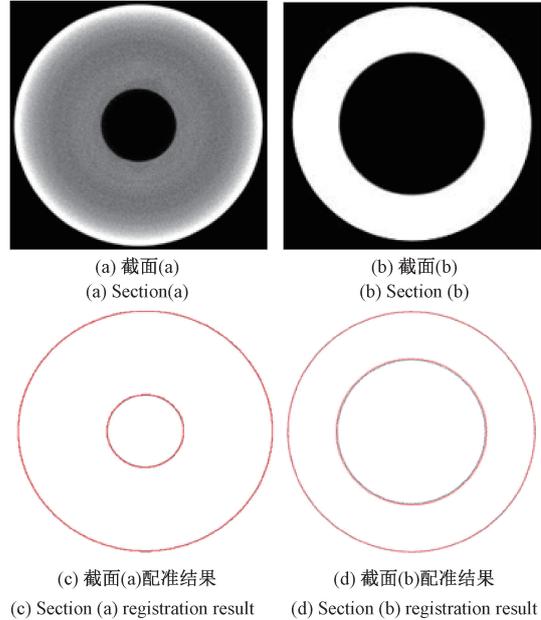


图 7 标准工件截面和配准结果

Fig. 7 Standard workpiece section and registration result

为进一步证明本文所匹配的点云切片为 CT 图像所对应的设计模型,验证该方法的可靠性,对最佳匹配切片附近的切片,做配准并求其平均误差。实验结果如表 1、2 所示。结果表明,最佳切片附近的平均误差,都在一个很小的范围内波动,且最佳切片的平均误差最小。

表 1 截面(a)配准结果

Table 1 Section (a) registration results

层数	均方误差	平均误差/pixel	平均误差/ μm
23	0.095 3	0.263 5	7.351 7
24	0.095 3	0.263 4	7.348 9
25	0.952 0	0.262 9	7.334 9
26*	0.095 1	0.262 6	7.326 5
27	0.095 2	0.263 0	7.337 7
28	0.095 2	0.263 0	7.337 7
29	0.095 2	0.263 1	7.340 5

3.2 误差来源

本文方法检测的误差的来源,主要有以下几个方面。

表2 截面(b)配准结果

Table 2 Section (b) registration results

层数	均方误差	平均误差/pixel	平均误差/ μm
105	0.201 1	0.304 0	8.481 6
106	0.201 1	0.303 9	8.478 8
107	0.201 1	0.304 1	8.484 4
108*	0.201 0	0.303 1	8.456 5
109	0.201 1	0.303 8	8.476 0
110	0.201 1	0.303 9	8.478 8
111	0.201 2	0.303 5	8.467 7

注: * 为最佳匹配切片层数(均方误差最小)。

1) 工件制造误差

制造误差是工件加工的主要控制指标,可分为尺寸误差、形状误差、位置误差等。在工件加工过程中,由于机床的误差、刀具的制造误差、装夹误差、工艺热变形等因素,成品工件不可避免地存在一定的制造误差,这是本文检测的重点内容。

2) CT 扫描误差

(1)本文中 CT 图像相匹配的设计模型,由三维点云模型切片而来,是严格意义上的垂直切片,而 CT 扫描时,由于工件摆放倾角的存在,无法完全达到垂直扫描,这将带来一定的系统误差。

(2)CT 扫描本身的纵向误差。点云切片的厚度理论上可以无限小的调节,但 CT 切片则无法达到。如果工件在 CT 扫描的厚度内发生结构突变,CT 图像会将这些结构突变融合在一起,从而无法反映真实的工件结构。

(3)CT 扫描的部分容积效应。CT 图像上各个像素的数值代表相应单位内的平均 CT 值,如果工件的同一扫描层面内有两种或以上不同的材料重叠,CT 测得的平均 CT 值就不能代表任何一种材料的真实 CT 值,导致 CT 图像的不准确。

这些误差可以通过一些措施,减小和避免。对于误差(1),应尽量使工件垂直摆放,减小因为工件摆放带来的系统误差的影响;对于误差(2),应保证在 CT 扫描的层厚里,工件没有发生结构突变,确保 CT 图像的准确性;对于误差(3),应避免扫描工件材料重叠的部位,确保 CT 图像的可靠性。

本文各步骤得到的结果,以及其他工件的制造误差检测,将在后文做详细阐述分析。

4 实验结果与分析

本文采用的 CT 图像来源为重庆真测科技有限公司的 CD-650BX/JC 扫描系统,其加速器射线源的能量为

9.000 MeV,具体的 CT 图像参数如表 3 所示。

表3 CT 图像参数

Table 3 CT image parameters

工件	X 射线源 频率/Hz	断层厚度/ mm	图像尺寸	单像素大小/ mm
支座	150	2.000	754×754	0.398 7
挺柱	200	0.500	582×582	0.170 5

实验运行环境为 Windows 10, Intel (R) Xeon (R) CPU E5-2603 0@ 1.8 GHz 和 16 GB RAM, 64 位操作系统,实验平台为 Visual Studio 2017,并借助 OpenCv 和 PCL 实现了相关的功能。

使用的两个被测工件为柴油发动机支座和铁路转向架挺柱,其材料主要成分为铁。为进一步验证该方法的适用性,本文将以此两个工件为检测对象,采用不同检测位置的 CT 图像进行多次实验,计算、显示 CT 图像与其设计模型之间的误差,并对制造误差进行统计、分析。

4.1 边缘提取结果

图 8 和 9 为采用 Canny/vernavay 算法,在高斯滤波标准差为 1.2, Canny 低阈值为 5,高阈值为 15 的情况下,支座和挺柱 CT 图像的边缘检测结果。依次记为支座(a),(b);挺柱(a),(b)。

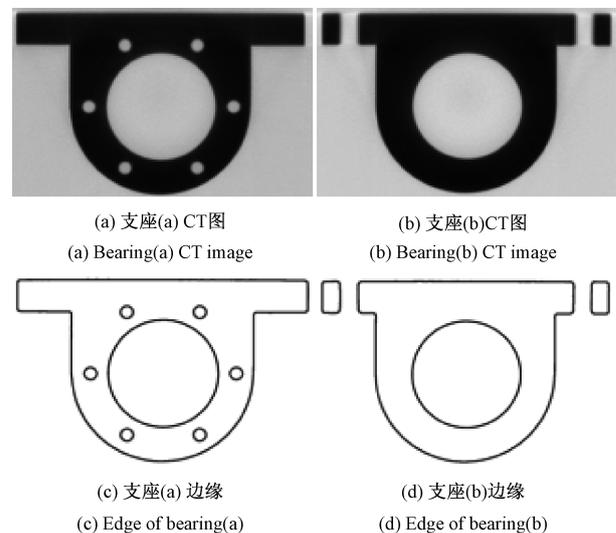


图8 支座 CT 和边缘图

Fig. 8 Bearing CT and edge drawing

4.2 点云切片结果

现取 $\Delta d = 2 \text{ pixel}$,以 y 轴为切轴,分别对支座和挺柱工件的点云模型进行等距切片,最终将支座切为 106 层,挺柱切为 311 层;其中一部分的切片结果如图 10、11 所示。

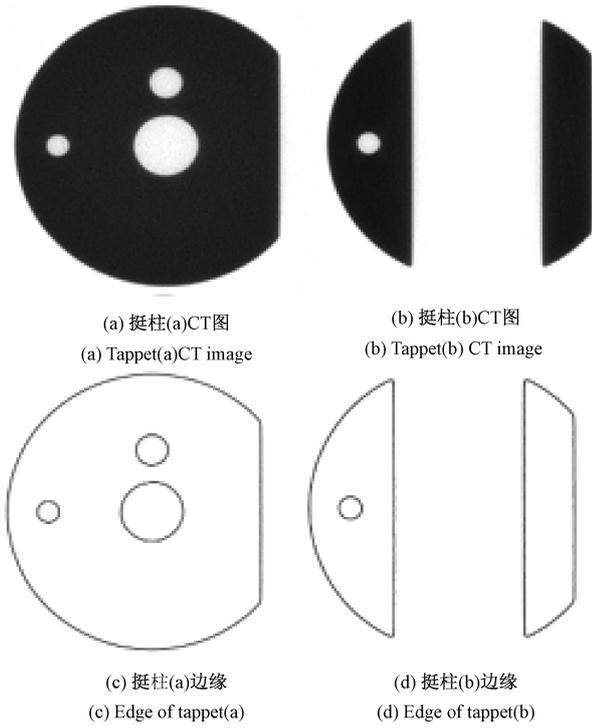


图9 挺柱 CT 和边缘图

Fig. 9 Tappet CT and edge drawing

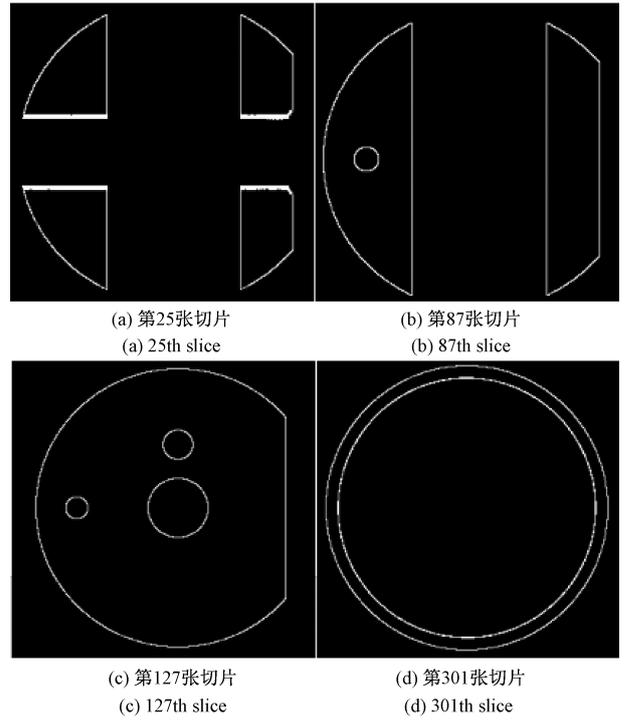


图11 挺柱切片

Fig. 11 Tappet slice

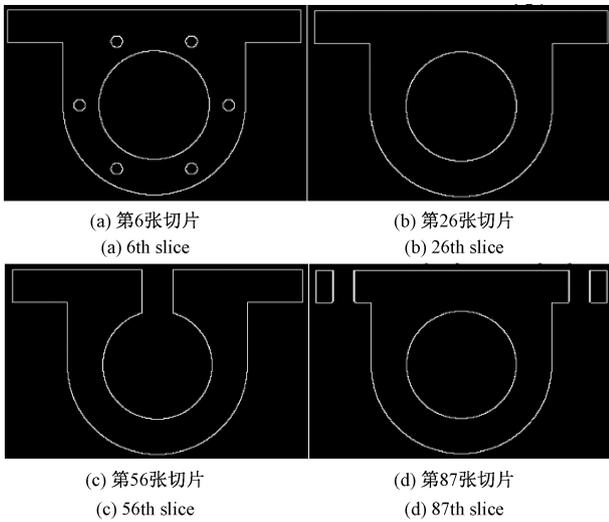


图10 支座切片

Fig. 10 Bearing slice

4.3 Hu 矩匹配结果

表4~7分别为支座和挺柱的CT图像提取边缘后(图8,9),与点云切片的匹配结果(一部分切片)。所有切片的匹配完成后,根据匹配结果最小的切片信息,计算出CT图像位于设计模型中的位置。不匹配则表示,两者之间的轮廓数量不吻合,最佳匹配结果如表8所示。

表4 支座(a)匹配结果

Table 4 Bearing (a) matching results

切片层数	2	3	6	8	56	87
轮廓数量	8	8	8	8	1	4
匹配结果	0.065	0.064	0.054	0.055	不匹配	不匹配

表5 支座(b)匹配结果

Table 5 Bearing (b) matching results

切片层数	56	84	87	88	94	95
轮廓数量	1	4	4	4	4	4
匹配结果	不匹配	0.585	0.178	0.389	0.179	0.228

表6 挺柱(a)匹配结果

Table 6 Tappet (a) matching results

切片层数	34	75	87	127	146	301
轮廓数量	4	4	3	4	4	2
匹配结果	1.009	5.79	不匹配	0.009	0.053	不匹配

表7 挺柱(b)匹配结果

Table 7 Tappet (b) matching results

切片层数	10	34	53	82	87	111
轮廓数量	3	4	3	3	3	3
匹配结果	5.280	不匹配	12.414	0.135	0.134	0.138

表8 最佳匹配结果

Table 8 Best match results

CT 图像	支座(a)	支座(b)	挺柱(a)	挺柱(b)
最佳匹配层数(N_{Hm})	6	87	127	87
匹配结果	0.054	0.178	0.009	0.134

4.4 ICP 配准结果

现对 CT 图像通过 ICP 配准后,最终的均方误差变化、误差点分布、误差显示等做详细分析和阐述。

1) 误差分析

图 12 为图 8 支座(a)CT 图像经过初始定位后,与相应 21 张点云切片再次进行 ICP 配准后的均方误差和最大误差分布折线图。均方误差最小的切片层数 $N_{ICP} = -9$,均方误差为 0.468,对应此时的最大误差为 2.610 pixel。并且可以看到均方误差与最大误差的变化趋势趋于一致,都收敛于第-9 个切片。这也验证了最终把均方误差最小的切片定为最佳匹配位置的可行性。图 13 为第-9 张切片处所有误差点的分布结果直方图;误差分布范围在 0~2.75 pixel 点之间,总共为 1 247 个点,占比最大的在 0~0.25,为 446 个;0~0.75 之间总共为 1 040 个,占比为 83.4%,随着像素距离的增大,点数迅速减少。

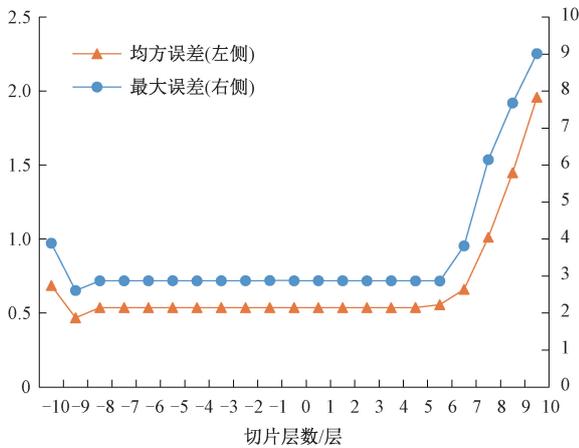


图 12 误差折线图
Fig. 12 Error line chart

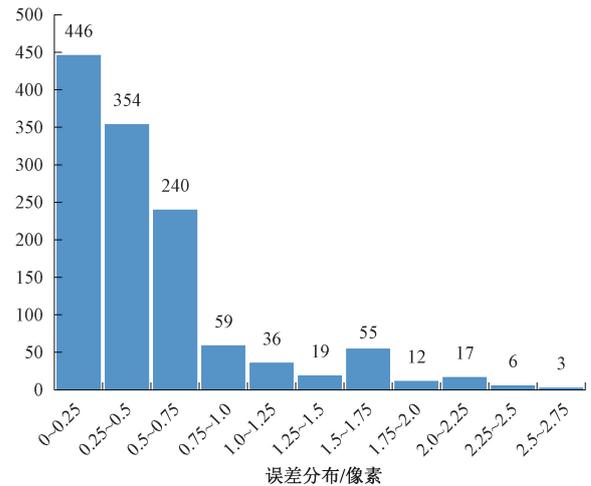


图 13 误差点分布直方图
Fig. 13 Distribution histogram of error points

2) 制造误差显示

图 14~17 为支座和挺柱 CT 图像的最终配准结果和误差显示图;用“+”表示 CT 图像轮廓的制造误差,并对较大误差部位做了放大显示。可以看到,大部分的 CT 轮廓都与点云切片相吻合,只有一少部分误差较大的位置。

表 9 为支座和挺柱工件配准后的详细结果。挺柱(a)的平均误差为 0.325 个像素点,文献[6]中提到的同方法检测结果为 0.409 pixel;支座(b)最大误差为 0.761 mm,已达到文献[7]中最大误差 0.7 mm 的水平。而本文是在没有工件基准位置,自动搜索与 CT 图像相匹配的设计模型的情况下完成的。

表 9 ICP 配准结果

Table 9 ICP registration results

CT 图像	支座(a)	支座(b)	挺柱(a)	挺柱(b)
ICP 最佳匹配层数(N_{ICP})	-9	-1	-8	9
ICP 均方误差	0.468	0.435	0.187	0.203
最大误差/pixel	2.610	1.909	1.743	1.605
最大误差/mm	1.041	0.761	0.297	0.274
平均误差/pixel	0.533	0.527	0.325	0.377
平均误差/mm	0.213	0.210	0.055	0.064

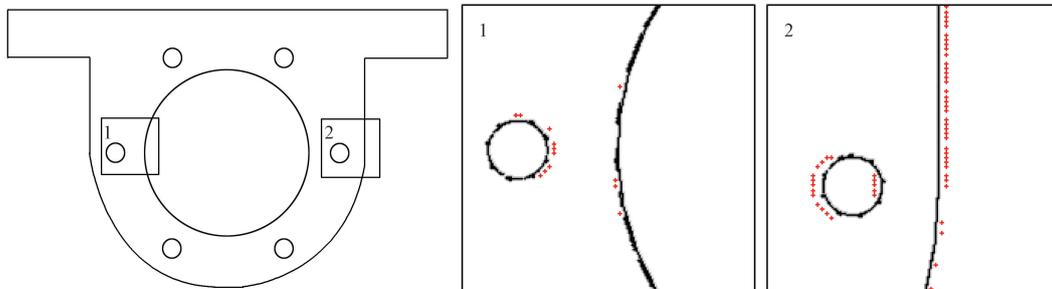


图 14 支座(a)误差图
Fig. 14 Bearing (a) error diagram

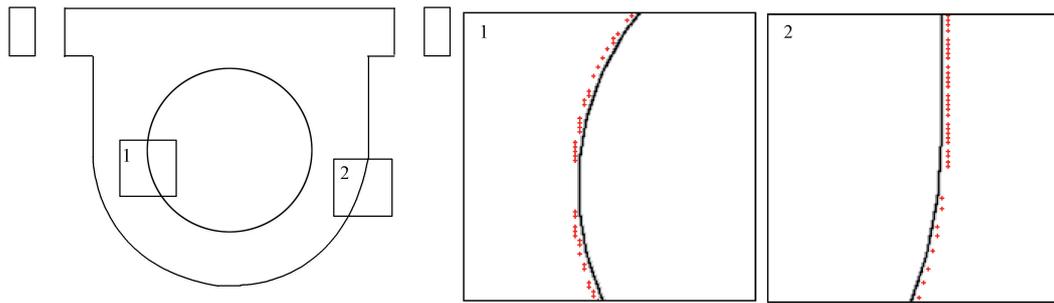


图 15 支座(b)误差图

Fig. 15 Bearing (b) error diagram

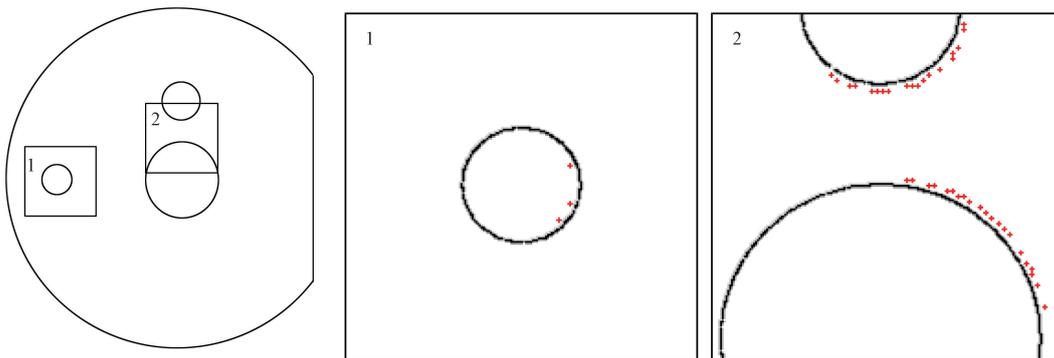


图 16 挺柱(a)误差图

Fig. 16 Tappet (a) error diagram

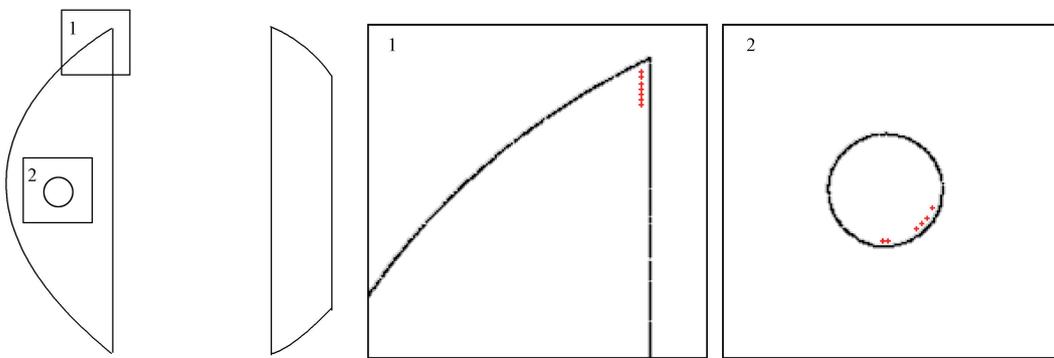


图 17 挺柱(b)误差图

Fig. 17 Tappet (b) error diagram

5 结 论

本文解决了在利用二维 CT 对工件进行制造误差检测时,为得到与 CT 图像相匹配的设计模型,对工件基准位置的依赖问题,并取得了较高的检测精度。省去了工件基准位置的精加工步骤,节省了工件加工时间和加工成本,尤其对只能进行二维 CT 检测的大型涡轮叶片、精密铸件等具有复杂内部结构工件的检测,具有很高的实

用价值。方法的应用有效提高了制造误差检测精度,可将检测时机提前到产品精加工之前,杜绝了对不合格产品进行加工,整体降低了产品制造成本。

为验证本文方法的可行性与准确性,以一个制造误差严格控制在 10 μm 的标准工件为实验对象,进行两次实验。结果表明,两次实验检测出的误差都集中分布在 0~0.25 pixel 之间(6.975 μm 内),平均误差分别为 7.327 μm , 8.457 μm ,具有较高的检测精度。之后又分别对支座和挺柱工件进行制造误差的检测和分析,证明

了该方法的适用性。

为了进一步提升该方法的适用性,论文未来将会从以下几个方面进行改进:一是在进行 Hu 矩匹配时,要对整个三维模型做切片,而实际上如果事先知道 CT 的大致扫描位置,便可大大缩减切片范围,加快匹配速度;二是本文默认的 CT 扫描图像,是完全垂直于工件的切片,而实际情况下,工件都有一定的倾斜角度,因此就对工件的摆放提出了要求,所以后期将会对工件点云数据进行倾斜处理来进一步适应不同姿态下的工件检测需求;三是本文涉及的算法部分,是对大量的点数据进行运算,计算量很大,因此对硬件进行提升、采用 GPU 加速和并行算法,将会大大提高匹配和检测的效率。

参考文献

- [1] BARCIEWICZ M, RYNIOWICZ A. The application of computed tomography in the automotive world-how industrial CT works[J]. *Technical Transactions*, 2018, 11(9): 181-187.
- [2] THOMPSON A, LEACH R. Introduction to industrial X-ray computed tomography [M]. *Industrial X-Ray Computed Tomography*, Springer, 2018: 1-23.
- [3] QUINSAT Y, GUYON J B, LARTIGUE C. Qualification of CT data for areal surface texture analysis [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 100(9): 3025-3035.
- [4] BURATTI A, BREDEMANN J, PAVAN M, et al. Applications of CT for dimensional metrology [M]. *Industrial X-Ray Computed Tomography*: Springer, Cham, 2018: 333-369.
- [5] 向前, 王珏, 蔡玉芳. 基于工业 CT 图像的产品制造精度比对分析[C]. 第十届全国无损检测学术年会, 2013.
- XIANG Q, WANG J, CAI Y F. Comparative analysis of product manufacturing accuracy based on Industrial CT images [C]. *The 10th National Annual Conference on Nondestructive Testing*, 2013.
- [6] 刘小燕, 蔡玉芳. 基于工业 CT 图像的产品制造误差分析[C]. 四川省机械工程学会; 云南省机械工程学会, 2013.
- LIU X Y, CAI Y F. Product manufacturing error analysis based on industrial CT image [C]. *Sichuan Society of Mechanical Engineering, Yunnan Society of Mechanical Engineering*, 2013.
- [7] 何洪举. 基于边缘提取的工业 CT 图像与 CAD 模型的比对算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2011.
- HE H J. Research on the comparison algorithm between industrial CT image and CAD model based on edge extraction [D]. *Chongqing: Chongqing University*, 2011.
- [8] DU PLESSIS A, ROSSOUW P. X-ray computed tomography of a titanium aerospace investment casting[J]. *Case Studies in Nondestructive Testing & Evaluation*, 2015, 3: 21-26.
- [9] 曾理, 何洪举, 张志波. 基于神经网络边缘提取的工业 CT 图像与 CAD 模型的比对检测[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(10): 2533-2540.
- ZENG L, HE H J, ZHANG ZH B. Comparative detection of industrial CT image and CAD model based on neural network edge extraction [J]. *Optical Precision Engineering*, 2011, 19(10): 2533-2540.
- [10] 张志波, 曾理, 何洪举. 改进的工业 CT 图像与 CAD 模型的比对检测[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(6): 2342-2345.
- ZHANG ZH B, ZENG L, HE H J. Comparative detection of improved industrial CT image and CAD model [J]. *Computer Application Research*, 2012, 29(6): 2342-2345.
- [11] CHALIMONIUK M, SZCZEPANIK R, BŁACHNIO J. The rate of decohesion of a gas turbine blade as assessed with the X-ray computed tomography (CT) [J]. *Journal of Kones*, 2013, 20(3): 89-96.
- [12] 曾理, 李林升, 悦秀娟. 涡轮叶片 CT 检测装置及其检测方法: CN200810232864.0[P]. 2012-12-18.
- ZENG L, LI L SH, YUE X J. Turbine blade CT detection device and its detection method: CN200810232864.0 [P]. 2012-12-18.
- [13] 钱昱来, 盖绍彦, 郑东亮, 等. 基于局部和全局信息的快速三维人耳识别[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(11): 102-109.
- QIAN Y L, GAI SH Y, ZHENG D L, et al. Rapid 3D human ear recognition based on local and global information [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(11): 102-109.
- [14] 李慧慧, 刘超, 陶远. 一种改进的 ICP 激光点云精确配准方法[J]. *激光杂志*, 2021, 42(1): 84-87.
- LI H H, LIU CH, TAO Y. An improved ICP laser point cloud registration method [J]. *Laser Journal*, 2021, 42(1): 84-87.
- [15] GIOI R G V, RANDALL G. A sub-pixel edge detector: An implementation of the canny/devernay algorithm[J]. *Image Processing On Line*, 2017, 7: 347-372.
- [16] BUSTACARA-MEDINA C, FLOREZ-VALENCIA L, DIAZ L C. Improved canny edge detector using principal curvatures[J]. *Journal Electrical and Electronic Engineering*, 2020, 8(4): 109-116.

- [17] TANG M. Measuring 3D-Length from an image using robust and accurate curve estimation [D]. Washington: University of Washington, 2019.
- [18] KONDUSOV D V, SERGEEV A I, KONDUSOVA V B. Comparison of 3D models using hu moment invariants[J]. Russian Engineering Research, 2020, 40(7): 570-574.
- [19] BASAVARAJ S A, VENKATESH A B. Combined Hu moments, orientation knowledge, and grid intersections feature based identification of Bharatanatyam mudra images [J]. Pattern Analysis and Applications, 2019, 22(4):1439-1454.
- [20] 原明, 王宏, 原培新, 等. 一种改进的 Hu 不变矩算法在存储介质图像识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(5):1042-1048.
YUAN Y, WANG H, YUAN P X, et al. Application of an improved Hu invariant moment algorithm in image recognition of storage media [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(5): 1042-1048.
- [21] 郭晓峰, 王耀南, 周显恩, 等. 基于目标轮廓与骨架特征的棋子识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018(9):142-149.
GUO X F, WANG Y N, ZHOU X EN, et al. Chess recognition algorithm based on target contour and skeleton feature [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018(9):142-149.
- [22] 杨桢, 马子莹, 李鑫. 基于 WPD-PCA 与 GA-BP 的 MMC 子模块故障定位方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(7):186-192.
YANG ZH, MA Z Y, LI X. Research on fault location method of MMC sub module based on WPD-PCA and GA-BP [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(7): 186-192.
- [23] QIAN T, PIETERNEL V D T, FLORIS F B, et al. Robust motion correction for myocardial T1 and extracellular volume mapping by principle component analysis-based groupwise image registration [J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2018, 47(5): 1397-1405.
- [24] 姚敏, 赵增浩, 赵敏, 等. 复杂结构件内部缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10):215-222.
YAO M, ZHAO Z H, ZHAO M, et al. Internal defect detection of complex structural parts [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 215-222.
- [25] 石爱军, 白瑞林, 田青华, 等. 遗传算法结合自适应阈值约束的 ICP 算法[J]. 光学技术, 2018, 44(1): 63-68.
SHI AI J, BAI R L, TIAN Q H, et al. Optimized ICP method combining genetic algorithm with adaptive threshold constraints [J]. Optical Technique, 2018, 44(1): 63-68.
- [26] SHASHIDHARA H S, NAVEEN KUMAR S. Emphasis of LiDAR data fusion using iterative closest point and ICP registration [J]. International Journal of Advanced Computer Research(IJACR), 2020, 10(48):128-137.

作者简介



张子龙, 2018 年于中北大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、图像配准。

E-mail: 201808131076@cqu.edu.cn

Zhang Zilong received his B. Sc. degree from North University of China in 2018. He is currently a master student at Chongqing University. His main research interests include image processing and image registration.



沈宽(通信作者), 2010 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为工业 CT、DR 图像处理、图像重建、图像缺陷识别。

E-mail: shenk@cqu.edu.cn

Shen Kuan (Correspondence author) received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2010. He is currently an associate researcher and a master advisor at Chongqing University. His main research direction is engineering CT, DR image processing, image reconstruction, image defect recognition.