

基于三维模型和射线探伤二维图像的铸件缺陷检测技术

李沁阳 孙晓龙 计效园 侯明君 周建新
(华中科技大学材料成形与模具技术国家重点实验室)

摘 要 计算机自动铸件缺陷检测被越来越广泛地应用于企业的生产中,但是对于探伤图片中缺陷和铸件结构混杂重叠的图片,计算机识别技术难以从图像中判别出缺陷。为此,提出了基于三维模型和二维射线探伤图像的铸件缺陷检测技术。建立了类 X 射线照射探伤图像模型,通过模拟射线穿透铸件 STL 模型的过程,提取出射线穿透模型的信息,输出类平行光源 X 射线照射的仿真射线探伤图像。通过有缺陷和无缺陷图像灰度值相减结果提取缺陷轮廓,进行边缘检测,最终进行缺陷标定。该方法可从图片中有效识别出缺陷,并将其成功标定位置。

关键词 探伤图像;缺陷检测;三维模型;平行光源;边缘检测

中图分类号 O242 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2023.010.006

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Casting Defect Detection Technology Based on 3D Model and 2D Radiographic Image

Li Qinyang, Sun Xiaolong, Ji Xiaoyuan, Hou Mingjun, Zhou Jianxin

(State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology,
Huazhong University of Science and Technology)

Abstract: Computer automatic casting defect detection has been widely used in the production of enterprises, however, it is difficult to distinguish defects from the overlapped images mixed with defects and casting structure. Therefore, a casting defect detection technology based on three-dimensional model and two-dimensional radiographic image was proposed, and the image model of quasi X-ray irradiation flaw detection was established. By simulating the process of ray penetrating the STL model of castings, the information was extracted, and the simulated ray flaw detection image of quasi parallel light source X-ray irradiation was output. The defect contour was extracted by subtracting gray values of defective and non-defective images for edge detection, and finally the defect was calibrated. The method succeeds to identify defects from images and calibrate positions.

Key Words: Flaw Detection Image, Defect Inspection, 3D Model, Parallel Light Source, Edge Detection

在企业不断进行信息化、智能化^[1]升级的浪潮中,生产环节的各部分信息被要求可溯源,以便信息化管理。目前,铸造企业采用的铸件检测方法一般为 X 射线无损检测技术^[2],但是该方法仍然需要人工评片,检测效率稳定性很低,容易出现漏检。近年来,铸造企业在铸件缺陷检测方面已经做出了一些信息化更新,针对 X 射线的无损铸造缺陷评测取得了较大进展。

机器学习在铸造生产过程中应用越来越广泛。段志强等^[3]通过随机森林方法混合特征与力学性能之间非线性规律实现合金新成分的配比和工艺设计,显著改善了高强度 Al-Si-Mg 系合金传统设计方法周期长、成本高、效率低的问题。同时,基于机器学习的机器视觉

目标检测为铸件缺陷自动检测提供了有效途径。机器视觉目标检测分为两类,分别是单阶段目标检测和两阶段目标检测,分别以 YOLO(You only look once)算法^[4]和 Faster R-CNN 算法^[5]为代表。单阶段目标检测算法体积小、检测速度快,但是对于铸件缺陷的检测不够高,双阶段检测算法检测速度稍慢,但是检测精度高。很多学者基于这些算法针对铸件检测进行了改进,JI X Y 等^[6]提出了一种新的人工智能方法,能够从 X 射线图像中检测和识别航天钛铸件缺陷;WU B 等^[7]针对多阈值图像分割问题提出了优化算法。MAX F 等^[8]提供了一个汽车铸件的缺陷检测数据集,该数据集针对于汽车部分铸件的缺陷图像,颇具代表性,被各种

收稿日期:2022-10-18;修改稿收到日期:2023-01-08

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2020YFB1710100);国家自然科学基金资助项目(51905188,52090042)

第一作者简介:李沁阳,男,2000 年出生,硕士研究生,武汉(430074),E-mail:liqinyang2132@163.com

通信作者:计效园,男,1986 年出生,副教授,武汉(430074),E-mail:jixiaoyuan@hust.edu.cn

引用格式:李沁阳,孙晓龙,计效园,等.基于三维模型和射线探伤二维图像的铸件缺陷检测技术[J].特种铸造及有色合金,2023,43(10):1 360-1 365.

LI Q Y, SUN X L, JI X Y, et al. Casting defect detection technology based on 3D model and 2D radiographic image[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2023, 43(10):1 360-1 365.

神经网络架构用作于参考学习。

STL 格式文件使用多块三角面片表达其轮廓,形成封闭的立体图形。其文件储存的内容是每个三角面片在空间中点的坐标和法向量坐标,一个完整的 3D 图形可以通过连接所有的三角形面来获得^[9]。拓扑关系的重构和有序交点影响的排除是影响切片效率的主要因素。WANG C S 等^[10]展示了一种简化大型复杂 STL 三角网格并优化 STL 形状的技术,用于快速成型和制造。HUANG S H 等^[11]提出了一种对 STL 文件有效的容错切片方法。ZHANG Z Y 等^[12]提出了一种改进的、鲁棒性高的切片算法,该算法具有高效的轮廓构造,可以减少切片时间,并能够对包含数百万个三角形的复杂 STL 模型进行切片。

基于此,针对某些铸件缺陷和铸件结构混杂重叠、常规图像方法难以有效检测的问题,本研究期望通过计

算机对铸件的 STL 模型进行处理,形成一张标准、无缺陷铸件的类 X 射线照射图,与实际的铸件探伤图作对比,以检测出缺陷的位置。

1 存在的问题与策略

目前人工评片和部分计算机铸件检测系统中,铸件缺陷存在和铸件的结构混杂或重叠的区域,这个区域内使用图像增强技术对该区域进行处理效果不佳,无法分清结构区和夹杂于其中的缺陷区域,缺陷检测效果受到影响,同时易造成漏检,见图 1。其中,图 1a 为机器将铸件结构误认为是缺陷进行了标记,图 1b~图 1d 均为铸件结构边缘的缺陷被算法所漏检,证明目前的机器学习铸件自动检测方法还存在一定缺陷。因此,本研究提供一种新的检测思路,用于与机器学习目标检测互补,提升铸件缺陷检测的精度。图2为通过三维模型获得

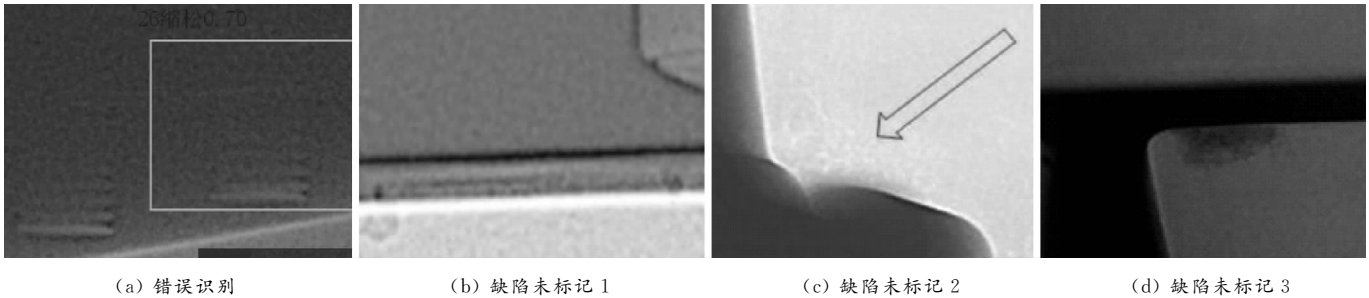


图 1 机器学习下的自动检测易出现缺陷与铸件结构混杂导致漏检和误检

Fig.1 Detection tendency to defects mixed with casting structure under machine learning, leading to missing and false

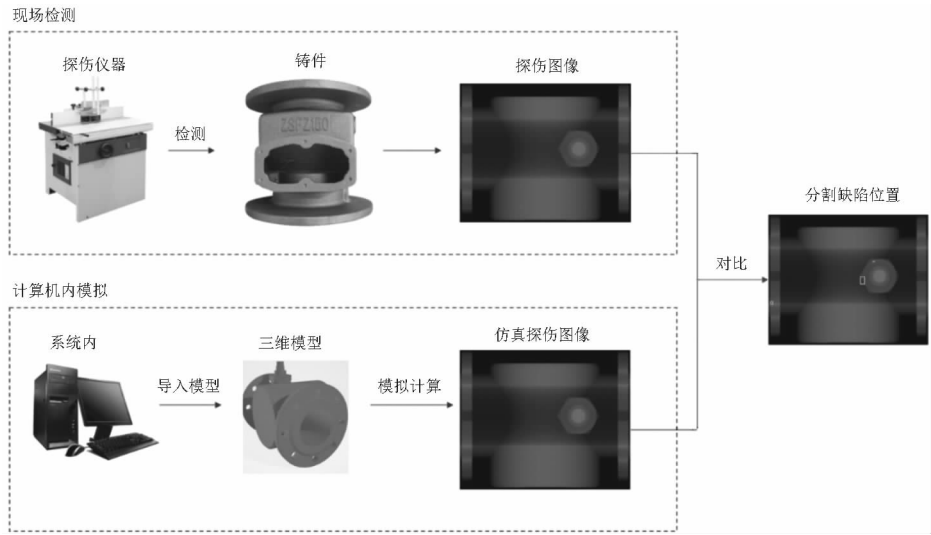


图 2 基于三维模型的射线探伤缺陷检测

Fig.2 Radiographic flaw detection based on three-dimensional model

仿真图像而后再进行对比的方法实现缺陷检测。

2 铸件仿真探伤图像三维模型建立

2.1 X 射线照射铸件成像的基本原理

当一束 X 射线穿透铸件时,部分射线被铸件吸收,

剩下的部分将会穿过铸件,投射在下方的光线传感器上,从而被传感器捕获而成像。每条射线穿过铸件之后的被吸收的部分各有不同,被传感器转化为不同灰度的图像。X 射线在介质内通过单位长度的距离后射线强度会存在一定程度的衰减,衰减的程度由衰减系数表示。不同物质的衰减系数不同,通过均匀的同种物质

时,其原理见图 3。

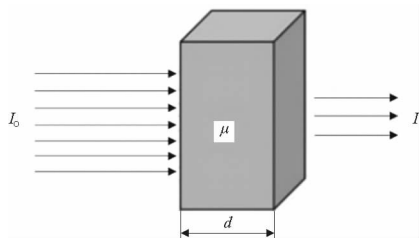


图 3 射线穿过单一材料的均匀物质
Fig.3 Homogeneous substance as rays pass through single material

对于 I ,有:

$$I = I_0 e^{-\mu d} \quad (1)$$

式中, I_0 为 X 射线的原始光线强度; μ 为介质的衰减系数; d 为光线穿过模型的厚度。针对铝铸件进行处理, X 射线的波长为 0.154 nm 时, 铝的衰减系数可查得为 132 cm^{-1} 。铸件的三维模型可看作一个没有瑕疵的铸件, 而铸件探伤图像中, 铸件缺陷存在的区域灰度值会和无缺陷的区域存在差值, 通过对比这些存在差值的区域则可以标记出缺陷的区域。

2.2 空间射线与三角面片交点求解

选用 STL 格式铸件的三维模型, STL 文件通过将模型表面的信息表达为三角面片的方式来描述三维形体。为获得光线穿过 STL 模型的厚度, 需要求得射线与三角面片之间的交点。

对于空间中的射线, 令其起点为 O , 其方向为 D , 根据射线的参数公式, 射线与任意一平面的交点 P 为:

$$P = O + tD \quad (2)$$

式中, t 为交点到射线源的距离, $t > 0$, 根据 t 的取值不同, 可得射线上不同的点, 求交点的坐标就是求满足条件的 t 值; P 是三角形内任一点 (见图 4), A 、 B 、 C 是顶点。三角形内任意一点都可以理解为从顶点 A 开始, 沿着边 AB 移动一段距离, 然后再沿着边 AC 移动一段距离, 然后求和向量。至于移动的距离, 由参数 u 和 v 控制。当 $u + v = 1$ 时, 点 P 就在 BC 上滑动。设其 3 个顶点的向量为 V_1 、 V_2 、 V_3 , 对于三角形内的任意一点, 有:

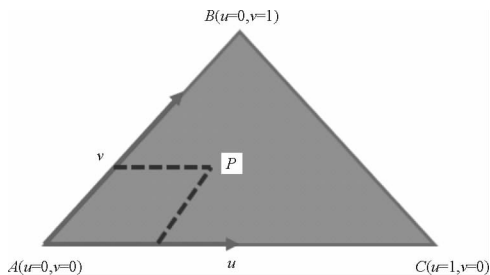


图 4 判别点是否在三角形内
Fig.4 Point judgement in the triangle

$$P = (1 - u - v) V_1 + u V_2 + v V_3 \quad (3)$$

式中, u 、 v 为 V_2 和 V_3 的权重, 联立式 (2) 和式 (3) 可得:

$$(1 - u - v) V_1 + u V_2 + v V_3 = O + t D \quad (4)$$

令 $E_1 = V_2 - V_1$, $E_2 = V_3 - V_1$, $T = O - V_1$, 经整理可得:

$$\begin{cases} t = \frac{1}{D \times E_2 \cdot E_1} (T \times E_1 \cdot E_2) \\ u = \frac{1}{D \times E_2 \cdot E_1} (D \times E_2 \cdot T) \\ v = \frac{1}{D \times E_2 \cdot E_1} (T \times E_1 \cdot D) \end{cases} \quad (5)$$

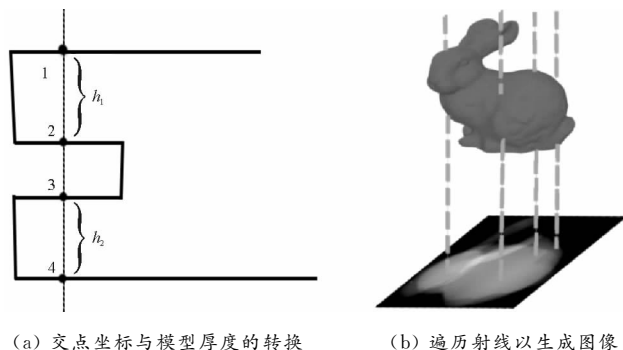
当交点参数满足 $u \geq 0, v \geq 0, u + v \leq 1$ 时, 射线和三角形平面的交点位于三角形内部, 则该交点为射线和三维模型的交点。

2.3 铸件模型厚度信息获取

设置射线总是从模型的 z 轴正上方垂直往下照射, 射线与模型会有 n 个交点, 由于模型是封闭的、拥有厚度的三维物体, 绝大部分情况下, 射线穿过一段实体会与模型产生两个交点, 则 n 在大部分情况下为偶数。

图 5 为获得交点坐标后的处理。在图 5a 中, 射线穿过模型产生了 4 个交点, 模型的厚度值为 h_1 和 h_2 的和, 表述如下:

$$h = h_1 + h_2 = z_1 - z_2 + z_3 - z_4 \quad (6)$$



(a) 交点坐标与模型厚度的转换 (b) 遍历射线以生成图像

图 5 获得交点坐标后的处理

Fig.5 Processing after obtaining the intersection coordinates

$z_1 \sim z_4$ 分别为交点 1~4 的 z 轴坐标, 模型被射线穿透的厚度为从上往下数奇数个点的坐标和减去偶数个点的坐标和。理想状况下, 模型被穿透的点的个数为偶数, 但是由于 STL 文件的三角面片的储存方式, 当射线刚好和位于边界处的顶点相交时, 交点的个数为奇数。忽略少数的交点数量为偶数的射线, 将这些射线所对应点的坐标的像素值替换为旁边的, 正常取值点的像素值。在最终生成的图像中的表现上, 由于整个图像是连续的, 而极少数点的像素值经过处理, 肉眼几乎不可在图像上找出因为交点数量问题产生的计算异常的点,

生成的图像较为平滑。

2.4 类平行光源照射图像生成

在 X 射线照射的探伤图片中,光线强度是由图像灰度表述的,为了明显看出铸件的结构,感光器上光线最强的地方处理为黑色即灰度的最高值,最暗的地方处理为白色即灰度值为 0,其余部分按照射线的强度值与射线进行穿透前未经衰减的射线强度的比例分配灰度值,根据四舍五入的方法取整。对模型的坐标范围进行搜索,确立了模型的坐标范围之后,将模型坐标进行规整,使所有坐标均大于 0。在进行射线的初始化设置时,按照一根射线的结果对应一个图像像素的方式进行设置,为了方便取值,图片的长固定为 500 像素,宽度按照 x 、 y 轴坐标等比例进行调整,建立图像矩阵。

在图像处理中,根据实际,在探伤仪器对薄壁铸件探测时,将灰度窗口分为 65 535 个等级,对应仪器生成的 16bit 图片,而计算机只能显示 8bit 即 256 级的图片。使用对数变换将 65 535 个等级的灰度值映射到 255 个等级中,扩宽图像低灰度值区下图像厚度信息的

丰富度,对数运算的映射公式为:

$$A' = \frac{255(\ln A - \ln A_{\min})}{\ln A_{\max} \ln A_{\min}} \tag{7}$$

式中, A 为像素在原始图像中的灰度值; A' 为像素在经历对数变换之后的灰度值; $A_{\max}$ 为所有像素的最大灰度; $A_{\min}$ 为所有像素的最小灰度。

将各射线穿透模型后的射线强度转化为该射线对应的灰度值,具体转化效果见图 5b。程序遍历每一根射线,并对每一根射线进行求交、求解厚度的计算之后,将转化后的灰度值填入对应坐标的矩阵信息中,从而得到一张基于三维模型的一类 X 射线探伤图像。

用系统模拟的 X 射线探伤图像和实际的射线探伤图像进行比对,结果见图 6。由于未能获知探伤仪器对 X 射线量的曝光情况和后续对传感器光电信号的处理转换方式,两者之间的灰度存在差异。可以看出,模拟图像能清晰表达铸件结构,有效表达铸件在标准无缺陷状态下的基本结构,对后续寻找缺陷的位置有一定的参考意义。

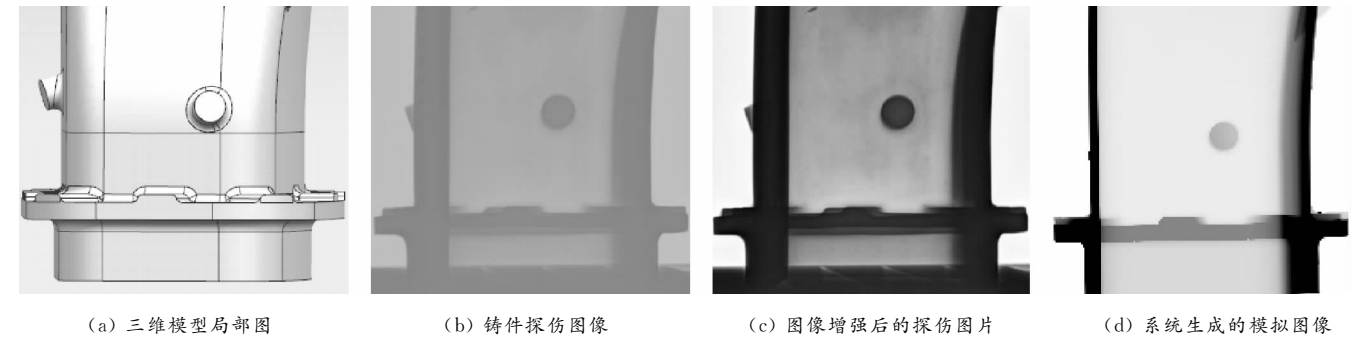


图 6 实际探伤图像和模拟图像的对比

Fig.6 Comparison between actual flaw detection image and simulated image

3 仿真图像与探伤图像的对比与缺陷标定

3.1 图像预处理

X 射线数字成像系统在实际使用时,存在系统的本征噪声,对之后的处理产生比较大的影响。对于铸件的射线探伤图像,大部分的缺陷尺寸较小,为了对缺陷位置进行标定,需要图像保留足够清晰的纹理细节和边缘特征,对图像采用平滑度影响大的去噪方法效果不佳。

经过对各种滤波方法的筛选,选用中值滤波方法对图像进行处理。

中值滤波方法可有效清除孤立的噪声点,并起到对边缘特征的留存作用。图 7 为图像预处理效果对比。由图 7c 可见,使用常见的均值滤波之后,噪声点减少,但是铸件结构的部分细节也被模糊化,降低了图片品质,而使用双边滤波处理之后,噪声点没有得到很好的处理,并且铸件结构内部的细节也存在部分丢失,见图 7d。综上,中值滤波方法是本研究中更适合的图片滤

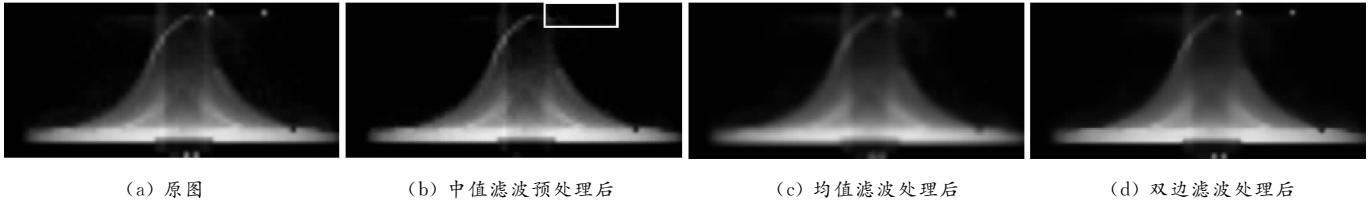


图 7 图像预处理效果对比

Fig.7 Effect comparison of image preprocessing

波处理方法。

3.2 标准图像与铸件仿真探伤图像对比

在相同角度的照射下,有无缺陷的铸件在图像上的区别仅为缺陷部分的灰度值不同。图 8 为人为模拟缺陷区域,生成了一张某型号盖子(模型见图 8a)的标准

图像,投影角度为俯视投影,见图 8c。同时在模型中,为了检验缺陷的识别准确性,人为制作了一些缺陷,见图 8b,参考 MERRY D^[13] 提出的模拟缺陷的方法,作出了另一张具有缺陷的类 X 射线的探伤图像,见图 8d。让两个图像的灰度值相减,以一定阈值将相减之后的图

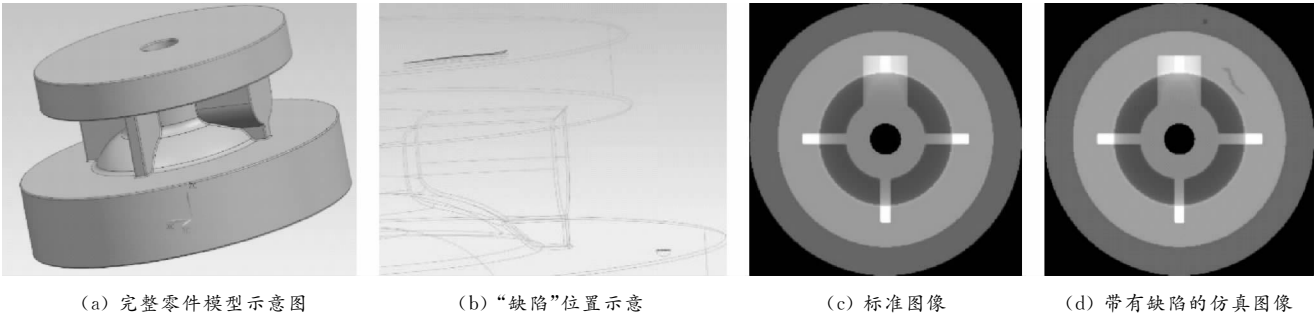


图 8 人为模拟“缺陷”区域
Fig.8 Artificial simulation of “defect” area

片进行二值化处理,共同识别出缺陷部分。

3.3 缺陷轮廓的搜索和标定

基于得到的二值图像,采用 SUZUKI S^[14] 算法对缺陷边缘进行判断,图 9 为缺陷区域的标定。对像素进行逐行扫描,如果对上一个像素值的扫描结果为 0,下一个结果为 1,则说明找到了一个边界点,同时将这个边界编号,如果对上一个像素值为 1,下一个像素值为 0,则代表为 1 的像素值为边界,为 0 的像素值已经脱离该缺陷区域,对这些边界点进行标记。如果边界点相连,则边界点为同一个轮廓,通过一定的序号将其储存,见图 9a,对二值化图像进行了标注,并在原图对应的位置绘制出了矩形以表明缺陷的位置,见图 9b。

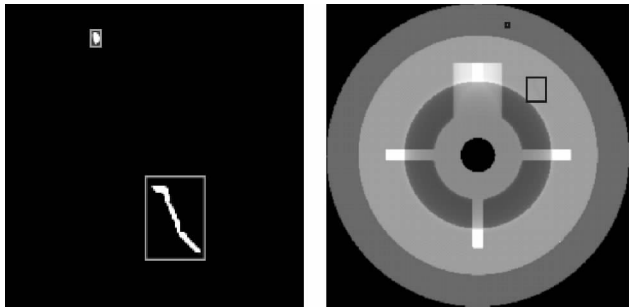


图 9 缺陷区域的标定
Fig.9 Calibration of defect area

3.4 数据测试和结果分析

对图 8a 的三维模型进行多角度的射线照射,以得

到多角度的标准模型的类 X 光照射图像,同时检测缺陷的位置,以获得更为准确的结果。图 10 为多角度下对同一铸件的缺陷检测。系统在多角度下均正确的找到缺陷的位置和数量。

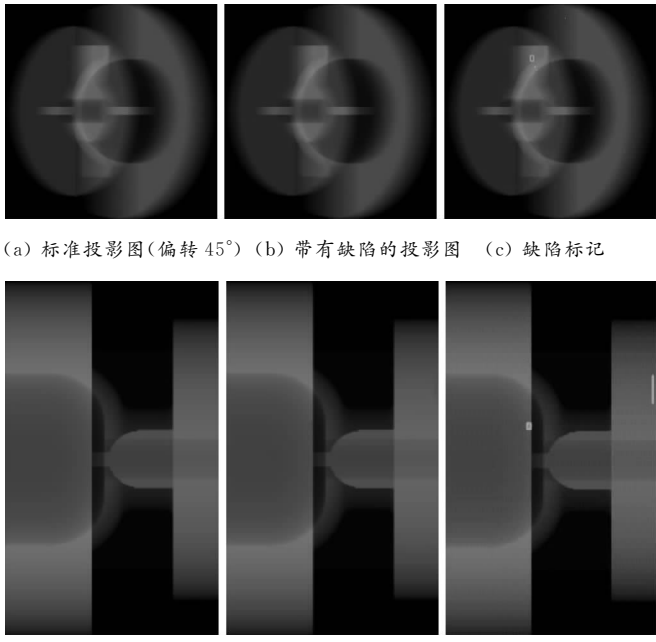


图 10 多角度下对同一铸件的缺陷检测
Fig.10 Defect detection of the same casting from multiple angles

图 11 为模拟算法对实际铸件探伤图像的缺陷分割结果。系统标定出了缺陷的位置和由于拍摄角度原因

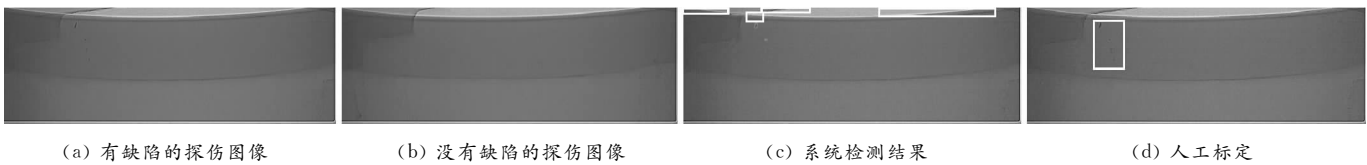


图 11 对实际探伤图像的对比检测
Fig.11 Comparative inspection of actual flaw detection images

导致的铸件结构差异。对比人工检测,本方法成功将缺陷标出,标定效果良好。

4 铸件缺陷检测系统设计

经过上述的仿真探伤图像的生成和图像对比的过程,可以从探伤图像中标定缺陷区域,这一过程通过C++的编程界面实现,想要导入模型和图片进行铸件缺陷标定,操作步骤繁琐不便。因此,设计了一个识别系统,简化上述的操作步骤。系统的界面见图12。

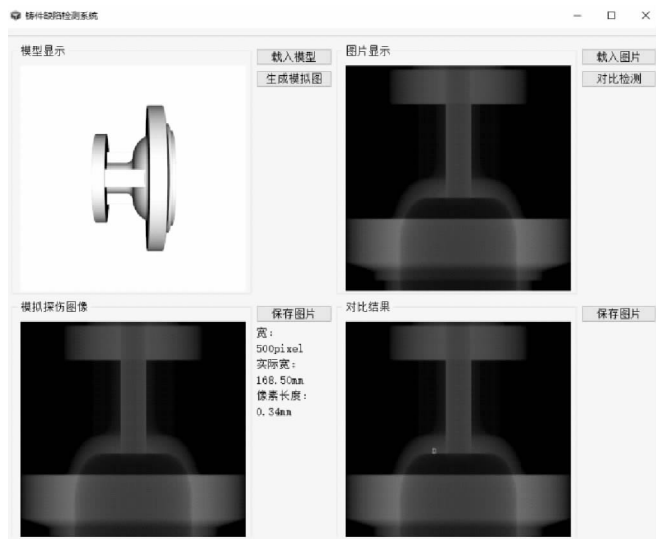


图12 对探伤图像的标定结果输出

Fig.12 Calibration result output of flaw detection images

系统主要可以实现:①三维模型读入和预览;②仿真探伤图像生成;③缺陷图像读入和预览;④结果储存。同时系统还能根据模型的数据显示图像中每个像素代表的宽度,以便操作者对铸件大小进行估算和后续对铸件缺陷进行评级和分类。

5 结 语

基于三维模型和射线探伤二维图像设计了一套铸件缺陷检测系统。该系统输入铸件的标准三维模型和铸件的探伤图像可以对图像中的缺陷区域进行标定,一定程度上解决了铸件缺陷和铸件结构混杂而难以识别的问题,将缺陷和铸件结构分割。在仿真图像和实际铸件探伤图像的相似性上,系统还需要进行更多的拟合过程,使仿真图像更加接近铸件探伤图像。同时系统生成的人为制造的存在缺陷的仿真图像可作为深度学习的训练集使神经网络预测模型得到更准确的结果。

参 考 文 献

[1] 计效园. 单件化与智能化方法及其在铸造信息化中的应用[D]. 武汉:华中科技大学, 2013.
[2] ANDREAS B, 方俊. 利用X射线检测铸件质量[J]. 国外机车车辆工

艺, 2009(2): 44-45.

[3] 段志强, 裴小龙, 郭庆伟, 等. 多模态混合输入模拟实验过程实现新型 Al-Si-Mg 系合金设计[J]. 物理学报, 2023, 72(3): 028 101.
[4] JOSEPH R, SANTOSH D, ROSS G, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[A]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition[C]. Wuhan, Hubei, 2016.
[5] REN S Q, HE K M, ROSS G, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1 137-1 149.
[6] JI X Y, YAN Q Y, HUANG D, et al. Filtered selective search and evenly distributed convolutional neural networks for casting defects recognition[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2021, 292(2): 117 064.
[7] WU B, ZHOU J Y, JI X Y, et al. An ameliorated teaching-learning-based optimization algorithm based study of image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy and Otsu's between class variance-Science Direct [J]. Information Sciences, 2020, 533: 72-107.
[8] MAX F, RONAY A, LEE Y, et al. Automatic localization of casting defects with convolutional neural networks[A]. 2017 IEEE international conference on big data (big data) [C]. Boston, MA, USA, IEEE, 2017.
[9] 丁华锋, 王卓, 刘婧芳, 等. 一种基于 MATLAB 的 STL 文件分层切片算法[J]. 机床与液压, 2018, 46(5): 102-105.
[10] WANG C S, CHANG T R. Re-triangulation in STL meshes for rapid prototyping and manufacture[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2008, 37(7): 770-781.
[11] HUANG S H, ZHANG L C, HAN M. An effective error-tolerance slicing algorithm for STL files[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2002, 20(5): 363-367.
[12] ZHANG Z Y, JOSHI S. An improved slicing algorithm with efficient contour construction using STL files[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 80(5): 1 347-1 362.
[13] MERRY D. A new algorithm for flaw simulation in castings by superimposing projections of 3D models onto X-ray images[A]. SCCC 2001. 21st International Conference of the Chilean Computer Science Society[C]. Ponta Arenas, Chile; IEEE, 2001.
[14] SUZUKI S. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 30(1): 32-46.

(编辑:刘晨辉)

欢迎使用在线稿件处理系统

投稿、查稿、审稿

敬请登录 www.special-cast.com