

多角度虚拟成像驱动的 轻合金铸件内部缺陷三维定位方法

董昊¹, 侯明君¹, 计效园^{1*}, 姜晴川¹, 殷亚军¹, 沈旭¹, 周建新¹

(1. 华中科技大学材料成形与模具技术全国重点实验室, 湖北 武汉 430074)

*通讯作者: 计效园, 男, 教授, 博士。E-mail: jixiaoyuan@hust.edu.cn

摘 要: 前舱、筒体等轻合金铸件广泛用于兵器装备等国防重要领域, 其内部缺陷三维定位主要依赖 X 射线探伤二维成像与人工目视。由于 DR 图像与铸件之间的对应关系不明确, 该方法在缺陷定位过程中需要反复打孔并拍片验证。针对上述问题, 本文提出了多角度虚拟探伤成像驱动的轻合金铸件内部缺陷三维定位方法。首先, 基于实际探伤参数建立虚拟成像模型, 融合图像处理算法提取缺陷区域轮廓; 其次, 基于缺陷轮廓坐标, 构建虚拟成像逆运算模型, 实现二维图像到三维空间的转换; 最后, 创建多角度缺陷三维重构算法, 实现轻合金铸件内部缺陷三维定位。验证结果表明, 三维定位相对误差小于 0.3%。该方法通过模拟实际 DR 探伤实现铸件缺陷三维定位, 具有重要的工程应用价值。

关键词: 多角度探伤; 缺陷三维定位; 虚拟成像系统; X 射线探伤图像

Multi-Angle Virtual Imaging-Driven 3D Positioning Method for Internal Defects in Light Alloy Castings

DONG Hao¹, HOU Ming-jun¹, JI Xiao-yuan¹, JIANG Qing-chuan¹, YIN Ya-jun¹,
SHEN Xu¹, ZHOU Jian-xin¹

(1. State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China)

Abstract: Internal components such as front cabins and cylindrical bodies made of light alloy castings are widely used in critical defense applications. Currently, the three-dimensional (3D) positioning of internal defects mainly relies on two-dimensional (2D) X-ray imaging (DR) and manual visual inspection. Due to the unclear correspondence between DR images and the actual casting geometry, this approach requires repeated drilling and imaging for verification during defect positioning. To address this issue, this paper proposes a multi-angle virtual imaging-driven method for 3D positioning of internal defects in light alloy castings. Firstly, a virtual imaging model is established based on actual inspection parameters, and defect contours are extracted using image processing algorithms. Secondly, based on the coordinates of the defect contours, an inverse virtual imaging model is constructed to convert 2D image features into 3D spatial information. Finally, a multi-angle 3D reconstruction algorithm is developed to achieve accurate positioning of internal defects. Validation results show that the proposed method achieves a relative 3D positioning error of less than 0.3%. By simulating actual DR inspection, this method enables effective 3D positioning of casting defects and offers significant potential for engineering applications.

Keywords: Multi-angle inspection; 3D defect positioning; Virtual imaging system; X-ray inspection image

1 前言

随着国防领域高端装备对零件的轻质化、整体化、优质化、低成本和短制造周期等要求不断提高,前舱、筒体等轻合金铸件不断向结构复杂化方向发展,如大壁厚差、多交叉结构、多环、曲面、盲孔、复杂内腔等。精密铸造技术由于具有复杂结构的近净成型优势,使其成为了高端装备零件制造的关键成型技术之一。但是零件结构复杂化不但导致精铸件成形和内部质量控制难度上升,而且致使精铸件内部缺陷的无损检测更困难。精铸件内部缺陷难以精准高效判定和清除已经成为精铸件质量差、成本高、周期长的主要原因之一和严重制约装备可靠性的主要瓶颈之一。为保证精铸件的可靠性和安全性,对铸件内部缺陷进行检测识别和定位成为铸件装机前必不可少的工序。X 射线探伤因能够在不破坏铸件结构、性能的前提下获取直观的铸件内部缺陷位置信息和类别信息而被用于轻合金铸件内部缺陷的检测识别工序。

现有内部缺陷定位方式以人工判断 X 射线探伤图像为主。经过探伤拍片与成像,专业人员用肉眼找到图像中缺陷的位置,再凭借经验进行试错定位。然而,因二维 DR 图像与三维铸件间对应关系不明确,专业人员在定位缺陷时经常在铸件上打孔并重新拍片,后续再对铸件补焊修复。因此依赖人工多次打孔定位探寻缺陷部位不仅伤害了铸件本体,而且严重制约了铸件缺陷焊补修复的质量与效率。以上存在的问题大大降低了铸件质量和可靠性,导致设计部门有铸件不敢用,致使一些复杂结构设计思路无法实现,甚至严重影响火炮、导弹等重大装备性能、寿命和安全性。因此,亟需研究一种轻合金铸件内部缺陷三维定位方法。

国内外研究人员在缺陷检测与三维定位领域取得了不少进展。2015 年,查尔姆斯理工大学 Erik Lindgren 探索了基于多假设跟踪的三维点重建算法^[1],实现了 5% 以内的误检率。2017 年,帝国理工大学 Misty I. Haitha 等提出了多角度管道缺陷定位算法^[2],将缺陷的厚度误差控制在 4 mm 以内。2021 年,安特卫普大学 Alice Presenti 等提出了 Dynapose 方法^[3],依靠较少的 X 射线图像实现了模型的探伤检测。同年,海德堡大学 Patrick Fuchs 等提出了一种仅用模拟数据训练的三维 CT 数据缺陷检测方法^[4]。2024 年,丹麦技术大学 Silja L Christensen 等提出了一种内置缺陷检测的贝叶斯 CT 重建方法^[5]。同

年,思克莱德大学 Shaun McKnight 等构建了 3D Unet 模型^[6],并通过超声波测试数据的体积分割定位复合材料的缺陷,平均绝对误差为 0.57 mm。

重庆理工大学余永维团队于 2016 年提出了一种基于深度学习特征匹配的铸件缺陷三维定位方法^[7],将深度定位误差控制在 5.52% 以下;随后于 2017 年研究了一种基于能量中心匹配的铸件缺陷自动视差定位方法^[8],将平均相对定位误差控制在 5% 以下。西安交通大学陈磊团队于 2017 年提出了一种基于区域分割的检测方法^[9],随后于 2019 年提出了一种基于材料厚度与图像灰度值映射关系的方法^[10],将缺陷体积的相对误差控制在 1% 以内;随后于 2022 年提出了一种基于 DR 技术的缺陷三维空间位置定位方法^[11],将三维坐标的误差控制在 2% 以内。2023 年,同济大学兰欢等提出基于多尺度特征增强的级联式三维重建网络^[12],将钢板缺陷部位形状的检测误差控制在 10% 以下。同年,东南大学张建等建立了一种结合小波变换和卷积神经网络的定位模型^[13]。武汉理工大学秦训鹏团队于 2023 年提出了一种基于荧光磁粉检测的金属零件裂纹缺陷分割与定位方法^[14],将重构裂纹缺陷三维坐标的平均误差控制在 1 mm 以内;随后于 2024 年创建了一种多视角立体点云重建算法^[15],将 95% 的点均方根误差控制在 1 mm 以内。

华中科技大学华铸课题组在基于 X 射线图像的铸件内部缺陷定位领域取得了不少成果。计效园、周建新等提出了一种改进的深度致密卷积神经网络 BX-Net^{[16][17]},能够以 99% 的准确率识别出 X 射线图像中的铸造缺陷;在此基础上,计效园等提出的两相缺陷检测方法 FSS/ED-CNN 能够以接近 100 % 的精度定位缺陷^[18]。颜秋余和武博等针对航空钛合金铸件缺陷检测与分类问题开展了相关研究^{[19][20]},并取得理想效果。

基于上述研究现状,虽然国内外研究人员在缺陷三维定位领域已经取得了不少成果,但是现有研究方法需要人工多次拍片试错或者借助额外设备和工件的投影关系来确定缺陷的三维坐标,没有直接揭示成像板投影二维坐标到铸件三维坐标的转换规律,工程应用价值有限。因此,本文提出了多角度虚拟探伤成像驱动的轻合金铸件内部缺陷三维定位方法,构建了成像板投影二维坐标到铸件三维坐标的虚拟成像逆运算模型,创建了多角度缺陷三维重构算法,以小于 2% 的定位相对误差实现了基于多角度探伤图像的缺陷三维定位,对保证兵器装备、

航空航天领域关键轻合金铸件的可靠性和安全性具有重要意义,研究框图如图 1 所示。

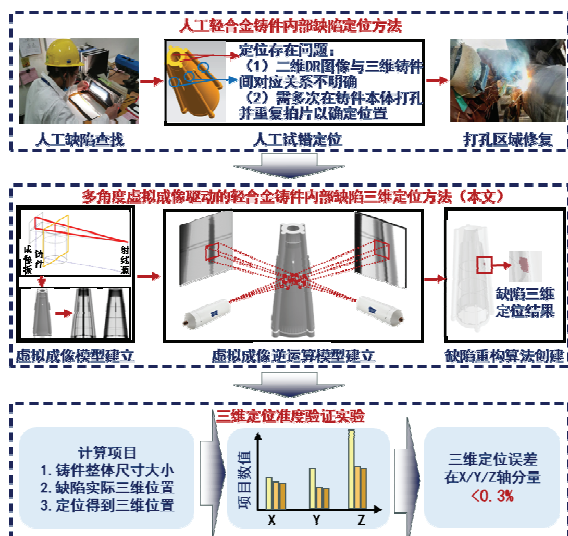


图 1 研究框架图

2 研究方法

2.1 虚拟成像模型

在实际探伤过程中,操作人员将铸件摆放到载物台上,再操纵设备调整射线源、载物台、成像板之间的位置和角度关系。当射线源发射的 X 射线照射到铸件上时,由于铸件不同部位的密度和厚度存在差异, X 射线在穿透铸件的过程中会发生不同程度的衰减。高密度或厚壁区域会吸收较多的 X 射线,导致透过的射线强度减弱;而低密度或薄壁区域则相反。设 X 射线的原始光线强度为 I_0 , 穿透物质的衰减系数为 $\mu_1, \mu_2 \dots \mu_n$, 对应的穿透厚度为 $d_1, d_2 \dots d_n$, 则穿透后的 X 射线强度 I 可由下式表示:

$$I = I_0 \times e^{-(\mu_1 d_1 + \mu_2 d_2 + \dots + \mu_n d_n)} \quad (2.1)$$

这些具有不同强度的 X 射线投射到成像板以后,激光扫描装置读取成像板上的相关信息,并将其转化为数字图像,最终在计算机上显示出反映铸件内部结构的明暗对比图像。

对实际探伤过程分析后可知,射线源、铸件和成像板的相对位置决定了探伤成像的结果。也就是说,若要分析射线穿透铸件后在成像板中成像的位置,必须先计算铸件与射线源的相对位置。因此,可设立三个坐标系,分别为以载物台中心为世界坐标系、以射线源中心为原点的射线源坐标系和以成像板中心为原点的图像坐标系。随后,可完成两步坐标变换,先由世界坐标系转换为射线源坐标系进行过渡,再转换为图像坐标系,如图 2 所示。



图 2 坐标系变换示意图

设铸件上的某空间点在世界坐标系下的坐标为 $X_w = [X_1, Y_1, Z_1]^T$, 若世界坐标系到射线源坐标系的旋转矩阵为 R , 平移向量为 T , 则该空间点在射线源坐标系下的坐标 $X_r = [X_2, Y_2, Z_2]^T$ 可由下式表示:

$$X_r = RX_w + T \quad (2.2)$$

再将射线源坐标系下的坐标投影到图像坐标系 $X_i = [X_3, Y_3]^T$, 该过程可由下式表示:

$$\begin{bmatrix} X_3 \\ Y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_2 \\ Z_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

实际 X 射线探伤基于铸件各部位密度和厚度差异导致的 X 射线吸收差异,采用透视摄片法或实时成像板技术,实现对铸件内部缺陷的可视化检测。受实际 X 射线探伤流程的启发,本文创建了虚拟成像模型,其组成元素分别是三维文件形式的载物台、铸件、射线源和成像板。建立世界坐标系、射线源坐标系和图像坐标系后,依据实际探伤的参数信息,计算并调整模型中载物台、铸件、射线源和成像板的位置和角度。虚拟成像开始后,以射线源中心为起点,成像板上任意一点为终点,发射虚拟 X 射线。若虚拟 X 射线与三维铸件的三角面片相交,则可计算该虚拟射线在三角面片间的穿入和穿出位置。对于每一条虚拟射线,其在铸件内部的穿透厚度可通过两两相邻的穿出位置减去穿入位置并累加获得。在实际探伤过程中,成像板硬件性能、成像几何条件和图像质量要求共同决定了成像板上的最小单元;而在虚拟成像过程中,成像板的最小单位可人工根据成像几何条件和图像质量要求来决定。遍历完整个成像板后,计算所有虚拟射线穿透铸件后的射线强度,结合实际探伤过程中的光电变换系数、模数转换器转换系数、灰度值位数等,最终映射为图像上的灰度值。虚拟成像的流程如图 3 所示。

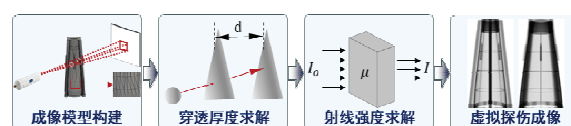


图 3 虚拟成像流程图

2.2 缺陷重构算法

虚拟成像的过程是将铸件的三维信息转换为成像板上的二维信息，而缺陷重构的过程是将成像板上缺陷的二维信息转换为铸件中的三维信息，即两者之间存在紧密联系，可以相互转换。为了实现缺陷的三维重构，本文创建了虚拟成像逆运算模型，如图 4 所示。

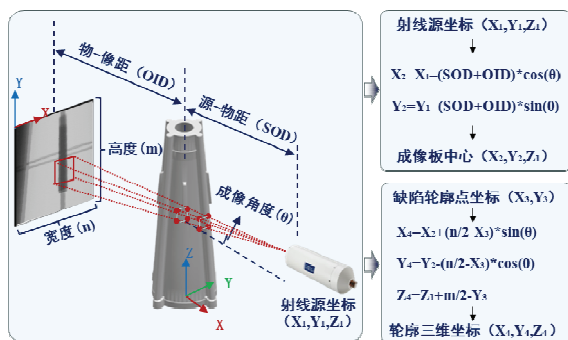


图 4 虚拟成像逆运算模型示意图

在虚拟成像逆运算模型中，创建了两个坐标系，分别为原点位于铸件底部中心的世界坐标系和原点位于成像板左上角的图像坐标系。在模型位姿调整过程中，射线源正对成像板的中心，中间是铸件。射线源到铸件中心的距离定义为源-物距 SOD，铸件中心到成像板的距离定义为物-像距 OID。成像板高度记为 m，宽度记为 n。射线源和成像板中心的连线与世界坐标系下 X 轴的夹角定义为成像角度 θ。若射线源在世界坐标系下坐标为 (X₁, Y₁, Z₁)，可基于平面几何关系计算出成像板中心坐标 (X₂, Y₂, Z₂)；若某缺陷轮廓点的二维图像坐标为 (X₃, Y₃)，可基于空间几何关系计算出其三维世界坐标 (X₄, Y₄, Z₄)。基于图 4 中的式子，可实现成像板上缺陷的二维坐标到铸件中的三维坐标转换。

基于虚拟成像逆运算模型获得缺陷轮廓点的三维坐标后，可在世界坐标系下将射线源与轮廓点逐一连结，计算每一条连线与铸件产生的交点，采用 Delaunay 三角剖分方法生成包含所有交点的多面体。该多面体定义了某射线探伤方向下，铸件内需被检测的缺陷区域的完整穿透路径。完整穿透路径虽然也涵盖了铸件中缺陷的位置，但其范围太广，需要通过增加空间约束的方法来进一步确定缺陷的具体位置。

因此，本文创建了多角度缺陷三维重构算法，如图 5 所示。该算法的核心思想是：铸件内部的缺陷在 X 射线探伤中会从不同角度被多次拍摄到，每个角度都能获得缺陷区域的完整穿透路径。通过将这些不同

角度的穿透路径进行空间求交运算，即可精确定位铸件内部缺陷的三维位置，实现缺陷三维重构。

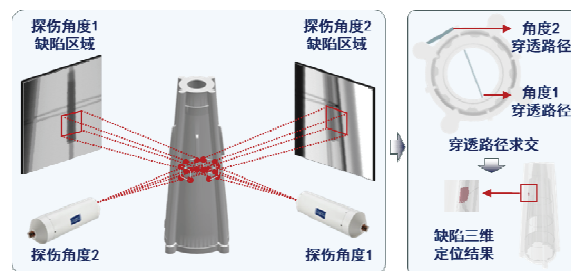


图 5 多角度缺陷三维重构算法示意图

3 试验结果及分析

本文基于虚拟成像模型评估了缺陷重构算法的准确性。首先，通过在铸件模型中人工引入孔洞缺陷的方式，模拟了实际铸件中存在的内部缺陷。其次，将铸件模型输入虚拟成像模型，生成了多角度虚拟探伤图像，并采用边缘检测算法提取了图像缺陷轮廓。再次，将虚拟探伤图像的缺陷轮廓信息输入虚拟成像逆运算模型，采用多角度缺陷重构算法，实现了铸件模型缺陷三维定位，如图 6 所示。最后，计算了定位得到的特征多面体的重心坐标、模型中模拟缺陷的重心坐标、模型的尺寸、定位的相对误差。由表 1 中结果可知，基于多角度 X 射线探伤图像的缺陷三维定位方法在 X 轴、Y 轴、Z 轴方向的定位相对误差均小于 0.3%，实现了高准度的缺陷三维定位。

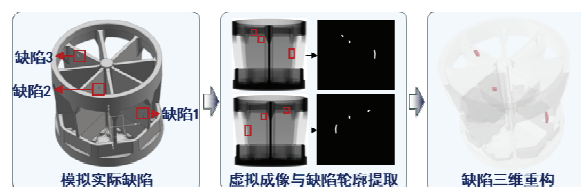


图 6 缺陷三维定位结果对比

表 1 缺陷定位结果量化表

项目	X 轴	Y 轴	Z 轴
模型尺寸	42.257	42.219	38.000
缺陷 1 实际重心	12.192	12.192	18.553
缺陷 1 定位结果重心	12.210	12.257	18.463
缺陷 1 定位相对误差	0.04%	0.15%	0.24%
缺陷 2 实际重心	4.153	-4.153	26.895
缺陷 2 定位结果重心	4.125	-4.131	26.951
缺陷 2 定位相对误差	0.07%	0.05%	0.15%
缺陷 3 实际重心	-9.431	-9.431	31.610
缺陷 3 定位结果重心	-9.420	-9.536	31.667
缺陷 3 定位相对误差	0.03%	0.25%	0.15%

4 结论

(1) 本文基于实际探伤过程中物-像距、源-物距、成像角度等参数,建立了铸件 X 射线探伤虚拟成像模型,融合图像处理算法提取了缺陷区域轮廓。

(2) 本文基于缺陷轮廓位置信息,构建了虚拟成像逆运算模型,实现了二维图像到三维空间的转换。

(3) 本文计算了射线源-缺陷轮廓连线与铸件的交点,创建了多角度缺陷三维重构算法,实现了轻合金铸件内部缺陷三维定位,三维定位相对误差小于 0.3%。

参考文献:

- [1] Erik Lindgren. Detection and 3D positioning of small defects using 3D point reconstruction, tracking, and the radiographic magnification technique[J]. NDT&E International, 2015, 76: 1-8.
- [2] Misty I. Haith, Peter Huthwaite, Michael J.S. Lowe. Defect characterisation from limited view pipeline radiography[J]. NDT&E International, 2017, 86: 186-198.
- [3] Alice Presenti, Jan Sijbers, Jan De Beenhouwer. Dynamic few-view X-ray imaging for inspection of CAD-based objects[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 180: 115012.
- [4] Patrick Fuchs, Thorben Kröger, Christoph S. Garbe. Defect detection in CT scans of cast aluminum parts: A machine vision perspective[J]. Neurocomputing, 2021, 453: 85-96.
- [5] Silja L Christensen, Nicolai A B Riis, Marcelo Pereyra, Jakob S Jørgensen. A Bayesian approach for CT reconstruction with defect detection for subsea pipelines[J]. Inverse Problems, 2024, 40(2): 025003.
- [6] Shaun McKnight, Vedran Tunukovic, S. Gareth Pierce, Ehsan Mohseni, Richard Pyle, Charles N. MacLeod. Advancing Carbon Fiber Composite Inspection: Deep Learning-Enabled Defect Localization and Sizing via 3D U-Net Segmentation of Ultrasonic Data[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2024, 71(9): 1106-1119.
- [7] Yu Yongwei, Du Liuqing, Zeng Cuilan, Zhang Jianheng. Automatic localization method of small casting defect based on deep learning feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1364-1370.
- [8] Yu Yongwei, Du Liuqing. Automatic 3D Positioning of Casting Defects in Radiographic Real-Time Imaging Based on Energy Center Matching[J]. Foundry, 2017, 66(2): 170-173.
- [9] Li Bing, Chen Lei, Wang Yuegen, Gao Mengqiu. 3D detection of internal defects for gas turbine blades[J]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2017, 59(7): 364-370.
- [10] Chen Lei, Li Bing, Zhou Hao, Li Zhangbing, Shang Zhongyu. Detection of three-dimensional parameter of defects for gas turbine blades based on two-dimensional digital radiographic projective imaging[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2019, 38: 101.
- [11] Chen Lei, Li Bing, Zhang Lei, Shang Zhongyu. 3D positioning of defects for gas turbine blades based on digital radiographic projective imaging[J]. NDT&E International, 2022, 133: 102751.
- [12] Lan Huan, Yu Jianbo. Steel surface defect detection based on deep learning 3D reconstruction[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(3): 466-476.
- [13] Wu Yanqi, Zhang Jian, Gao Chenhao, Xu Junde. Internal defect detection quantification and three-dimensional localization based on impact echo and classification learning model[J]. Measurement, 2023, 218: 113153.
- [14] Wu Qiang, Qin Xunpen, Dong Kang, Shi Aixian, Hu Zeqi. A learning-based crack defect detection and 3D localization framework for automated fluorescent magnetic particle inspection[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 214: 118966.
- [15] Wu Qiang, Hu Zeqi, Qin Xunpeng, Huang Bo, Dong Kang, Shi Aixian. Surface defects 3D localization for fluorescent magnetic particle inspection via regional reconstruction and partial-in-complete point clouds registration[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 122225.
- [16] Wu Bo, Zhou Jianxin, Yang Huanqing, Huang Zhiwei, Ji Xiaoyuan, Peng Dongjian, Yin Yajun, Shen Xu. An ameliorated deep dense convolutional neural network for accurate recognition of casting defects[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 226(8): 107096.
- [17] Wu Bo, Zhou Jianxin, Ji Xiaoyuan, Yin Yajun, Shen Xu. Research on approaches for computer aided detection of



- casting defects in X-ray images with feature engineering and machine learning[J]. *Procedia Manufacturing*, 2019, 37: 394-401.
- [18] Ji Xiaoyuan, Yan Qiuyu, Huang Dong, Wu Bo, Xu Xiaojing, Zhang Aibin, Liao Guanglan, Zhou Jianxin, Wu Menghuai. Filtered selective search and evenly distributed convolutional neural networks for casting defects recognition[J]. *Journal of Materials Processing Tech*, 2021, 292: 117064.
- [19] Yan Qiuyu. Research on defects detection and classification based on x-ray image for aviation titanium alloy castings[D]. Huazhong University of Science and Technology, 2020.
- [20] Wu Bo. Research on the Key Technology of Automatic Recognition for Internal Defects of Aviation Titanium Alloy Castings[D]. Huazhong University of Science and Technology, 2022.