

基于主动红外热激励的板材内部孔洞的检测方法

李铁军^{1,2} 王菁鹭¹

LI Tiejun WANG Jinglu

摘要

针对板材内部孔洞的无损检测困难,提出了一种基于深度学习的板材内部孔洞位置和大小无损检测方法。所提出方法的实验装置由热激励器、热像仪、计算机处理系统组成。使用热像仪采集热激励下的板材孔洞热感图像作为检测系统输入,并通过使用卷积神经网络检测出孔洞位置,再使用对角线测量方法检测出孔洞面积大小,并和真实实验结果对比。结果表明,与直接使用边缘检测算法进行孔洞检测相比,基于深度学习的无损检测方法可以有效检测以及定位板材内部的孔洞位置,精确识别孔洞缺陷和准确定量检测缺陷面积。

关键词

红外无损检测;缺陷识别;深度学习;盲孔检测;缺陷检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.05.020

0 引言

板材及其零件在机械制造、航空航天、船舶等行业中的应用日益广泛,迫切需要对其内部质量进行准确评价。孔洞缺陷是板材中一种常见的缺陷,它会引起构件的局部应力集中,降低构件的使用寿命。当前,对这类缺陷进行有效鉴别与定量分析,已经成为了无损检测技术的一项重要研究内容^[1]。

目前,红外热像仪(AIRT)以其可视化和准确性被广泛应用于材料缺陷检测中^[2-3]。试件受热激励时,由于内部结构不规则,导致表面温度场分布不均匀,从而得以检测材料内部缺陷大小以及位置。缺陷信息可以通过峰值温度、峰值时间和单个时刻的温度信息来检测^[4]。Hu等人提出了一种基于长短期记忆(LSTM)网络的缺陷分类策略^[5]。Fang等人采用有限元法(FEM)和神经网络对缺陷深度进行评估^[6]。Chen等人^[7]提出了一种基于深度学习图像的复合材料圆孔检测技术,主要使用卷积神经网络对其图像进行了识别训练、简单的预处理以及对图像的灰度和平移旋转操作。结果表明,深度学习能够对缺陷进行定量评价,但是上述文献仅针对一侧可视的孔洞进行了实验检测,未对盲孔进行测试。

最近,随着深度学习成功地应用在各大领域,国内外很多学者都利用深度学习对表面缺陷检测进行了深入的研究。目前比较成熟的算法包括一、二阶段检测,一阶段检测有

SDD、YOLO^[8]系列;二阶段检测的有Fast R-CNN^[9]、Faster R-CNN^[10]等。

综上所述,本研究以板材为试件样本,基于红外无损检测技术,结合卷积神经网络,通过提取试件升温 and 降温过程的红外热波检测图作为特征,精准地定位孔洞位置,避免了由于板材内部脱粘等缺陷造成的孔洞位置定位不精确以及检测误差较大等问题,实现了板材试件内部孔洞缺陷区的面积定量评估。

1 基于卷积神经网络的缺陷识别与定量评估

1.1 YOLOv5 结构

本研究使用YOLOv5卷积神经网络对板材内部孔洞的红外检测图片进行训练与测试,如图1为YOLOv5的结构图。YOLOv5划分为4个通用的模块,具体包括输入端、基准网络、neck网络与head输出端。输入阶段内包含一个图像预处理阶段,即将输入的图像缩放到网络所需要的输入尺寸,并对其进行归一化等操作。在神经网络的训练阶段,YOLOv5采用Mosaic提供的增强操作,从而改善了网络的学习效率和预测精度,并提出了一种自适应锚框计算与自适应图片缩放方法。neck网络通常位于基准网络和头网络的中间位置,利用它可以进一步提升特征的差异性、鲁棒性。head输出端用来完成目标检测结果的输出。

1.2 YOLOv5 的损失函数

YOLOv5损失函数用于计算模型和真实标签之间的差异,以使模型可以更好地拟合数据。YOLOv5的损失函数是一个多任务损失函数,由三个部分组成:分类损失、回归损失和置信度损失。分类损失是用来计算模型预测的类别与真

1. 沈阳化工大学材料科学与工程学院 辽宁沈阳 110142

2. 沈阳化工大学装备可靠性研究所 辽宁沈阳 110142

[基金项目] 辽宁省教育厅面上项目“基于环境驱动时变学习神经网络的少样本目标检测”(JYTMS20231502)

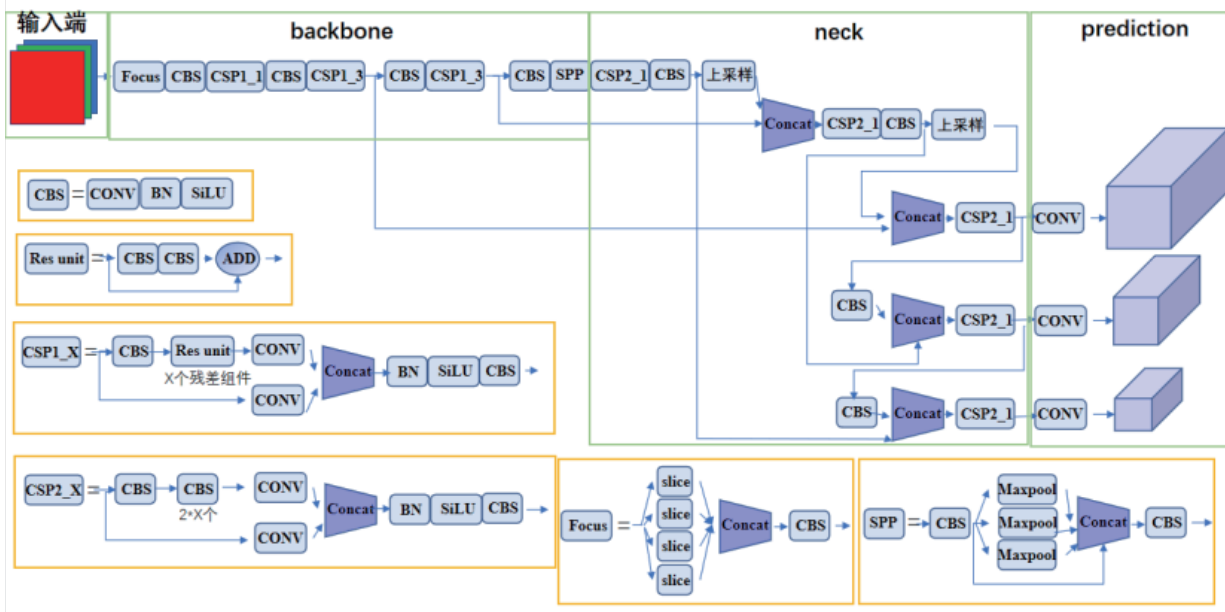


图1 YOLOv5 结构图

实标签之间的差异，回归损失则是用来计算模型预测的位置与真实标签之间的差异。总损失函数为上述三种损失函数求和，求的是损失函数（lostfunction）。

计算分类损失和回归损失使用交叉熵损失函数来计算，其公式为：

$$C = -\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1 - y) \ln (1 - a)] \quad (1)$$

计算置信度则是用 IOU 损失函数来计算，其公式为：

$$IOU = \frac{|B \cap B^{gt}|}{|B \cup B^{gt}|} \quad (2)$$

式中： $B^{gt} = (x^{gt}, y^{gt}, w^{gt}, h^{gt})$ 为真实回归框， $B = (x, y, w, h)$ 为预测回归框。

1.3 使用 LSD 检测算法检测孔洞面积

1.3.1 LSD 算法检测原理

本文使用 LSD 检测算法对孔洞面积进行检测。LSD 算法通过对图像进行局部解析，得到线的像素点集，在此基础上，利用假定的参数对其进行有效性检验，从而融合像素集和误差控制集，实现对错误检测次数的控制。一般来说，要检测图像中的直线，最基本的思想是检测图像中梯度变化较大的像素点集，LSD 算法也正是利用梯度信息和行列线（level-line）来进行直线检测的。

LSD 算法首先通过梯度训练后进行梯度排序，梯度值越大，越是显著的边缘点，因此更适合作为种子点，并进行小梯度值抑制。然后通过区域增长算法进行一个矩形的勾勒。最后，用 NFA 算法进行矩阵验证。NFA 的计算公式为：

$$NFA(r) = (NM)^{5/2} \gamma \sum_{j=k}^n \binom{n}{j} p^j (1 - p)^{n-j} \quad (3)$$

式中： N 和 M 是采样过后图像的列和行， n 为矩形的像素的总数， p 为设置的初值 t/π ， k 为 p-aligned 点数。

2 实验

2.1 实验设备及参数

选用红外热成像设备（AIRT）对板材内部进行无损检测，可以提供优异的图像分辨率、精确温度测量能力和高稳定性。实验装置由热激励器、热像仪、计算机处理系统和互联网传输系统组成。热激励系统采用电热吹风机，功率为 800 W，风速约为 20 m/s。实验装置设备如图 2 所示。



图2 实验装置设备图

2.2 实验标样的制备

选取尺寸为 200 mm×200 mm×1.5 mm 的木制板材制作标样，加工成一定深度和直径的双面平底盲孔。板材内部孔洞分布如图 3 所示。每个孔洞的直径均为 $r_A = r_B = r_C = r_D = 10$ mm。每个孔洞距离热源加热面的距离均为 1.5 mm。A 孔

距离检测面深度为 $d_A=1.5$ mm, 孔洞深度为 6 mm; B 孔距离检测面距离为 $d_B=3$ mm, 孔洞深度为 4.5 mm; C 孔距离检测面的距离为 $d_C=4.5$ mm, 孔洞深度为 3 mm; D 孔距离检测面的距离为 $d_D=6$ mm, 孔洞深度为 1.5 mm。

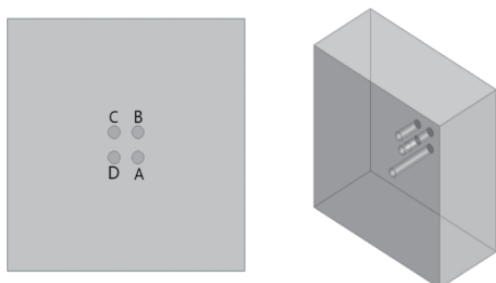


图 3 板材内部孔洞分布图

2.3 实验原理

本实验采用红外检测技术对木制板材进行无损检测。红外无损检测的基本原理,是将热激励器作用于板材的一侧表面,然后用红外热成像仪对板材另一面进行检测。如果确定在孔洞(缺陷)和非缺陷区域之间存在温差,则确定在材料板材内部发生热扩散和热传导。在传热过程中,热流被阻挡在缺陷处,导致热量积累,即导致缺陷处的温度高于表面上其他区域的温度。最后,红外热成像仪中以热图像的形式呈现缺陷。

2.4 实验结果与讨论

(1) 加热阶段的红外热像仪采集图片如图 4 所示,图 4 (a)~(d) 分别为加热时间在 32 s、47 s、69 s 和 95 s 时的红外热像仪采集到的板材图像。

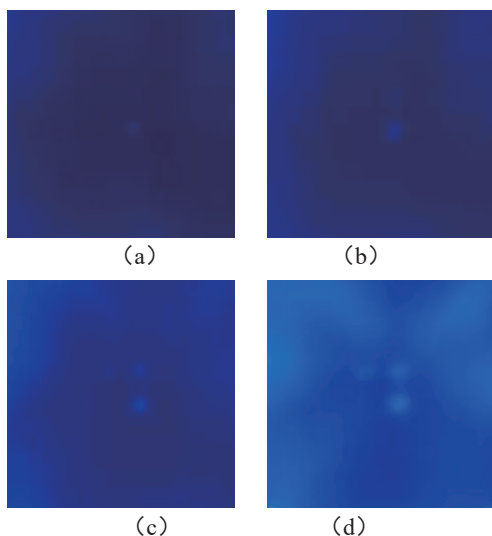


图 4 加热时板材内部孔洞热波图像

(2) 散热阶段的红外热像仪采集图片如图 5 所示,图 5(a)~(d) 分别为散热时间在 72 s、547 s、673 s 和 680 s 时的红外热像仪采集到的板材图像。

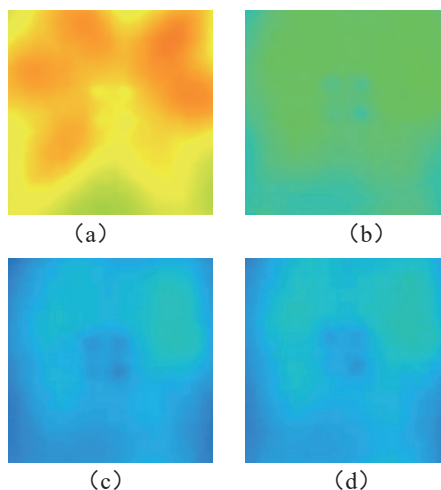


图 5 散热时板材内部孔洞热波图

3 结果与分析

3.1 使用边缘检测算法检测孔洞

3.1.1 Sobel 算子检测原理

通过使用基于 Sobel 算子的卷积边缘检测算法对红外热播孔洞图片进行检测,此算法用于检测图像中的水平和垂直边缘。Sobel 算子的核(kernel)是一个 3×3 的矩阵,分别对图像的水平和垂直方向进行卷积操作,从而得到水平和垂直边缘的近似梯度信息。这些梯度信息可以用来确定图像中的边缘位置。

3.1.2 使用 Sobel 算子检测孔洞

首先对实验得出的热播检测图片(如图 6 所示),进行对比度增强,增强后的结果如图 7 所示。然后实验使用 sobel 边缘检测算法对图 7 进行检测,检测结果如图 8 所示,图 8 标注了由板材脱粘缺陷造成的误检区域。最后结果表明,若直接使用边缘检测算法进行检测,难以避免由板材内部脱粘造成的无法直接以及精准定位到孔洞位置的误检等问题。



图 6 实验热播检测图片

图 7 对比度增强图片

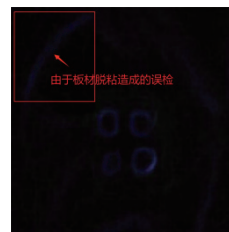


图 8 Sobel 算子检测图片

3.2 使用深度学习检测方法检测孔洞

通过将红外无损检测得到的板材热成像图输入到 YOLOv5 卷积神经网络进行检测, 可以定位到孔洞的具体位置, 检测的结果图如图 10 所示。

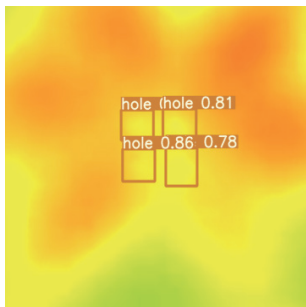


图 10 卷积神经网络检测结果图

3.3 使用 LSD 算法检测孔洞结果

直接使用红外热波检测所得的实验图像进行 LSD 算法检测, 得到的结果如图 11 所示。检测结果表明, 对于未进行卷积神经网络训练标注过的红外热波图像, LSD 算法仅能对板材热像图边缘进行检测, 而无法定位到孔洞位置。

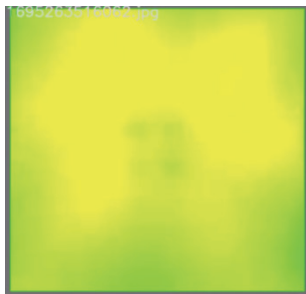


图 11 板材红外图片 LSD 检测结果

使用 LSD 算法对使用卷积神经网络运行后的结果图片进行检测, 检测结果如图 12 所示, 红色边框为 LSD 算法检测的结果。

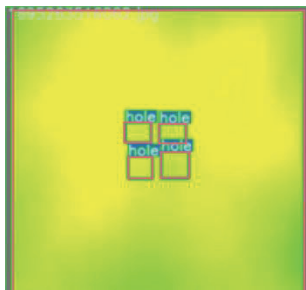


图 12 LSD 算法检测结果

结果表明, 通过卷积神经网络训练标注过的图片, 其孔洞位置可以直接被检测出来, 而未进行训练标注的图片, 无法通过 LSD 直线算法进行标注。

3.4 结果与讨论

通过使用对角线检测算法得出检测结果中的孔洞面积大

小, 将真实孔洞面积大小数值与通过卷积神经网络检测出的孔洞面积大小结果进行对比, 如表 1 所示。

表 1 孔洞测量评估表

孔洞序号	板材内部盲孔距 检测面深度/mm	孔洞尺寸/mm		$\eta_i/\%$
		S_1	S_2	
ϕ_A	1.5	10	9	10
ϕ_B	3	10	8	20
ϕ_C	4.5	10	6	40
ϕ_D	6	10	5	50

根据已知的板材长宽 200 mm×200 mm, 内部孔洞真实尺寸均为 10 mm, 测出各个孔洞的直径大小为: $\phi_A = 9$ mm、 $\phi_B = 8$ mm、 $\phi_C = 6$ mm、 $\phi_D = 5$ mm。测量误差 η_τ 可以表示为:

$$\eta_\tau = \frac{S_1 - S_2}{S_1} \%$$

(S_1 为板材内部孔洞真实尺寸数据, 均为 10 mm; S_2 为通过测量得出的孔洞尺寸数据)

通过表 1 的结果得出以下结论。

(1) 对于深度较深的孔洞, 通过热成像仪呈现出来的图像对比度比较明显, 测量出的结果准确率较高; 相反, 孔洞深度越浅, 检测准确率越低。

(2) 相比于直接通过红外热像仪检测图片, 然后使用像素点检测孔洞面积大小的方法, 本文通过深度学习使用卷积神经网络, 确定孔洞位置, 进一步精确地检测出孔洞的面积大小, 避免由于标样木板内部出现脱粘等缺陷时造成孔洞识别不精确, 进而造成检测误差较大等问题。

4 结论

针对红外检测中因特征信息缺失, 导致识别效率较低以及定量评估不准确的问题, 本文使用卷积神经网络检测出孔洞位置并通过 LSD 检测算法获取孔洞面积大小。实验结果表明, 相比于直接使用孔洞红外热成像图片进行像素分析的方法, 使用卷积神经网络优先定位出孔洞位置, 再根据对角线测量检测算法得出孔洞面积大小的方法具有较高的准确性, 并且有效避免了当板材内部存在脱粘等缺陷时, 使用边缘检测算法会出现的误检情况, 实现了精准定位孔洞位置并进行孔洞的面积测量, 提高了孔洞的识别及定量评估的有效性和精确性, 具有重要的意义和价值。

参考文献:

- [1] 杨水山, 何永辉, 赵万生. Boosting 优化决策树的带钢表面缺陷识别技术[J]. 红外与激光工程, 2010,39(5):954-958.

(下转第 100 页)

- and Capacitance Combination Sensor for water holdup measurement in oil-water two-phase flow[J].Flow measurement and instrumentation, 2015, 46:218-229.
- [4] 方禹. 阵列式电容持水率检测仪器研究 [D]. 荆州: 长江大学, 2016.
- [5] 方禹, 余厚全, 唐桃波, 等. 基于电容法的原油局部持水率检测方案 [J]. 测井技术, 2016, 40(3):307-310.
- [6] ZHANG H X, ZHAI L S, YAN C, et al. Capacitive phase shift detection for measuring water holdup in horizontal oil-water two-phase flow[J].Sensors, 2018, 18(7):2234.
- [7] DAI R S, JIN N D, HAO Q Y, et al. Measurement of water holdup in vertical upward oil-water two-phase flow pipes using a helical capacitance sensor[J].Sensors, 2022, 22(2): 690-708.
- [8] 侯培国, 张思远. 基于 CAV444 的电容式原油含水率在线检测 [J]. 仪表技术与传感器, 2015(8):80-81+87.
- [9] 魏勇, 余厚全, 戴家才, 等. 基于 CPW 的油水两相流持水率检测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(6):1506-1515.
- [10] WEI Y, YU H Q, CHEN Q, et al. A novel conical spiral transmission line sensor-array water holdup detection tool achieving full scale and low error measurement[J].Sensors, 2019, 19(19):4140.
- [11] 郝虎, 孔德明, 陈晓玉, 等. 一种石油生产永置式地面井口持水率动静态测量装置研究 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 26-38.
- [12] 李家骏, 马焕英, 李恒, 等. 海上油田水平井阵列电容持水率计算方法 [J]. 测井技术, 2023, 47(1):55-61.
- [13] 李晶, 于殿泓. 非平行板电容传感器的微小电容检测电路设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2020(1):100-103.
- [14] 马舜祺, 刘兴斌, 荣远宏, 等. 一种基于 CAV424 的电容含水率测量系统设计 [J]. 石油管材与仪器, 2019, 5(2):72-75.
- [15] 史航宇, 宋红伟, 郭海敏, 等. 低产水平井油水两相阵列持水率仅数据处理方法比较 [J]. 中国科技论文, 2021, 16(1): 12-19.
- 【作者简介】
刘国权 (1969—), 男, 河北沧州人, 硕士, 工程师, 研究方向: 石油测井仪器。
邱闯 (2002—), 通信作者 (email: 2830440848@qq.com), 男, 湖北随州人, 硕士研究生, 研究方向: 石油测井仪器。
- (收稿日期: 2024-03-05)

(上接第 96 页)

- [2] RUWANDI F W D, TANTRIGODA D A, ROSA S R D, et al. Infrared thermography as a non-destructive testing method for adhesively bonded textile structures. [J].Infrared physics and technology, 2019, 98:89-93.
- [3] WANG Q, LIU Q, XIA R, et al. Defect depth determination in laser infrared thermography based on LSTM-RNN[J].IEEE access, 2020, 8:153385-153393.
- [4] ZENG Z, LI C, TAO N, et al. Depth prediction of non-air interface defect using pulsed thermography[J].NDT & E international: independent nondestructive testing and evaluation, 2012, 48:39-45.
- [5] HU C, DUAN Y, LIU S, et al. LSTM-RNN-based defect classification in honeycomb structures using infrared thermography.[J].Infrared physics and technology, 2019, 102:103032-103032.
- [6] FANG Q, MALDAGUE X. A method of defect depth estimation for simulated infrared thermography data with deep learning[J].Applied sciences-basel, 2020, 10(19):6819.
- [7] CHEN J, ZU Y, YANG J. Detection method of compound chemical material hole based on deep learning image[J]. Journal of nanomaterials, 2022, 2022(10):1-10.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 6517-6525.
- [9] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision 2015. Piscataway: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 28, vol. 1. La Jolla: Neural Information Processing Systems, 2015:91-99.
- 【作者简介】
李铁军 (1978—), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 讲师, 研究方向: 机械设计及理论研究。
王菁鹭 (2000—), 女, 辽宁沈阳人, 硕士研究生, 研究方向: 材料缺陷检测。
- (收稿日期: 2024-03-12)