

金属板表面缺陷检测系统的设计与实现

谢一博 程进 杭良毅 谭叶青 刘卫国

Design and implementation of metal plate surface defect detection system

XIE Yibo, CHENG Jin, HANG Liangyi, TAN Yeqing, LIU Weiguo

引用本文:

谢一博, 程进, 杭良毅, 等. 金属板表面缺陷检测系统的设计与实现[J]. 应用光学, 2025, 46(3): 643–651. DOI: 10.5768/JAO202546.0302004

XIE Yibo, CHENG Jin, HANG Liangyi, et al. Design and implementation of metal plate surface defect detection system[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(3): 643–651. DOI: 10.5768/JAO202546.0302004

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0302004>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于优化残差网络的复杂纹理表面缺陷检测

Defect detection on complex texture surface based on optimized ResNet

应用光学. 2023, 44(1): 104–112 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0102006>

基于改进模板匹配及图像差分法的PCB板缺陷多级检测方法

Multi-level detection method for PCB board defects based on improved template matching and image difference

应用光学. 2020, 41(4): 837–843 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0409806>

高效消除表面缺陷检测盲区的机器视觉在线检测系统

Machine vision on-line detecting system for effectively eliminating non-detection zone of surface defects

应用光学. 2020, 41(6): 1190–1196 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0602002>

激光超声检测带过渡圆角平板表面缺陷的数值研究

Numerical study on surface defects detection of plate with transition fillet by laser ultrasound

应用光学. 2020, 41(1): 214–219 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0107005>

一种基于2D-CNN的激光超声表面缺陷检测方法

Laser ultrasonic surface defects detection method based on 2D-CNN

应用光学. 2021, 42(1): 149–156 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0107002>

基于改进YOLO-V4的贴片二极管表面缺陷检测

Surface defect detection of patch diode based on improved YOLO-V4

应用光学. 2023, 44(3): 621–627 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0303007>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 03-0643-09

引用格式: 谢一博, 程进, 杭良毅, 等. 金属板表面缺陷检测系统的设计与实现 [J]. 应用光学, 2025, 46(3): 643-651.

XIE Yibo, CHENG Jin, HANG Liangyi, et al. Design and implementation of metal plate surface defect detection system[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(3): 643-651.



在线阅读

金属板表面缺陷检测系统的设计与实现

谢一博¹, 程进^{1,2}, 杭良毅¹, 谭叶青², 刘卫国¹

(1. 西安工业大学 光电工程学院, 陕西 西安 710021; 2. 无锡微视传感科技有限公司, 江苏 无锡 214101)

摘要: 为解决金属表面缺陷检测中传统算法类型单一、调试难度大的问题, 设计了一种分布式孔径检测成像系统以实现超分辨率重建。在此基础上, 提出了一种改进模板-差分检测算法。首先, 应用自适应非局部均值滤波和大尺度中值滤波预处理后, 进行差分运算; 其次, 基于结构相似性指数实现自适应二值化; 最后, 利用缺陷的面积、形状和颜色等先验特征信息, 将划痕、空洞缺陷和铆钉进行分类。实验结果表明, 改进模板-差分方法在召回率和精确率上都达到了最佳水平, 划痕缺陷的平均召回率高达 98%, 平均精确率为 62.57%, 显著优于传统算法 Sobel, Prewitt 和 Laplacian (其对应平均精确率分别为 53.74%、47.78% 和 25.72%)。该系统方案提高了金属板缺陷检测的效率和准确性, 具有重要的应用价值。

关键词: 金属板; 缺陷检测; 超分辨率重建; 模板-差分方法; 自适应

中图分类号: TN247; TP391

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202546.0302004

Design and implementation of metal plate surface defect detection system

XIE Yibo¹, CHENG Jin^{1,2}, HANG Liangyi¹, TAN Yeqing², LIU Weiguo¹

(1. School of Photoelectric Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. Wuxi V-Sensor Technology Co., Ltd., Wuxi 214101, China)

Abstract: To address the issue of traditional algorithms being limited in type and having substantial debugging difficulties in metal surface defect detection, a distributed aperture detection imaging system was designed to achieve super-resolution reconstruction. On this basis, an improved template-difference detection algorithm was proposed. Firstly, adaptive non-local mean filtering and large-scale median filtering were applied for preprocessing, followed by difference operation. Then, adaptive binarization was realized based on the structure similarity index measure. Finally, the scratches, void defects, and rivets were classified by utilizing the prior feature information of defect area, shape, and color. Experimental results indicate that the improved template-difference method achieves the best performance in both recall and precision. The average recall of scratch defects reaches 98% and average precision is 62.57%, significantly superior to traditional algorithms such as Sobel, Prewitt, and Laplacian (with records of 53.74%, 47.78%, and 25.72%, respectively). This system scheme enhances the efficiency and accuracy of metal plate defect detection, possessing significant practical application values.

Key words: metal plate; defect detection; super-resolution reconstruction; template-difference algorithm; adaptive

收稿日期: 2024-04-25; 修回日期: 2024-07-23

基金项目: 陕西省博士后科研項目 (2023BSHEDZZ317)

作者简介: 谢一博 (1997—), 男, 博士研究生, 主要从事光电子技术及图像处理研究。E-mail: 13319215096@163.com

通信作者: 刘卫国 (1964—), 男, 博士, 教授, 主要从事光电子技术及电子材料研究。E-mail: wgliu@163.com

引言

缺陷检测是工业领域中一个核心问题^[1],也是学术界的重点研究方向。尤其是在要求高安全性的领域,如航空航天,金属板作为飞机骨架的外层主要负责承受气动载荷并传递给内部结构,其完整性对飞行安全至关重要。然而,随着长期使用以及不当维护,飞机蒙皮^[2]可能会出现各种缺陷,如划痕、凹痕、腐蚀等,这些都会削弱其结构完整性并影响飞机性能,而缺陷检测助于降低维护成本和提升飞机的使用寿命。因此,开发高效准确的软件算法检测和评估金属板缺陷,对于提高工业生产效率和保障工程安全具有深远意义。

目前,表面缺陷检测方法主要分为三大类:传统方法、机器学习方法和基于深度学习的方法^[3]。传统检测技术涵盖了多种方法,如模板匹配定位-差分方法^[4]、光度立体方法等。这些方法通常需要精细的调参,且在处理复杂缺陷时可能准确性不高;基于机器学习的方法,如多层感知器(multilayer perceptron, MLP)神经网络^[5],通过学习缺陷特征进行分类,但其依赖于大量标注数据,增加了数据收集和处理的难度,限制了其泛化能力。这些导致该方法在实际应用中受限,未能广泛应用于工业检测中。

随着深度学习技术的迅猛发展,研究者们开始探索基于深度学习的检测算法。WONG B S 等人^[6]提出了一种结合区域感兴趣(region of interest, ROI)提取和边缘检测的算法,首先利用 X 射线传感器捕获图像,然后提取 ROI 区域以检测边缘处的缺陷。MUMTAZ R 等人^[7]则较早将神经网络技术应用于飞机缺陷检测,通过图像处理技术对机身缺陷进行分类。WANG C Q 等人^[8]进一步推动了技术发展,通过整合图像传感器和超声波传感器收集的异构信息,建立特征输入空间,并使用部分数据样本训练了支持向量机(support vector machine, SVM)分类器,还采用遗传算法对参数进行优化,这一结合异构信息的方法显著提高了检测的准确度。随着卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在特征提取和高维数据表征方面显示出其强大的能力, CNN 也逐渐被用于工业检测中^[9]。之后,HE D 等人^[10]提出了一种基于卷积自动编码器(convolutional auto encoder, CAE)和半监督生成对抗网络(semi-supervised generative adversarial networks, SGAN)的钢板表面缺陷分类方法,

并取得了良好的效果。自 2016 年 REDMON J 等人^[11]提出 YOLO 算法以来,经过多次优化,发展出了 YOLO 系列算法及其多种改进算法^[12-13]。这些研究揭示了表面缺陷检测技术的发展趋势以及深度学习在提升检测准确性和效率方面的重要作用。但深度学习技术在处理复杂模式识别任务时,需针对不同类型的缺陷收集、存储并处理大量的样本数据,导致训练周期较长,且增加了计算资源和时间的消耗。

为了解决传统方法检测效率低、调参复杂的问题,本研究基于分布式孔径缺陷检测成像系统获取目标信息,通过超分辨率重建以提升图像分辨率。并提供了一种高效准确的方法实现金属板的不同缺陷检测,该方法在传统的模板-差分算法中引入自适应滤波减少噪声的影响以及自适应二值化方法增强分割效果,从而更好地利用各种缺陷的形状、尺寸等特征信息以实现精准检测。实验结果证明,所设计的技术能够识别并区分飞机金属蒙皮的不同缺陷类型,包括划痕、空洞和铆钉,且对于所有缺陷类型均展现出最优的检测性能。该系统的应用将提升飞机金属板的质量管控水平。

1 分布式孔径检测成像系统

鉴于传统单相机系统的分辨率受到其光学系统的限制,以及相机阵列技术在提高图像信息量和分辨率方面的潜力,本文搭建了一种 2×2 网格相机阵列的分布式孔径检测成像系统^[14]。该系统采集不同视角下的图像,利用图像融合技术构建一幅超分辨率图像,从而获得更全面和准确的物体信息,以更精准地进行缺陷检测和分析。图 1 所示为该系统的整体结构以及工作原理。

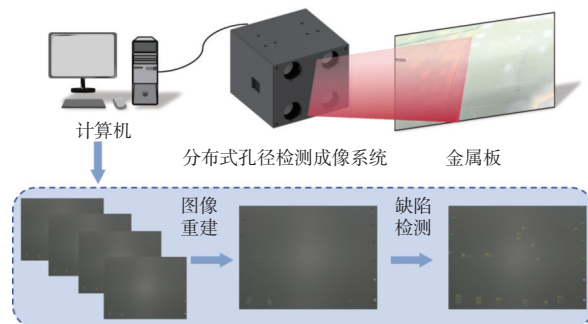


图 1 分布式孔径检测成像系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of distributed aperture detection imaging system

该相机的感光范围覆盖了 400 nm~700 nm 波段, 这一范围与人眼可见光谱相吻合, 能够捕捉到真实世界中的色彩和细节。相机同时具备 4 000 × 3 000 pixels 的分辨率, 能够呈现场景中的微小细节, 对于高精度缺陷检测至关重要。此外, 1.65 μm 的像元尺寸保证了在图像采集时能够细致地捕捉场景中的细节, 这对于识别和分类不同类型的缺陷具有重要意义。相机配备的 8 mm 焦距镜头以及中等广角视野(水平视场角 56.5°, 垂直视场角 43.9°), 不仅拓宽了拍摄范围, 还保持了图像的清晰度和立体感, 有利于缺陷的准确识别和定位。

综合以上, 选择这些参数作为相机的标准, 可以确保拍摄图像蕴含丰富的信息, 以满足应用需求。图 2 为分布式孔径检测成像系统的实物图, 包含成像系统、控制臂以及目标金属板。

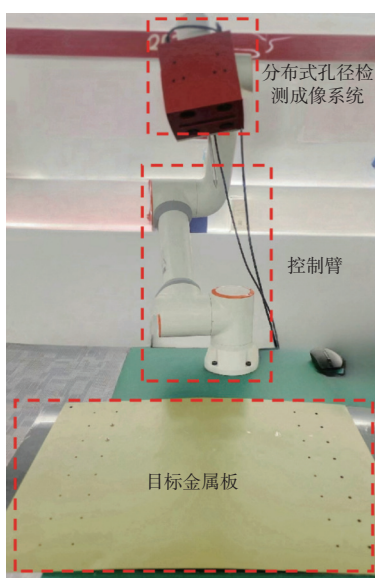


图 2 分布式孔径检测成像系统实物图

Fig. 2 Physical image of distributed aperture detection imaging system

2 图像超分辨率重建

超分辨率图像能够突出细小目标的细节信息, 从而提升检测率, 对后续的图像处理和分析产生积极影响。本文利用分布式孔径检测成像系统采集多幅图像, 并进行超分辨率重建, 其步骤如图 3 所示。

在图像重建过程中, 配准是关键一步, 其目的是确保来自不同视角的图像, 在相同空间位置的点能够准确对齐。本研究基于 AKAZE (accelerated-KAZE) 特征匹配算法^[15]来识别基准图像与待

配准图像之间的特征点, 并利用随机抽样一致 (random sample consensus, RANSAC) 算法^[16]删除匹配过程中产生的误匹配点对。根据先验知识可知, 正确的特征点对在图像中应具有相似的斜率, 并且它们之间的距离 L 也应趋于一致, 如图 4 所示。

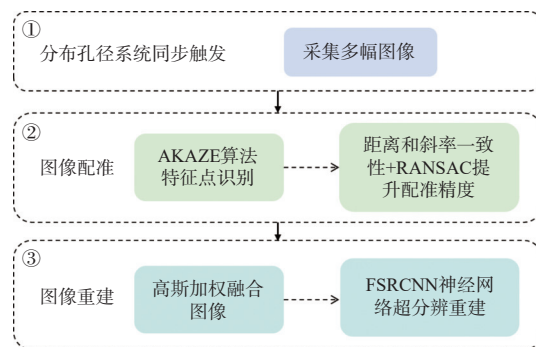


图 3 图像超分辨率重建流程图

Fig. 3 Flow chart of image super-resolution reconstruction

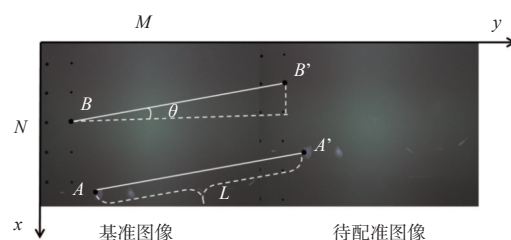


图 4 斜率&距离一致性示意图

Fig. 4 Schematic diagram of slope and distance consistency

为了提高配准的精度, 本研究在配准点对中引入了距离和斜率一致性约束条件, 表述为式(1)和式(2), 通过最小化配准误差的同时满足该约束找到最佳的配准变换, 从而有效排除了错误的匹配点对, 确保了配准结果的准确性。即:

$$\sum_{i=1}^n |L_{1i} - L_{2i}|^2 < \varepsilon^2 \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n |m_{1i} - m_{2i}|^2 < \delta^2 \quad (2)$$

式中: 假设图像中两组特征点为 $\{A, A'\}$, $\{B, B'\}$, 则 L_{1i} 和 L_{2i} 分别是第 i 对特征点在各自图像中的距离; m_{1i} 和 m_{2i} 是对应的斜率; ε 和 δ 分别为对应的阈值。

图像配准后, 本文采用了一种高斯权重融合与快速超分辨率卷积神经网络 (fast super resolution convolutional neural network, FSRCNN)^[17] 结合的方式进行图像重建。图像分辨率从 4 000 pixels × 3 000 pixels (即图 5 中的低分辨率图像) 提升至 8 000 pixels × 6 000 pixels (即图 5 中的高分辨率图像), FSRCNN 的结构如图 5 所示, 主要包含特征提取、收缩、映射、扩展和反卷积 5 个部分。

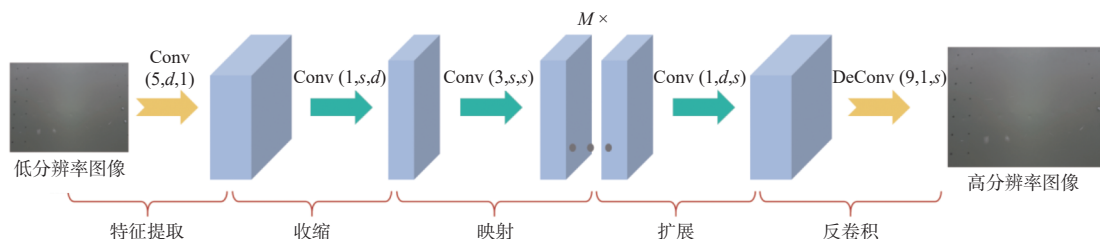


图5 FSRCNN结构示意图^[17]

Fig. 5 Schematic diagram of FSRCNN structure^[17]

3 自适应模板-差分缺陷检测算法

在本研究中,我们提出了一种自适应的模板-差分检测算法,能够自动调整以适应不同缺陷特征,其流程图如图6所示。

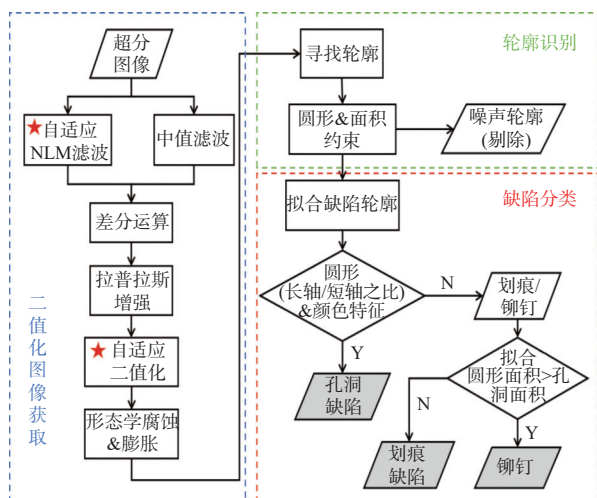


图6 不同缺陷检测流程图

Fig. 6 Flow chart of different defect detection

该算法通过以下关键步骤提升了金属表面缺陷检测的效率:

- 1) 自适应滤波: 首先对图像应用自适应滤波,根据图像局部特征动态调整参数,有效去除噪声同时保留划痕细节;
- 2) 差分处理: 通过差分运算凸显图像微小变化,增强缺陷的检测性;
- 3) 边缘与阈值优化: 拉普拉斯运算增强边缘信息,而自适应二值化则根据局部像素统计动态设定阈值,清晰区分缺陷与背景;
- 4) 形态学处理: 形态学操作精细化缺陷边界,填补空洞,去除噪点;
- 5) 智能轮廓分析: 基于轮廓特征的智能分析,实现缺陷的精确识别与分类。

3.1 图像差分

在进行滤波图像与模板图像差分前,需通过对原图像进行大尺度中值滤波自制模板图像,并以

自适应非局部均值滤波的方式选择合适的平滑参数,在保留图像中微小划痕信息的同时,去除背景中的干扰噪声。

非局部均值(non-local means, NLM)滤波算法^[18-19]的核心是权重值的求解,即 $w(x, y)$ 是像素 x 和 y 之间的相似度,该值分别由以 x 和 y 为中心的邻域 $N(x)$ 和 $N(y)$ 之间的高斯加权欧氏距离 $\|N(x)-N(y)\|^2$ 表示,如(式)3所示:

$$w(x, y) = \frac{1}{Z(x)} \exp\left(-\frac{\|N(x) - N(y)\|^2}{h^2}\right) \quad (3)$$

式中: $Z(x)$ 为归一化的系数; h 为平滑参数,用于控制降噪效果的强弱。本文采用自适应非局部均值滤波方法进行图像去噪处理,其算法流程图如图7所示。该技术根据局部方差 Var 与整体图像方差 $\overline{Var}$ 的比例,智能调节平滑参数,实现降噪与细节保留的动态平衡。初始值设定为5.0,以适应不同区域的噪声水平。此方法有效提升了图像处理的灵活性和准确性,尤其在杂乱或噪声区域的去噪效果显著,同时保持了纹理和结构丰富的区域细节。

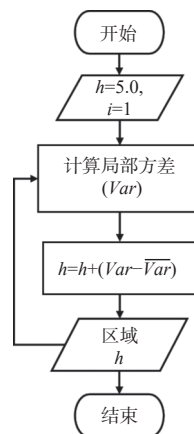


图7 自适应NLM滤波算法平滑参数的流程图

Fig. 7 Flow chart of adaptive NLM filtering algorithm for smoothing parameters

图8为图像滤波及差分结果图。图8(a)为提取金属板主要目标的模板图像;图8(b)为采用自

适应非局部均值滤波后的图像, 该算法通过自适应调节参数实现有效降噪并保持细节, 提升图像质量; 图 8(c) 为滤波图像与模板图像差分的结果, 通过计算两幅图像之间的像素差异, 突出图像中的缺陷信息。

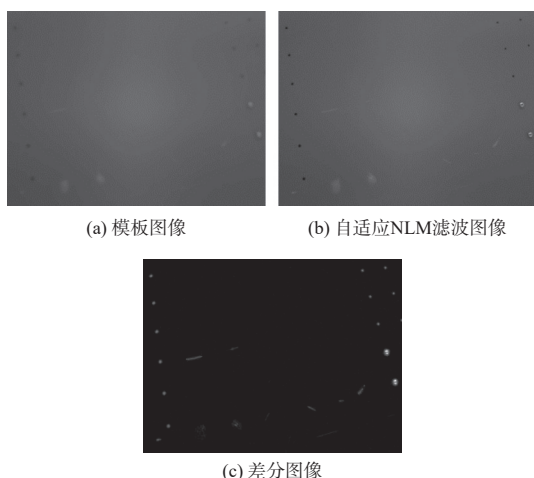


图 8 图像滤波及差分结果图

Fig. 8 Image filtering and difference results

3.2 自适应二值化方法

本节通过自适应阈值方式进行图像二值化^[20], 将结构相似性指数 (structure similarity index measure, SSIM)^[21] 作为自适应的参考指标, 由式(4)所示。

$$P_{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y)(2\sigma_{xy})}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)} \quad (4)$$

式中: μ_x 、 μ_y 和 σ_x^2 、 σ_y^2 分别为 x 、 y 的平均值和方差; σ_{xy} 表示 x 与 y 的协方差。

该方法旨在滤除噪声的同时保留图像特征, 实现在两者之间的平衡, 具体步骤如图 9 所示。首先, 设置阈值初始值为 3, 然后进行迭代循环, 每次迭代阈值递增; 在每次迭代中, 计算差分图像与当前阈值下二值化图像的 SSIM 值, 以此来评估两图像间的相似度; 当连续 3 次迭代得到的 SSIM 值基本保持不变时, 将第 2 次迭代时的阈值作为最终的阈值参数。

根据图 10 所示的自适应过程分析, 当阈值参数位于 7~9 的区间内时, SSIM 基本维持恒定, 表明在此阈值范围内二值化处理的图像质量达到最优, 因此确定阈值参数为 8。该阈值参数能够有效适应图像的局部特性, 处理结果如图 11 所示, 背景噪声得到了有效抑制, 同时关键的缺陷信息得到了保留。这一过程显著提升了图像的清晰度, 为后续缺陷检测提供更为准确的信息。

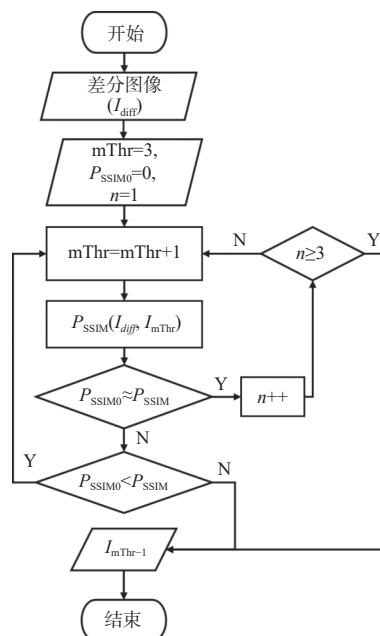


图 9 自适应二值化流程图

Fig. 9 Flow chart of adaptive binarization

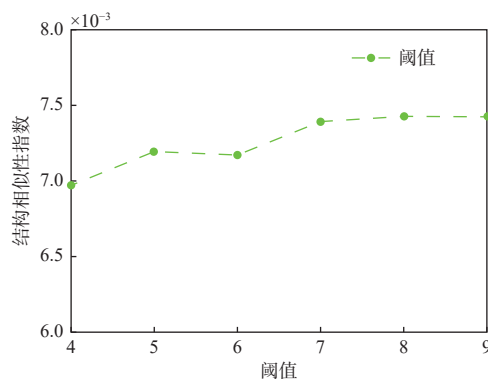


图 10 自适应二值化参数

Fig. 10 Adaptive binarization parameters

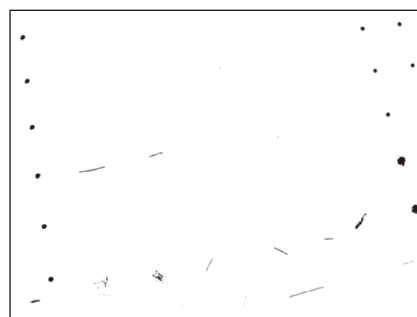


图 11 图像二值化结果

Fig. 11 Image binarization results

在二值化图像的基础上, 本研究进一步实施了轮廓提取, 旨在识别并检测图像中的缺陷信息。通过综合分析轮廓的颜色属性、拟合形状以

及面积与周长的比率等特征信息,我们对提取出的轮廓进行了细致分类,从而区分出不同类别的缺陷。

4 实验与结果

本文利用分布孔径成像系统采集图像,通过重建算法获得超分辨率图像;采用改进模板-差分方法对金属板表面的不同缺陷类型进行精确检测并分类。主要检测的类型包括划痕缺陷、铆钉以及空洞。

4.1 评价指标

为了评估改进模板-差分算法的检测效果,使用召回率(recall, R)和精确率(precision, P)作为不同检测方法的评价指标^[22],由式(5)和式(6)分别表示。 R 表示被正确检测出的缺陷样本占总缺陷样本的比例,召回率越高,表示模型对于缺陷的检测能力越强; P 表示模型预测为缺陷的样本中实际为

缺陷的比例,精确率越高,表示模型在判断样本为缺陷时更加准确。即:

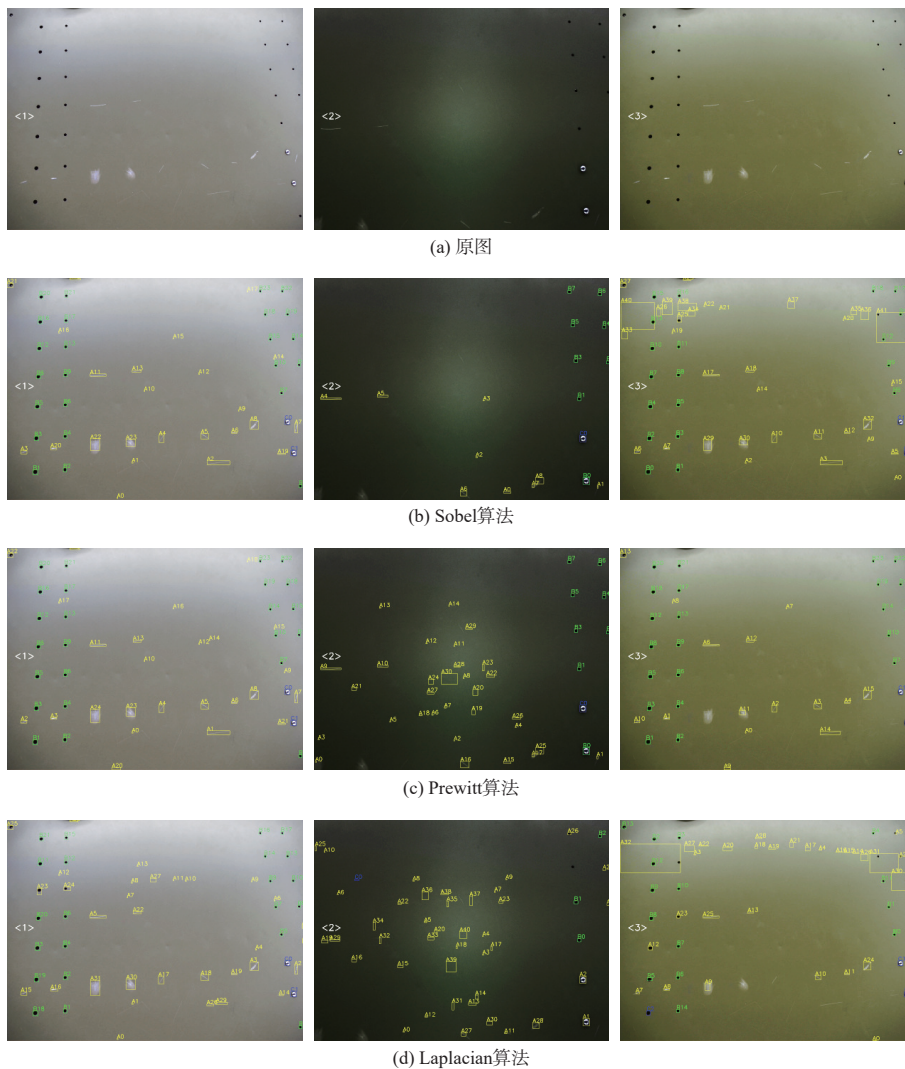
$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (5)$$

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (6)$$

式中: T_P (true positives)为模型准确识别的缺陷样本数; F_N (false negatives)为模型未能识别出的实际缺陷样本数; F_P (false positives)则为模型错误识别的正常样本数为缺陷的个数。

4.2 实验结果分析

为了反映不同边缘检测算法在金属板缺陷检测中的性能,本实验包含了 Sobel 算法, Prewitt 算法, Laplacian 算法以及本文改进模板-差分算法,图 12 所示是使用不同算法进行检测的 3 组实验结果。其中,图例“ A ”代表划痕缺陷,“ B ”代表空洞缺陷,“ C ”代表铆钉。实验选取了不同距离的图像进行处理,以验证算法的稳定性和适应性。



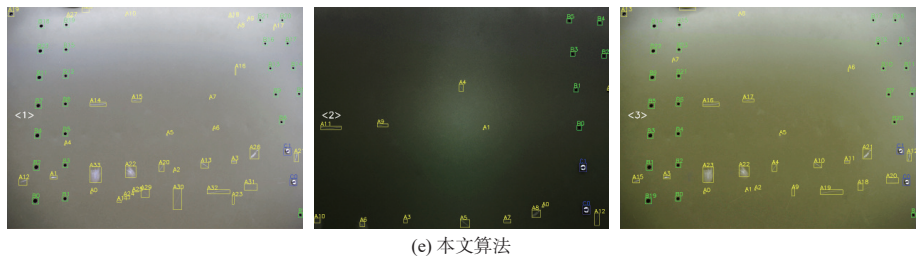


图 12 不同算法在不同组实验的检测结果对比

Fig. 12 Detection results comparison of different algorithms in different groups experiments

在全面的视觉检测中,我们利用高分辨率相机和先进的图像处理技术自动识别并分类了多种缺陷。在图 2 中的整块金属板上共发现 16 处划痕、28 处空洞以及 2 处铆钉缺陷。基于缺陷的严重程度和分布,依照行业标准对金属板进行了合格性评价,将其定级为中等缺陷。通过对中等缺陷级别的深入分析,我们能够针对性地改进检测流程,提高缺陷识别的敏感性和准确性。

在对金属板缺陷检测的算法分析中, Sobel, Prewitt 和 Laplacian 算法均表现出一定的局限性: Sobel 算法虽然能够识别出大部分划痕,但易将铆钉误识别为空洞,或将背景噪声误识别为划痕; Prewitt 算法在第一组和第三组实验中表现良好,

能够较为准确地区分不同缺陷,但在第二组实验中受到背景噪声的影响,导致部分误识别; Laplacian 算法则在几组实验中均存在漏检和误检问题。相比之下,本文改进模板-差分算法在多数情况下能够准确地识别划痕、空洞以及铆钉等缺陷,在金属板缺陷检测任务中表现出了其优越性,并取得了显著优于其他算法的检测效果。

通过比较 4 种不同缺陷检测算法在不同缺陷类型下的表现,实验结果如表 1 所示,包括召回率 (R), 精确度 (P), 真阳性 (TP), 假阳性 (FP), 以及假阴性 (FN) 指标的数据。并且通过计算检测算法的运行时间,来评价算法的检测效率。这些数据源于 3 组实验数据集,可以综合反映算法性能的优劣。

表 1 不同算法下,3 组实验数据集中不同缺陷检测结果的比较

Table 1 Comparison of different defect detection results of three experimental datasets under different algorithms

检测算法	检测类型	TP	FP	FN	R/%	P/%	Time/s
Sobel算法	划痕	13/7/12	11/2/29	3/3/3	81.25/70/80	54.17/77.78/29.27	1.29/3.64/6.56
	铆钉	2/1/2	0/0/0	0/1/0	100/50/100	100/100/100	
	空洞	24/7/19	0/1/0	1/0/6	96/100/76	100/87.5/100	
Prewitt算法	划痕	13/7/11	12/24/5	3/3/4	68.75/70/73.33	52/22.58/ 68.75	11.2/10.7/10.7
	铆钉	2/1/2	0/0/0	0/1/0	100/50/100	100/100/100	
	空洞	24/7/24	0/1/0	1/0/1	96/ 100 /96	100/87.5/100	
Laplacian算法	划痕	14/5/7	18/36/24	2/5/8	87.5/50/46.67	43.75/12.20/21.21	27.07/30.95/3.67
	铆钉	2/0/2	0/1/1	0/2/0	100/0/100	100/0/66.67	
	空洞	22/3/15	0/0/0	3/4/10	88/42.86/60	100/100/100	
本文算法	划痕	15/10/16	19/3/8	1/0/0	93.75/100/100	44.12/76.92/66.67	0.92/1.08/0.76
	铆钉	2/2/2	0/0/0	0/0/0	100/100/100	100/100/100	
	空洞	24/6/24	0/0/0	1/1/1	96/85.71/96	100/100/100	

表 1 详细统计了不同检测算法对于不同类型缺陷的识别性能。由于铆钉和空洞具有明显的特征,所有算法在这两种缺陷检测时都展现了较高的召回率 (R) 和精确度 (P), 这表明对特定缺陷的检测较为容易且准确度较高。在划痕检测时,所提出的改进模板-差分算法具有最高的平均 R 值,

约为 98%, 明显优于其他算法检测划痕的能力; 且该算法平均 P 值为 62.57%, 而 Sobel, Prewitt 和 Laplacian 算法的平均 P 值分别为 53.74%, 47.78% 和 25.72%, 证明该算法在划痕检测的精确度同样优于传统算法。本文算法在运行时间上优于其他 3 种算法, 相比 Laplacian 算法的速度提升了几十倍的

量级;在检测效率上实现了显著提升,并保持了高准确度的缺陷检测。

为了更直观地分析不同算法对不同缺陷类型的检测结果,对表1中的数据进行可视化处理,如图13所示。该图直观地比较了3种算法在不同缺陷类型上的召回率和精确率,这些指标的数值是基于3组实验数据平均计算所得。从图13中可以明显看出,本文算法在所有评估的缺陷类型中均展现出最优的检测性能,表明其在缺陷检测的准确性、全面性和精确性方面取得了更好的平衡。

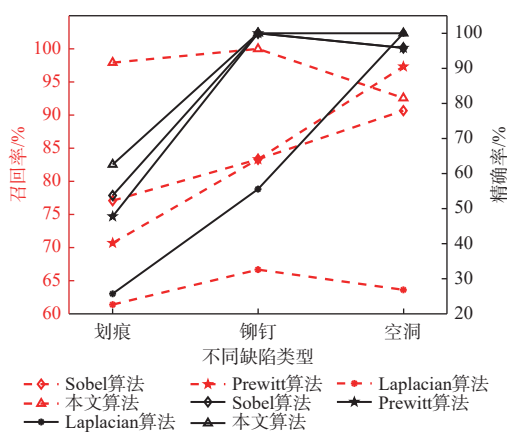


图13 不同算法下不同缺陷检测的对比折线图

Fig. 13 Comparison line graph of different defects detection under different algorithms

综上,本文提出的算法,通过自适应滤波和二值化技术,并利用图像的先验信息,显著提高了金属板表面划痕检测的准确性和效率。这为制造过程中的质量控制和产品性能提升提供了有效的技术支持。尽管当前算法在准确性和鲁棒性方面表现卓越,但对精确度的进一步提升仍是未来工作的重点,以实现更优的检测性能。

5 结论

针对传统检测方法效率低的问题,本研究提出了一种基于分布式孔径可见光成像系统的缺陷检测方案。该方案通过图像重建技术合成高分辨率图像,并采用自适应滤波与自适应二值化技术的改进模板-差分方法,结合缺陷的先验信息,实现了对不同类型缺陷的精准识别。实验结果证实,本方案是一种简便而高效的缺陷检测手段,对于铆钉和空洞缺陷类型,召回率和精确率均超过92%;在划痕缺陷的识别上,平均召回率约为98%,平均精确率为62.57%。在未来,本研究计划引入更具代

表性的特征来增强对微弱划痕的检测能力,并致力于对不同严重程度划痕缺陷进行区分和评级,以进一步提升检测系统的综合性能。

参考文献:

- [1] 杨泽青, 张明轩, 陈英妹, 等. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 现代制造工程, 2023, 511(4): 143-156.
YANG Zeqing, ZHANG Mingxuan, CHEN Yingshu, et al. Review of surface defect detection methods based on machine vision[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2023, 511(4): 143-156.
- [2] 刘芳, 夏桂锁, 温志辉, 等. 飞机蒙皮缺陷检测的现状与展望[J]. 航空制造技术, 2021, 64(S2): 39-50.
LIU Fang, XIA Guisuo, WEN Zhihui, et al. Present situation and prospect of aircraft skin defect detection[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(S2): 39-50.
- [3] 李雪露, 杨永辉, 储茂祥. 基于机器视觉和深度学习的钢板表面缺陷检测研究综述[J]. 辽宁科技大学学报, 2022, 45(3): 193-202.
LI Xuelu, YANG Yonghui, CHU Maoxiang. Review on defect detection of steel plate surface based on machine vision and deep learning[J]. Journal of University of Science and Technology, 2022, 45(3): 193-202.
- [4] 朱寒, 林丽, 王健华, 等. 基于改进模板匹配及图像差分法的PCB板缺陷多级检测方法[J]. 应用光学, 2020, 41(4): 837-843.
ZHU Han, LIN Li, WANG Jianhua, et al. Multi-level detection method for PCB board defects based on improved template matching and image difference[J]. Journal of Applied Optics, 2020, 41(4): 837-843.
- [5] WONG B S, WANG X, KOH C M, et al. Crack detection using image processing techniques for radiographic inspection of aircraft wing spar[J]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2011, 53(10): 552-556.
- [6] MUMTAZ R, MUMTAZ M, MANSOOR A, et al. Computer aided visual inspection of aircraft surfaces[J]. International Journal of Image Processing, 2012, 6(1): 38-53.
- [7] WANG C Q, WANG X F, ZHOU X, et al. The aircraft skin crack inspection based on different-source sensors and support vector machines[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2016, 35(3): 46.

- [8] 李宗祐, 高春艳, 吕晓玲, 等. 基于深度学习的金属材料表面缺陷检测综述[J]. 制造技术与机床, 2023(6): 61-67.
- LI Zongyou, GAO Chunyan, LYU Xiaoling, et al. A review of surface defect detection for metal materials based on deep learning[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2023(6): 61-67.
- [9] HE D, XU K, ZHOU P, et al. Surface defect classification of steels with a new semi-supervised learning method[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2019, 117(6): 40-48.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [11] 吴烈权, 周志峰, 朱志玲, 等. 基于改进 YOLO-V4 的贴片二极管表面缺陷检测[J]. 应用光学, 2023, 44(3): 621-627.
- WU Liequan, ZHOU Zhifeng, ZHU Zhiling, et al. Surface defect detection of patch diode based on improved YOLO-V4[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(3): 621-627.
- [12] 邓能辉, 周秉国, 张志杰, 等. 基于改进 YOLOv5s 的铸坯表面缺陷检测系统[J]. 仪表技术与传感器, 2023(10): 72-78.
- DENG Nenghui, ZHOU Bingguo, ZHANG Zhijie, et al. Casting blank surface defects detection system based on improved YOLOv5s[J]. Instrument Technique and Sensor, 2023(10): 72-78.
- [13] 谢一博, 徐乃涛, 周顺, 等. 分布式红外阵列相机的超分辨图像重建研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(16): 254-261.
- XIE Yibo, XU Naitao, ZHOU Shun, et al. Research on super-resolution image reconstruction of distributed infrared array camera[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(16): 254-261.
- [14] XUE Y Y, GAO T H. Feature point extraction and matching method based on Akaze in illumination invariant color space[C]//2020 IEEE 5th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). Beijing: IEEE, 2020: 160-165.
- [15] LIANG A B, LI Q Q, CHEN Z P, et al. Spherically optimized RANSAC aided by an IMU for fisheye image matching[J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 2017.
- [16] PASSARELLA L S, MAHAJAN S, PAL A, et al. Reconstructing high resolution ESM data through a novel fast super resolution convolutional neural network (FSRCNN)[J]. Geophysical Research Letters, 2022, 49(4): e2021GL097571.
- [17] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). San Diego: IEEE, 2005: 60-65.
- [18] WANG C, ZHOU J, LIU S. Adaptive non-local means filter for image deblocking[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(5): 522-530.
- [19] BARDOZZO F, DE LA OSA B, HORANSKÁ L, et al. Sugeno integral generalization applied to improve adaptive image binarization[J]. Information Fusion, 2021, 68(1): 37-45.
- [20] 张小利, 李雄飞, 李军. 融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估[J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 306-315.
- ZHANG Xiaoli, LI Xiongfei, LI Jun. Validation and correlation analysis of metrics for evaluating performance of image fusion[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(2): 306-315.
- [21] 张琛, 白旭, 张侠. 融合注意力机制的金属板材表面缺陷检测方法[J/OL]. 计算机集成制造系统, 2023, 1-19[2024-04-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20230322.1804.050.html>
- ZHANG Chen, BAI Xu, ZHANG Xia. Metal plate surface defect detection method based on attention mechanism[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 1-19[2024-04-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20230322.1804.050.html>
- [22] 罗东亮, 蔡雨萱, 杨子豪, 等. 工业缺陷检测深度学习方法综述[J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52(6): 1002-1039.
- LUO Dongliang, CAI Yuxuan, YANG Zihao, et al. Survey on industrial defect detection with deep learning[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2022, 52(6): 1002-1039.