

基于机器视觉的复材蒙皮漆膜表面缺陷检测

邱文博 陈 龙 王 超

中航成飞民用飞机有限责任公司 四川 成都 610091

摘要：针对飞机复材蒙皮漆膜表面存在的针孔等缺陷，研究采用机器视觉技术完成表面缺陷检测。由于产品表面光泽度、曲率复杂，提出使用相位测量偏折术结合深度学习算法，通过LCD屏幕向被测表面投射恒定相位正弦图像，由工业相机完成反射像捕获，然后进行相位展开，基于YOLOv11与RetinaNet构建混合深度学习算法，实现表面缺陷的检测。结果表明该测量系统具备较高的识别率及鲁棒性。

关键词：机器视觉；缺陷检测；复材蒙皮；漆膜

引言

飞机蒙皮是飞机气动外形关键构件，要求材料具备较强刚度的同时自重足够轻，复合材料作为现代航空制造的关键材料，大量应用于新型客机的设计及制造，空客公司A350客机复合材料占比超过52%。相较于传统铝合金材料，复合材料由于材料微观结构问题，喷漆后漆膜存在较多表面缺陷，例如针孔、气泡等。目前在复材蒙皮漆膜表面质量检查方面多采用人工目视检查，工作强度大、效率低、漏检率高，不适应当前航空制造业发展趋势。

1 缺陷特征及检测难点

复合材料蒙皮漆面拥有较高光泽度（ $\geq 90GU$ ），光线照射到表面会产生类镜面反射，导致采集到的图像中出现高亮光斑或过曝区域，会完全遮蔽其覆盖下的纹理与特征，流挂等缺陷可能因反光而“消失”，而反光本身又极易被误判为亮色缺陷，造成漏检与误检。图1为典型漆膜缺陷图。

复材蒙皮漆膜主要缺陷类型为针孔、夹杂、气泡、流挂等，缺陷与正常表面纹理往往交织共存，如流挂缺陷与正常涂层纹理、缩孔与材料自然肌理之间的特征差异极其细微。



图1 复材漆膜典型缺陷图

2 系统结构装置

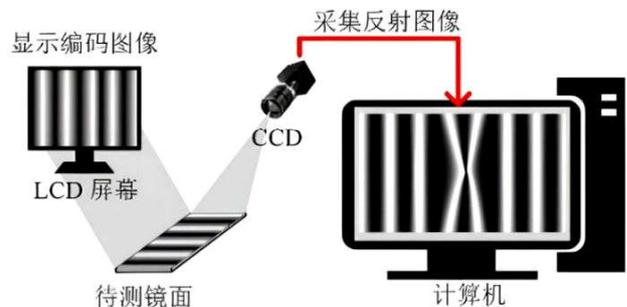


图2 缺陷检测系统原理图

图2为机器视觉系统示意图，机器视觉系统利用相机采集的图像来认知周围的环境信息，这些信息包括物体的位置、形状和姿态等等^[1]，机器视觉系统的主要设备包括CCD相机、LCD屏幕、待测产品以及计算机。显示器需要在1秒内完成数十幅条纹图像的切换，快速投射多组相移条纹图案，须具备高刷新率特征。高亮度可避免环境光干扰导致的信噪比下降，提高对不同反射特性漆膜表面的兼容性，因此显示器需具备高亮度特征。CCD相机需提供较高的解析度及较大的像素尺寸，满足复材蒙皮漆膜缺陷检测精度要求。

显示器依次投射四幅具有恒定相位差的正弦条纹图像，其相位偏移量控制在 0° 、 90° 、 180° 和 270° ，构成一个完整的相移周期。综合考虑检测灵敏度和相位解算可靠性，条纹图像的空间频率设置为16个周期/视场。基于视场范围、分辨率与成像景深需求分析，相机与工件之间的理想工作距离为100mm–300mm范围，可实现对约 $200\text{mm}\times 200\text{mm}$ 的有效视场覆盖，理论分辨率为 $0.055\text{mm}/\text{pixel}$ ，足以识别宽度为 0.1mm 的微细缺陷。若产品曲率变化较大或存在深凹结构，通过缩短工作距离至100mm提升局部分辨率。反之，对于平坦或浅曲率工件，增大工

作距离至300mm,扩大单次检测面积。

3 缺陷图像处理及算法

3.1 缺陷检测原理

图3为相位测量偏折术原理示意图,相位测量偏折术是一种基于光学三角法的光学测量技术,具有测量动态范围高、速度快和系统机构简单的优点,能够达到微米及纳米级的测量精度^[2],其基本原理是向待测表面投射一系列经过精密编码的相移条纹光场,通过分析经表面反射后发生畸变的条纹图像,计算出对应的相位分布图。任何导致表面微观形貌变化的缺陷(如流挂、缩孔)都会引起局部法向量的突变,进而表现为相位图的奇异特征。相较于传统漫反射照明方案,相位测量偏折术将难以捕捉的强度变化转化为易于精确量化的相位信号,从而对微小缺陷具有极高的检测灵敏度。解相位计算方法主要有相移法、傅里叶变换轮廓术、小波变换轮廓术^[3]。本文主要目的是缺陷检测,为确保相位计算的精确性,采用四步相移展开算法,其原理是计算4幅具有一定相位差的光栅条纹图像上的每个像素点的相位值,再根据这些相位值来计算被测物体三位信息^[4]。

3.2 缺陷图像处理

图像处理在数字图像中占了很重要的地位,图像质量的好坏,直接影响着缺陷检测的结果^[5]。本文图像处理的过程包括相位展开、图像预处理、缺陷特征提取。

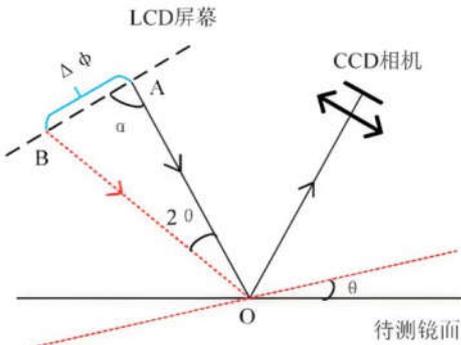


图3 相位偏折原理图

3.2.1 相位展开

相机采集经镜面物体表面调制后的4幅反射条纹图像,其中第4幅图像光强表达式为:

$$I_n(x,y) = A(x,y) + B(x,y) \cos \left[\phi(x,y) + \frac{2(n-1)\pi}{N} \right], \quad n = 1, 2, \dots, N$$

采用四部相移法最终可计算出上述公式中的相位 $\phi(x,y)$,由于 \arctan 函数特性,最终解出的相位值均为 $-\pi$ 到 π 之间,根据条纹对应的顺序为其加上对应的周期,从而将其连续化。

3.2.2 图像预处理

工业现场采集的图像通常包含噪声,图像预处理主要目的是减少噪声,改善图像的质量,使之更适合人眼的观察或机器的处理。通过高斯滤波抑制相位图中的高频噪声,避免噪声干扰缺陷特征提取,再结合法向量偏转角修正局部相位跳变,确保相位图整体连续性。

3.2.3 缺陷特征提取

相位梯度差是描述相位突变程度的关键特征,其计算公式为:

$$\nabla\phi(x,y) = \sqrt{\left(\frac{\partial\phi}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial\phi}{\partial y}\right)^2}$$

式中 $\frac{\partial\phi}{\partial x}$ 、 $\frac{\partial\phi}{\partial y}$ 分别为相位在 x 、 y 方向的偏导数, $\nabla\phi(x,y)$ 的模值大小对应相位变化的剧烈程度,使用Canny算子等方法从预处理后的相位图中精准捕捉缺陷的边缘轮廓,进一步提取轮廓相关的几何特征。缺陷图像相位展开、处理过程见图4。

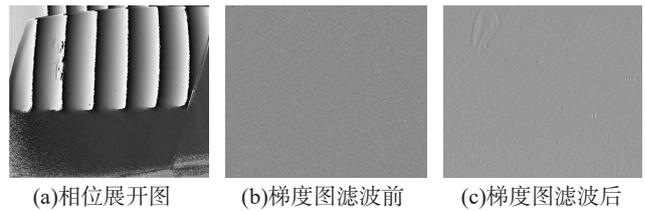


图4 缺陷处理流程图

3.3 缺陷检测模型

机器视觉检测技术主要分为传统方法和基于深度学习的检测方法。传统方法是依据缺陷颜色、形状等特征,利用图像处理方法或结合传统机器学习方法进行检测。基于深度学习的检测方法通过卷积运算自动提取图像特征,克服了传统机器视觉检测方法的缺点。考虑到复材蒙皮漆膜缺陷具备的复杂特征,采用基于深度学习的检测方法,使用YOLOv11与RetinaNet融合,保留YOLOv11的CSPDarknet-53作为基础backbone,同时接入RetinaNet的FPN侧枝,通过 1×1 卷积统一双模型特征图维度后,采用“通道注意力加权融合”策略,先计算各通道的注意力权重,再按权重对特征通道加权计算:

$$W_c = \sigma \left(\frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W F_{c,i,j} \right)$$

W_c 为第 c 个特征通道的权重, σ 为sigmoid函数, $F_{c,i,j}$ 为第 c 通道 (i,j) 位置的特征值, F_{fusion} 为融合后特征图。针对PMD梯度图特性,在backbone与特征融合层间插入“梯度突变特征层”(2层深度可分离卷积),为双模型提供专属梯度特征输入,最终形成“单backbone-双特征

分支-联合损失-协同检测头”的一体化架构。

由图5可以看到，以PMD梯度图为标注对象，通过LabelImg完成标准化数据集构建，核心分三步推进：一是数据预处理与筛选，先经中值滤波去椒盐噪声、直方图均衡化增强缺陷梯度差异，再人工筛选含完整缺陷（缩孔、流挂、夹杂）的有效样本，剔除无效数据形成基础集；二是标注规范执行，明确三类缺陷标注标准（流挂沿梯度边缘标注、缩孔覆盖全异常区、夹杂区分主次分支），采用双人标注+交叉校验+负责人复核的模式，依托LabelImg的对比功能排查偏差，确保标注准确率 > 99%；三是数据集划分，按7:2:1分为训练/验证/测试集，最终形成适配需求的标准化数据集。

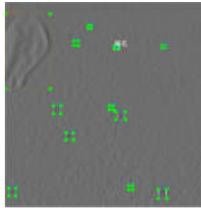


图5 LabelImg标注梯度图

3.4 实验结果

初始阶段基于20张大尺寸PMD梯度图构建了训练数

image3

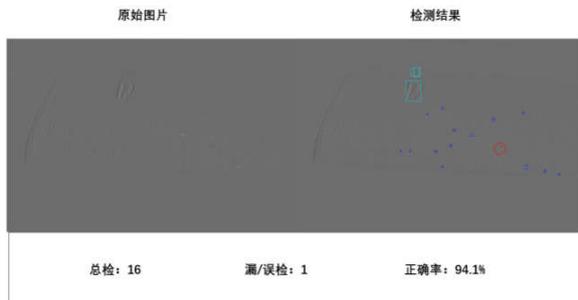


image5

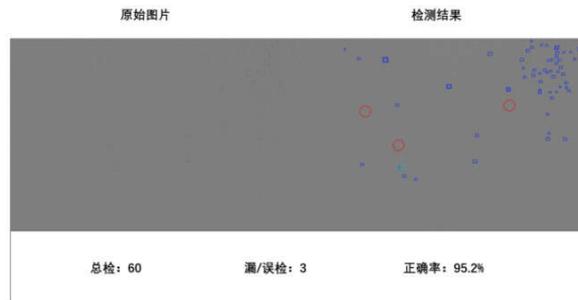


图6 实验结果图

4 结语

本文以复材蒙皮漆膜表面缺陷为研究对象，采用机器视觉技术实现对缺陷的自动化、智能化检测。本文提出了基于相位偏折术的镜面缺陷检测方法，解决了复材蒙皮漆膜反光表面处理中的技术瓶颈，开发了面向多缺陷检测的深度学习融合模型，通过特征共享和检测头联动机制，提升了复杂缺陷的识别能力，同时建立了适用于大尺寸图像的小样本训练策略，满足复材蒙皮漆膜表面缺陷检测精度及准确率要求。

参考文献

[1] 宋辉, 李钊, 基于工业机器人的汽车轮毂表面缺陷的视觉检测系统设计 [J] 测试与故障诊断, 2018, 26

据, 整体检测准确率仅为68.3%, 在缺陷特征相互影响和重叠的区域, 模型的识别精度明显下降, 多缺陷识别准确率低至52.1%; 通过将数据集扩充至40张大尺寸梯度图, 建立完善缺陷共现关系矩阵, 引入图卷积网络建模缺陷间的空间和语义关系, 使得模型能够理解不同缺陷类型之间的内在关联, 同时多尺度特征交互模块、自适应权重损失函数的运用, 使得模型在多缺陷场景下的识别准确率提升至79.8%, 复杂缺陷组合的识别率达到71.2%。

进一步聚焦于模型的上下文感知与特征解耦能力, 通过设计缺陷感知的注意力机制, 提升模型在复杂场景下的适应能力, 同时采用缺陷特异性特征提取通道有效减少了不同类型缺陷间的特征干扰。另外, 采用了多任务协同训练策略, 优化缺陷检测和缺陷关系预测, 模型在多缺陷场景下的整体准确率达到87.5%, 复杂缺陷组合识别率提升至83.6%。

最后优化阶段, 将数据集扩充至100张左右大尺寸梯度图, 并致力于提升模型的精细化建模与自适应推理能力。模型实现了先定位缺陷区域再进行精细分类的两阶段处理流程, 能够根据图像复杂度自适应调整网络计算量, 由图6可以看到, 缺陷检测准确率达到约95%。

(9):13-16.

[2] 刘小红, 魏鑫雨, 常晓威, 等, 相位测量偏折术研究进展及发展趋势 [J] 激光与光电子学进展, 2025, 62 (23): 2300002.

[3] 成先明, 王婷婷, 史柏迪, 等, 基于相位偏折术和图像处理的表面缺陷检测 [J] 计算机测量与控制, 2021, 29 (5): 64-69.

[4] 邵永明 基于投影栅相位法的边缘相位展开误差补偿方法研究 [J] 长春大学学报, 2024, 34 (10): 1-6.

[5] 赵海文, 赵亚川, 齐兴悦, 等, 基于深度学习的汽车轮毂表面缺陷检测算法研究 [J] 组合机床与自动化加工技术, 2019, 11:12-15.