

基于机器视觉的飞机铆钉缺陷检测方法

王亚琼 牛瑞坤 侯振华

(江苏航空职业技术学院, 江苏 镇江 212134)

摘要: 飞机铆钉是飞机结构中至关重要的连接件, 其质量直接关系到飞机的安全性和可靠性。铆钉缺陷不仅影响飞行性能, 还可能导致结构疲劳、裂纹扩展等严重问题。常见的铆钉缺陷包括漏铆、铆钉脱落、铆钉表面裂纹等。传统的铆钉缺陷检测方法, 如超声波检测、机器视觉式检测等, 存在漏检、效率低、操作风险大等问题。随着技术的发展, 基于机器视觉的缺陷检测方法因其高效、非接触、高精度等优点, 逐渐成为飞机铆钉缺陷检测的研究热点。本文分析了当前常用的铆钉缺陷检测方法, 重点讨论了基于机器视觉的两种主要检测方式——传统视觉方法与深度学习方法, 并对其工作原理、优缺点以及应用实例进行了详细分析。最后, 本文对基于机器视觉的铆钉缺陷检测技术的未来发展趋势进行了展望, 提出了优化算法和提高检测精度的潜在研究方向。

关键词: 缺陷检测; 图像处理; 机器视觉; 深度学习

一、引言

(一) 铆钉的重要性

飞机铆钉是飞机结构中重要的连接部件, 其在保持飞机整体强度和稳定性方面起着至关重要的作用。铆钉不仅要承受飞行过程中的外部载荷和结构应力, 还需保障飞机在高空和不同气候条件下的安全性。飞机蒙皮与铆钉的连接构成了飞机外表面的重要结构单元, 铆钉的完好性直接关系到飞机的整体安全性能。因此, 对铆钉的检查和维修是确保飞机安全运行的重要环节。

(二) 常见铆钉缺陷种类

飞机铆钉常见的缺陷种类主要包括裂纹、腐蚀、松动、变形和缺失等。裂纹通常出现在铆钉头部或铆钉孔周围, 可能由材料疲劳、过载或铆接过程中的应力集中引起, 严重时会导致铆钉失效。腐蚀是铆钉常见的问题, 尤其在潮湿或盐雾环境下, 腐蚀会削弱铆钉的强度, 进而影响飞机结构的稳定性。松动或脱落通常是由于铆钉安装不当或长期使用过程中的应力作用引起的, 松动的铆钉可能导致连接不牢固, 危及飞行安全。过度压缩或变形发生在铆钉安装过程中, 如果施加了过大的压力, 可能导致铆钉变形, 造成承载力不均匀, 影响结构强度。此外, 铆钉的缺失或损伤也是一种常见问题, 可能是在铆接过程中发生的安装错误或长期使用中的损坏, 这些缺陷都会削弱铆钉的承载能力, 若不及时检测与修复, 将严重影响飞机的安全性。因此, 定期对铆钉进行检测和维护至关重要。

(三) 铆钉缺陷检测方法

目前, 飞机铆钉缺陷检测常用的方法包括超声波检测、传统超球粒算法检测和深度学习神经网络的检测。超声波检测通过发送高频声波并分析其反射波来识别材料内部的缺陷, 如裂纹、空洞等, 适用于多种材料(如铝合金和复合材料)的检测, 能够高效地定位缺陷位置。基于超球粒算法的检测是一种新的智能化方法, 主要通过优化超球粒算法进行数据处理, 提高检测精度与速度。该算法通过处理大量的图像数据, 识别出潜在的微小缺陷, 尤其适用于复杂几何形状和大规模表面缺陷的检测。深度学习神经网络则利用大数据和人工智能技术, 通过训练大量缺陷图像或信号数据, 自动学习缺陷的特征, 从而实现对飞机结构中各种缺陷的智能识别和分类。这种方法在图像识别和实时在线检测方面表现出色, 能够高效、精准地识别多种类型的缺陷, 且具备自我学习和持续优化的能力。

上述3种检测方式原理上都能对飞机铆钉缺陷进行检测, 但在实际应用中各自存在一定的局限性。超声波检测虽然能深入检测铆钉内部缺陷, 但受限于铆钉材质、几何形状、接触质量等因素, 且在复杂结构中难以实现全面覆盖。基于超球粒算法的检测能够通过图像分析快速识别表面缺陷, 但对于未知或复杂形态的缺陷,

算法的适应性较差, 容易发生漏检或误检。深度学习神经网络能够通过海量数据训练, 识别复杂的缺陷类型, 但对训练数据的依赖较强, 且需要较高的计算资源和时间。

目前在机器视觉领域主要有2种方法, 传统超球粒算法检测方法和基于深度学习的神经网络检测方法。利用机器视觉对飞机铆钉缺陷检测方法相较于其余几种方法具有较大优势且其研究热度在最近得到越来越多的关注, 本文对机器视觉在飞机铆钉缺陷检测的应用研究进行详细介绍。

二、传统超球粒算法检测方法

基于传统视觉的超球粒算法缺陷检测方法的核心思想是通过将铆接部件的特征向量映射到三维空间中的点, 然后通过计算点之间的欧氏距离来评估铆接质量。具体步骤如下:

第一是图像采集和预处理, 此阶段的目的是通过摄像机对铆接部位进行图像采集, 并经过Gabor算法对采集的图像进行增强。常见的预处理操作主要包括图像增强、中值滤波、图像去噪以及噪声校正等, 减少脉冲噪声、椒盐噪声对图像特征的影响, 为后续边缘特征提取做准备。

第二是对经过滤波后的图像采用canny算子提取边缘, 主要方法是边缘检测和阈值分割法。图像特征提取是检测的关键, 提取出的特征好坏直接影响算法最终检测准确度。

第三是对中值滤波后的图像进行形态学操作, 对图像进行腐蚀、膨胀来消除铆接部位周围灰尘、颗粒对图像的影响, 这种处理使图像边缘区域平滑, 且不会明显改变图像其他特征信息。

第四是将待检测对象的特征向量映射到三维空间, 形成一个超球粒。这个超球粒的中心即为该特征向量, 而特征向量的维度和特征值则决定了其在空间中的位置。同样的步骤也适用于标准件, 其特征向量作为一个参考超球粒, 在三维空间中具有确定的坐标。通过计算待测铆接部件与标准件之间的欧氏距离来衡量它们的相似度。欧氏距离公式表示为两个特征向量之间的差异, 距离越小, 表明两者的相似度越高, 即待测铆接部件的质量越接近标准件的质量, 说明铆接质量越高。

超球粒算法在传统视觉缺陷检测中的应用, 有着独特的优势。该算法通过对图像进行超球粒转换, 映射到高维空间后, 利用球体的几何特性进行边缘提取与特征分析。该算法在提取裂纹特征时, 不仅能够有效区分图像中的噪声和背景, 还能够精确地提取出裂纹的形状和位置。针对复杂背景中的裂纹, 超球粒算法能够保持较高的分辨率, 克服传统图像处理方法在细节识别上的不足。

尽管基于传统视觉的超球粒算法在飞机蒙皮表面缺陷检测中取得了显著的成果, 但在实际应用中仍然面临一些挑战。首先, 超球粒算法对计算资源的要求较高, 尤其是在处理大规模图像时, 算法

的计算速度和实时性可能成为瓶颈。其次，超球粒算法对图像质量和分辨率的依赖较强，低分辨率或模糊的图像可能影响检测效果。

三、基于深度学习的神经网络检测方法

在乔天宇提出的基于深度学习的飞机铆钉缺陷检测方法中，神经网络被广泛应用于自动化检测系统。其中卷积神经网络(CNN)和多层感知机(MLP)是常用的神经网络架构。

传统的缺陷检测方法依赖于手工特征提取，人工设计一些典型的图像特征，如纹理、边缘、颜色或形状信息，以此来对铆钉缺陷进行分类或回归分析。例如，使用边缘检测算法(如Canny算子)从图像中提取铆钉的边缘信息，结合其他形态学处理(如腐蚀、膨胀)来强化缺陷的可见性，再通过传统分类器进行缺陷的判断和分类。尽管这些方法在一定程度上能够识别缺陷，但往往需要大量的人工调整与特征设计，且在复杂的环境或较为微小的缺陷识别上效果有限。

相较之下，陈从翰提出的神经网络的引入可以自动从数据中学习更加复杂且具有区分性的特征，不依赖于手工设计特征。这一过程中，卷积神经网络(CNN)尤其被广泛应用于图像处理领域。R-CNN网络结构通过其卷积层能够自动从原始图像中提取局部特征，在图像的多个尺度上进行ROI池化并识别出边缘、纹理、颜色等信息，并能通过多层卷积进行全连接层次的特征抽象，进行分类和回归，极大提升了检测的准确性和适应性，如图1所示。

推理过程主要通过卷积神经网络(CNN)和多层感知机(MLP)进行特征学习和缺陷识别。输入图像经过预处理后，首先通过CNN的卷积层进行特征提取，提取出图像中的低级特征，如边缘、纹理、颜色等。随后，CNN通过池化层对提取的特征进行降维，减小计算复杂度，并使得网络对平移和尺度变化具有一定的适应性。通过多个卷积和池化层的堆叠，网络可以逐渐学习到图像中更加抽象和高层次的特征。在Fast R-CNN结构中，ROI池化层用于从图像的候选区域中提取固定尺寸的特征图，这些区域经过卷积网络处理后，通过全连接层进一步进行分类与回归，检测缺陷的位置与类别，如图2所示。这一过程中，网络能够自动优化特征提取过程，从而避免了传统方法中依赖人工设计特征的烦琐步骤，极大提高了检测效率和准确性。

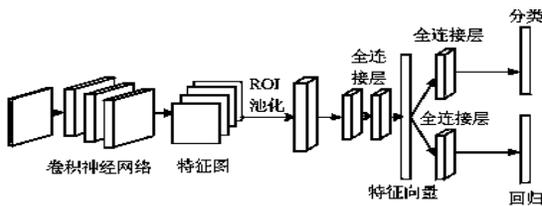


图1 R-CNN网络结构

神经网络，特别是卷积神经网络(CNN)和多层感知机(MLP)，为基于机器视觉的飞机铆钉缺陷检测提供了强大的自动化能力，相比传统的图像处理方法，不仅提高了缺陷检测的准确性，也减少了人工干预，提高了生产和维护效率。

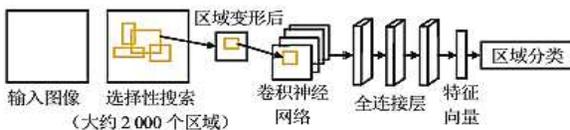


图2 Fast R-CNN网络结构

四、基于深度学习的飞机铆钉缺陷检测方法

由苏迈提出的基于深度学习的传统方法会首先对铆钉图像进行预处理，如灰度化、去噪和对比度增强等，确保输入图像质量良好。然后，利用CNN模型进行训练，通过大量标注了缺陷类型

的铆钉图像，模型能够学习到各种缺陷的特征，如裂纹、凹陷、错位等。经过训练后，神经网络能够识别出新的、未见过的铆钉图像，并准确分类或定位缺陷。

例如，波音航空公司在飞机铆钉的生产和维修过程中，采用CNN模型进行自动检测。通过对数万张带有铆钉缺陷标注的图像进行训练，CNN模型能够在铆钉表面自动识别出如裂纹、腐蚀点、铆钉错位等缺陷，并指出缺陷的具体位置。这种方法相比传统的基于图像处理的手工特征提取方法，具有更高的准确性和效率，并且能适应复杂的检测环境。

五、结语

(一) 存在的问题

1. 对于高反光材料的图像采集，目前还缺乏有效的弥补算法，这就会带来检测结果较大程度上依赖稳定的图像采集条件，下一步应该从优化图像采集的硬件设备等方面着手改进系统；

2. 对于铆钉高度的测量存在不足，之前的方法采集的几个主要参数分别为特征部分的面积、周长、圆度等，这些参数只能对于铆钉的倾斜、铆钉周围的裂纹等起到判断作用，但对于铆钉的齐平度，即铆钉是否高于或低于飞机蒙皮表面不能做出合理的评价。

(二) 下一步研究思路

1. 标准件的优化：采用均值聚类的算法对多幅标准件进行聚类处理，形成一个适用性较为广泛的标准件作为衡量铆接质量的模板；

2. 铆钉间距的快速判定：目前主要是以单个铆钉的合格与否作为评判对象的，但是在实际的生产实际当中，铆钉的间距也是一个很重要的衡量标准，因此，后续的研究将进一步扩大铆钉图像的库，丰富图像的种类及同一幅图像中铆钉的个数，把铆钉间隔也加入到评价标准中去。

3. 对于提出的基于机器视觉的缺陷检测方法后续也可以考虑应用航空电子领域，例如对于电路焊接效果的检测。或是对于标准线路施工中导线捆扎质量的检测。

参考文献：

[1] 王涛. 基于机器视觉的半空心铆钉压铆缺陷检测方法研究[D]. 兰州交通大学, 2024.

[2] 郇皓哲, 赵健淇. 基于机器视觉的飞机蒙皮表面缺陷检测方法综述[J]. 飞机设计, 2024, 44(03): 62-65+80.

[3] 黄少晗. 基于融合神经网络的飞机蒙皮缺陷检测的研究[D]. 中国民用航空飞行学院, 2024.

[4] 张德银, 黄少晗, 赵志恒, 等. 基于融合神经网络的飞机蒙皮缺陷检测的研究[J]. 成都大学学报(自然科学版), 2023, 42(04): 365-371.

[5] 宋秋凡. 基于机器视觉的铆接质量检测方法研究[D]. 兰州交通大学, 2023.

[6] 苏迈. 基于深度学习的飞机蒙皮铆接质量检测方法研究[D]. 沈阳理工大学, 2023.

[7] 乔天宇. 基于深度学习的铆钉外观缺陷视觉识别技术研究[D]. 南京信息工程大学, 2020.

[8] 陈从翰. 基于YOLOv3算法的深度学习神经网络在飞机表面缺陷识别中的应用[D]. 中国民用航空飞行学院, 2020.

[9] 王海燕. 基于图像识别的飞机蒙皮铆接质量检测技术研究[D]. 沈阳航空航天大学, 2019.

课题：江苏航空职业技术学院2024年度院级重点课题：飞机蒙皮铆接质量检测技术(JATC24010110)