

工业场景下基于深度学习的设备故障图像识别方法应用研究

陈 杨

中国航天科工集团第十研究院 贵州 贵阳 550000

【摘要】：基于深度学习的设备故障图像识别方法能够在自动化生产中实现高效、准确的故障检测。随着工业设备故障频发，传统的故障诊断方法常常依赖人工检查，效率低且容易出错。深度学习在计算机视觉领域的应用为设备故障图像识别提供了新的思路。通过训练卷积神经网络(CNN)模型，能够从设备故障图像中自动提取特征，判定故障类型并定位故障源，显著提高了诊断精度和速度。实验结果表明，基于深度学习的图像识别方法在设备故障诊断中的应用具有较好的性能，能够有效支持生产线的智能化运维。

【关键词】：深度学习；设备故障；图像识别；卷积神经网络；智能诊断

DOI:10.12417/3041-0630.26.05.037

设备故障的早期诊断对于保障生产线的稳定运行和降低维修成本具有重要意义。传统的故障检测方法往往依赖人工操作，存在主观性强和效率低下的问题。近年来，随着深度学习技术的快速发展，图像识别在工业故障诊断中的应用得到了广泛关注。深度学习特别是卷积神经网络(CNN)在自动化图像处理中的优越性能为设备故障诊断提供了新的解决方案。通过训练深度学习模型，能够自动从故障图像中提取有效信息，进行准确的故障类型分类与定位，具有广阔的应用前景。针对这一问题，本研究提出一种基于深度学习的设备故障图像识别方法，探索其在工业设备智能诊断中的应用，旨在提高设备故障诊断的自动化与精度。

1 深度学习技术在设备故障诊断中的应用现状

深度学习技术在设备故障诊断中的应用取得了显著进展。传统的设备故障检测方法通常依赖人工经验，效率较低且易受人为因素的影响。为了克服这些问题，深度学习，特别是卷积神经网络(CNN)，凭借其强大的图像特征提取能力，成为了设备故障诊断领域的关键技术。CNN能够自动从设备图像中提取多层次的特征信息，进行高效的故障识别和分类，极大提升了诊断的准确性与实时性。传统图像处理技术无法有效捕捉复杂的故障特征，而深度学习算法能够自适应地调整网络结构与参数，使得设备故障图像的识别更加灵活与高效。

在工业领域，深度学习技术被广泛应用于各类设备的故障检测中。从简单的机械设备到复杂的电气系统，深度学习算法都能够通过训练大量标注数据，从图像中提取关键的故障特征，进而进行故障类型的预测与诊断^[1]。尤其是在设备监测过程中，随着摄像头和传感器的普及，图像数据量的激增使得传统分析方法难以应对。而深度学习凭借其强大的计算能力和深度特征学习能力，成为了处理大规模图像数据的理想选择。

针对设备故障的图像识别，现有的研究也在不断深化。通过改进深度学习网络的结构与训练方法，研究人员已能够处理

更为复杂和多样化的故障图像数据。同时，深度学习还与其他技术，如传感器融合和边缘计算等相结合，进一步提升了故障诊断系统的实时性和准确性。在实际应用中，深度学习不仅减少了人工检测的工作量，还使设备故障诊断的自动化程度大幅提高。

2 基于卷积神经网络的设备故障图像识别方法研究

卷积神经网络(CNN)作为一种深度学习技术，已广泛应用于设备故障图像识别领域。其核心优势在于能够自动提取图像中的多层次特征，使得设备故障图像的诊断变得更加高效且准确。在设备故障检测中，图像数据常常包含大量的复杂信息，传统的图像处理方法难以处理这些数据。而CNN能够通过层层卷积与池化操作，从原始图像中提取低级到高级的特征，进而实现故障的精确识别。在设备故障图像的处理过程中，CNN的结构设计起着至关重要的作用。卷积层负责提取图像的局部特征，而池化层则减少了计算量并增强了模型的鲁棒性。通过多次卷积与池化的叠加，CNN能够在不丧失关键信息的情况下，逐渐缩小输入图像的尺寸，提取出更为抽象的特征图。这种逐层提取特征的方式使得CNN能够高效地识别设备故障图像中的关键特征，如裂纹、磨损或腐蚀等。

为了进一步提升CNN在设备故障图像识别中的表现，研究者们提出了多种优化方法。网络的深度、卷积核的大小以及池化层的设计等都会对故障识别的精度产生重要影响^[2]。在一些高难度的故障诊断任务中，研究者通过使用残差网络(ResNet)或注意力机制等高级网络结构，进一步改善了CNN的表现。通过深度残差结构，可以避免传统深层网络中出现的梯度消失问题，使得网络在训练过程中更加稳定，从而获得更高的精度。设备故障图像的质量和数量也是影响CNN模型性能的关键因素。在设备的实时监测过程中，往往会收集到大量的图像数据，这些数据可能存在噪声或不完全的标注。为了提高模型的泛化能力，研究者们采用了数据增强技术，如旋转、

翻转、缩放等，来扩展训练数据集。这些方法不仅可以防止过拟合现象，还能帮助 CNN 模型学习到更多的故障类型。

针对不同的设备和故障类型，卷积神经网络的应用也有所不同。在电力设备、机械设备等领域，故障的种类和表现形式各异，CNN 需要根据具体情况进行定制化的训练。在机械设备的故障诊断中，裂纹或磨损是常见的故障模式，CNN 可以通过大量的裂纹和磨损图像进行训练，准确识别图像中的异常特征。在电力设备的故障诊断中，故障往往表现为热效应或电磁异常，CNN 则能够通过电气设备的热图像或电磁场图像来进行精确诊断。通过这些技术和方法的不断优化，基于卷积神经网络的设备故障图像识别方法，已经成为现代工业设备智能诊断中不可或缺的一部分，具备了较强的应用价值。

3 深度学习模型在设备故障识别中的表现

深度学习模型在设备故障识别中的应用，通常通过一系列实验进行验证与评估。在实验中，常见的评估指标包括准确率、召回率、精确度以及 F1 值，这些指标能够有效衡量模型在故障识别任务中的性能。为了确保实验的可靠性，研究者通常会使用大量的设备故障图像数据集，经过预处理和数据增强后，输入到训练好的深度学习模型中。通过训练过程中的多轮优化，深度学习模型能够逐步提高其在设备故障识别中的准确性。

在实际应用中，深度学习模型需要面临不同的挑战。设备故障图像的质量可能不均衡，有时图像中可能存在噪声或遮挡

现象，这对模型的学习与预测能力造成影响^[3]。为了克服这些问题，数据增强技术在实验中得到广泛应用，旋转、缩放、平移等变换操作能够帮助模型学习到更多样化的特征，从而提升其对各种故障图像的适应性。针对设备故障图像中的异常信息，深度学习模型还需要通过正则化技术和优化算法减少过拟合现象，从而确保在未知数据上的良好表现。

对比不同深度学习模型的表现，也是实验中常见的一种做法。卷积神经网络（CNN）是最为常见的架构，但随着研究的深入，其他深度学习方法如残差网络（ResNet）和卷积长短期记忆网络（ConvLSTM）也被逐渐引入故障识别任务中。实验表明，残差网络通过引入跳跃连接解决了深层网络中的梯度消失问题，极大地提高了故障图像识别的精度。与此同时，ConvLSTM 能够结合空间与时间特征，在动态监测过程中提供更为准确的故障预测。综合各类实验结果，深度学习模型在设备故障识别中的应用展现了显著的优势，尤其是在处理大规模图像数据时，能够自动学习到有效的特征表达，且识别速度较传统方法有了显著提升。通过不断优化模型结构和训练方法，深度学习技术正逐步成为工业设备智能化诊断的重要工具。

4 结语

深度学习技术，尤其是卷积神经网络，在设备故障图像识别中的应用，展现了显著的优势。随着研究的深入，越来越多的创新方法被提出，推动了设备故障诊断精度和效率的提高。未来，随着算法的不断优化和数据量的积累，深度学习将在工业设备智能运维中发挥更为重要的作用。

参考文献：

- [1] 王盛辉.基于深度学习的变电站隔离开关故障识别方法的研究与实现[D].太原科技大学,2025.
- [2] 赵晓晗.基于深度学习的变电站电力设备可视故障图像识别与诊断研究[J].江西电力职业技术学院学报,2024,37(10):5-8.
- [3] 赖光明.融合频域深度学习的电气设备红外图像识别[D].西南石油大学,2024.