

基于机器视觉的电缆外观缺陷自动化检测系统研究

易智敏

湖南华菱线缆股份有限公司 特种线缆制备湖南省重点实验室 湖南 湘潭 411104

【摘要】：电缆生产过程中，外观缺陷的检测一直是质量控制的重要环节。传统的人工检测方法存在效率低、错误率高等问题，难以满足现代化生产的要求。基于机器视觉的自动化检测系统，通过图像采集与处理技术，实现对电缆外观缺陷的精确检测。该系统能够实时捕捉电缆表面缺陷图像，经过图像处理和深度学习算法分析，快速识别并定位缺陷。实验结果表明，系统能够有效提高检测的精度和效率，具有广泛的应用前景。

【关键词】：机器视觉；电缆外观；缺陷检测；自动化；深度学习

DOI:10.12417/2811-0722.26.08.012

引言

自动化技术的不断进步，传统的电缆外观检测方法已经难以满足现代化生产中的高效率和高精度要求。电缆外观缺陷种类繁多且复杂，传统人工检测方式不仅工作量大，且容易受到人为因素的影响，导致检测结果不稳定。借助机器视觉技术，能够有效弥补人工检测的不足，提供更加高效、精准的解决方案。通过实时采集电缆表面图像并利用深度学习等智能算法，系统可以自动识别电缆外观的各种缺陷，并对其进行分类和定位。该研究旨在探索机器视觉在电缆外观缺陷自动化检测中的应用，为提高电缆生产的质量控制水平提供一种新的技术路径。

1 机器视觉技术在电缆外观缺陷检测中的应用

1.1 机器视觉基础与发展

机器视觉技术通过计算机系统模拟人眼对物体的观察、分析和识别过程，已广泛应用于自动化检测领域。其核心在于图像采集、处理与分析，利用摄像头等设备捕捉物体图像，并通过算法对图像进行处理与分析，提取特征信息，从而实现物体的识别与分类。在电缆外观检测中，机器视觉可以通过高速摄像头获取高分辨率图像，结合图像处理技术如边缘检测、图像增强、特征提取等，精准识别电缆表面的缺陷，如划痕、裂纹、气泡等。这种技术能够突破人工检测的局限，实现高效率、高精度的检测，尤其适用于大规模生产环境中对电缆质量的实时监控与控制。

1.2 电缆外观缺陷的种类与特征

电缆外观缺陷种类繁多，常见的有划痕、裂纹、气泡、色差、污渍等，每种缺陷的形态和特征各不相同。划痕通常呈现线状或弯曲状，表面平滑且较为明显。裂纹则一般呈现不规则的线形，具有较深的深度，并可能会影响电缆的结构强度^[1]。气泡缺陷常见于电缆表面形成凸起，气泡的大小与位置对电缆的性能有一定影响。色差则表现为电缆外皮颜色的不均匀，可能因原材料问题或生产过程中不均匀的涂层导致。每种缺陷都有其独特的特征，通过机器视觉技术中的形态学分析和图像特

征提取，可以有效区分不同缺陷类型，达到高效检测的目的。

1.3 机器视觉技术的应用案例

机器视觉在电缆外观缺陷检测中的应用逐渐成为主流。许多现代化电缆生产线上，采用机器视觉系统来替代人工检测，显著提高了检测效率与精度。在某些电缆生产厂，机器视觉系统结合高清摄像头与图像处理算法，能够实时扫描电缆表面，自动检测出裂纹、气泡、色差等常见缺陷，并通过自动化反馈系统及时处理异常情况。深度学习技术的应用进一步提升了系统的智能化水平，能够在复杂环境下自动识别新型或不规则缺陷，减少人为误差。这样的应用不仅提高了生产效率，还确保了电缆的质量，避免了因缺陷产品流入市场带来的风险。

2 电缆外观缺陷检测系统设计

2.1 系统结构与功能模块

电缆外观缺陷检测系统通常由多个功能模块组成，协同工作以确保高效的检测性能。系统的核心结构包括图像采集模块、图像处理模块、缺陷识别模块以及结果反馈模块。图像采集模块主要负责通过高速相机捕捉电缆表面的高清图像，采用高分辨率镜头与合理的光源配置，确保图像的清晰度和亮度均衡。图像处理模块接收原始图像，通过预处理技术如去噪、增强、灰度化等，对图像质量进行优化，为后续的特征提取与缺陷识别提供清晰的图像基础。缺陷识别模块利用模式识别技术，对处理过的图像进行分析，提取缺陷特征，并与预设的缺陷模板进行匹配。结果反馈模块将检测结果传递给操作人员或自动化系统，用于及时调整生产过程。整个系统通过模块化设计，实现了各部分的高效协作，并保证了检测过程的实时性和高精度。

2.2 图像采集与处理技术

图像采集与处理是电缆外观缺陷检测系统中至关重要的环节，直接影响检测精度和效率。通过使用高质量的工业相机，系统能够精确捕捉电缆表面细节。对于光照条件的控制尤为关键，合适的光源配置能有效避免图像中的反射、阴影等干扰，确保表面特征的清晰呈现^[2]。在图像处理过程中，常用的技术

包括图像去噪、锐化和边缘检测等，旨在增强缺陷的显著性，使其从电缆表面背景中突出出来。去噪技术通过滤波算法去除图像中的噪声，避免影响后续处理的准确性。边缘检测算法则帮助提取电缆表面的轮廓，便于对裂纹、划痕等线性缺陷进行识别。色彩处理技术对于检测色差缺陷尤为重要，通过 RGB 通道分离和色彩空间转换，进一步提升图像的可辨识度。

2.3 深度学习算法的应用

深度学习算法的引入，使得电缆外观缺陷检测系统的智能化水平大幅提升。与传统的图像处理技术不同，深度学习通过训练神经网络模型，能够自动从大量标注数据中学习电缆表面缺陷的特征，并应用于实际检测中。卷积神经网络（CNN）被广泛应用于电缆缺陷识别任务，它能够有效地提取图像中的空间特征，处理复杂的缺陷模式。在训练过程中，深度学习算法通过不断调整模型参数，优化检测准确率，减少人工干预和误判。在实际应用中，深度学习算法能处理各类复杂和不规则缺陷，如气泡、异物、褶皱等，这些缺陷往往难以通过传统方法检测。随着数据集的不断增大，模型的识别能力逐步提高，能够适应不同电缆生产环境中的各种缺陷类型，提升了电缆外观检测系统的整体性能。

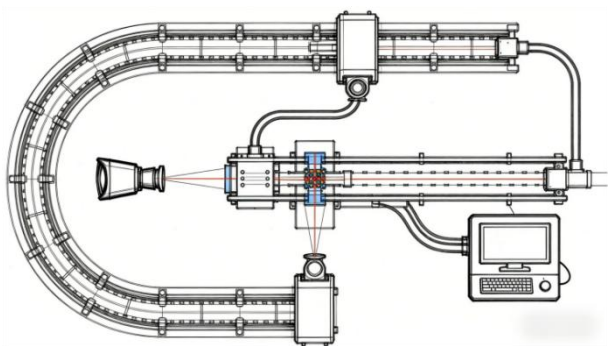


图 1 高能粒子束流检测装置布局图

3 缺陷检测算法的优化与性能分析

3.1 图像处理算法的优化方法

图像处理算法的优化在缺陷检测中起着至关重要的作用，直接影响检测的准确性与效率。针对电缆外观缺陷的图像，优化的关键是如何在噪声干扰和光照不均的条件下，保持图像的高质量。图像去噪算法，如高斯滤波、均值滤波和中值滤波，能够有效去除噪声，保留边缘细节。针对电缆表面的局部特征，采用自适应增强技术，可以增强缺陷区域的对比度，使其从背景中清晰分离。边缘检测技术，如 Canny 算法，能够精准提取出缺陷边缘，为后续的缺陷定位提供基础。为了提高处理效率，采用多尺度处理技术和分块处理方式，将复杂的图像分解为若干小块，分别处理后再合并，能有效降低计算量，提升系统响应速度。采用动态阈值和局部二值化算法，有助于提高对细小缺陷的识别能力，确保图像处理环节在复杂环境下的稳定性与准确性。

3.2 深度学习模型的选择与训练

深度学习模型在电缆外观缺陷检测中的应用具有强大的学习能力，能够处理复杂的缺陷模式。对于电缆表面缺陷的自动检测，卷积神经网络（CNN）是最常用的深度学习架构，因为其能够高效地从图像中提取特征。为了提高检测精度，模型的选择不仅要考虑网络层次的深度，还需要关注数据集的多样性和训练方式^[3]。在模型训练阶段，通过引入数据增强技术，如旋转、翻转、缩放等，可以扩展训练样本的多样性，防止过拟合并增强模型的泛化能力。损失函数的选择也至关重要，常用的交叉熵损失函数能够有效优化分类任务的准确性。训练过程中，采用梯度下降算法（如 Adam 优化器）优化模型参数，帮助模型更快地收敛。为提高精度，还可以引入预训练模型进行微调，借助已经学到的特征加速训练过程，提高检测效果和效率。

3.3 检测精度与实时性分析

电缆外观缺陷检测系统的性能在精度与实时性之间往往需要做出平衡。提高检测精度需要更多的计算资源和更复杂的模型，但这可能会影响实时性。为了实现高效的实时检测，需要在算法上进行优化。采用多线程或并行计算技术能够有效提高数据处理速度，减少图像处理和分析的时间。同时，利用深度学习模型加速硬件（如 GPU 或 TPU）可以显著缩短推理时间，确保系统的实时性。在检测精度方面，通过增加训练数据量和优化深度学习模型结构，能够提升识别率和减少误报率。通过精细化调整图像采集的分辨率，合理选择检测的图像区域，也能够有效提高系统的响应速度。在实验中，系统能够在保证较高精度的基础上，满足电缆生产线上对实时检测的要求，使得缺陷检测不仅具备高精度，还能够支持连续生产流程中的实时监控。

4 电缆外观缺陷检测系统的实现与实验

4.1 系统硬件与软件环境

电缆外观缺陷检测系统的硬件组成是确保高效运行的关键。系统采用了高分辨率工业相机，配备适合电缆表面拍摄的镜头，并结合定制的光源设备以保证图像的均匀照明。摄像头通过高速数据接口与处理单元连接，实现实时数据传输。在处理部分，系统采用高性能计算机和 GPU 加速单元，确保图像处理 and 缺陷识别任务的快速响应。在软件环境方面，系统基于 Linux 操作系统构建，结合深度学习框架（如 TensorFlow 或 PyTorch）实现深度学习模型的训练和推理。图像处理和缺陷检测采用了 OpenCV 库，为实时图像处理提供了强有力的支持。系统还通过工业控制软件与生产线 PLC 系统集成，实现数据交互与自动化控制，确保检测结果能够即时反馈至生产流程中。

4.2 实验数据的采集与分析

在实验过程中，数据的采集与分析是系统评估的重要环

节。为了获取具有代表性的数据，实验过程中选取了不同生产批次的电缆样品，涵盖了正常电缆与多种缺陷类型的电缆。数据采集过程中，使用了多台高分辨率相机从不同角度和光源条件下拍摄电缆表面，确保了采集数据的多样性与全面性^[4]。采集到的图像经过预处理模块，包括去噪、增强和标准化处理，提升了图像质量。使用深度学习模型对处理后的图像进行分析，提取缺陷特征并与正常样本进行对比。为了保证检测的可靠性，数据分析过程中还进行了多次交叉验证，确保算法模型在不同数据集上的泛化能力和准确性。

4.3 系统的实验结果与性能评估

实验结果表明，电缆外观缺陷检测系统在实际生产环境中表现出了较高的检测精度和良好的实时性。通过与人工检测结果对比，系统在常见缺陷如裂纹、划痕、气泡等的识别上，达到了较高的准确率和召回率，明显优于传统的人工检测方法。在实验过程中，系统的检测速度得到了充分验证，能够满足电缆生产线对实时监控的要求。通过性能评估，系统在处理过程中展现了稳定的响应时间，并能够在高负荷的生产环境中稳定运行。系统还能够自动记录缺陷信息，并生成报告，为后续质量分析提供数据支持。总体来看，该系统具有较强的实用性，能够在电缆生产过程中提供高效、精准的缺陷检测服务。

5 系统的应用前景与优化建议

5.1 系统的实际应用与优势

该电缆外观缺陷检测系统已在多个电缆生产线中得到应用，并取得了显著的效果。与传统人工检测方式相比，系统能够提供更高的检测精度和更快的响应速度，显著提高生产效率。通过自动化检测，系统不仅能够及时发现电缆表面的裂纹、气泡、划痕等常见缺陷，还能有效减少人为因素带来的误差，

确保产品质量的稳定性。该系统具备较强的适应性，能够应对不同种类的电缆以及复杂的生产环境，有效支持大规模生产的需求，降低了人工成本，并提升了生产线的自动化水平。

5.2 存在的问题与改进方向

尽管系统在电缆外观检测中表现优异，但仍存在一定的局限性。图像采集过程中，某些光照和反射问题可能影响缺陷的清晰度，尤其是在特殊材质或颜色的电缆上。深度学习模型的训练数据集也需要进一步扩展，以提高对不同缺陷类型的识别能力^[5]。针对这些问题，优化图像采集模块、增强数据集多样性、并改进深度学习模型的泛化能力，将是系统未来改进的方向。算法的实时性和检测精度仍可通过更高效的硬件配置与算法优化进一步提升。

5.3 电缆生产自动化的未来展望

自动化技术的不断进步，电缆生产的智能化水平将持续提高。电缆外观缺陷检测系统作为智能制造的重要组成部分，未来将实现更加精确和智能的质量控制。结合工业互联网与大数据分析，未来的检测系统能够实时监控生产过程中的各项参数，对电缆缺陷进行精准预测和早期诊断。同时，系统将进一步融合机器人技术，达到自动化检测与缺陷修复一体化，推动电缆生产向更高效、更智能的方向发展。

6 结语

电缆外观缺陷检测系统的实现与实验结果表明，机器视觉和深度学习技术在电缆生产中的应用具有显著优势。随着系统的优化，检测精度和实时性不断提升，推动了生产线自动化水平的提升。未来，结合更多先进技术，电缆生产将实现更加智能化、高效化，进一步满足工业生产中的质量要求。

参考文献：

- [1] 俞婧,安文雅.基于机器视觉的电缆缺陷检测算法研究[J].现代工程科技,2026,5(02):1-4.
- [2] 杨添华.基于机器视觉的电缆局部放电检测技术分析[J].集成电路应用,2025,42(08):130-131.
- [3] 秦占俊.基于机器视觉的火力发电机组电缆敷设缺陷自动检测方法[J].自动化应用,2025,66(12):7-9.
- [4] 陈文清.基于机器视觉的 10kV 配电电缆局部缺陷定位方法研究[J].办公自动化,2025,30(12):111-113.
- [5] 陈光伟.基于机器视觉的高压电缆绝缘层外皮剥除控制方法[J].电工技术,2025,(04):85-87+90.