

面向低照度矿井环境的视觉缺陷识别方法实验研究

肖宇辰 王俊翔 龙锦权 冯之轩 崔玉环

华北理工大学, 河北唐山, 063210;

摘要: 随着煤矿智能化建设推进, 基于视觉的矿井安全监测愈发重要, 但井下低照度、强噪声的环境特点, 导致采集图像缺陷特征表达受限, 严重影响视觉识别算法可靠性。本文针对低照度矿井环境下结构表面缺陷识别性能下降的问题, 采用图像增强与深度学习分类相结合的技术路线展开研究。以公开结构表面裂缝图像数据集为对象, 构建 ResNet18 缺陷二分类基线模型并完成正常光照下的训练测试; 通过 Gamma 变换与噪声注入模拟不同程度低照度场景, 分析照度退化对识别性能的影响; 引入传统 Gamma 校正与 Zero-DCE 低照度增强方法处理重度低照度图像, 进行分类对比实验。实验结果显示, 低照度会显著削弱细微缺陷判别特征, 导致分类准确率下降; 传统 Gamma 增强难以改善识别性能, 还可能放大噪声; Zero-DCE 通过像素级自适应亮度调整有效恢复图像细节, 大幅提升缺陷识别准确率, 接近正常光照水平。该研究验证了深度学习低照度增强方法的有效性, 可为矿井智能监测系统视觉感知模块设计优化提供参考。

关键词: 低照度环境; 矿井视觉监测; 缺陷识别; 图像增强; 深度学习

DOI: 10.64216/3104-9672.25.04.020

引言

随着煤矿、隧道等地下工程向智能化、信息化方向发展, 基于机器视觉的安全监测技术逐渐成为保障生产安全的重要手段。通过对矿井环境图像进行实时分析, 可以实现对裂缝、渗水等结构表面缺陷的自动识别, 从而为安全评估与隐患预警提供有效支撑^[1]。然而, 与地面场景相比, 矿井内部环境具有照度低、光照分布不均、背景复杂等特点, 给基于视觉的缺陷识别带来了较大挑战。

在实际矿井环境中, 受限于照明条件与设备部署成本, 采集到的图像往往存在亮度不足、对比度低以及噪声干扰严重等问题。低照度条件会显著削弱裂缝等细微结构特征的可见性, 使得传统图像处理方法和深度学习模型难以提取稳定有效的判别特征, 进而导致识别精度下降^[2]。因此, 如何在低照度条件下提升图像质量, 并保证后续缺陷识别算法的鲁棒性, 成为矿井视觉监测领域亟需解决的问题。

针对低照度图像质量退化问题, 已有研究主要从图像增强角度展开。传统增强方法如直方图均衡、Gamma 校正等, 具有实现简单、计算代价低的优点, 但其通常采用全局映射方式, 难以根据图像内容进行自适应调节, 在复杂场景下容易放大噪声或破坏局部纹理结构。近年来, 随着深度学习技术的发展, 低照度图像增强方法逐渐从传统基于规则的算法转向数据驱动模型, 相关研究不断涌现。针对低照度图像增强领域的发展现状, 已有

研究从方法分类和应用场景等方面进行了系统综述, 为后续研究提供了整体框架和技术参考^[3]。

然而, 从工程应用角度来看, 现有研究多集中于低照度图像增强算法本身的视觉质量提升, 对增强结果在下游任务中的实际效果关注相对不足。特别是在矿井视觉监测场景下, 不同增强方法对缺陷识别性能的影响尚缺乏系统性的实验分析, 这在一定程度上限制了相关技术在实际工程中的应用。

基于上述背景, 本文围绕低照度矿井环境下的视觉缺陷识别问题, 构建了一套结合图像增强与深度学习分类的实验研究框架。以公开结构表面裂缝图像数据为实验对象, 首先建立缺陷识别基线模型, 分析低照度退化对识别性能的影响; 在此基础上, 对比传统 Gamma 校正方法与基于深度学习的 Zero-DCE^[4]增强方法在重度低照度条件下的实际效果, 系统评估不同增强策略对缺陷识别性能的影响。本文的研究结果可为矿井智能监测系统中视觉感知模块的设计与优化提供实验依据和技术参考。

1 方法与实验流程

针对低照度矿井环境下视觉缺陷识别性能下降的问题, 本文构建了一套结合图像增强与深度学习分类的实验流程, 用于分析不同低照度条件及增强方法对缺陷识别性能的影响。整体流程包括缺陷识别基线模型构建、低照度环境模拟、图像增强处理以及分类性能评估等步骤。

本文选取公开的结构表面裂缝图像数据集作为实验对象,将含裂缝图像标记为“defect”,无裂缝图像标记为“normal”,构建二分类识别任务。所有图像统一调整分辨率,并进行归一化处理。数据集划分为训练集、验证集和测试集,其中训练集用于模型训练,测试集用于性能评估。

在缺陷识别模型构建方面,本文采用 ResNet18 作为基线模型,并利用 ImageNet 预训练权重进行初始化,将其最后的全连接层替换为二分类输出层。在正常光照条件下完成模型训练后,将该模型作为后续低照度与增强实验的统一测试模型。

为模拟矿井环境中的低照度成像条件,本文在测试集上通过 Gamma 变换与噪声注入方式构建不同程度的低照度退化图像,分别模拟中度低照度(L2)和重度低照度(L3)两种场景,用于分析照度变化对缺陷识别性能的影响。

针对重度低照度图像,本文进一步引入传统 Gamma 校正方法和基于深度学习的 Zero-DCE 方法进行图像增强处理。增强后的图像在相同缺陷识别模型下进行测试,并采用分类准确率(Accuracy)和 F1-score 作为评价指标,对不同增强方法的实际效果进行对比分析。

2 实验与结果分析

2.1 实验数据集与评价指标

为验证低照度环境及图像增强方法对视觉缺陷识别性能的影响,本文选取公开的结构表面裂缝图像数据集作为实验数据来源。该数据集包含带裂缝与无裂缝两类图像,在缺陷形态和视觉特征上与矿井、隧道等地下工程场景具有较强相似性,能够反映实际工程中的视觉检测问题。

实验中,将含裂缝图像标记为“defect”,无裂缝图像标记为“normal”,构建二分类识别任务,并将数据集划分为训练集、验证集和测试集,分别用于模型训练、参数选择和性能评估。

为评估模型识别性能,本文采用分类准确率(Accuracy)和 F1-score 作为评价指标,其中 Accuracy 反映整体分类正确率,F1-score 综合考虑精确率与召回率,能够较全面地衡量模型在复杂场景下的识别能力。

2.2 基线模型在正常光照条件下的性能

在正常光照条件下,采用 ResNet18 构建缺陷识别基线模型,并在训练集上完成模型训练。训练完成后,在测试集上对模型性能进行评估。

实验结果表明,在正常光照条件下,基线模型能够较好地提取裂缝结构特征,在测试集上取得了 99.88% 的分类准确率和 99.88% 的 F1-score。该结果表明所构建的缺陷识别模型在理想光照环境下具有较高的识别精度,为后续低照度实验提供了可靠的性能基准。

2.3 低照度环境对缺陷识别性能的影响

为分析照度变化对缺陷识别性能的影响,本文在测试集上构建了不同程度的低照度退化图像,分别模拟中度低照度(L2)和重度低照度(L3)两种矿井环境场景,并在相同基线模型下进行测试。

实验结果显示,在 L2 低照度条件下,模型分类准确率下降至 98.95%,F1-score 为 98.94%;在 L3 重度低照度条件下,模型性能出现更加明显的退化,准确率下降至 93.93%,F1-score 降至 93.54%。上述结果表明,随着照度条件的恶化,裂缝等细微结构特征的可见性逐渐降低,低照度环境对视觉缺陷识别性能具有显著不利影响。

2.4 不同图像增强方法的对比实验

为验证不同图像增强方法在重度低照度条件下的实际效果,本文选取传统 Gamma 校正方法和基于深度学习的 Zero-DCE 方法,对 L3 低照度图像进行增强处理,并在相同缺陷识别模型框架下对增强结果进行对比分析。

实验结果表明,在未进行增强处理的情况下,重度低照度环境会显著削弱裂缝等细微结构特征的可见性,导致基线模型分类准确率和 F1-score 明显下降,说明低照度条件对视觉缺陷识别性能具有显著不利影响。

采用传统 Gamma 校正方法进行增强后,图像整体亮度虽有所提升,但由于其基于全局非线性映射,难以自适应区分目标区域与背景区域,容易放大噪声并破坏裂缝纹理结构。实验结果显示,Gamma 增强后的图像在缺陷识别任务中的分类性能不升反降,表明该方法在极端低照度条件下难以满足实际应用需求。

相比之下,Zero-DCE 增强方法在重度低照度条件下表现出明显优势。通过像素级自适应亮度调整,Zero-DCE 能够在提升图像可见性的同时较好地保留裂缝结构细节,使缺陷判别特征更加清晰。实验结果表明,经 Zero-DCE 增强后,缺陷识别准确率由约 94% 提升至约 98.5%,F1-score 同样得到显著改善,整体性能接近正常光照条件下的识别水平。上述结果表明,在极端低照度矿井环境中,基于深度学习的自适应图像增强方法在提升视觉缺陷识别鲁棒性方面具有明显优势。

2.5 实验结果讨论

综合上述实验结果可以看出,低照度环境是影响矿井视觉缺陷识别系统性能的重要因素。在重度低照度条件下,裂缝等细微结构特征易被掩盖,直接导致识别模型性能显著下降。传统图像增强方法由于缺乏对图像内容的自适应调节能力,在复杂低照度场景下难以兼顾亮度提升与细节保留,实际应用效果有限。

相比之下,Zero-DCE通过学习像素级自适应亮度调整策略,能够在提升图像整体可见性的同时较好地保留裂缝结构特征,从而改善低照度条件下的缺陷识别性能。该结果表明,将深度学习低照度增强方法引入矿井视觉监测系统,对于提升系统在复杂环境下的鲁棒性具有重要意义。

3 结论与展望

3.1 结论

针对低照度矿井环境下视觉缺陷识别性能下降的问题,本文围绕图像增强与深度学习分类相结合的技术路线,构建了完整的实验研究流程,对低照度条件及不同增强方法对缺陷识别性能的影响进行了分析,并在公开结构表面裂缝图像数据集上进行了验证。

实验结果表明,低照度环境会显著削弱裂缝等细微结构特征的可见性,导致深度学习模型的分类准确率和F1-score不同程度下降,且在重度低照度条件下性能退化尤为明显,说明照度条件是影响矿井视觉监测系统可靠性的关键因素之一。

进一步实验发现,传统基于全局映射的Gamma校正方法在极端低照度条件下难以有效提升缺陷识别性能,甚至可能由于噪声放大和纹理破坏导致识别效果进一步下降。相比之下,基于深度学习的Zero-DCE低照度增强方法能够通过像素级自适应亮度调整有效恢复图像结构细节,使缺陷识别准确率显著提升,并接近正常光照条件下的识别水平。

综上所述,在低照度矿井环境中,引入自适应图像增强技术能够有效提升视觉缺陷识别系统的鲁棒性,为矿井智能监测系统中视觉感知模块的设计提供了实验参考。

3.2 展望

尽管本文对低照度矿井环境下的视觉缺陷识别问题进行了实验研究,但仍有进一步改进空间。首先,本文实验基于公开数据集开展,后续可结合真实矿井现场

数据对研究结论进行验证,以增强工程适用性。其次,未来可引入更多轻量化或多尺度特征提取模型,对低照度增强与缺陷识别的协同效果进行深入研究,以满足实际矿井监测系统对实时性的需求。

此外,本文未对图像增强与缺陷识别进行端到端联合优化,后续研究可探索增强模块与识别模型的一体化设计。可在多模态信息融合框架下,将视觉缺陷识别结果与其他传感信息相结合,进一步提升矿井安全监测系统的综合感知能力。

参考文献

- [1] 寇旗旗,张恒,吴泉霖,等. 矿井低照度环境下图像增强方法研究综述与展望[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(11): 82-100.
- [2] 李宇哲,郝清华,高志发,等. 低信噪比与暗弱场景图像增强研究综述[J/OL]. 计算机科学与探索, 1-14 [2026-01-26].
- [3] Tian Z, Yang Q, Liu J. A Survey of Deep Learning-Based Low-Light Image Enhancement[J]. Sensors, 2023, 23(18): 7763.
- [4] Guo C, Li C, Guo J, et al. Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement[C].
- [5] 张亚茹,刘健涛,许国庆,等. 基于自适应掩码的自监督矿井图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2025, 30(12): 3884-3899.
- [6] 赵猛,魏玉忠,李泽枫,等. 基于傅里叶-小波协同Transformer的井下低照度图像增强算法[J/OL]. 煤炭科学技术, 1-10 [2026-01-26].
- [7] 王文韞,朱龙涛,黄靖龙,等. 基于U-Net和多阶段判别器的CycleGAN煤矿井下低照度图像增强方法[J/OL]. 煤炭学报, 1-15 [2026-01-26].
- [8] 孙传猛,焦斌,李宣,等. 融合对抗增强与Proxy注意力的井下低照度煤岩图像识别方法[J/OL]. 煤炭学报, 1-14 [2026-01-26].

第一作者:肖宇辰(2006.04)男汉族河北沧州本科华北理工大学图像增强 063210
华北理工大学2025年度大学生创新创业训练计划项目
(项目编号: X2025179)