

基于对数变换和多尺度特征融合的螺栓盒处图像增强

刘智光¹,杨海南¹,赵佳慧¹,王勤丛¹,赵坚^{1*},石勇²

(1. 天津城建大学 控制与机械工程学院,天津 300380;2. 广州城建职业学院 机电工程学院,广东 广州 510900)

摘要: 针对建筑机器人视觉采集装配式建筑单元的螺栓连接盒图像时存在的整体昏暗、螺栓杆处明暗不均和纹理不清晰等问题,提出了一种基于对数变换和多尺度特征融合的图像增强算法。针对螺栓连接盒整体昏暗环境,采用对数变换方法,结合 Gamma 校正对图像动态扩展优化。通过动态调整参数,提升图像在不同光照条件下的表现,恢复潜在的细节信息。引入多尺度特征融合方法,将图像在不同尺度下的信息通过动态权重分配进行融合处理,从而显著提升图像的纹理清晰度。针对螺栓杆区域,采用对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)进行强化处理。对图像进行边缘锐化和噪声抑制,确保增强的图像平滑且细节清晰。与当前主流图像增强算法进行对比,本文算法在亮度、清晰度和细节纹理上表现更优,结构相似性、峰值信噪比平均值分别提高了 5.89%和 4.73%,均方误差降低了 12.55%。

关键词: 螺栓图像增强;对数变换;多尺度特征融合;Gamma 校正;CLAHE 增强

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

Image Enhancement of Bolt Box Areas Based on Logarithmic Transformation and Multi-scale Feature Fusion

LIU Zhiguang¹, YANG Hainan¹, ZHAO Jiahui¹, WANG Qincong¹, ZHAO Jian^{1*}, SHI Yong²

(1. School of Control and Mechanical Engineering, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300380, China;

2. School of Electrical and Mechanical Engineering, Guangzhou City Construction College, Guangzhou, Guangdong 510900, China)

Abstract: To address the issues encountered in robotic visual acquisition of bolt connection box images in prefabricated building units (such as overall low brightness, uneven illumination on bolt rods, and unclear texture details), this paper proposes an image enhancement algorithm based on logarithmic transformation and multi-scale feature fusion. For the problem of overall dim lighting in bolt connection box images, a logarithmic transformation is adopted and combined with Gamma correction to optimize dynamic range expansion. By adaptively adjusting parameters, the proposed method improves image performance under varying illumination conditions and effectively recovers latent detail information. Furthermore, a multi-scale feature fusion strategy is introduced, in which image information at different scales is integrated through dynamic weight allocation, thereby significantly enhancing texture clarity. Targeted enhancement is applied to the bolt rod region using the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) to improve local contrast. In addition, edge sharpening and noise suppression techniques are employed to ensure that the enhanced images remain smooth while preserving fine details. Comparative experiments with mainstream image enhancement algorithms demonstrate that the proposed method achieves superior performance in terms of brightness, clarity, and texture detail. Specifically, the average Structural Similarity Index Measure (SSIM) and Peak Signal-to-Noise Ratio

收稿日期:2025-01-16 修回日期:2025-07-10

基金项目:天津市科技计划项目(22YDTPJC00970);2023年广东省教育厅普通高校重点领域专项项目(2023ZDZX3107)

第一作者:刘智光(1986—),男,河北秦皇岛人,博士,副教授,从事多传感器融合,机器人技术及应用研究。

*通信作者:赵坚(1966—),女,山西太原人,博士,教授,从事动态测控和智能诊断研究。

(PSNR) are improved by 5.89% and 4.73%, respectively, while the Mean Squared Error (MSE) is reduced by 12.55%.

Key words: bolt image enhancement; logarithmic transformation; multi-scale feature fusion; Gamma correction; CLAHE enhancement

螺栓连接是装配式建筑中墙、梁和柱等单元在施工过程中的主要连接形式。螺栓连接处常配有螺栓连接盒,以便紧固螺栓。当前螺栓紧固作业均依靠人工完成,存在劳动强度大、施工效率低、质量难以保证等问题,机器人代替工人拧紧螺栓是未来装配式建筑施工的发展趋势。实际施工时,螺栓连接盒常处于单元主体的底部,其内部整体亮度低、明暗不均,而螺栓紧固位置在连接盒内,严重影响机器人相机成像质量,极大削弱了紧固螺栓的成功率和施工效率。增强装配式建筑单元间螺栓连接盒图像,清晰呈现螺栓杆纹理、亮度等细节信息,对于推进机器人应用落地,促进智慧工地发展具有重要意义。

近年来,国内外学者提出多种低亮度图像增强算法。传统的增强方法主要包括直方图均衡化^[1]和基于 Retinex 理论的算法。直方图均衡化中的局部直方图均衡化^[2]、多直方图均衡化^[3]等原理简单且处理速度快,被广泛用于增强图像亮度,但对噪声较敏感,易导致图像过曝、颜色失真等^[4]。基于 Retinex 理论的算法通过在对数域分离照明分量与反射分量,并抑制照明影响,从而实现低亮度图像增强^[5]。该方法能够较好地保留图像的纹理细节和低频信息,但计算量大,难以满足实时性要求,还可能出现过度增强和颜色失真等问题。常见的 Retinex 算法包括单尺度^[6]、多尺度 Retinex 算法^[7]等。Fu 等^[8]提出了一种加权变分模型,能够更准确估计输入图像的照明分量与反射分量。随着计算机技术发展,基于深度学习的低亮度图像增强方法得到广泛应用。Lore 等^[9]提出了 LLNet 模型,通过稀疏去噪自编码器增强图像亮度,验证了深度学习方法的可行性。Wei 等^[10]提出了包含低亮度图像分解和照明分量增强的深度学习网络 RetinexNet,取得较好的增强效果,但增强图像存在较明显的噪声和颜色失真。Yue 等^[11]提出了一种深度金字塔增强网络 DPENet,可提取图像的全局、局部特征,有效地提升了图像质量,并在一定程度上缓解了噪声和颜色失真,但处理时间长,难以满足螺栓紧固机器人的实时性要求。Guo 等^[12]为避免出现过饱和问题,利用 DCE-Net 算法为 RGB 通道生成 8 条像素级二阶调整曲

线,进行迭代增强,但增强图像的噪声较为明显。

针对目前在螺栓连接盒图像增强中存在的局部特征提升不足、计算量大、泛化性差及效率低等问题,本研究面向实际装配式建筑应用环境,提出一种基于对数变换与多尺度特征融合的图像增强方法,在保证细节的同时,可减少伪影引入、突出螺栓杆形状。该方法显著提升了低亮度环境下螺栓连接盒的图像质量与细节清晰度。

1 基于对数变换和多尺度特征融合的图像增强方法

由于装配式建筑中螺栓连接盒的图像存在光照不均、细节模糊及噪声干扰等问题,传统单一的增强方法难以全面解决,因此本文采用多阶段、多方法结合的图像增强策略。

螺栓杆位于连接盒的阴影区域,图像明暗对比显著,暗部细节难以呈现,而对数变换可动态扩展暗部像素的灰度范围,显著提升亮度,同时抑制亮部区域的过曝问题。鉴于对数变换可能导致整体亮度不均和细节丢失,本文将 Gamma 校正与对数变换结合,对图像亮度进行自适应扩展与整体优化,在提升整体亮度的同时减少细节丢失。因螺栓杆所处环境亮度差异较大,单一的全局增强方法难以同时优化不同亮度区域的细节,同时可能造成图像增强过剩。因此,本文引入对比度受限自适应直方图均衡化(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE),可有效避免局部区域过度增强或细节丢失问题,增强螺栓杆区域局部对比度。因单纯的对比度增强无法平衡全局纹理信息,本文引入多尺度特征融合方法,对不同尺度信息进行加权整合,从而提升纹理清晰度并平衡特征表达。为了更清晰地展现螺栓杆的边缘特征信息,需对增强图像进行边缘锐化和噪声去除等后处理。

基于对数变换和多尺度特征融合的图像增强算法整体架构图见图 1。该算法包含 3 个模块,即基于对数变换方法的局部图像增强模块、基于多尺度特征融合方法的全局纹理增强模块和后处理模块。

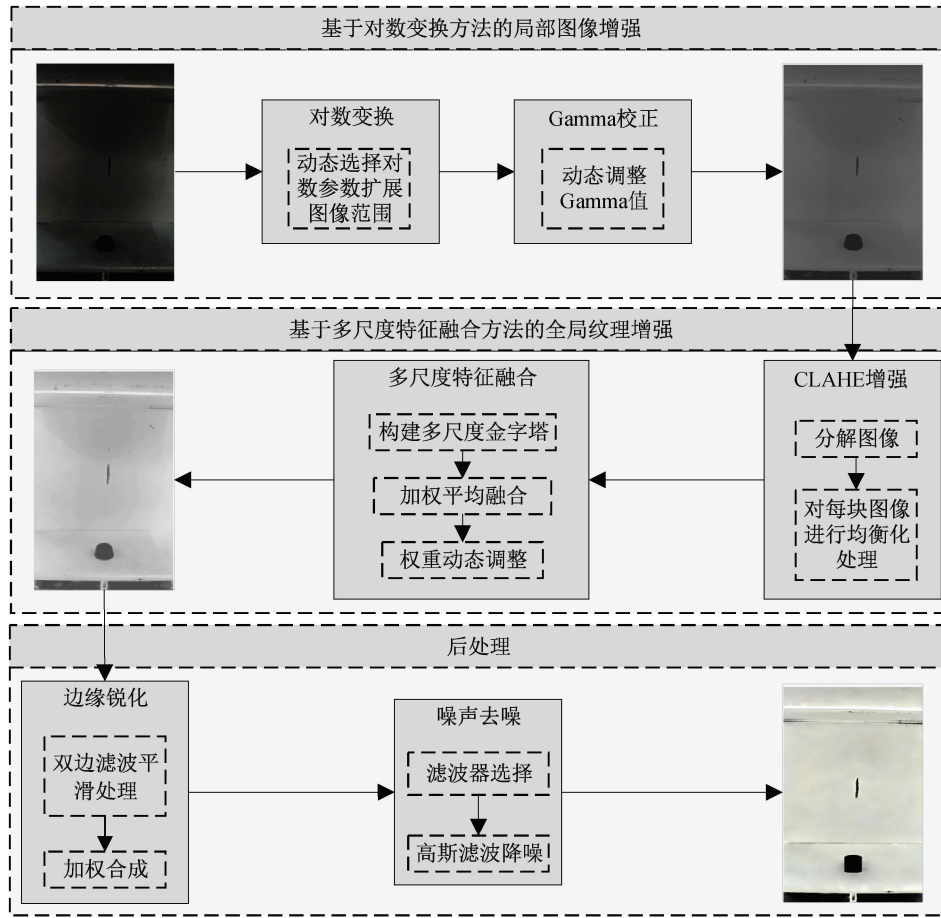


图 1 基于对数变换和多尺度特征融合的螺栓盒图像增强算法架构图

Fig. 1 Architecture of the bolt box image enhancement algorithm based on logarithmic transformation and multi-scale feature fusion

1.1 基于对数变换方法的局部图像增强

处理低亮度图像时,常用的对数变换方法可有效压缩图像的动态范围,突出低亮度区域细节。固定的对数常数和 Gamma 值可能无法适应不同图像的亮度分布。因此,本文引入动态参数调整方法。该方法根据图像的亮度分布动态调整参数,能够对图像进行合理压缩,有效保留图像细节。对数变换压缩图像亮度范围的计算见式(1),其中, α 为动态范围调整参数,可根据图像的对比值或直方图分布自适应调整^[13],其计算见式(2)。

$$I_{\log}(x, y) = \frac{c_0}{\log(1 + \alpha)} \cdot \log[1 + \alpha \cdot I(x, y)] \quad (1)$$

$$\alpha = \frac{\max(I) - \min(I)}{\text{mean}(I)} \quad (2)$$

式中: $I(x, y)$ 为原始图像的像素值; $I_{\log}(x, y)$ 为对数变换后图像像素值; c_0 为常数,用于调整增强后的图像亮度和对比度; $\max(I)$ 、 $\min(I)$ 分别为原始图像像素值的最大值和最小值; $\text{mean}(I)$ 为原始图像所有像素值的算术平均值。

Gamma 校正通过非线性映射调节图像亮度,根据图像亮度特性动态选择 Gamma 值^[14],可实现较好的亮度增强效果,见式(3)。其中, γ 为非线性亮度映射的幂指数,其动态调整依据图像的平均亮度 μ 。

$$I_{\text{Gamma}}(x, y) = 255 \cdot \left[\frac{I(x, y)}{255} \right]^{\gamma} \quad (3)$$

$$\gamma = \frac{1}{1 + e^{-\beta(\mu - \mu_0)}} \quad (4)$$

式中: $I_{\text{Gamma}}(x, y)$ 为经过 Gamma 校正后输出的图像在坐标 (x, y) 处的像素值; μ_0 为亮度阈值; β 为灵敏度参数。

1.2 基于多尺度特征融合方法的全局纹理增强

针对对数变换后的图像,为了得到螺栓杆位置的有效信息,本文采用多尺度特征融合与 CLAHE 相结合的方法对图像进行增强。

CLAHE 将图像划分为多个小区域,对每个小区域进行局部直方图均衡化,将结果拼接成最终图像。但需要注意控制对比度上限^[15],避免图像

增强过剩。局部直方图均衡化、动态调控对比度上限 C 计算见式(5)(6)。

$$H(i) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x,y} \delta[I(x,y) - i] \quad (5)$$

$$C = \kappa \cdot \text{std}(I) \quad (6)$$

式中: δ 为 Kronecker delta 函数; $H(i)$ 为图像灰度直方图函数; i 为灰度级, 取值范围 $[0, 255]$; $M \times N$ 为划分区域大小; κ 为放缩因子; $\text{std}()$ 为图像标准差。

多尺度特征融合技术^[16]通过拉普拉斯金字塔对图像进行分解, 生成多个尺度的图像, 见式(7)。为每个尺度层分配自适应权重 ω_l , 权重可依据局部梯度或对比度特性计算, 见式(8), 加权融合后的图像见式(9)。根据图像多尺度特性动态调整加权系数, 较高尺度的图像保留更多低频信息, 而较低尺度的图像则强化高频细节。通过动态调整各尺度的权重, 确保不同尺度间的平衡, 减少出现信息丢失或增强过度。

$$L_l = G_l - \text{resize}(G_{l+1}) \quad (7)$$

$$\omega_l = \frac{\|\nabla L_l\|}{\sum_{j=1}^N \|\nabla L_j\|} \quad (8)$$

$$I_{\text{fused}} = \sum_{l=1}^N \omega_l \cdot L_l \quad (9)$$

式中: L_l 为第 l 层的拉普拉斯图像; G_l, G_{l+1} 为高斯金字塔的第 $l, l+1$ 层; $\text{resize}(G_{l+1})$ 为将高斯金字塔第 $l+1$ 层放大至与第 l 层相同尺寸的结果; $\nabla L_l, \nabla L_j$ 为第 l, j 层拉普拉斯图像的梯度幅值; l, j 为求和索引变量; N 为拉普拉斯金字塔的总层数; I_{fused} 为加权融合后得到的最终图像。

1.3 后处理

后处理包括边缘锐化和抑制噪声处理。边缘锐化可提升图像清晰度和细节, 增强边缘细节, 使低亮度图像更加鲜明^[17]。本文采用加权合成的方法进行边缘锐化, 采用高斯滤波抑制噪声, 见式(10)(11)。

$$I_{\text{sharp}}(x,y) = I_{\text{original}}(x,y) + k \cdot [I_{\text{original}}(x,y) - I_{\text{blurred}}(x,y)] \quad (10)$$

$$I_{\text{gaussian}}(x,y) = \sum_{l,j} I(x+l,y+j) \cdot G(x,y) \quad (11)$$

式中: $I_{\text{sharp}}(x,y)$ 为锐化后图像像素值; $I_{\text{original}}(x,y)$ 为原始输入图像像素值; $I_{\text{blurred}}(x,y)$ 为高斯平滑后图像的像素值; $I_{\text{gaussian}}(x,y)$ 为高斯滤波后图像的像素值; k 为锐化强度系数; $G(x,y)$ 为高斯核函数。

为判断螺母是否已安装于螺栓杆, 本文采用

矩形拟合方法, 将处理后的螺栓杆不规则轮廓转化为参数化矩形模型。该方法通过引入几何约束与加权优化, 有效克服了局部变形与噪声干扰。

矩形几何模型由中心点 $c = (c_x, c_y)$ 、矩形的旋转角 θ 、半长 a 、半宽 b 唯一确定, 其边界方程见式(12), 目标函数最小化轮廓点到矩形边界的加权距离见式(13)。

$$\begin{cases} x(\phi) = c_x + a \cos \theta \cdot \text{sgn}(\cos \phi) + b \sin \theta \cdot \text{sgn}(\sin \phi) \\ y(\phi) = c_y + a \sin \theta \cdot \text{sgn}(\cos \phi) - b \cos \theta \cdot \text{sgn}(\sin \phi) \end{cases} \quad (12)$$

$$\min_{c, \theta, a, b} \sum_{g=1}^K \rho_g \cdot D(P_g, \mathfrak{R}) + \lambda (a - b)^2 \quad (13)$$

$$D(P_g, \mathfrak{R}) = \min(|n_k^T(P_g - v_k)|) \quad (14)$$

式中: ϕ 为矩形边界参数化角度, $\phi \in [0, 2\pi)$; v_k 为顶点; n_k 为法向量; ρ_g 为点置信度权重, 由边缘强度决定; K 为轮廓点的总数; λ 为正则项系数, 可抑制正方形退化; P_g 为第 g 个轮廓点的坐标; g 为轮廓点的索引; $\mathfrak{R}$ 为矩形几何模型; $D()$ 为轮廓点到矩形边界的距离。

根据螺栓杆区域图像的外形直径变化判断螺母是否存在, 若直径发生变化且与螺母尺寸相似, 则判定螺栓杆上存在螺母, 否则判定为无螺母。为优化计算效率, 本文采用并行化处理。具体来说, 图像每一层金字塔的计算均并行处理, 且 CLAHE 处理可实现多个单元同时执行, 从而缩短计算时间。

2 评价方法

本研究从主观、客观两方面对算法进行验证对比和评价。客观指标包括均方误差 (Mean Squared Error, MSE)、结构相似性 (Structural Similarity Index Measure, SSIM)、峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)^[18]。为验证算法的适用性, 本文与 LIME^[19]、Zero-DCE^[11]、DALE^[20] 算法进行对比。

MSE 用于衡量增强图像与原始图像之间的差异, 具体计算公式见文献[18]。MSE 值越小, 表示增强图像越接近原始图像。SSIM 用于衡量增强图像与原始图像在结构、亮度、对比度等方面的相似性。与 MSE 不同, SSIM 不仅关注像素级误差, 还考虑了图像的结构信息, 具体计算公式见文献[18]。SSIM 值范围为 0~1, 越接近 1 表示两幅图像越相似, 越接近 0 则表示差异越大。PSNR 为信号强度 (图像的有效信息) 与噪声 (图像误差或失真) 的比值, 可用于评价图像恢复或增强效果。PSNR 值越大, 表示图像质量越好, 计算见式(15)。

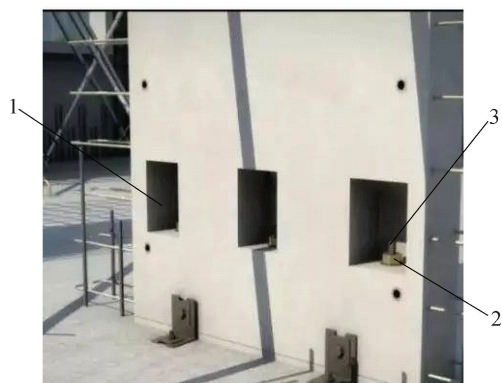
$$\text{PSNR} = 10 \cdot \lg \left(\frac{\max_l^2}{\text{MSE}} \right) \quad (15)$$

式中: $\max_l$ 为图像的最大像素值, 对于 8 位灰度图像, $\max_l = 255$ 。

3 试验及结果

3.1 试验设计

为验证本文算法在低亮度环境下螺栓连接盒图像的增强效果, 本研究搭建了如图 2 所示的试验, 设计了 3 种低亮度环境试验: 模糊不清环境、明暗不均环境和低光照环境。采集并选取 100 张具有代表性的图像, 部分图像如图 3 所示。在特定环境下开展本文算法的试验验证, 并与其他算法进行对比, 以评估其优越性和适用性。通过消融试验可分析关键步骤的重要性及对增强效果的影响。



注: 1—螺栓连接盒; 2—螺母; 3—螺栓杆

图 2 装配式建筑的螺栓紧固连接形式

Fig. 2 Bolted connection form of prefabricated buildings

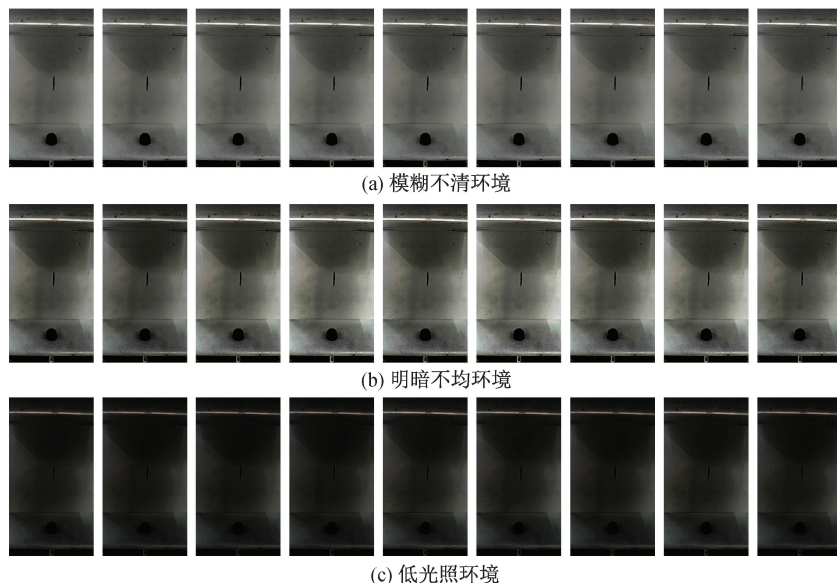


图 3 特定环境下 3 种原始低亮度图像

Fig. 3 Three original low-light images in a specific environment

3.2 不同环境下图像增强试验

图 4 为明暗不均环境下各算法增强效果。主观评估认为, 本文算法在处理明暗不均的图像时表现优异, 有效提升了图像的平均亮度, 在保留细节的同时有效减少了图像失真。拟合后的图像清楚显示矩形直径无变化, 据此可判断螺栓杆上无螺母。图 4(a) 显示, DALE 算法虽然能够提升图像的整体亮度, 但出现了明显的模糊现象, 且图像细节有较大程度丢失, 影响了图像的清晰度和质量。图 4(b) 显示, Zero-DCE 算法在亮度和清晰度方面均有所改善, 但在某些区域仍存在轻微的图像失真、无法有效消除明暗不均的问题。图 4(c) 显示, LIME 算法处理非彩色图像的效果较为有限, 图像细节和结构恢复能力较差, 难以有效应对图像的增强需求。3 个对比算法均未能清晰表达出螺母是否存在。

图 5 为模糊不清环境下各算法增强效果。本文算法在处理模糊图像时表现最为出色, 成功降低了图像模糊程度, 并最大限度地保留了图像细节, 有效减少了失真。拟合后的图像清楚显示矩形直径无变化, 据此判断无螺母。DALE 算法、Zero-DCE 算法及 LIME 算法在一定程度上改善了图像质量, 但在细节恢复、失真减少和模糊消除方面仍存在较大不足, 未达到理想的处理效果, 且未清晰表达出螺母是否存在。

图 6 为低光照环境下各算法增强效果。本文算法在处理低光照图像时表现最佳, 可有效提升图像的平均亮度, 避免了严重曝光并减少了失真和细节丢失。同样, 拟合后的图像清楚显示矩形

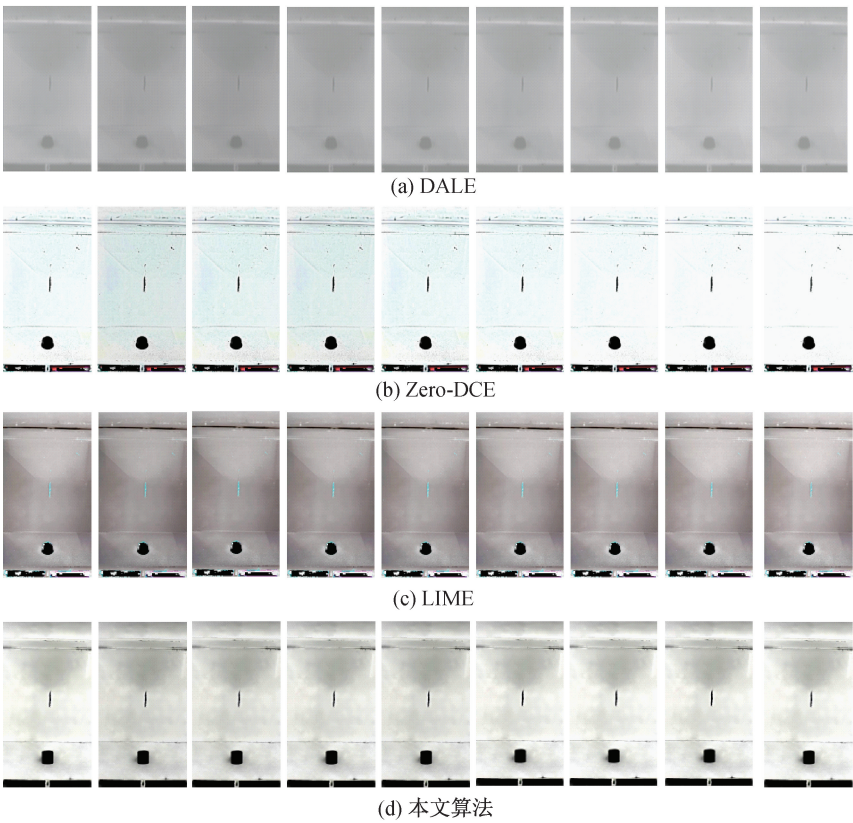


图 4 明暗不均环境下各算法增强效果

Fig. 4 Enhancement results of various algorithms in uneven brightness environments

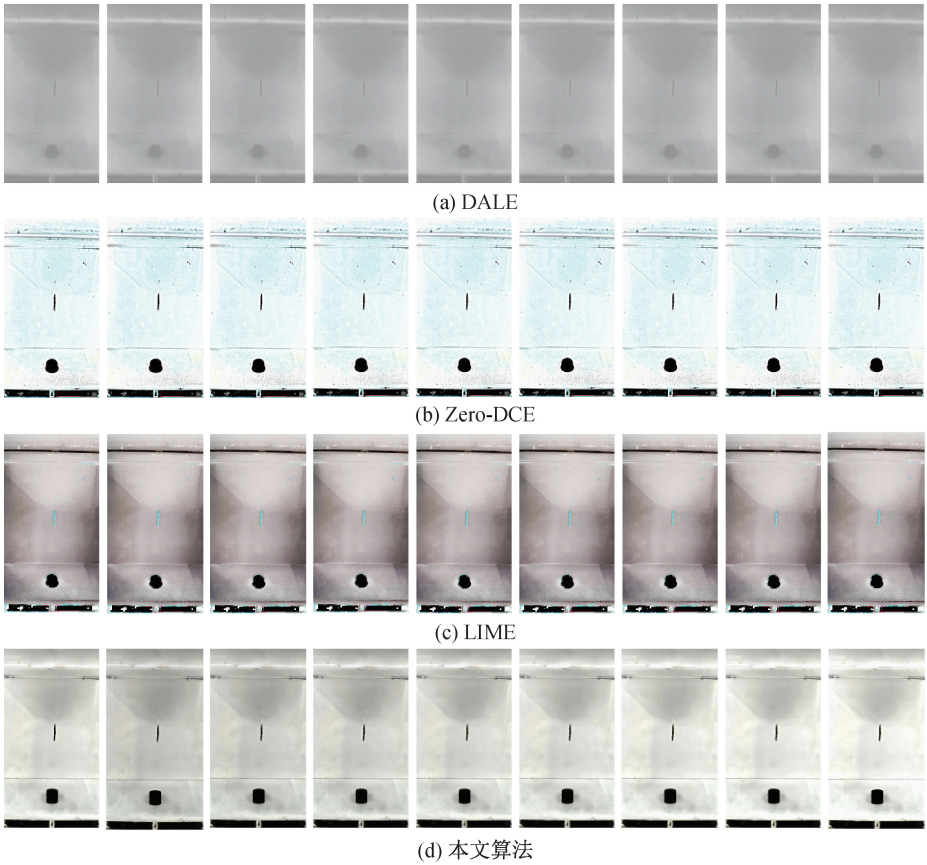


图 5 模糊不清环境下各算法增强效果

Fig. 5 Enhancement results of various algorithms in blurry environments

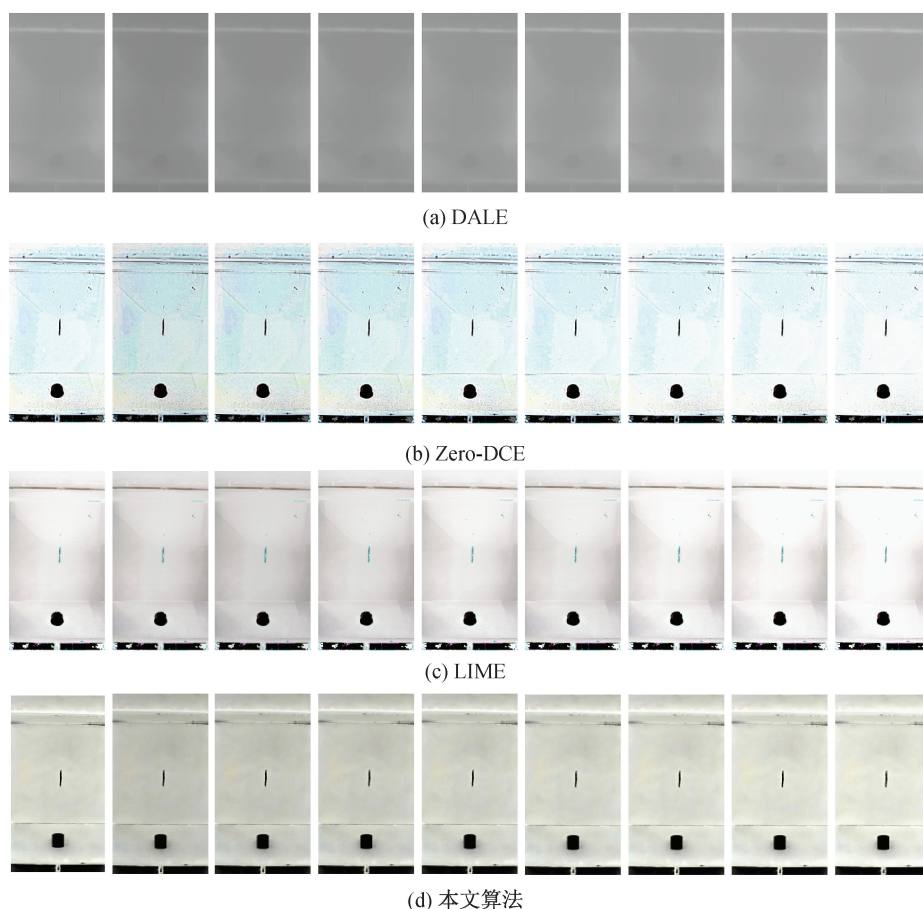


图 6 低光照环境下各算法增强效果

Fig. 6 Enhancement results of various algorithms in low-light environments

直径无变化,由此判断螺栓杆上无螺母。而 3 种对比算法尽管对低光照图像进行了一定程度的增强,但最终处理结果与其他 2 种环境问题类似,甚至有些问题更严重。具体表现为图像亮度提升不足、曝光问题未能有效解决、细节丢失和失真加剧,且 3 个对比算法未能清晰表达出螺母是否存在。

各试验环境下图像增强后对应的客观指标均值如表 1 所示。根据主观与客观试验结果分析,在

处理装配式建筑螺栓连接盒 3 种不同低亮度图像时,本文算法具有多方面优势。从主观角度来看,本文算法在保留细节、降低图像失真、提升亮度、减少模糊和判断螺母是否存在等方面优于对比算法。客观指标上,本文算法在 3 种测试环境下 PSNR、MSE、SSIM 的平均值分别为 28.69 dB、88.02、0.45,优于 LIME 算法及 Zero-DCE 算法。虽然本文算法 SSIM 的平均值比 DALE 算法降低了 0.03,但 MSE 和 PSNR 优势明显。相较于 3 种对

表 1 各环境图像增强处理后对应的客观指标均值

Tab. 1 Mean values of objective metrics after image enhancement in various environments

环境	指标	LIME	Zero-DCE	DALE	本文算法
明暗不均环境	MSE	103.29	105.62	115.39	81.86
	SSIM	0.48	0.40	0.55	0.54
	PSNR/dB	26.23	26.56	25.78	29.00
模糊不清环境	MSE	97.17	99.13	115.60	75.01
	SSIM	0.51	0.52	0.62	0.56
	PSNR/dB	26.76	27.17	27.12	29.37
低光照环境	MSE	116.52	128.18	59.11	107.20
	SSIM	0.19	0.21	0.26	0.24
	PSNR/dB	26.46	26.85	28.80	27.71

比算法,本文算法的 SSIM、PSNR 平均值分别提高了 5.89%和 4.73%,MSE 降低了 12.55%。综合主客观结果,本文算法在处理低亮度环境的图像时表现更稳定,可有效增强连接盒处的低亮度图像质量。

3.3 消融试验

为进一步验证本文算法 3 个模块对整体性能 的贡献,本节设计了消融试验。通过逐步去除或 替换算法中的关键组件,分析其对图像增强效果 的影响,进而验证模块的必要性。试验结果如图 7 所示,客观指标见表 2。

由图 7 可知,去除第一模块后,图像均出现不

同程度的细节丢失,结合表 2 客观指标,MSE、 PSNR 均较低,反映了去除第一模块带来的问题。 去除第二模块后,图像在细节亮度、对比度及全 局、局部细节平衡上均表现不佳。由表 2 可知,3 种环境下的 MSE 和 PSNR 均较低,客观上证明了 去除第二模块带来的不足。去除第三模块后,图 像表现为模糊、细节丢失程度不一。去除任何一 个模块均导致无法判断螺母是否存在。消融试 验表明,移除任意一个模块处理后的图像在亮度、清 晰度、噪声抑制和细节方面均有所下降。因此,本 文算法的各个模块在图像增强过程中均发挥了关 键作用,验证了其设计的合理性与有效性。

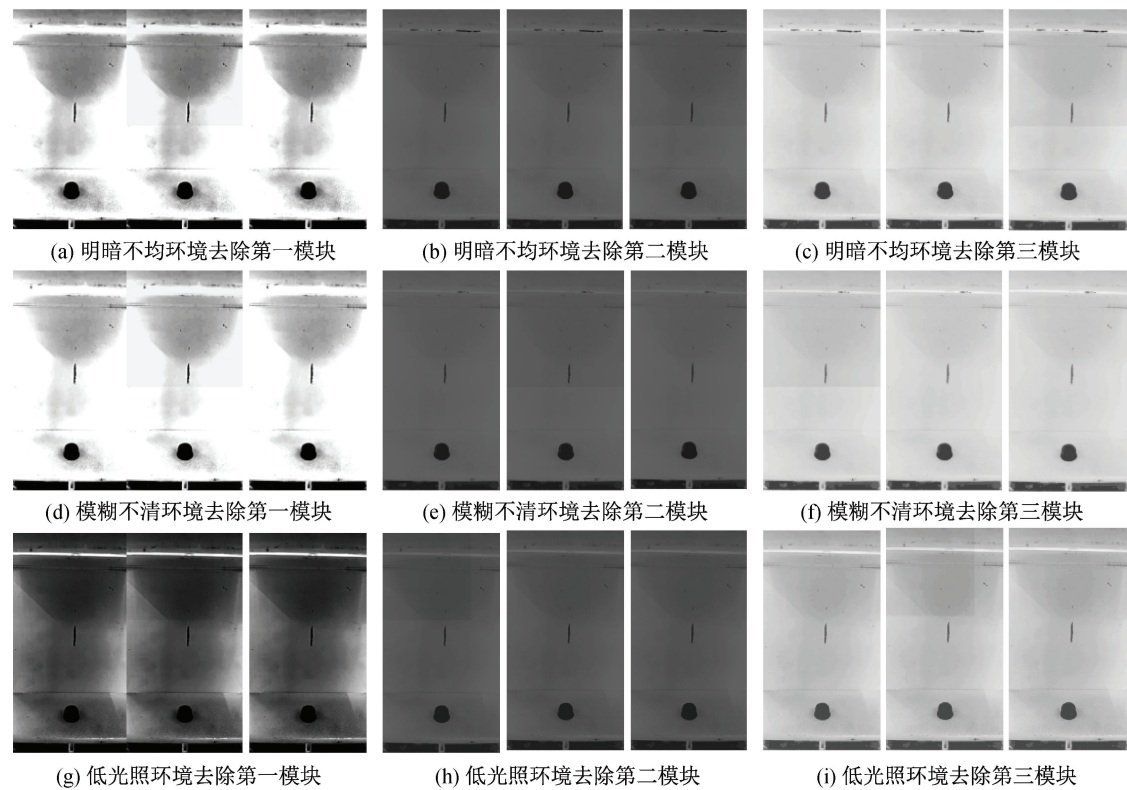


图 7 消融试验主观效果

Fig. 7 Subjective effect of ablation experiment

表 2 消融试验指标均值数据

Tab. 2 Ablation experiment metric mean data

环境	指标	去除第一模块	去除第二模块	去除第三模块	完整算法
明暗不均环境	MSE	92.92	102.45	84.46	81.86
	SSIM	0.61	0.73	0.56	0.54
	PSNR/dB	27.69	27.62	28.56	29.00
模糊不清环境	MSE	93.89	87.32	88.03	75.01
	SSIM	0.66	0.81	0.61	0.56
	PSNR/dB	28.39	28.69	28.72	29.37
低光照环境	MSE	112.54	106.49	101.42	107.20
	SSIM	0.62	0.54	0.27	0.24
	PSNR/dB	27.31	27.62	26.89	27.71

4 结论

1) 本文提出了一种基于对数变换与多尺度特征融合的图像增强方法,有效解决了低亮度环境下螺栓连接区域的明暗不均与图像模糊问题。

2) 该方法在提升图像亮度的同时,实现了细节信息的有效保留与局部纹理特征的显著增强。

3) 主客观验证与对比表明,本文方法在主观视觉效果及 SSIM、PSNR、MSE 等客观指标上均优于现有主流方法。

参考文献:

- [1] Mustafa W A, Abdul Kader M M M. A review of histogram equalization techniques in image enhancement application [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2018, 1019: 012026.
- [2] 江巨浪, 张佑生, 薛峰, 等. 保持图像亮度的局部直方图均衡算法[J]. 电子学报, 2006, 34(5): 861-866.
Jiang Julang, Zhang Yousheng, Xue Feng, et al. Local histogram equalization with brightness preservation [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5): 861-866.
- [3] Tan S F, Isa N A M. Exposure based multi-histogram equalization contrast enhancement for non-uniform illumination images [J]. IEEE Access, 2019, 7: 70842-70861.
- [4] 张雅荔, 丁少博, 李昌禄, 等. 基于同态频分聚合的低照度图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(14): 1410009.
Zhang Yali, Ding Shaobo, Li Changlu, et al. Low-light image-enhancement algorithm based on homomorphic frequency division aggregation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(14): 1410009.
- [5] 马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0210004.
Ma Hongqiang, Ma Shiping, Xu Yuelei, et al. Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0210004.
- [6] Liu Honghai, Hou Xianghua. An illumination compensation algorithm based on single-scale retinex and its application in face recognition [J]. Advanced Materials Research, 2012, 546/547: 755-759.
- [7] Li Jiafeng, Hao Shuai, Li Tianshuo, et al. RDMA: low-light image enhancement based on retinex decomposition and multi-scale adjustment [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2024, 15(5): 1693-1709.
- [8] Fu Xueyang, Zeng Delu, Huang Yue, et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 2782-2790.
- [9] Lore K G, Akintayo A, Sarkar S. LLNet: a deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement [J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 650-662.
- [10] Wei Chen, Wang Wenjing, Yang Wenhan, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement [PP/OL]. V1. arXiv (2018-08-14) [2024-10-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1808.04560>.
- [11] Yue Guanghui, Gao Jie, Cong Runmin, et al. Deep pyramid network for low-light endoscopic image enhancement [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2024, 34(5): 3834-3845.
- [12] Guo Chunle, Li Chongyi, Guo Jichang, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 1777-1786.
- [13] Gupta S, Singh A, Sharma A. Dynamic range adjustment of HDR images using adaptive method [C]//2022 IEEE 9th Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (UPCON), 2022: 1-5.
- [14] 丁毅, 李玉惠, 李勃. 基于图像不同亮度区域特征的 Gamma 矫正方法 [J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(6): 37-39+45.
Ding Yi, Li Yuhui, Li Bo. Gamma correction based on different brightness regional features for images [J]. Computer Technology and Development, 2016, 26(6): 37-39+45.
- [15] Fu Qingqing, Celenk M, Wu Aiping. An improved algorithm based on CLAHE for ultrasonic well logging image enhancement [J]. Cluster Computing, 2019, 22(S5): 12609-12618.
- [16] Qiu Xiaohua, Li Min, Zhang Liqiong, et al. Guided filter-based multi-focus image fusion through focus region detection [J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 72: 35-46.
- [17] Liu Jun, Yan Ming, Zeng Jinshan, et al. Image smoothing via gradient sparsity and surface area minimization [C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2019: 1114-1118.
- [18] Sara U, Akter M, Uddin M S. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—a comparative study [J]. Journal of Computer and Communications, 2019, 7(3): 8-18.
- [19] Guo Xiaojie, Li Yu, Ling Haibin. LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982-993.
- [20] Kwon D, Kim G, Kwon J. DALE: dark region-aware low-light image enhancement [C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2020, 2020: 196.

(责任编辑 周雪梅)