

doi: 10.7690/bgzd.2025.06.021

低分辨率激光图像边缘修复视觉传达方法

黄起才

(太原学院艺术系, 太原 030032)

摘要: 针对低分辨率激光图像边缘容易受到噪声干扰, 而导致图像边缘的临界可见偏差较低问题, 提出基于多视图融合与双边滤波的低分辨率激光图像边缘修复方法。构建低分辨率激光图像的双边滤波降噪模型, 通过深度置信度测量的方法融合多视图, 提取图像边缘特征分布集, 采用深度图模型参数融合处理方法构建图像的视觉传达模型, 根据先验边缘和纹理信息, 实现图像边缘修复, 并根据相关性自适应寻优。实验结果表明: 采用该方法能有效修复图像边缘, 将图像边缘的临界可见偏差均值提高到 28.90%, 提高了图像边缘人眼可感知点的像素点数量, 且结构相似度均值达到 0.981, 均方根误差仅为 0.004 9, 峰值信噪比达到了 49.1 dB, 运行时间均值为 4.8 s, 提高了图像边缘修复效果, 减少了运行时间。

关键词: 视觉传达; 低分辨率; 激光图像; 边缘修复; 多视图融合

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Visual Communication Method for Low-resolution Laser Image Edge Repair

Huang Qicai

(Department of Art and Design, Taiyuan University, Taiyuan 030032, China)

Abstract: In order to solve the problem that the edge of low-resolution laser image is easily disturbed by noise, which leads to a low critical visible deviation of the image edge, a low-resolution laser image edge inpainting method based on multi-view fusion and bilateral filtering is proposed. The bilateral filtering denoising model of low-resolution laser image is constructed, and the distribution set of image edge features is extracted by fusing multiple views through the method of depth confidence measurement. The visual communication model of the image is constructed by using the fusion processing method of depth map model parameters, and the image edge repair is realized according to the prior edge and texture information, and the adaptive optimization is carried out according to the correlation. The experimental results show that the proposed method can effectively restore the image edge, the average of the critical visible deviation of the image edge is increased to 28.90%, the number of pixels of the image edge that can be perceived by human eyes is increased, the average of the structural similarity is 0.981, the root mean square error is only 0.004 9, and the peak signal to noise ratio is 49.1 dB. The average running time is 4.8 s, which improves the effect of image edge inpainting and reduces the running time.

Keywords: visual communication; low resolution; laser image; edge repair; multi-view fusion

0 引言

随着 3 维激光图像成像和重建技术的发展, 在不同的分辨强度下进行激光成型处理, 实现场景信息的采集和图像辨识。在低分辨率环境下采集的激光图像受到 3 维深度相机的扰动和噪声干扰等因素的影响, 图像的采集和识别能力较差, 从而导致图像边缘信息丢失, 而现阶段的图像边缘修复方法存在一定的局限性^[1], 如修复后的图像峰值信噪比低, 方法运行时间长等问题, 相关学者深入研究了该问题^[2-3]。

文献[4]通过提取图像的分层联合双边特征量, 采用双边滤波器实现图像缺失分布补偿, 实现图像

信息修复, 该方法修复后图像的均方根误差较小, 但其对图像边缘模糊部位的修复能力不好, 并且峰值信噪比较低。文献[5]构建了边缘学习的二阶有条件的生成式对抗性模型, 该模型包含边缘生成器以及图像补全网络, 实现了图像修复。该方法的图像修复效果较好, 但其修复图像的运行时间较长。针对上述问题, 笔者提出基于多视图融合与双边滤波的低分辨率激光图像边缘修复方法。

1 图像多视图融合及双边滤波降噪

1.1 激光图像的多视图融合

为了实现对激光图像的边缘修复^[6-8], 进行激光图像的多视图融合, 具体实现流程如图 1 所示。

收稿日期: 2024-08-16; 修回日期: 2024-09-21

基金项目: 山西省社会科学联合会重点项目(SSKLZDKT2023136; SSKLZDKT2021113)

第一作者: 黄起才(1976—), 男, 山西人, 硕士。

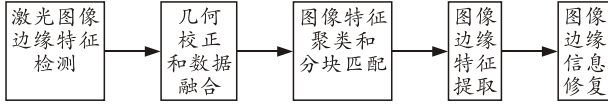


图 1 图像边缘修复实现流程

结合图像修复实现流程,采用结构连续块和多尺度变换方法^[9],构建激光图像的低分辨率视觉检测函数,得到图像检测像素分布函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b. \quad (1)$$

式中: α_i 和 α_i^* 分别为优先权计算中分解置信度项和卷积特征; $K(x_i, x_j)$ 为图像缺损标注的核函数; b 为修复过程中的图像纹理参数在缺失区域 y 中的视觉连通度水平。通过结构连续块匹配的方法,构建低分辨率激光图像的时序逻辑分量表示为 $P=\{1, \dots, P\}$ 。提取低分辨率激光图像的边缘特征分布集,通过深度图模型参数融合分析,得到图像的直觉模糊集函数为:

$$P_i(t) = \sum_{n'=1}^N \frac{A}{r} e^{-jkr} R_{in'} \frac{1}{r} e^{-ikr}. \quad (2)$$

式中: r 为已知像素值的平均值; A 为结构完全连续状态分布的聚合参数; $R_{in'}$ 为缺损区域的原始像素特征分布集; e^{-ikr} 为已知像素的位置相对应指数增益。忽略低频信息即图像背景的处理信息,得到图像的边界模糊集分配函数为:

$$P_i(t) = \frac{A}{r^2} \sum_{n'=1}^N e^{-j2kr} a_{in'} e^{j\psi_{in'}}. \quad (3)$$

式(3)表示结构连续块的聚合度,通过图像像素点的边界信息融合,在粗糙节点 N 中,将粗修复结果转换到 HSV 色彩图像中,实现激光图像的多视图融合处理,为后续激光图像修复奠定基础。

1.2 图像双边滤波处理

在完成激光图像的多视图融合后,发现图像中仍含有噪声^[10],该噪声影响后续的激光图像边缘修复效果;因此,采用多尺度变换方法将带修复的图像进行双边滤波处理,降低图像噪声。通过多尺度正交融合将图像结构信息转换为图像梯度来表示,得到样本块的优先权分布函数为:

$$ntf_{(k, N)} = 1 + \ln(1 + tf_{(k, N)}); \quad (4)$$

$$ndl = (1-s) + s * dl / \text{avgdl}; \quad (5)$$

$$idf_k = \ln(|D| + 1 / df_k + 1). \quad (6)$$

式中: t 为检测目标的置信损失分配时间点; $f_{(k, N)}$ 为所有格点的系数; s 为激光图像的干扰因子; avg 为激光图像干扰噪声的均值。设计联合双边滤波器,

表示为:

$$\hat{w}_j^k = \begin{cases} \text{sign}(w_j^k) (|w_j^k| - \beta \cdot T_j), & \text{if } |w_j^k| \geq T_j, \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

$$j=1, 2, \dots, J+1.$$

式中: w_j^k 为高待修复区域的边缘像素点映射序列;

$\beta = e^{-m \times ((w_j^k)^2 - T_j^2) / T_j}$ 为高置信度像素的边界频点; T_j 为不同干扰频偏因子,通过激光图像的双边滤波,进一步获取高精度的 3 维深度图,得到边缘细节参数检测的模糊度分布集 $H(f)$:

$$H(f) = u(t - \tau_0) \exp[j\omega_d(t - \tau_0)]. \quad (8)$$

式中: τ_0 为不预先设定的阈值的门限因子; ω_d 为推导出门限因子。将门限因子低于阈值的判定为低置信度像素,得到图像滤波输出:

$$tf_{(\text{search}, p_1)} n'' dl = 0.8 + 0.2 \times 6 / \text{avgdl}; \quad (9)$$

$$idf_{\text{search}} = \ln((6+1) / (3+1)); \quad (10)$$

$$M_{(\text{search}, p_1)} = \frac{tf_{(\text{search}, p_1)}}{n'' dl} * idf_{\text{search}}. \quad (11)$$

式中: avgdl 为像素级别的深度修复动态均值; f_{search} 为高置信度像素到低置信度像素的寻优参数; n'' 为前置门限; d 为第 i 个滤波器窗口的加权函数; l 为分层联合双边滤波参数。根据图像滤波结果,结合边缘细节特征提取实现图像边缘修复^[11]。

2 激光图像边缘修复方法优化

2.1 图像边缘细节特征提取

在完成图像多视图融合及双边滤波降噪后,为进一步提高图像修复效果,需提取图像边缘细节特征。在图像边缘细节特征提取过程中,采用分块区域融合方法,结合分层联合匹配建立图像边缘细节特征提取模型,提取低分辨率激光图像的边缘特征分布集^[12],通过深度图模型参数融合处理方法构建低分辨率激光图像的视觉传达模型,得到置信度像素的权重值分布矩阵为:

$$\begin{pmatrix} t \\ \text{BER} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_k - f(x_{k-1}) \\ y_k - h(x_k) \end{pmatrix}. \quad (12)$$

式中: t 为低置信度像素分配零权重的时延参数; BER 为修复误差率; x_k 为图像像素检测的时间间隔; y_k 为模糊隶属度。

通过置信度测量机制,结合组合特征分布,构建联合特征匹配集为 B_0 ,在大空洞、大噪声区域,得到约束特征集的信息强度平均值表示为:

$$AV_m(r) = \sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} \ln R_m(r, i) / (N - (m-1)\tau)。 \quad (13)$$

式中： $R_m(r, i)$ 为 r 处像素的深度值； i 下标为边缘模糊和纹理特征点。在采样深度图和给定的低分辨率分布集中：

$$\Omega = \left\{ \begin{array}{l} \bar{x} \in s \mid g_j(\bar{x}) \leq 0, j=1, \dots, l \\ h_j(\bar{x}) = 0, j=l+1, \dots, p \end{array} \right\}。 \quad (14)$$

式中： $\bar{x}$ 为全局影像遍历的特征分布集； s 为综合半方差分布邻域； $g_j(\bar{x})$ 为第 j 个像素点中地物的纹理和细节信息； l 为属性空间分割特征值； $h_j(\bar{x})$ 为最佳属性参数跳变值； p 为子影像局部方差，根据相邻像素的像素索引号检测，结合置信度分析，实现图像边缘细节特征提取^[13]。

2.2 图像边缘修复视觉传达

以上述提取的图像边缘细节特征为基础，根据激光图像的先验边缘信息和纹理信息，实现图像的边缘修复和动态补缺处理^[14]。建立在大空洞、大噪声区域等低置信度区域的修复，得到 qj 处像素的深度值为：

$$E_{\text{Snake}} = \sum_0^{N'-1} [E_{\text{int}}(vi) + E_{\text{ext}}(vi)]。 \quad (15)$$

式中： $E_{\text{int}}(vi)$ 为边缘模糊度的自适应估计参数值； $E_{\text{ext}}(vi)$ 为通过加权平均值对缺失像素进行插值的局部方程； N' 为分割斑块的样本数。采用采样深度图融合的方法，结合采样深度图结果，通过半方差变差分析，得到激光图像的边缘细节特征修复输出的视觉传达图像，表示为：

$$W_u = \begin{bmatrix} \cos(a) & -\sin(a) & 0 \\ \sin(a) & \cos(a) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。 \quad (16)$$

式中 a 为当前像素类别分布的形态学维度。提取深度修复的局部采样放大图，采用深度退化模型实现图像修复点聚类，表示为：

$$\min \quad \bar{y} = \bar{f}(\bar{x}) = (f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_m(\bar{x}))。 \quad (17)$$

式中： $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \subset \mathcal{H}^n$ 为当前像素类别、权重值的残差； $\bar{y} \in Y \subset \mathcal{H}^m$ 为邻域 Ω 中的像素； Y 为图像梯度值。综上分析，结合时间和空间相关性实现图像边缘修复过程中的自适应寻优^[15]。

3 仿真测试

实验建立在 Matlab 仿真软件基础上，图像数据

集为 Laser Places2 数据集，对激光图像采样分为 6 个多光谱波段，对采样 220×110 和 160×145 的修复区域进行局部放大处理，图像边缘轮廓特征点匹配参数为 $\lambda_1=0.34$ ， $\lambda_2=0.65$ ，各个波段的图像模型分布参数如表 1 所示。

表 1 各个波段的图像模型分布参数

波段类别	边缘尺度/pixel	匹配度/%	水准残差/cm
1	0.270	5.026	3.702
2	0.282	5.126	3.952
3	0.279	5.165	4.058
4	0.271	4.946	3.896
5	0.279	5.022	3.832
6	0.270	5.026	3.702

将波段 1 和波段 2 的图像设置为第 1 组图像 Art1，波段 3 和波段 4 图像设置为第 2 组图像 Art2，波段 5 和波段 6 图像设置为第 3 组图像 Art3。根据表 1 的图模型参数分布，采用本文中方法实现对低分辨率的激光图像修复仿真，给出原始彩色图像如图 2 所示。

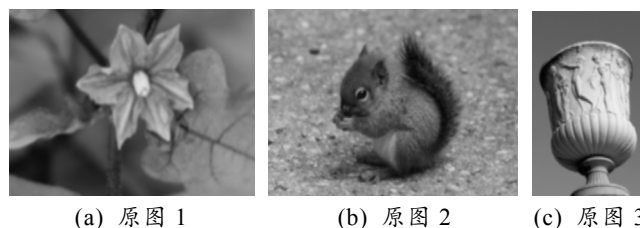


图 2 原始彩色图像

在确定实验对象后，设置实验参数数值，如表 2 所示。

表 2 参数设置

参数	数值	参数	数值
b	0.823	τ_0	0.389
A	0.628	l	1.724
S	0.463	n	0.596

在完成上述实验准备后，以图 2 的 3 幅图像为测试对象，采用本文中方法实现激光图像转化，构建深度退化模型，通过深度置信度测量的方法实现对激光图像的 3 维深度立体匹配和多视图融合处理，得到深度图，如图 3 所示。

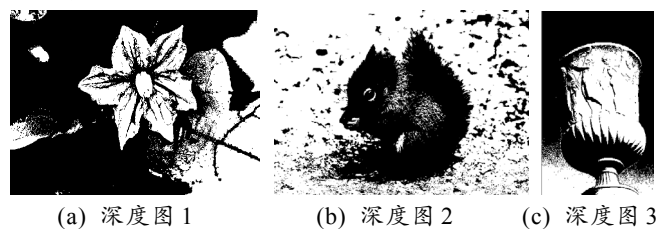


图 3 深度图

在激光图像深度图融合基础上，实现图像边缘修复，得到图像修图结果，如图 4 所示。



(a) 修复后图 1 (b) 修复后图 2 (c) 修复后图 2

图 4 图像边缘修复测试结果

分析图 4 得知：本文中方法通过图像降噪和双边滤波，实现了对激光图像的高质量、高分辨率的深度图重构和修复。在数字图像中，边缘是像素值发生急剧变化的区域。边缘锐度通过量化这种变化的剧烈程度来表示边缘的清晰程度。根据上述图像获取不同图像的边缘锐度，结果如表 3 所示。

表 3 不同图像的边缘锐度 像素

图像	修复前	修复后
1	5.2	8.5
2	4.8	7.9
3	4.5	7.2

根据表 3 数据可知：所有的图像(图像 1、图像 2 和图像 3)，修复后的边缘锐度数值均高于修复前。这表明本文中方法在提高图像边缘锐度方面是有效的。意味着修复后的图像边缘更加清晰，像素值在边缘处的变化更加剧烈。

在上述实验的基础上，分析本文中方法、文献[4]方法和文献[5]方法的临界可见偏差(just noticeable difference, JND)。JND 是视觉辨别能力的重要参数，利用该参数可以得到图像的有效感知像素点占图像总体像素的比例，从而比较图像边缘修复前后该比例的变化情况，定量地分析图像边缘修复效果。JND 的计算公式为：

$$\text{JND} = \frac{R_0}{R_1} * 100\% .$$

(18)

式中： R_0 为有效感知像素点数量； R_1 为像素点总数量。

根据上述公式获取不同方法的 JND，结果如表 4 所示。

表 4 不同方法的临界可见偏差 %

图像	原始图像	文献[4]方法	文献[5]方法	本文中方法
1	21.04	25.22	26.17	28.72
2	18.93	23.76	24.21	29.31
3	22.75	25.38	23.94	28.66
均值	20.91	24.79	24.77	28.90

根据表 4 数据可知：3 种方法的临界可见偏差与原始图像相比，均得到了提升，其中文献[4]和文献[5]提高了 3.00% 以上，而本文中方法提高了 7.00% 以上，比文献[4]和[5]方法提高了 4.00% 以上。由此可知：本文中方法有效提高了临界可见偏差，从而提高了人眼可感知点的像素点数量，适合实际

应用中的图像边缘修复的要求。

修复图像边缘后，还需要分析修复图像的边缘与原图像的结构是否相似，仅使图像变得清晰，无法有效说明该方法的有效性；因此，以结构相似度为衡量指标，进一步验证该方法的性能，其计算公式为：

$$\text{SSIM} = [I(W_u, G) * C(W_u, G) * S(W_u, G)]^\omega .$$

(19)

式中： $I(W_u, G)$ 为亮度相似性； $C(W_u, G)$ 为对比度相似性； $S(W_u, G)$ 为结构相似性； G 为原图像； ω 为取值在 0 到 1 之间的权重常数，用于平衡亮度、对比度和结构相似性的重要性。基于式(19)，得到不同方法的结构相似度结果，如表 5 所示。

表 5 不同方法的结构相似度

图像	文献[4]方法	文献[5]方法	本文中方法
1	0.931	0.945	0.982
2	0.912	0.931	0.980
3	0.920	0.919	0.982
均值	0.921	0.932	0.981

根据表 5 数据可知：本文中方法的图像结构相似度均值达到了 0.981，而文献[4]和[5]方法的结构相似度均值仅为 0.921 和 0.932。相比可知：本文中方法的结构相似度均值提高了 0.049 以上，说明本文中方法修复后的图像质量更好，其与原图的相似度更高。

测试不同方法进行图像修复的均方根误差 RMSE 和峰值信噪比 PSNR，计算公式为：

$$\text{MSE} = [(Z_1 - \bar{Z})^2 + (Z_2 - \bar{Z})^2 + \cdots + (Z_Q - \bar{Z})^2] / Q ;$$

(20)

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} ((2^G - 1)^2 / \text{MSE}) ;$$

(21)

$$\text{RMSE} = \text{MSE}^{0.5} .$$

(22)

式中： $\bar{Z}$ 为真实值； Z_Q 为观测值； Q 为图像数量； G 为采样值比特数；MSE 为原图像与修复图像之间的均方误差。

取第 1 组图像 Art1 为例，首先通过式(20)得到均方误差，并且计算均值，得到的数据如表 6 所示，并且绘制均方误差均值变化曲线，如图 5 所示。

表 6 不同方法的均方误差

迭代次数	文献[4]方法	文献[5]方法	本文中方法
1	0.141	0.164	0.098
2	0.138	0.158	0.084
3	0.130	0.152	0.082
4	0.126	0.150	0.081
5	0.124	0.143	0.079
6	0.122	0.140	0.077
7	0.118	0.137	0.075
8	0.114	0.136	0.074
9	0.112	0.134	0.072
10	0.110	0.130	0.070
均值	0.124	0.144	0.079

根据表 6 可知:不同方法的均方误差均值不同。具体来看,本文中方法的均方误差均值为 0.079,文献[4]和[5]方法的均方误差均值分别为 0.124 和 0.144,本文中方法的均方误差均值比文献方法低了 0.045 以上,说明本文中方法有效降低了均方误差。

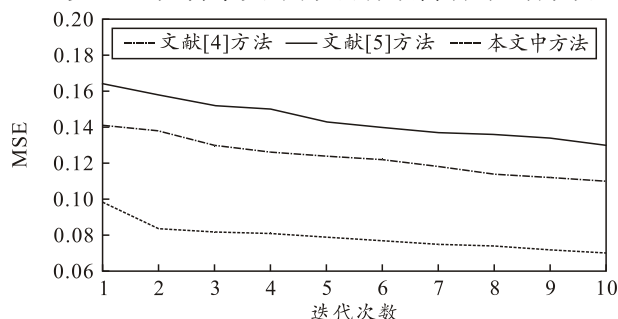


图 5 均方误差变化

而根据图 5 可知:不同方法的均方误差均随着迭代次数的增加而降低,在第 10 次迭代的时候,3 种方法均方误差均达到最低,并且本文中方法的均方误差曲线整体低于文献方法的均方误差曲线,说明本文中方法的均方误差最低,该方法具备了一定的有效性。

将上述获取的均方误差 MSE 数据代入式(21)和(22),得到均方根误差 RMSE 和峰值信噪比 PSNR,以文献[4]和[5]方法为对比方法,不同方法的对比结果如图 6 和 7 所示。

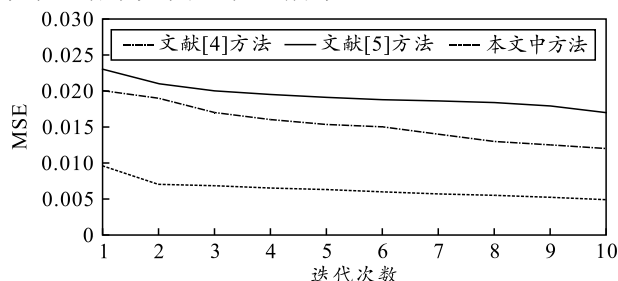


图 6 RMSE 性能指标测试

分析图 6 得知,采用 3 种方法进行低分辨率激光图像边缘修复的均方根误差(RMSE)均随着迭代次数的增加而降低,与均方误差变化趋势相似,详细分析可知,本文中方法在 10 次迭代时的均方根误差为 0.004 9,文献[4]和[5]方法的均方根误差分别为 0.012 0 和 0.017 0,说明本文中方法的均方根误差也低于文献[4]和[5]方法,进一步验证了该方法的低分辨率激光图像边缘修复效果较好。

由图 7 可知:3 种方法的信噪比(PSNR)随着迭代次数的增加而增大,信噪比均呈现增加的趋势,但是本文中方法的信噪比曲线整体高于文献[4]和[5]方法。其中本文中方法峰值信噪比在第 10 次迭

代时达到了 49.1 dB,对比文献[4]和[5]方法数值分别为 44.7 和 45.6 dB,说明所设计方法图像修复的信噪比较高,即图像质量较好。

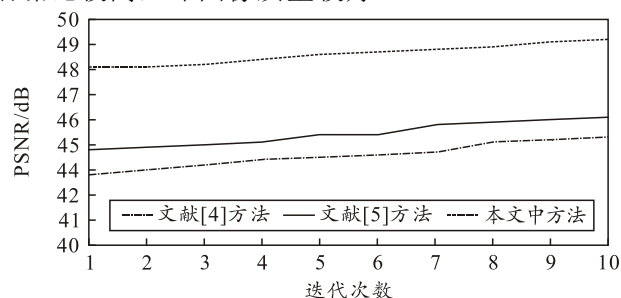


图 7 PSNR 性能指标测试

为进一步验证本文中方法的实际应用性能,以算法运行时间作为实验指标,反映方法修复图像的效率,该指标通过计算机自带软件自动统计。不同方法的算法运行时间测试结果如表 6 所示。

表 6 运行时间测试 s

测试激光图像	文献[4]方法	文献[5]方法	本文中方法
Art1	10.5	7.2	4.7
Art2	14.5	9.3	5.1
Art3	9.8	8.4	4.5
均值	11.6	8.3	4.8

分析表 6 可知:本文中方法的运行时间较短,运行时间均值仅为 4.8 s,而文献[4]和[5]方法的运行时间均值分别为 11.6 和 8.3 s。由此可知,本文中方法的修复图像运行时间最短,有效减少了运行时间,提高了修复效率。

4 结论

为构建优化的低分辨率激光图像边缘修复模型,提高激光图像的视觉传达能力,笔者提出基于多视图融合与双边滤波的低分辨率激光图像边缘修复方法。采用深度置信度测量的方法实现对激光图像的 3 维深度立体匹配,完成视图融合,引入双边滤波,降噪处理图像,根据图像滤波结果,结合边缘细节特征提取实现图像边缘修复。由分析结果得知:该方法有效修复了激光图像边缘,将图像边缘的临界可见偏差提高到 28.90%,并且均方误差均值 0.079,均方根误差仅为 0.004 9,峰值信噪比达到了 49.1 dB,修复激光图像的运行时间仅为 4.8 s。与对比方法相比,该方法在激光图像边缘修复方面表现出了较好效果,应用价值更高。

参考文献:

- [1] 姜艺,胥加洁,柳絮,等.边缘指导图像修复算法研究[J].计算机科学与探索,2022,16(3):669-682.

- [2] 郑雅茹. 基于数学形态学算法的遥感图像边缘去噪方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2022(5): 36-39.
- [3] LIANG B, JIA X X, LU Y. Application of Adaptive Image Restoration Algorithm Based on Sparsity of Block Structure in Environmental Art Design[J]. Complexity, 2021, 2021(6): 1-16.
- [4] 万琴, 朱晓林, 陈国泉, 等. 分层联合双边滤波的深度图修复算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(6): 184-190.
- [5] 康晓凤, 厉丹, 朱安琪. 基于边缘 GAN 的图像修复算法[J]. 电子器件, 2022, 45(5): 1116-1122.
- [6] ZHAO J, LI J M, ALZHRANI A K, et al. Research On Stochastic Fuzzy Differential Equations In Multiple Blurred Image Repair Models[J]. Fractals: An interdisciplinary journal on the complex geometry of nature, 2022, 30(2): 1-10.
- [7] 范钊. 激光边缘图像局部模糊特征修复研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(7): 80-84.
- [8] SUN Z P, LI F B, CHEN W J, et al. Underwater image processing method based on red channel prior and Retinex algorithm[J]. Optical Engineering, 2021, 60(9): 1-12.
- [9] 许长青, 陈振杰, 侯仁福. 融合不精准先验知识的 Landsat 8 OLI 影像深度学习分类方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(12): 3550-3557.
- [10] 万小红, 郝蕊洁. 复杂高光谱图像噪声去除数学模型的设计研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(12): 113-116.
- [11] 石浩德, 陈明举, 侯劲, 等. 基于人脸结构信息引导的人脸图像修复网络[J]. 液晶与显示, 2023, 38(2): 245-255.
- [12] 孙琪, 翟锐, 左方, 等. 基于部分卷积和多尺度特征融合的人脸图像修复模型[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(2): 304-312.
- [13] 刘栋斌, 王慧琴, 王可, 等. 基于内容风格迁移的残缺稀疏文字图像盲修复方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(24): 106-117.
- [14] 黄凌锋, 董峰, 傅雨田. 基于成像系统姿态信息的分时积分图像偏移修复[J]. 光学学报, 2022, 42(24): 121-130.
- [15] 徐成桂, 徐广顺. 基于数学形态学的非规则缺失图像修复仿真[J]. 现代电子技术, 2023, 46(1): 59-63.
- *****
- (上接第 97 页)
- [13] MURATA T. Petri Nets: Properties, Analysis and Applications[J]. Proc IEEE, 2010, 77(4): 541-580.
- [14] AALST W M P V D. The Application of Petri Nets to Workflow Management[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 1998, 8(1): 21-66.
- [15] JENSEN K. Coloured Petri Nets. Basic Concepts, Analysis Methods and Practical Use. Volume 3: Practical Use[J]. Springer Publishing Company, Incorporated, 1996, 3(1): 2-18.
- [16] JENSEN K. Coloured Petri Nets: Basic Concepts, Analysis Methods and Practical Use, Vol. 2[M]. Springer-Verlag, 1995.
- [17] 吴哲辉. Petri 网导论[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [18] 袁崇义. Petri 网原理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [19] 尉玉峰, 阚树林, 任漪舟, 等. 基于 Petri 网的复杂制造系统故障树分析[J]. 机械设计与制造, 2010(7): 192-194.
- [20] 张建强, 张涛, 郭波. 基于 Petri 网的维修保障流程多层次仿真模型研究[J]. 兵工自动化, 2003, 22(4): 14-17.
- [21] 江式伟, 吕卫民, 冯浩源. 基于时间 Petri 网的装备体系可靠性建模与仿真[J]. 系统工程与电子技术, 2013(4): 225-229.
- [22] 邢志伟, 魏志强, 罗谦, 等. 基于着色时间 Petri 网的航班保障服务建模方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(5): 1064-1069.
- [23] 陈云翔, 李岩, 蔡忠义, 等. 基于 HTCPN 的飞机维修保障资源配置方法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(9): 2130-2139.
- [24] 陈庆虎. ECRS 流程改善方法在半潜平台船体制造中的应用研究[J]. 天津科技, 2022, 49(2): 43-46.
- [25] 郭之俊, 王瑛, 孙贇, 等. 基于 MDP-GERT 的航空装备维修保障流程优化研究[J]. 航空工程进展, 2019, 10(6): 787-793.