

# 基于可变结构深度学习的激光图像多尺度增强

狄立<sup>1</sup>, 王 荣<sup>1</sup>, 刘善峰<sup>2</sup>, 王万欣<sup>3</sup>, 毛万登<sup>2</sup>

(1. 国网河南省电力公司, 河南 郑州 450000; 2. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450000;  
3. 河南九域腾龙信息工程有限公司, 河南 郑州 450000)

**摘要:** 为了避免传统图像增强方法在应对多尺度图像增强需求时存在的明显弊端, 本研究设计了一种基于可变结构深度学习的激光图像多尺度增强。该方法构建了一个可变结构深度学习模型, 在生成网络模块中, 采用加权最小二乘滤波器对图像进行滤波处理和分解; 通过自适应增强技术提升图像的细节层; 随后, 将细节层与基础层融合, 并通过卷积神经网络的反卷积层进行重构。在判别网络模块中, 利用 PatchGAN 结构来判别生成图像与目标图像的真实性, 并通过损失函数的叠加训练反复优化, 以实现激光图像的增强。实验结果显示, 该方法不仅有效保持了图像的边缘与细节, 而且实现了全局平滑细腻的效果, 显著提升了图像的对比度和清晰度, 同时在各项客观评价指标上均表现出色。

**关键词:** 激光图像; 滤波器; 分层; 自适应增强; 生成对抗网络; 增强

**中图分类号:** TP391; TP751 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2025.010

## Multi-scale enhancement of laser images based on variable structure deep learning

DI Li<sup>1</sup>, WANG Qi<sup>1</sup>, LIU Shan-feng<sup>2</sup>, WANG Wan-xin<sup>3</sup>, MAO Wan-deng<sup>2</sup>

(1. State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450000, China;  
2. State Grid Henan Electric Power Company Electric Power Science Research Institute, Zhengzhou 450000, China;  
3. Henan Jiuyu Tenglong Information Engineering Co., LTD, Zhengzhou 450000, China)

**Abstract:** In order to avoid the obvious drawbacks of traditional image enhancement methods in addressing the demand for multi-scale image enhancement, a laser image multi-scale enhancement based on variable structure deep learning is designed in this paper. Firstly, a variable structure deep learning model is constructed, and in the generative network module, a weighted least squares filter is used to filter and decompose the image. Then, the detail layer of images is enhanced through adaptive enhancement technology. Subsequently, the detail layer is fused with the base layer and reconstructed through the deconvolution layer of the convolutional neural network. In the discrimination network module, the PatchGAN structure is used to distinguish the authenticity of the generated image and the target image, and repeated optimization is achieved through the superposition training of the loss function to enhance the infrared laser image. The experimental results show that this method not only effectively preserves the edges and details of the image, but also achieves a global smooth and delicate effect, significantly improving the contrast and clarity of the image, and at the same time performs well in all the objective evaluation indicators.

**基金项目:** 变电站四足巡检机器人平台关键技术研究项目 (No. 豫电经研[2022]205号) 资助。

**作者简介:** 狄立 (1987-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为数字化发展规划、电网数字化转型、网络和数据安全等。

E-mail: dushan32481626@163.com

**通讯作者:** 刘善峰 (1986-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为人工智能与大数据等。E-mail: dushan32481626@163.com

**收稿日期:** 2024-06-18

**Keywords:** laser imaging; filter; multi scale stratification; adaptive enhancement; generate adversarial networks; multi-scale enhancement

## 1 引言

激光图像是一种使用激光光源所拍摄的图像。由于光的波长比可见光长,因此能够透过某些可见光不能透过的材料,从而在拍摄时可以获得更多有用的信息<sup>[1]</sup>。激光图像在工业检测和医疗影像等领域都有广泛的应用<sup>[2]</sup>。由于光的波长较长,在获取激光图像时,对相机和镜头具有一定的要求,并且在激光图像的采集过程中容易受到环境等干扰,影响图像的质量和清晰度。增强是一种图像处理方法<sup>[3]</sup>,它通过结合不同尺度的图像信息,使图像的细节和特征更加突出,提高图像的可读性和可视性。为了使获取的激光图像可以更好地满足应用需求,增强图像质量具有重要意义<sup>[4]</sup>。

近年来,很多专家和学者对激光图像增强方法进行了研究。如魏然<sup>[5]</sup>等人提出一种基于改进的Retinex图像增强方法,通过引导滤波器估计图像的入射分量,并依此求出反射分量,降低图像噪声,结合自适应性灰度和非线性曲线对图像的入射分量拉伸和对反射分量校正,实现图像的增强。但是该方法的细节保留效果不佳。宋蕊<sup>[6]</sup>等人提出一种改进量子粒子群的图像增强方法,建立包含主层和次层的粒子群分层空间,分别在不同层的空间进行粒子信息学习,通过镜像更新量子旋转门,并通过梯度法对其进行角度调整,再分离图像的高频信息和低频信息,实现图像的增强。但是该方法增强图像后的部分细节缺失。高瑞鹏<sup>[7]</sup>等人将热场分布规律与直方图均衡化图像增强算法相结合,设计了一种图像增强方法,但是该方法增强图像后,其清晰度未达到预期。Tolie H F<sup>[8]</sup>等人以深度学习算法为核心,提出了一种基于深度学习的图像增强方法,但是该方法存在清晰度增强效果较小的问题。Zhang L<sup>[9]</sup>等人提出一种多通道相位激活和多约束暗通道先验(MMDCP)方法的图像增强方法,通过积分相位调整高斯核函数在傅里叶变换频域进行亮度通道优化,并且结合强度、亮度和颜色约束改进暗通道先验去模糊算法,纠正重建图像中的过度曝光问题和颜色偏移等问题,从而提高图像质量。但是该方法在应用过程中存在对比度提升效果差的问题。

可变结构深度学习(Generative Adversarial Net-

works, GAN)能够有效地处理不同尺度的图像信息<sup>[10]</sup>,在激光图像的增强中,通过结合信息,可以更好地抑制噪声,提高图像的鲁棒性和稳定性;根据不同的任务需求和学习目标,自适应地调整网络结构和参数,在保证处理效果的前提下,提高激光图像的精度和视觉效果<sup>[11]</sup>,因此,本文研究了基于可变结构深度学习的激光图像增强方法,实现图像质量的增强。

## 2 激光图像增强方法设计

### 2.1 可变结构深度学习网络结构设计

生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)是一种可变结构深度学习模型<sup>[12]</sup>,由生成网络模块和判别网络模块组成。将GAN应用于激光图像的增强中,可以灵活地控制生成的激光图像尺度,并且通过训练学习到激光图像数据的内在规律和结构,从而生成高质量的激光图像,增强图像质量<sup>[13]</sup>。基于GAN的激光图像增强结构如图1所示。

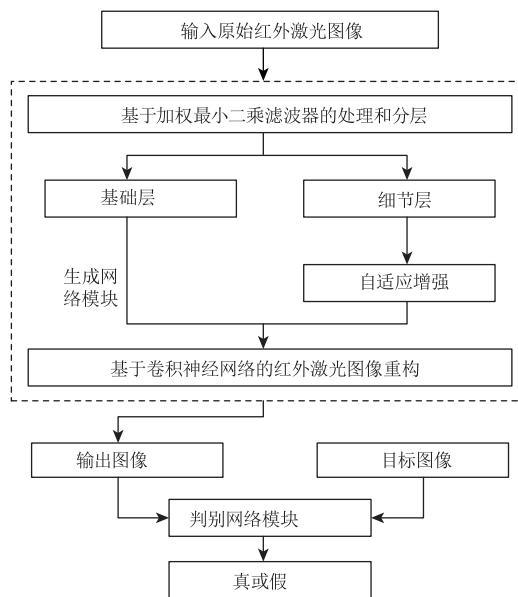


图1 基于GAN的激光图像增强结构

Fig.1 Structure of infrared laser image enhancement based on GAN

### 2.2 生成网络模块设计

#### 2.2.1 基于加权最小二乘滤波器的激光图像分层

加权最小二乘滤波器可以对激光图像进行不同尺度的细节提取,对于激光图像的细小边缘和陡峭边缘,能够平衡边缘的取舍,为激光图像的分层和增

强提供了支持<sup>[14]</sup>。假设一幅激光图像为  $m$ ，在二维空间坐标系中，对  $m$  进行模拟生成一幅新的激光图像  $n$ ，其坐标系如图 2 所示。

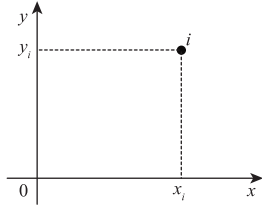


图2 激光图像坐标系

Fig. 2 Infrared laser image coordinate system

图中的  $i$  像素点， $x, y$  为二维空间横纵坐标轴。使激光图像  $n$  与  $m$  尽可能的一样，并且在平坦区域足够平滑，激光图像  $n$  可用公式表示为<sup>[14]</sup>：

$$\varepsilon_{wls}\{n\} = \sum_i \left\{ (n_i - m_i)^2 + \lambda (w_{x,i}(m) \cdot \left(\frac{\partial n}{\partial x}\right)_i^2 + w_{y,i}(m) \cdot \left(\frac{\partial n}{\partial y}\right)_i^2) \right\} \quad (1)$$

其中， $\varepsilon_{wls}\{n\}$  表示使右边加权最小二乘和式达到最小值时的  $n$  值； $\lambda$  是对激光图像的平滑性和相似度进行调整的比重； $i$  表示激光图像的像素点坐标； $(n_i - m_i)^2$  表示  $m$  与  $n$  之间的相似度； $w_{x,i}$  表示利用  $m$  在  $x$  轴上建立的权重系数； $w_{y,i}$  表示利用  $n$  在  $y$  轴上建立的权重系数； $\left(\frac{\partial n}{\partial x}\right)_i$  表示在  $x$  轴上的一阶偏导； $\left(\frac{\partial n}{\partial y}\right)_i$  表示在  $y$  轴上的一阶偏导。进一步对公式(1)转换成矩阵，公式表达为<sup>[15]</sup>：

$$\varepsilon_{wls}\{n\} = (n - m)^T(n - m) + \lambda(n^T D_x^T W_x D_x n + n^T D_y^T W_y D_y n) \quad (2)$$

其中， $T$  表示矩阵转置； $D_x$  和  $D_y$  表示一阶倒数运算符； $W_x$  和  $W_y$  表示具有权重系数的对角阵。

通过最陡下降路径方式找出能够使公式(2)达到最小值时的  $n$  值，公式为：

$$\frac{\partial \varepsilon_{wls}\{n\}}{\partial n} = (n - m) + \lambda(D_x^T W_x D_x + D_y^T W_y D_y)n \quad (3)$$

因此，可通过线性方程组求出满足公式(1)中的最小值的  $n$ ，公式表达为：

$$m = (I + \lambda(D_x^T W_x D_x + D_y^T W_y D_y))n \quad (4)$$

其中， $I$  表示单位矩阵。

通过公式(5)、(6)描述公式(1)中的  $w_{x,i}$  和  $w_{y,i}$  为<sup>[15]</sup>：

$$w_{x,i} = \left( \left| \frac{\partial m}{\partial x}(i) \right|^\alpha + \varepsilon \right)^{-1} \quad (5)$$

$$w_{y,i} = \left( \left| \frac{\partial m}{\partial y}(i) \right|^\zeta + \varepsilon \right)^{-1} \quad (6)$$

其中， $\varepsilon$  为常数， $\varepsilon$  的取值通常较小，目的是为了平衡激光图像中平坦区域取较高的权重，以及边缘区域取较小的权重； $\zeta$  可以平衡激光图像的细节尺度。

经上述分析可知，通过加权最小二乘滤波器滤波处理激光图像，当  $\lambda$  增加时，能够很大程度地平滑图像，使激光图像的细节变得模糊和不清晰；而结合  $\zeta$  的增加，凸显激光图像的边缘信息，线条更加清晰，纹理更加细腻，使图像具有较好的视觉效果。

通过分层处理将滤波后的激光图像分为基础层和细节层，以便在激光图像增强过程中更好地增强图像细节。激光图像的细节层  $m_d$  和基础层  $m_f$  的公式表达为<sup>[16]</sup>：

$$m_d = m - wls\{m\} \quad (7)$$

$$m_f = m - m_d \quad (8)$$

其中， $wls\{m\}$  为加权最小二乘滤波后的激光图像。

### 2.2.2 基于自适应增强的激光图像细节层增强

对于激光图像的细节部分，通过自适应增强的方式对其平滑的区域进行少增强或者不增强，对其边缘区域进行抑制或者不增强，增强细节区域，实现激光图像的细节增强。假设基于自适应增强的激光图像细节层增强的权值基函数可表示为<sup>[17]</sup>：

$$f(x) = \frac{1}{\alpha + (T/|x|)^\beta} \quad (9)$$

其中， $\alpha$  表示对激光图像细节增强的限制区域； $\beta$  表示衰减速度， $\beta$  值越大，激光图像的细节增强区域越大， $\beta$  值越小，激光图像的细节增强区域越小； $T$  表示细节增强阈值。

在公式(9)中能够得出，当  $(T/|x|)^\beta$  变化时， $\alpha$  的值越高， $f(x)$  的值变化就越小，当  $\alpha$  值越小， $f(x)$  的值变化就越大。依据激光图像细节层增强的权值基函数，通过控制  $\alpha$  的值可以选择合理地细节增强区域，当激光图像的各细节层需要增强的区域较大时，应该选取较大的  $\alpha$  值，使  $f(x)$  的值变化变小。因此，通过控制细节增强参数，能够同时增强激光图像的平滑区域、边缘细节以及细节区。

由于激光图像的不同子带选取的细节层放大倍数存在差异，并且为了避免对激光图像细节层增强不足的情况发生，进一步设置了自适应激光图像细

节增强权值函数,其可表达为:

$$x \cdot f(x) = x \cdot \frac{G}{\alpha + (T/|x|)^\beta} + B \quad (10)$$

其中,  $G$  表示激光图像细节信息的最大增强倍数;  $B$  表示细节基值。

### 2.2.3 激光图像重构模块

在 GAN 中生成网络模块融合细节增强后的激光图像与基础层激光图像,再利用卷积神经网络(CNN)的反卷积层重构融合后的激光图像,实现激光图像的增强,如图 3 所示。

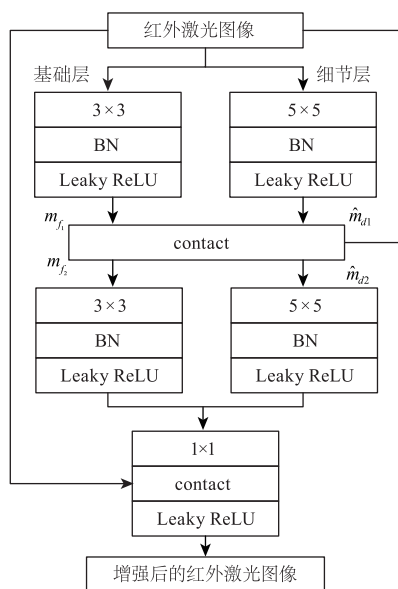


图3 激光图像重构模型

Fig. 3 Infrared laser image reconstruction model

为了实现激光图像的增强,采用三个卷积层映射不同尺度的特征,前两层为尺度不相同的卷积核进行卷积,第三层采用反卷积层重构高维特征,提高激光图像的清晰度。

激光图像的重构过程如下<sup>[18]</sup>:

$$\hat{m}_{d1} = L(\omega_{5 \times 5}^1 * X) \quad (11)$$

$$m_{f1} = L(\omega_{3 \times 3}^1 * X) \quad (12)$$

$$\hat{m}_{d2} = L(\omega_{5 \times 5}^2 * [\hat{m}_{d1}, m_{f1}, X]) \quad (13)$$

$$m_{f2} = L(\omega_{3 \times 3}^2 * [\hat{m}_{d1}, m_{f1}, X]) \quad (14)$$

$$Y = L(\omega_{3 \times 3}^1 * [\hat{m}_{d2}, m_{f2}, X]) \quad (15)$$

其中,  $X$  表示输入的激光图像,  $L()$  为 Leaky ReLU 激活函数;  $\omega$  表示卷积操作;  $\hat{m}_d$  为细节层增强结果,公式中全部上标均为卷积层数;全部下标均为卷积核;  $[\hat{m}_{d1}, m_{f1}, X]$  和  $[\hat{m}_{d2}, m_{f2}, X]$  表示激光图像特征的拼接。  $Y$  表示激光图像的重构结果。

在激光图像重构的过程中,第一层卷积操作包括  $5 \times 5$  的卷积核和 64 个特征映射的卷积层以及添加了批量归一化层 (Batch Normalization, BN) 和 Leaky ReLU 激活函数,第二层卷积操作包括  $3 \times 3$  的卷积核和 128 个特征映射的卷积层,同时与第一层卷积操作一致,也添加 BN 层和 Leaky ReLU 激活函数,在第三层卷积操作中,通过  $1 \times 1$  的反卷积层实现激光图像的融合特征与增强图像的映射,同样为了提升求解效率,添加 Leaky ReLU 激活函数。激光图像的重构模块不仅保留了激光图像的细节,而且实现了的融合,将其重构为增强图像。

### 2.3 判别网络设计

为了使生成网络模块中增强的激光图像更接近目标激光图像<sup>[19]</sup>,将通过 PatchGAN 判别网络模块对其进行判别。该模块通过 5 个卷积层进行操作,为了使输出的激光图像的像素值映射范围在  $(0, 1)$  之间,在最后一层添加 Sigmoid 函数,提高判别增强后的激光图像与目标激光图像的真实性能力。同时,线性叠加对抗损失函数和感知损失函数,持续更新生成对抗网络的参数,获取视觉效果较好的激光图像。

PatchGAN 判别网络模块输出的激光图像的长度和宽度均相同,同时,各像素点表示输入的激光图像局部感受视野与目标激光图像之间的不同。当 PatchGAN 判别网络输出的激光图像像素值趋近于 0 时,说明差异较大,反之,增强后的激光图像与目标激光图像之间的差异较小。PatchGAN 判别网络模块的前 4 个卷积层均使用 Leaky ReLU 函数,用于增强网络的非线性,公式表达为:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ ax, & x < 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $a$  表示常数。

### 2.4 损失函数

为了增强 GAN 的鲁棒性并提升收敛速度,进一步提高激光图像增强方法的性能,GAN 通过多个损失函数进行训练,包括对抗损失函数与感知损失函数。

对抗损失函数的公示表达为<sup>[20]</sup>:

$$L_{GAN} = E(y') \{ \log [D(y')] \} + E(x') \{ \log [1 - D(G(x'))] \} \quad (17)$$

其中,  $G$  表示生成网络;  $D$  表示判别网络;  $x'$  表示生

成的激光图像;  $y'$  表示目标激光图像;  $E$  表示期望值。

感知损失函数的公式可表示为:

$$L_{VGG} = \frac{1}{CWH} \sum_{c=1}^C \sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H \| \cdot V[G(x')^{c,w,h}] - V(y')^{c,w,h} \|^2 \quad (18)$$

其中,  $C$  表示激光图像的通道数;  $W$  表示激光图像的宽度;  $H$  表示激光图像的高度;  $V$  表示经卷积神经网络第 4 个卷积块中的第 3 个卷积层进行的非线性变换。依据感知损失函数重构激光图像的特征, 增强激光图像的视觉效果。

为了使生成的激光图像具有更高的精度和更丰富的细节, 将对抗网络与感知网络进行线性叠加, 公式表达为:

$$L = \chi L_{GAN} + \gamma L_{VGG} \quad (19)$$

其中,  $\chi$  和  $\gamma$  均为权重系数。

通过对抗损失函数与感知损失函数的叠加, 使 GAN 获得最优和更快的收敛, 优化了激光图像的质量, 提升了增强后的激光图像的清晰度和细节, 进一步增强了激光图像的可读性和可视化效果。

### 3 实验分析

为了验证本文方法的激光图像增强的有效性, 将某市一人民公园内夜间拍摄的激光图像作为实验对象, 并对该图像进行训练时, 将其截取成大小为  $256 \times 256$  的图像块, 再进行水平、垂直翻转以及旋转, 处理完成后, 通过本文方法对该激光图像的增强在 Windows 10 系统, 处理器为 Intel i5 四核 5.8 GHz 和内存为 8 GB 的工控机上利用 MATLAB 进行测试。通过本文方法对该激光图像进行增强的结果如图 4 所示。

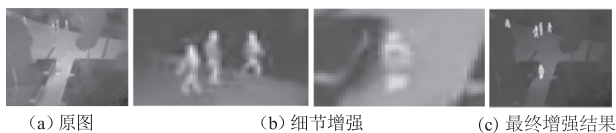


图 4 本文方法的激光图像增强结果

Fig. 4 Infrared laser image enhancement results of the method proposed in this article

图 4(a) 为采集的激光原始图像, 图 4(b) 为本文方法分层后对细节层的增强结果, 能够看出该激光图像的目标区域明显增强, 有效挖掘出了该激光图像的细节; 在图 4(c) 中可以看出, 通过本文方法对激光图像进行增强后, 保持了图像边缘与细节, 使

图像的全局平滑细腻, 整体的视觉效果更好。

为了进一步验证本文方法的激光图像增强能力的优劣, 选择 UIEBD 数据集中的一张公路上汽车的激光图像, 将该激光图像通过 Retinex 增强方法、量子粒子群增强方法和本文方法进行增强, 对比三种方法的激光图像增强效果, 对比结果如图 5 所示。

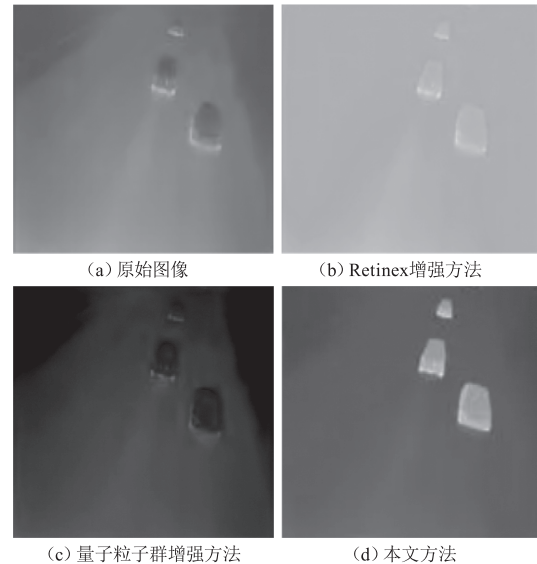


图 5 不同方法的激光图像增强效果对比

Fig. 5 Comparison of infrared laser image enhancement effects using different methods

由图 5 可以显著地看出, 原始激光图像中的目标不够清晰, 通过 Retinex 增强方法增强后的图像如图 5(b) 所示, 图像出现光晕现象, 视觉效果较差; 在图 5(c) 中可以看出, 量子粒子群增强方法增强后的图像整体亮度偏暗, 没有突出图像中的目标, 并且细节不够丰富, 图像整体质量较差; 而通过本文方法增强后的激光图像具有较高的对比度和清晰度, 使得图像中目标物体更加突出, 边缘更加清晰, 细节更加丰富。

除了上述的主观评价外, 为了客观地评价本文方法的激光图像增强的能力, 引入对比度 (CNTR)、信息熵 (IE)、模糊线性指数 (FLI)、峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 作为验证本文方法性能的评价指标, 其中, CNTR 值越高, 激光图像中目标与背景之间的明暗差异越大, 越容易被识别和理解, 图像的增强效果越好; IE 值越大, 说明图像的纹理、边缘和细节等特征越丰富; FLI 值越大, 表示图像的边缘和细节越清晰, 图像质量越好; PSNR 值越大, 表示增强后的激光图像质量越好; SSIM 值越大,

表示原始图像与增强后图像之间结构越相似,增强后的激光图像质量越好。同时将 Retinex 增强方法和量子粒子群增强方法作为本文的对比方法,对比结果如表 1 所示。

表 1 不同方法的激光图像增强效果

Tab.1 Infrared laser image enhancement effects of different methods

评价指标	Retinex 增强方法	量子粒子群增强方法	本文方法
CNTR	58.24	54.39	59.16
IE	6.25	6.47	8.37
FLI	0.25	0.26	0.34
PSNR	21.53	20.71	23.99
SSIM	0.88	0.86	0.95

分析表 1 可知,Retinex 增强方法对激光图像进行增强后,图像的对比度和峰值信噪比优于量子粒子群增强方法,说明该方法能够较好地识别激光图像中目标与背景之间的明暗差异和尽可能地弥补了图像的失真区域,但是其他三个指标均较低,因此,该方法增强后激光图像整体质量较差;量子粒子群增强方法对激光图像进行增强后,图像的对比度较低,且与方法的其他 4 项指标均不相上下,无法较好地增强激光图像;而通过本文方法增强后的激光图像,各项评价图像质量的指标均优于其他两种方法,说明本文方法能够保持激光图像的纹理、边缘和细节,增强后的激光图像与原始图像之间具有较高的结构相似性,提升激光图像的质量。

为了进一步分析本文方法的图像增强效果,以梯度幅度相似性偏差(GMSD)为评估指标,分析不同方法增强后的图像的清晰度,较小的 GMSD 值表示图像更清晰。结果如表 2 所示。

表 2 梯度幅度相似性偏差分析

Tab.2 Deviation analysis of gradient amplitude similarity

样本数量/张	Retinex 增强方法	量子粒子群增强方法	本文方法
200	0.018	0.023	0.009
400	0.035	0.025	0.012
600	0.023	0.025	0.011
800	0.019	0.024	0.010
1000	0.020	0.026	0.011

根据表 2 数据可知,三种方法的梯度幅度相似性偏差均较大,说明三种图像增强方法增强图像后,其

梯度幅度的偏差较小,图像清晰。详细分析可知,本文方法的梯度幅度相似性偏差在测试 1000 张样本后,其数值仅为 0.011,而此时的 Retinex 增强方法和量子粒子群增强方法的梯度幅度相似性偏差分别为 0.020 和 0.026,相比可知,本文方法的梯度幅度相似性偏差降低了 0.009 以上,验证了该方法的梯度幅度相似性偏差更小,其增强处理后的图像更加清晰。

#### 4 结论

本文研究了基于可变结构深度学习的激光图像多尺度增强方法,该方法结合 GAN 具有较高的鲁棒性和稳定性的优势,增强激光图像的细节,并建立损失函数反复训练网络,使增强后的激光图像视觉效果更优。结合主观和客观的评价方式证明了本文方法保持了激光图像的纹理、边缘和细节,使激光图像的全局更加平滑细腻,图像中目标物体更加突出,整体的视觉效果更好。

#### 参考文献:

- [1] Sobue M, Otake H, Takehara H, et al. Enhancing infrared color reproducibility through multispectral image processing using RGB and three infrared channels [J]. *Optical Engineering*, 2022, 61(6): 063107-1-063107-11.
- [2] Ciprián-Sánchez J. F., Ochoa-Ruiz G., Gonzalez-Mendoza M., et al. FIRE-GAN: a novel deep learning-based infrared-visible fusion method for wildfire imagery [J]. *Neural Computing & Applications*, 2023, 35(25): 18201-18213.
- [3] Yu Tianhe, Zhao Shumei, Lan Chaofeng. Infrared image enhancement method combining visual characteristics [J]. *Laser & Infrared*, 2020, 50(1): 124-128. (in Chinese)  
于天河, 赵树梅, 兰朝凤. 结合视觉特性的红外图像增强方法 [J]. *激光与红外*, 2020, 50(1): 124-128.
- [4] 蔡美芳, 钱雯, 万里勇. 双指数变换与多尺度细节凸显的红外图像增强 [J]. *传感技术学报*, 2023, 36(7): 1079-1085.
- [5] Wei Ranran, Zhan Weida, Zhu Depeng, et al. Improved multiscale Retinex infrared image enhancement [J]. *Liquid Crystal and Display*, 2021, 36(3): 465-474. (in Chinese)  
魏然然, 詹伟达, 朱德鹏, 等. 改进多尺度的 Retinex 红外图像增强 [J]. *液晶与显示*, 2021, 36(3): 465-474.
- [6] Song Rui, Li Yuxin. Infrared image enhancement algorithm based on improved quantum particle swarm optimization [J]. *Laser & Infrared*, 2021, 51(11): 1531-1537.

- (in Chinese)  
宋蕊,李宇新. 基于改进量子粒子群的红外图像增强算法[J]. 激光与红外, 2021, 51(11): 1531 - 1537.
- [7] Gao Ruipeng, Guo Qingyuan, Mao Wei, et al. Research on laser cladding infrared thermal imaging image enhancement method[J]. Thermal Processing Technology, 2023, 8(19): 100 - 105. (in Chinese)  
高瑞鹏,郭清源,毛威,等. 激光熔覆红外热成像图像增强方法研究[J]. 热加工工艺, 2023, 8(19): 100 - 105.
- [8] Tolie H F, Ren J, Elyan E. DICAM: deep inception and channel-wise attention modules for underwater image enhancement [J]. Neurocomputing, 2024, 584(1): 127585 - 127599.
- [9] Zhang L, Yan L, Li S, et al. MMDCP: an image enhancement algorithm incorporating multi-channel phase activation and multi-constrained dark channel prior[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2024, 38(4): 53 - 67.
- [10] Fang Luping, Weng Peiqiang, Zhou Guomin. Low gloss code image enhancement based on deep learning [J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2020, 48(4): 384 - 391. (in Chinese)  
方路平,翁佩强,周国民. 基于深度学习的低光彩码图像增强[J]. 浙江工业大学学报, 2020, 48(4): 384 - 391.
- [11] Lu Haoxiang, Liu Zhenbing, Zhang Jing, et al. Infrared image enhancement using multi-scale cyclic convolution and multi cluster space [J]. Journal of Electronics, 2022, 50(2): 415 - 425. (in Chinese)  
路皓翔,刘振丙,张静,等. 结合多尺度循环卷积和多聚类空间的红外图像增强[J]. 电子学报, 2022, 50(2): 415 - 425.
- [12] Huang Pan, Yang Xiaogang, Lu Ruitao, et al. An infrared aircraft data augmentation method based on GAN[J]. Electro Optics and Control, 2021, 28(11): 84 - 88. (in Chinese)  
黄攀,杨小冈,卢瑞涛,等. 基于 GAN 的红外飞机数据增强方法[J]. 电光与控制, 2021, 28(11): 84 - 88.
- [13] Wang Wei, Xu Dehai, Ren Mingyi. An improved adaptive enhancement method for infrared images[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(11): 419 - 427. (in Chinese)  
汪伟,许德海,任明艺. 一种改进的红外图像自适应增强方法[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(11): 419 - 427.
- [14] Yang Zhaojun, Zeng Li. Casting DR image fusion based on weighted least squares filtering and guided filtering [J]. Journal of Instrumentation, 2021, 42(6): 211 - 220. (in Chinese)  
羊肇俊,曾理. 基于加权最小二乘滤波和引导滤波的铸件 DR 图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 211 - 220.
- [15] Kan Hong, Tao Xuejiao, Leng Yahong, et al. Fuzzy image enhancement simulation based on improved multi-scale Retinex [J]. Computer Simulation, 2021, 38(11): 153 - 157. (in Chinese)  
阚洪,陶雪娇,冷亚洪,等. 基于改进多尺度 Retinex 的模糊图像增强仿真[J]. 计算机仿真, 2021, 38(11): 153 - 157.
- [16] Zhang Qian, Xue Mogen. A line array image enhancement method based on improved PCNN [J]. Computer and Digital Engineering, 2018, 46(8): 1632 - 1637. (in Chinese)  
张谦,薛模根. 一种基于改进 PCNN 的线阵图像增强方法[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(8): 1632 - 1637.
- [17] Pang Zhongxiang, Liu Xie, Liu Guihua, et al. An infrared image enhancement method using parallel multi feature extraction networks [J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(8): 297 - 305. (in Chinese)  
庞忠祥,刘颀,刘桂华,等. 并行多特征提取网络的红外图像增强方法[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(8): 297 - 305.
- [18] Wasih M, Ahmad S, Almekawy M. A robust cascaded deep neural network for image reconstruction of single plane wave ultrasound RF data [J]. Ultrasonics, 2023, 132(8): 1 - 5.
- [19] Li Ping, Liu Yian, Xu Anlin. Infrared image enhancement based on multi-scale coupling and dense residual network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(7): 148 - 155. (in Chinese)  
李萍,刘以安,徐安林. 基于多尺度耦合的密集残差网络红外图像增强[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 148 - 155.
- [20] Ye Xiaowen, Zhang Yine, Zhou Qi. A generative adversarial network image restoration method based on improved reconstruction loss function [J]. Journal of Gannan Normal University, 2023, 44(6): 106 - 111. (in Chinese)  
叶晓文,章银娥,周琪. 基于改进重构损失函数的生成对抗网络图像修复方法[J]. 赣南师范大学学报, 2023, 44(6): 106 - 111.