

突破衍射极限的可见光纳米图像重构 边缘振荡智能去除方法

卢 晶

(商洛学院 数学与计算机应用学院, 陕西 商洛 726000)

摘要: 当前的图像重构算法受到传统光学衍射效应的固有制约, 成像的分辨率被限制, 导致所获取的图像细节信息丢失、分辨率低下; 而低分辨率图像本身所包含的信息有限, 在重构过程中难免会在图像边缘引入振荡伪影, 严重影响可见光纳米图像边缘复原质量; 因此, 设计突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法; 设计基于多分支网络的图像多分支重构方法, 对可见光纳米图像实施多分支重构; 设计图像融合网络, 对多分支可见光纳米图像重构结果实施融合处理, 以达到突破衍射极限的目的, 从而为边缘振荡智能去除提供超分辨率原始数据, 即暴露需要解决的伪影问题; 设计基于坎尼算子与模糊滤波器的超分辨率重构可见光纳米图像复原方法, 基于融合结果实现可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除; 实验测试结果表明, 设计方法复原结果的边缘清晰, 接近真实物理边界; 设计方法的复原图像分辨率在 5~10 nm 之间, 突破了可见光波长的衍射极限 30 nm, 边缘振荡能量比整体低于 0.2, 说明该方法边缘振荡能量占比小, 复原的可见光纳米图像边缘质量高。

关键词: 衍射极限; 可见光纳米图像; 多分支网络; 图像重构; 坎尼算子; 模糊滤波器; 边缘振荡去除

Reconstructed Edge Oscillation Intelligent Removal Method for Breaking the Diffraction Limit of Visible-Light Nano-Images

LU Jing

(School of Mathematics and Computer Application, Shangluo University, Shangluo 726000, China)

Abstract: Current image reconstruction algorithms are inherently constrained by traditional optical diffraction effects, which limits imaging resolution, resulting in the loss of detailed information and low resolution in the acquired images. However, low-resolution images themselves contain limited information, which inevitably introduces oscillation artifacts at the edges of images during the reconstruction process, which seriously affects the quality of visible-light nano-image edge restoration. Therefore, to break through the diffraction limit, a visible light nano-image reconstruction edge oscillation intelligent removal method is designed. An image multi-branch reconstruction method based on multi branch networks is designed, which can implement multi-branch reconstruction on visible-light nano-images. An image fusion network is designed to perform fusion processing on the reconstruction results of multi-branch visible-light nano-images, which aims to break through the diffraction limit, thereby providing super-resolution raw data for the intelligent removal of edge oscillations, that is, to expose the artifact problem that needs to be solved. A super-resolution reconstruction visible-light nano-image restoration method based on the Kanni operator and fuzzy filter is designed, intelligently removing edge oscillations in visible-light nano-image reconstruction based on fusion results. Experimental results show that the restored results by the designed method are clear edges and close to the real physical boundaries, with a restored image resolution of between 5~10 nm, breaking the diffraction limit of visible-light wavelength of 30 nm. The edge oscillation energy ratio of the designed method is below 0.2 than the overall level, indicating that the designed method has a small proportion of edge oscillation energy and the restored visible-light nano-image has high edge quality.

Keywords: diffraction limit; visible-light nano-imaging; multi-branch network; image reconstruction; Kanni operator; fuzzy filter; edge oscillation removal

收稿日期: 2025-08-22; 修回日期: 2025-10-09。

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划(2024JC-YBMS-062); 商洛学院博士科研启动项目(21SKY108)。

作者简介: 卢 晶(1983-), 女, 硕士, 副教授。

引用格式: 卢 晶. 突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(8): 187-195.

0 引言

可见光成像技术在微观尺度观测中发挥着重要作用,但其分辨率受到传统光学衍射效应的固有制约。根据经典光学理论中的瑞利判据,由于光的波动性,当两个物点过于接近时,其衍射斑会发生重叠,导致成像系统无法分辨,从而形成分辨率的上限。这一物理机制限制了可见光成像系统的最小可分辨距离,使得在纳米尺度下,图像细节丢失、边缘模糊成为普遍问题。例如,在生物医学成像中,细胞器的精细结构如线粒体嵴或内质网膜常因衍射极限而难以清晰呈现;在纳米材料表征中,颗粒边界的不清晰也会影响对材料尺寸和形貌的准确判断。这些实际应用中的局限性,凸显了突破衍射极限、提升图像重构质量的迫切需求。

在可见光的纳米图像重构中普遍面临着存在边缘振荡伪影的挑战。边缘振荡伪影表现为物体边缘周围存在周期性欠冲或过冲的波纹状失真,其出现源于信号处理与成像系统的双重非理想特性:首先重构算法在恢复图像细节时,需要实施边缘不连续区域的频域截断,这会引发频谱泄漏效应;其次光学系统的点扩散函数有着固定的能量侧瓣分布,这会导致高频信号在空间域产生混叠。除此之外,可见光成像信噪比较低的情况加剧了这一问题,使重构过程中噪声信号被误识别为高频特征并获得放大,这使边缘振荡的范围与幅度显著增加^[1]。此类伪影会严重干扰纳米级结构的定量分析,例如在生物细胞成像中,此类伪影会模糊细胞器与细胞膜的边界,对细胞间相互作用与蛋白质定位的研究造成干扰;在纳米材料表征中,此类伪影导致颗粒直径测量误差较大,最终影响对材料催化性能的评估准确性。而现有的解决方案明显存在局限,为此,对可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法进行探究,以实现纳米图像中结构保真度与边缘振荡精准去除的协同优化。这一研究对于推动可见光纳米成像在生命科学与材料科学中的定量应用以及提高可见光纳米成像的可靠性均具有重要意义。

对于图像伪影去除的研究,国外学者以统计物理、数学优化等学科为根基,搭建了伪影形成的普适性理论框架。并搭建了跨学科协作网络,形成“光学工程师+信号处理专家+临床医生”的三角协作研究模式,目前正在探索太赫兹成像、量子成像等新技术中的伪影特性。国内学者以智能手机影像升级、医疗设备国产化等战略需求为导向,形成了企业与高校之间的产学研闭环,并在遥感、工业检测等特色场景中发展出差异化技术路线,一些研究成果已经达到国际领先水平。其中郭劲文等人^[2]提出一种以变换器为核心、基于生成对抗网络框架的结构增强网络。其中生成对抗网络为提取图像

的结构特征,其生成器部分在原始图像的主干特征提取网络上并联了一个基于相对总变分的图像增强生成网络。在针对原始图像/相对总变分图像中伪影区域的重建阶段,分别引入了处理空间与时序信息的变换器编码器,以对血管内光学相干断层扫描图像序列的上下文信息进行捕捉,并构建结构特征与纹理特征之间的关联。最后将不同层次的结构特征融入原始图像主干生成网络的解码阶段,配合判别器实现导丝伪影区域的图像重建任务。然而 Transformer 的全局注意力机制可能过度平滑边缘细节,导致振荡与真实纹理混淆,最终加剧振荡。唐瑶瑶等人^[3]在实施投影数据预处理、计算机断层扫描图像重建以及后处理后,基于卷积神经网络以及生成对抗网络两种深度学习方法实现环形伪影去除。然而卷积神经网络(CNN, convolutional neural network)容易误判部分类型伪影为局部噪声或纹理,导致残留振荡或引入边缘模糊。柴世杰等人^[4]设计了一种基于多尺度生成对抗架构的锥束计算机断层扫描耦合伪影深度校正方案。在算法设计层面,该方案提出了金字塔特征增强生成器,通过三重机制优化特征提取:渐进式生成策略、动态注意力调制以及多尺度特征融合。其配套的多尺度判别网络利用并行式多尺度判别器架构对生成图像的全局结构一致性与局部纹理细节实施对抗训练,与感知损失函数配合,最终实现解剖结构保真与伪影抑制的双重优化。然而多尺度生成对抗网络在数据分布不匹配时,可能无法学习到混合伪影的校正策略,导致边缘振荡去除效果波动。曹坪等人^[5]提出一种基于梯度感知的协同优化网络,实现了超分辨率重建与联合图像专家组压缩伪影消除的联合增强。该网络采用三级特征协同机制:引入多尺度梯度回归模块,通过可学习滤波器与索贝尔算子相结合的方式,在 3 个空间尺度上估计图像梯度场,利用特征融合门控将梯度信息动态注入主重建通路,生成具有锐利边缘与丰富纹理的高质量图像;设计自适应伪影感知网络,通过可变形卷积动态捕捉压缩失真引起的振铃伪影与块效应,利用特征解耦机制分离伪影特征与结构特征,减轻主通路的重建压力;构建残差密集超分辨率模块,利用密集连接的多尺度残差块实施图像深层语义特征提取,作为高分辨率重建的基础框架。然而特征融合门控可能放大压缩伪影,导致边缘振荡加剧。

因此,基于上述研究,为提高可见光纳米图像重构边缘振荡去除效果,设计了突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法。

1 可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法设计

为实现有效的可见光纳米图像重构边缘振荡去除,

设计了基于多分支网络的图像重构框架,通过并行多分支结构捕获纳米图像的多尺度特征,突破了传统单一路径重构模型的信息提取局限性。每个分支可针对性处理不同频段的图像特征,有效解决了可见光纳米图像中由于衍射极限导致的混合频段信息丢失问题。然后提出了融合网络架构,将多分支重构结果进行智能融合,在保持边缘锐度的同时抑制振荡伪影。这克服了传统方法在边缘保持与噪声抑制之间的矛盾,解决了纳米图像重构中边缘振荡与细节模糊相互制约的难题。最后将坎尼算子与模糊滤波器相结合应用于超分辨率复原。坎尼算子负责精确提取边缘特征,而模糊滤波器则专门处理均匀区域,二者的协同工作实现了边缘振荡的选择性去除。针对性解决了纳米图像中边缘区域振荡伪影与真实细节难以区分的问题。

1.1 可见光纳米图像特征提取与多分支重构

设计基于多分支网络的图像重构方法,对可见光纳米图像实施多分支重构。该方法采用多分支结构对多个高分辨率结果进行重构,在融合后能够确保最终的可见光纳米图像超分辨率重构结果具有更准确、更稳定的高频细节。通过多分支重构与多分支重构结果融合克服大多数现有高分辨率重构方法采取单一输出,难以准确且稳定地恢复高分辨率图像中高频细节的问题。基于多分支网络的图像多分支重构方法由两部分组成,分别为浅层特征提取网络、多分支网络。

首先将可见光纳米图像输入浅层特征提取网络中,利用卷积层实施浅层特征提取,也就是提取较为基础、局部的信息,从而为后续提取深层特征与可见光纳米图像超分辨率重构提供基础特征表示^[6]。浅层特征提取网络的操作如下式:

$$G_0 = J_{NR} \cdot \chi_Z^{3 \times 3} + b_Z \quad (1)$$

式中, J_{NR} 是指输入的可见光纳米图像; $\chi_Z^{3 \times 3}$ 为卷积核大小为 3×3 的卷积操作; b_Z 为指偏置。

在浅层特征提取网络中,所采用的卷积操作在数学上是一种线性变换与非线性映射的组合。其本质是使用一个三维的卷积核权重矩阵对输入的局部图像区域进行加权求和,并加上一个偏置项,构成一个线性变换。随后,这个线性变换的结果被送入一个非线性的激活函数(本文选用 ReLU 函数)中进行映射。卷积核的具体参数,包括权重和偏置,在训练开始时采用 He 正态分布进行初始化,偏置初始为零,这种策略有助于在训练初期维持梯度的稳定,避免不稳定的梯度流动。选择 ReLU 函数,是因其其在正区间的导数为恒定的 1,这种“非饱和”的特性能够有效阻止梯度在反向传播过程中因连续相乘而迅速衰减,从而显著缓解深层网络中的梯度消失问题。

在多分支结构网络中,每条分支由深层特征提取模块与图像重构模块构成。由于不同分支的特征图携带的高频信息不同,因此利用多分支结构网络获得的多个高分辨率可见光纳米图像将具有多种不同的高频成分,从而使最终的有机融合结果能够提高重构效果。其中深层特征提取模块是一个由多个基础块组成的双通道残差结构。基础块设计如下:由引入通道空间注意力机制的残差组构成,各残差组包含多个密集残差通道空间注意力块,在获得可见光纳米图像重要特征信息的同时还能够训练更深的网络。每个密集残差通道空间注意力块由 1 个通道空间注意力模块与 3 个密集残差块构成^[7-8]。其中密集残差块由多个连续的卷积层构成,并利用短跳跃连接这些卷积层。各卷积层的输入输出关系如下:

$$\delta_k = F_k[(G_0, G_1, \dots, G_{k-1})] \quad (2)$$

式中, $F_k(\cdot)$ 为非线性转化函数; δ_k 是指第 k 层卷积层的输出; $[G_0, G_1, \dots, G_{k-1}]$ 是指第 k 层卷积层的输入特征,由对第 0 层到第 $k-1$ 层的全部可见光纳米图像特征图实施张量拼接而成。

在密集残差块中,短跳跃连接与特征拼接的设计蕴含着重要的数学原理。其核心在于通过跳跃连接构建了一条与主干非线性变换路径并行的、近乎恒等的映射路径。在数学上,这改变了梯度在反向传播中的行为。根据链式法则,梯度需要跨越多个层进行连乘,这极易导致梯度值指数级地缩小或膨胀。而跳跃连接的存在,为梯度提供了一条可以不经中间复杂非线性变换而直接回传的“捷径”,这确保了即便主干路径的梯度很小,梯度信号也能强健地传递,从而从根本上缓解了梯度消失问题,使得训练极深的网络成为可能。同时,将前面所有层的输出特征图进行拼接,作为后续层的输入,这种操作在数学上实现了特征的显式复用。它使得网络中的每一层不仅学习到新的特征,还能直接获取并利用所有前置层的原始及中间特征,极大地增强了信息在网络中的流动与融合效率。

其中非线性转化函数 $F_k(\cdot)$ 的表达式如下:

$$F_k[(G_0, G_1, \dots, G_{k-1})] = \text{LeakyReLU} \{ \text{conv}[(G_0, G_1, \dots, G_{k-1})]; \gamma_k \} \quad (3)$$

式中, conv 为卷积操作; LeakyReLU 为激活函数; γ_k 是指第 k 层卷积层的可学习参数集合。

这种设计使各卷积层的输入都含有前面全部卷积层输出的特征图,实现了信息的充分传递与可见光纳米图像特征的高度复用。

通道空间注意力模块的输入为第三层密集残差块的输出 δ_{k3} ,其处理过程如下:首先实施通道注意力处理,对 δ_{k3} 实施全局平均池化与最大池化操作,将这些值输入到全连接层中,利用激活函数获得通道注意力权重,

将两个通道注意力相加, 利用 S 型函数实施归一化处理, 获得可见光纳米图像的通道注意力地图:

$$\begin{cases} \varphi_{\text{avg}} = FC\{\text{ReLU}\{FC[\text{AVG}(\delta_{k3})]\}\} \\ \varphi_{\text{max}} = FC\{\text{ReLU}\{FC[\eta_{\text{max}}(\delta_{k3})]\}\} \\ \varphi = \text{Sigmoid}(\varphi_{\text{avg}} + \varphi_{\text{max}}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, ReLU 为激活函数; FC 为全连接层; AVG 为全局平均池化操作; η_{max} 为最大池化操作; Sigmoid 为 S 型函数; φ_{avg} 是指全局平均池化学习到的可见光纳米图像通道注意力; φ_{max} 为大池化学习到的可见光纳米图像通道注意力; φ 是指得到的可见光纳米图像通道注意力地图^[9]。

对 δ_{k3} 与可见光纳米图像通道注意力地图 φ 进行加权, 获得特征层 φ_c :

$$\varphi_c = \varphi \cdot \delta_{k3} \quad (5)$$

接着将 φ_c 作为空间注意力模块的输入, 实施空间注意力机制处理^[10]。对通道本身进行降维处理, 分别在通道维度对 φ_c 取平均值与最大值, 并将二者拼接为一个可见光纳米图像特征图, 利用一个卷积层学习空间注意力, 并通过 S 型函数实施特征归一化处理, 得到可见光纳米图像空间注意力地图:

$$\iota = \text{Sigmoid}\{\chi_s^{7 \times 7} \{\text{concat}[\text{Mean}(\varphi_c), \text{Max}(\varphi_c)]\}\} \quad (6)$$

式中, $\chi_s^{7 \times 7}$ 是卷积核为 7×7 的卷积操作; $\text{Mean}(\varphi_c)$ 是指在通道维度对 φ_c 取平均值; $\text{Max}(\varphi_c)$ 是指在通道维度对 φ_c 取最大值; concat 为拼接操作。

对 φ_c 与可见光纳米图像空间注意力地图 ι 实施加权, 获得具有增强表征能力的最终可见光纳米图像特征表示:

$$\varphi_{cs} = \varphi_c \cdot \iota \quad (7)$$

设计双通道残差结构连接每一个分支中的基础块, 以提升模型的表征能力。以第一个基础块和第二个基础块之间的双通道残差结构为例给出该双通道残差结构的表达式:

$$G_2^{\text{out}} = L_2^i(\varphi_{cs,m}) \quad (8)$$

式中, $\varphi_{cs,m}$ 是指第一个基础块的输出; L_2^i 是指第二个基础块的非线性映射函数; G_2^{out} 是指第二个基础块的输出^[11]。

在多分支结构网络中, 用 $\varphi_{cs,m,i,j}$ 表示每条分支输出的可见光纳米图像特征, 其中 i 是指每条分支结构中基础块的数量, j 为分支结构的数量。

图像重构模块由上采样与卷积层组成, 利用亚像素卷积将 $\varphi_{cs,m,i,j}$ 映射至高分辨率空间。亚像素卷积通过对可见光纳米图像中每个像素周围的颜色数值实施加权平均获得新的卷积结果, 实现可见光纳米图像插值的目的。这种操作能够有效扩展可见光纳米图像的分辨率, 同时保持可见光纳米图像的特征与细节^[12]。通过下式

获得上采样后的可见光纳米图像特征图 G_{up}^i :

$$G_{\text{up}}^i = L_{\text{up}}(\varphi_{cs,m,i,j}) \quad (9)$$

式中, L_{up} 是指使用亚像素卷积实施上采样操作。

应用卷积核大小为 3×3 的卷积层实施 G_{up}^i 重构, 获得重构后的可见光纳米图像, 用 S_i 表示第 j 个分支的可见光纳米图像重构结果。

1.2 超分辨率重构可见光纳米图像边缘振荡智能去除

对上述可见光纳米图像重构结果, 进行融合。通过自学习权重分配机制, 能够自适应地整合各分支优势, 在保持边缘锐度的同时抑制振荡伪影。之后, 将坎尼算子与模糊滤波器相结合进行超分辨率复原, 完成边缘振荡智能去除。该过程, 由边缘振荡暴露模块与边缘振荡去除模块两部分逐步实现。

1.2.1 边缘振荡暴露模块设计

在边缘振荡暴露模块中, 设计图像融合网络, 对多分支可见光纳米图像重构结果 S_i 实施融合处理, 以达到突破衍射极限的目的, 从而为边缘振荡智能去除提供超分辨率原始数据, 也就是暴露需要解决的伪影问题, 使边缘振荡去除模块能够针对真实边缘的高频特征实施精准优化。在图像融合网络中, 设计基于多尺度特征融合与注意力机制的图像融合方案, 通过梯度域融合、注意力加权以及特征解耦实现低频信息的平滑过渡与高频信息的保留。对 S_i 实施拉普拉斯金字塔分解, 分离其中的低频成分即结构成分与高频成分即细节成分:

$$S_i = G_i^0 + \sum_{o=1}^O V_i^o \quad (10)$$

式中, G_i^0 是指第 i 个分支的可见光纳米图像特征提取结果 S_i 的低频成分; V_i^o 是指第 i 个分支的可见光纳米图像特征提取结果 S_i 的高频成分; O 为金字塔层数^[13]。

对于第 i 个分支的可见光纳米图像特征提取结果 S_i 的高频成分 V_i^o , 应用通道-空间联合注意力机制生成其融合权重: 首先使用通道注意力机制对 V_i^o 每个通道的重要性权重进行计算:

$$\zeta_i^o = \psi\{\text{MLP}[\text{GAP}(V_i^o)]\} \quad (11)$$

式中, MLP 为两层全连接网络^[14]; GAP 为全局平均池化操作; ψ 为 S 型函数。

接着使用空间注意力机制对 V_i^o 每个空间位置的重要性权重进行计算:

$$\omega_i^o = \psi\{\text{conv}_{3 \times 3}\{\text{ReLU}[\text{conv}_{1 \times 1}(V_i^o)]\}\} \quad (12)$$

式中, $\text{conv}_{3 \times 3}$ 为 3×3 卷积; $\text{conv}_{1 \times 1}$ 为 1×1 卷积。

通过下式融合第 i 个分支的可见光纳米图像特征提取结果 S_i 的高频成分 V_i^o 每个通道的重要性权重与每个空间位置的重要性权重:

$$v_i^o = \zeta_i^o \oplus \omega_i^o \quad (13)$$

式中, $\oplus$ 为逐元素相乘。

通过下式对全部分支的高频成分实施加权求和:

$$K_{\text{fused}}^o = \sum_{i=1}^j v_i^o \oplus V_i^o \quad (14)$$

对于第 i 个分支的可见光纳米图像特征提取结果 S_i 的低频成分 G_i^0 , 由于其包含全局结构, 直接加权可能导致模糊, 因此应用梯度域融合的方式保留其边缘。具体操作如下:

计算低频成分 G_i^0 的梯度场:

$$\nabla G_i^0 = \left(\frac{\partial G_i^0}{\partial X}, \frac{\partial G_i^0}{\partial Y} \right) \quad (15)$$

式中, (X, Y) 为 G_i^0 的空间坐标参数。

基于梯度幅值的注意力机制, 对低频成分 G_i^0 的梯度场实施动态加权, 以保留可见光纳米图像显著边缘和结构^[15]。具体操作如下:

$$\nabla G_{\text{fused}}^0 = \sum_{i=1}^j \tau_i \nabla G_i^0 \quad (16)$$

式中, τ_i 是指第 i 个低频成分 G_i^0 梯度场的归一化权重, 由其梯度幅值相对于全部梯度场幅值的比例决定; $\nabla G_{\text{fused}}^0$ 是指低频成分 G_i^0 梯度场的动态加权结果。

利用低频成分 G_i^0 梯度场的动态加权结果 $\nabla G_{\text{fused}}^0$ 重建低频可见光纳米图像, 具体如下式:

$$G_{\text{fused}}^0 = \text{PoissonSolve}(\nabla G_{\text{fused}}^0, G_{\text{ref}}^0) \quad (17)$$

式中, PoissonSolve 为泊松方程求解; G_{ref}^0 为参考低频图像, 其作用是泊松方程提供边界条件, 确保重建后的低频可见光纳米图像在物理上合理并且与输入图像兼容。

逐层叠加 K_{fused}^o 与 G_{fused}^0 :

$$\zeta_{\text{fused}} = G_{\text{fused}}^0 + \sum_{i=1}^o K_{\text{fused}}^o \quad (18)$$

即完成边缘振荡暴露后的超分辨率重构可见光纳米图像, 其重构结果如图 1 所示。

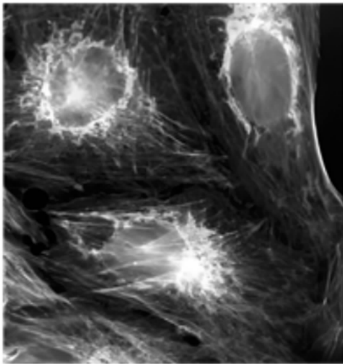


图 1 完成边缘振荡暴露后的超分辨率重构可见光纳米图像

根据图 1 结果, 重构后的图像突破了原始可见光系统的衍射极限, 细节分辨率显著提高, 有效恢复了高频

信息。在保持边缘锐度的同时, 抑制振荡伪影, 解决了纳米图像重构中边缘振荡与细节模糊相互制约的难题。

1.2.2 边缘振荡去除模块设计

在边缘振荡去除模块中, 设计基于坎尼算子与模糊滤波器的超分辨率重构可见光纳米图像复原方法, 实现突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除。该方法的运行流程如下:

1) 对于完成边缘振荡暴露后的突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} , 通过坎尼算子检测其边缘^[16]。

(1) 计算 ζ_{fused} 的梯度幅值:

$$Z(X, Y) = \sqrt{R_X^2 + R_Y^2} \quad (19)$$

式中, R_X 为 ζ_{fused} 的水平梯度; R_Y 为 ζ_{fused} 的垂直梯度:

$$\begin{cases} R_X = P_X * \zeta_{\text{fused}} \\ R_Y = P_Y * \zeta_{\text{fused}} \\ P_X = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ P_Y = \begin{bmatrix} 1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (20)$$

式中, P_X 、 P_Y 为索贝尔算子。

计算突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的梯度方向:

$$\sigma(X, Y) = \arctan\left(\frac{R_X}{R_Y}\right) \quad (21)$$

(2) 对于突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 中的每个像素, 在其梯度方向 $\sigma(X, Y)$ 的邻域中比较梯度幅值, 具体如下式:

$$A_{\text{NMS}}(X, Y) = \begin{cases} A(X, Y) \\ \text{最大值} \\ 0 \end{cases} \quad (22)$$

式中, $A(X, Y)$ 为 ζ_{fused} 的原始梯度幅值; $A_{\text{NMS}}(X, Y)$ 为 ζ_{fused} 抑制后的梯度幅值^[17]。

(3) 通过双阈值检测区分突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的强边缘和弱边缘, 并连接断裂的边缘。定义一个高阈值 U_{high} 与一个低阈值 U_{low} , 二者满足下式:

$$U_{\text{high}} = 2U_{\text{low}} \quad (23)$$

式中, U_{high} 为强边缘阈值, U_{low} 为弱边缘阈值。利用下式实施 ζ_{fused} 的边缘分类:

$$\mathcal{G}(X, Y) = \begin{cases} 255 & \text{if } A_{\text{NMS}}(X, Y) \geq U_{\text{high}} \text{ (强边缘)} \\ 255 & \text{if } U_{\text{low}} \leq A_{\text{NMS}}(X, Y) < U_{\text{high}} \text{ 且与强边缘相连} \\ 0 & \text{otherwise (非边缘)} \end{cases} \quad (24)$$

2) 输出突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的边缘检测结果 $\vartheta(X, Y)$ 。检测 $\vartheta(X, Y)$ 中细节区域的掩膜:

(1) 计算 $\vartheta(X, Y)$ 的梯度幅值, 用 $B(X, Y)$ 来表示, 计算方法同式 (19)。

(2) 利用 $B(X, Y)$ 计算 $\vartheta(X, Y)$ 的梯度能量图:

$$C(X, Y) = |B(X, Y)|^2 \quad (25)$$

(3) 根据超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 边缘检测结果梯度能量图 $C(X, Y)$ 动态确定阈值, 避免全局阈值对光照不均的敏感性。首先定义一个局部邻域, 计算该窗口内梯度能量的均值, 将其作为局部背景强度:

$$C_{\text{local}}(X, Y) = \text{Mean}[C(X', Y')] \quad (26)$$

式中, $C(X', Y')$ 是指该局部邻域内的 $C(X, Y)$; Mean 为算术平均值函数^[18]。

基于 $C_{\text{local}}(X, Y)$ 计算自适应阈值:

$$Q_{\text{adapt}} = C_{\text{local}}(X, Y) \cdot l \quad (27)$$

式中, l 为比例系数。

基于 Q_{adapt} 筛选超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的边缘检测结果 $\vartheta(X, Y)$ 的细节掩膜:

$$N_{\text{raw}}(X, Y) = \begin{cases} 1 & \text{if } C(X, Y) \geq Q_{\text{adapt}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (28)$$

3) 基于 $N_{\text{raw}}(X, Y)$ 在突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的边缘检测结果 $\vartheta(X, Y)$ 中检测边缘振荡区域的掩膜。

(1) 对于 $N_{\text{raw}}(X, Y)$, 提取其边缘邻域掩膜, 以标记边缘周围的背景区域, 具体操作公式如下:

$$N_{\text{edge}}(X, Y) = \text{Dilate}[N_{\text{raw}}(X, Y), \rho] \cap \bar{N}_{\text{raw}}(X, Y) \quad (29)$$

式中, Dilate 为形态学膨胀操作; $\bar{N}_{\text{raw}}(X, Y)$ 为 $N_{\text{raw}}(X, Y)$ 的补集; ρ 为结构元素, 用于扩展边缘区域。

(2) 计算突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的边缘检测结果 $\vartheta(X, Y)$ 水平和垂直方向的梯度, 分别用 $\theta_x(X, Y)$ 和 $\theta_y(X, Y)$ 来表示^[19]。

(3) 检测水平方向上梯度的周期性波动即水平方向上的边缘振荡, 具体如下式:

$$C_{\text{ring}, x}(X, Y) = |\theta_x(X, Y) - \bar{\omega}_x| \cdot N_{\text{edge}}(X, Y) \quad (30)$$

式中, $\bar{\omega}_x$ 为局部窗口内 $\theta_x(X, Y)$ 的均值。

基于检测结果获得边缘振荡区域的水平方向掩膜:

$$N_{\text{ring}, x}(X, Y) = \begin{cases} 1 & \text{if } C_{\text{ring}, x}(X, Y) \geq S_{\text{ring}, x} \text{ and } |\theta_x(X, Y)| \geq S_G \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

式中, $S_{\text{ring}, x}$ 为水平方向波动能量阈值; S_G 为梯度幅值阈值。

(4) 检测垂直方向上梯度的周期性波动即垂直方向上的边缘振荡, 具体如下式:

$$C_{\text{ring}, y}(X, Y) = |\theta_y(X, Y) - \bar{\omega}_y| \cdot N_{\text{edge}}(X, Y) \quad (32)$$

式中, $\bar{\omega}_y$ 为局部窗口内 $\theta_y(X, Y)$ 的均值。

基于检测结果获得边缘振荡区域的垂直方向掩膜:

$$N_{\text{ring}, y}(X, Y) = \begin{cases} 1 & \text{if } C_{\text{ring}, y}(X, Y) \geq S_{\text{ring}, y} \text{ and } |\theta_y(X, Y)| \geq S_G \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (33)$$

式中, $S_{\text{ring}, y}$ 为垂直方向波动能量阈值。

综合突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的边缘检测结果 $\vartheta(X, Y)$ 水平和垂直方向的振铃检测结果 $N_{\text{ring}, x}(X, Y)$ 与 $N_{\text{ring}, y}(X, Y)$, 也就是利用逻辑或操作合并 $N_{\text{ring}, x}(X, Y)$ 与 $N_{\text{ring}, y}(X, Y)$, 用 $N_{\text{ring}}(X, Y)$ 表示合并结果:

$$N_{\text{ring}}(X, Y) = N_{\text{ring}, x}(X, Y) \vee N_{\text{ring}, y}(X, Y) \quad (34)$$

4) 在突破衍射极限的超分辨率重构可见光纳米图像 ζ_{fused} 的边缘检测结果 $\vartheta(X, Y)$ 中, 刨除 $\vartheta(X, Y)$ 的细节区域掩膜 $N_{\text{raw}}(X, Y)$ 与边缘振荡区域掩膜 $N_{\text{ring}}(X, Y)$, 获得平坦区域掩膜 $N_{\text{flat}}(X, Y)$:

$$N_{\text{flat}}(X, Y) = \vartheta(X, Y) - N_{\text{raw}}(X, Y) - N_{\text{ring}}(X, Y) \quad (35)$$

5) 对于上述获得的细节区域掩膜 $N_{\text{raw}}(X, Y)$ 、边缘振荡区域掩膜 $N_{\text{ring}}(X, Y)$ 以及平坦区域掩膜 $N_{\text{flat}}(X, Y)$, 通过不同程度的模糊滤波器实施滤波处理, 获得边缘振荡去除后的可见光纳米图像复原图像。其中对于细节区域掩膜 $N_{\text{raw}}(X, Y)$ 的滤波处理目的为保留边缘, 抑制噪声, 因此选择的滤波器为双边滤波器。对于边缘振荡区域掩膜 $N_{\text{ring}}(X, Y)$, 滤波处理目的为强抑制伪影, 适度平滑, 因此选择的滤波器为高斯滤波器。对于平坦区域掩膜 $N_{\text{flat}}(X, Y)$, 滤波处理目的为强平滑, 去除噪声, 因此选择的滤波器为均值滤波器^[20]。通过掩膜加权组合各区域结果:

$$\kappa = n_{\text{raw}}\mu_{\text{raw}} + n_{\text{ring}}\mu_{\text{ring}} + n_{\text{flat}}\mu_{\text{flat}} \quad (36)$$

式中, n_{raw} 、 n_{ring} 、 n_{flat} 为二值掩膜, 确保像素仅被一种滤波器处理; μ_{raw} 为细节区域掩膜 $N_{\text{raw}}(X, Y)$ 的滤波处理结果; μ_{ring} 为边缘振荡区域掩膜 $N_{\text{ring}}(X, Y)$ 的滤波处理结果; μ_{flat} 为平坦区域掩膜 $N_{\text{flat}}(X, Y)$ 的滤波处理结果。

由此, 根据上述过程, 获得边缘振荡去除后的可见光纳米图像复原图像 κ 。

综上所述, 突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法流程如图 2 所示。

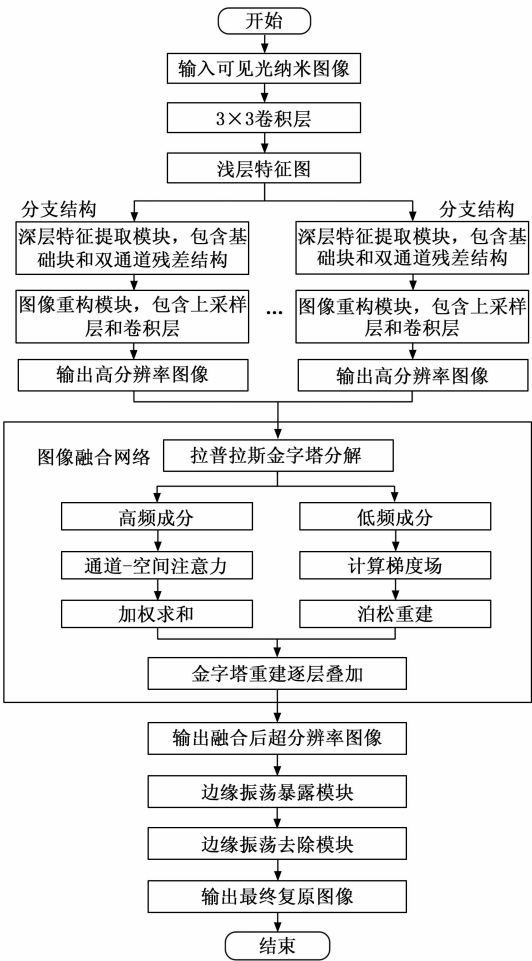


图 2 突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法

2 实例测试

2.1 实验过程

对于设计的突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除方法，利用其实施实验数据集的边缘振荡去除，测试设计方法的边缘振荡去除性能。实验数据集是一个由高校纳米光学实验室发布，用于验证计算成像算法在纳米尺度下性能的公开数据集。实验数据集中包括细胞微管、线粒体、DNA 结构等生物样本，量子点、金纳米颗粒二维材料（如石墨烯）等纳米材料，已知尺寸的纳米光栅等标准标定物的参考图像、荧光信号以及原始图像。

利用设计的基于多分支网络的图像多分支重构方法，对实验数据集实施多分支重构。其中，实验参数设置情况如表 1 所示。

利用设计的图像融合网络，对多分支可见光纳米图像重构结果实施融合处理，以达到突破衍射极限的目的，从而为边缘振荡智能去除提供超分辨率原始数据，也就是暴露需要解决的伪影问题。实验参数设置情况如

表 2 所示。

表 1 实验参数设置情况

参数项目	参数数值	参数项目	参数数值
浅层特征提取网络卷积层数	1 层	基础块中引入通道空间注意力机制的残差组数量	3 个
i	3 个	各残差组中的密集残差通道空间注意块数量	5 个
j	5 个	密集残差块中卷积层数量	3 个
训练轮数	100	批量大小	16
初始学习率	0.001	优化器	Adam

表 2 实验参数设置情况

参数项目	参数数值	参数项目	参数数值
O	5 层	优化器	Adam
初始学习率	1×10^{-4} (带余弦退火调度器)	批次大小	8
训练轮次	100	数据增强	随机水平翻转、随机旋转 ($\pm 15^\circ$)、随机裁剪 (256×256)

利用设计的基于坎尼算子与模糊滤波器的超分辨率重构可见光纳米图像复原方法，实现实验数据集的边缘振荡智能去除。其中实验参数设置情况如表 3 所示。

表 3 实验参数设置情况

参数项目	参数数值	参数项目	参数数值
l	2.5	优化器	Adam
ρ	3×3 十字形核	$S_{ring,x}$	0.5
$S_{ring,y}$	0.5	S_G	10
U_{high}	$0.3 \times$ 图像中所有像素点梯度幅值的最大强度值	U_{low}	$0.1 \times$ 图像中所有像素点梯度幅值的最大强度值

首先测试设计方法的边缘振荡去除效果；接着测试设计方法复原可见光纳米图像的分辨率，观察其是否突破了衍射极限；最后测试设计方法在多次测试下的边缘振荡能量比（EOER，edge oscillation energy ratio）。EOER 结合了边缘区域的能量分布和频域特性，可以全面地反映边缘质量。其值较高（EOER $\rightarrow$ 1），表明边缘振荡能量占比大，图像边缘质量差。其值较低（EOER $\rightarrow$ 0），表明边缘振荡能量占比小，边缘质量高。

在测试中，将基于 Transformer 的导丝伪影去除方法与基于多尺度生成对抗网络的耦合伪影校正方法作为对比方法。

2.2 测试结果

2.2.1 边缘振荡去除效果测试结果

设计方法与两种对比方法的边缘振荡去除效果测试结果如图 3 所示。

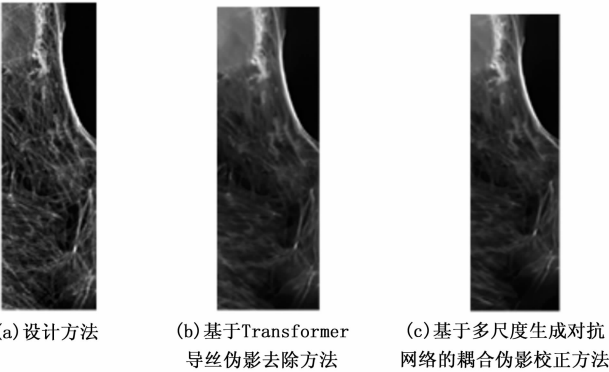


图 3 边缘振荡去除效果测试结果

设计方法的边缘振荡去除效果最好。由上可知，设计方法复原结果的边缘更加清晰，也更接近真实物理边界。相比设计方法，基于多尺度生成对抗网络的耦合伪影校正方法的复原结果振荡仍然较为明显，边缘模糊，基于 Transformer 的导丝伪影去除方法的复原结果边缘锐化但振荡加剧。设计方法表现更好的原因分析如下：设计方法采用基于多分支网络的图像多分支重构方法对可见光纳米图像实施多分支重构。该方法采用多分支结构对多个高分辨率结果进行重构，接着利用设计的图像融合网络，对多分支可见光纳米图像重构结果实施融合处理。最终能够为边缘振荡智能去除提供超分辨率原始数据，也就是确保最终的可见光纳米图像超分辨率重构结果具有更准确、更稳定的高频细节，暴露需要解决的伪影问题。这种处理方式能够实现良好的边缘振荡去除效果奠定基础。

2.2.2 复原图像分辨率测试

设计方法与两种对比方法的复原图像分辨率测试结果如图 4 所示。

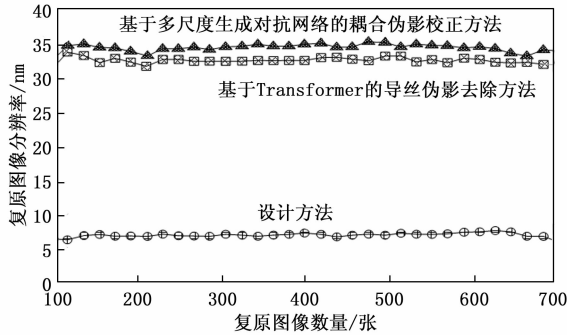


图 4 复原图像分辨率测试结果

设计方法的复原图像分辨率在 5~10 nm 之间，突破了可见光波长的衍射极限 30 nm，这对于可见光纳米成像技术具有革命性意义，在该成像分辨率下，能够更加精准地区分真实边缘与振荡伪影，提升结构解析的准确性。例如在石墨烯缺陷检测中，能够避免将单原子空位误判为边缘振荡导致的“假洞”。同时能够帮助可见

光纳米图像中高频信息的恢复，实现形貌、纹理的精准还原。

2.2.3 EOER 测试结果

设计方法与两种对比方法的 EOER 对比测试结果如图 5 所示。

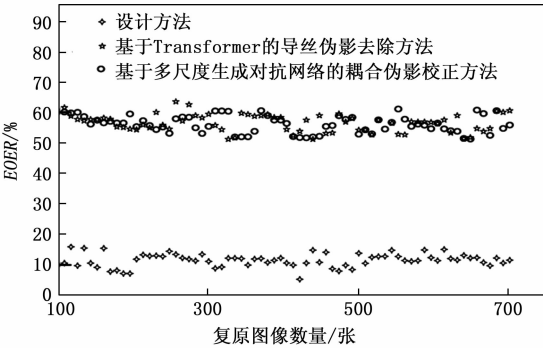


图 5 EOER 对比测试结果

设计方法的 EOER 在 3 种方法中最低，整体低于 0.2，说明设计方法边缘振荡能量占比小，复原的可见光纳米图像边缘质量高。而两种对比方法的 EOER 明显更高，说明其边缘振荡能量占比大，复原的可见光纳米图像边缘质量较差。设计方法表现最好的原因分析如下：在设计方法的边缘振荡去除模块中，设计了基于坎尼算子与模糊滤波器的超分辨率重构可见光纳米图像复原方法，通过边缘感知、区域分割与自适应滤波的协同策略，能够有效解决传统方法在振铃抑制与细节保留之间的矛盾，实现突破衍射极限的可见光纳米图像重构边缘振荡智能去除。

2.2.4 SSIM 和 PSNR 测试结果

为了进一步验证设计方法的有效性，选取结构相似性指数 (SSIM, structural similarity index) 和峰值信噪比 (PSNR, peak signal-to-noise ratio) 作为评价指标，在多个典型纳米图像样本上对比设计方法与两种对比方法的性能。不同方法的 SSIM 和 PSNR 结果如表 4 所示。

表 4 不同方法的 SSIM 和 PSNR 结果

图像样本	基于 Transformer 的导丝伪影去除方法		基于多尺度生成对抗网络的耦合伪影校正方法		设计方法	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
细胞微管	0.891	33.52	0.908	34.87	0.948	37.95
线粒体	0.876	32.89	0.894	33.74	0.932	36.82
DNA 结构	0.902	34.15	0.916	35.23	0.957	38.64
量子点	0.885	33.01	0.901	34.12	0.941	37.33
金纳米颗粒 二维材料	0.894	33.78	0.911	34.95	0.951	38.11

由表 4 可知，设计方法在所有五类样本上均取得最

高的 SSIM 与 PSNR 值, 表明其在结构保持与噪声抑制方面具有显著优势。为验证这一优势的统计显著性, 在全部测试图像 ($n=50$) 上进行了配对样本 t 检验。结果表明, 设计方法在 SSIM 和 PSNR 两项指标上均显著优于基于 Transformer 的导丝伪影去除方法 (SSIM: $t(49)=8.92, p<0.001$; PSNR: $t(49)=9.45, p<0.001$) 和基于多尺度生成对抗网络的耦合伪影校正方法 (SSIM: $t(49)=6.74, p<0.001$; PSNR: $t(49)=7.83, p<0.001$)。这一结果充分证明设计方法的性能提升具有统计显著性, 而非偶然现象。这是由于设计方法采用的多分支重构框架能够充分提取并融合图像的多尺度特征, 为后续边缘振荡去除提供了更完整的超分辨率原始数据; 同时, 基于坎尼算子与模糊滤波器的自适应复原策略, 能够针对不同区域特性实施差异化处理, 在有效抑制边缘振荡的同时更好地保留了真实细节, 从而在结构保真度 (SSIM) 和图像保真度 (PSNR) 两方面均实现了更优的平衡。

3 结束语

设计方法采用基于多分支网络的图像多分支重构方法对可见光纳米图像实施多分支重构。接着利用设计的图像融合网络, 对多分支可见光纳米图像重构结果实施融合处理。能够为边缘振荡智能去除提供超分辨率原始数据, 暴露需要解决的伪影问题。最后, 使用基于坎尼算子与模糊滤波器的超分辨率重构可见光纳米图像复原方法, 仅对边缘振荡区域施加滤波, 避免全局平滑导致的细节丢失, 同时通过掩膜隔离, 防止滤波操作扩散到细节区域, 彻底消除残留伪影。实验测试结果表明, 设计方法的边缘振荡去除效果较好, 复原可见光纳米图像的分辨率突破了衍射极限, 同时边缘振荡能量比较低, 证明了其具有能突破衍射极限的、高质量的可见光纳米图像复原效果。随着纳米技术、量子成像等领域的快速发展, 该方法有望成为微观世界观测的“标准后处理工具”, 推动科学发现与产业应用的深度融合。

参考文献:

[1] 郝 帅, 孙曦子, 马 旭, 等. 基于目标增强与鼠群优化的红外与可见光图像融合算法 [J]. 西北工业大学学报, 2024, 42 (4): 735-743.

[2] 郭劲文, 马兴华, 骆功宁, 等. 基于 Transformer 的结构强化 IVOCT 导丝伪影去除方法 [J]. 计算机应用, 2023, 43 (5): 1596-1605.

[3] 唐瑶瑶, 朱叶晨, 刘仰川, 等. CT 图像环形伪影去除方法研究现状及展望 [J]. 计算机应用, 2024, 44 (3): 890-900.

[4] 柴世杰, 黄魁东, 杨富强, 等. 基于多尺度生成对抗网络

的锥束 CT 图像耦合伪影校正方法 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45 (9): 44-54.

[5] 曹 坪, 林树冉, 张淳杰, 等. 梯度引导的 JPEG 压缩图像超分辨率重建 [J]. 自动化学报, 2025, 51 (6): 1261-1276.

[6] 陈宁宁. 卷积神经网络支持下高相似度图像识别技术研究 [J]. 科技创新与应用, 2025, 15 (27): 50-53.

[7] 唐广发, 卢子忱, 孟祥军, 等. 基于残差卷积前馈网络的高分辨率医学图像生成模型研究 [J]. 医疗卫生装备, 2025, 46 (9): 1-8.

[8] 何富运, 韦 燕, 丰芳宇, 等. 基于特征重构自愈残差网络的神经元形态分类 [J]. 西北工业大学学报, 2023, 41 (6): 1198-1208.

[9] 樊 瑶, 石英男, 柏劲威. 基于边缘与注意力跨层转移的图像修复模型 [J]. 计算机工程, 2023, 49 (6): 180-192.

[10] 许光宇, 刘冬旭. 融合多尺度注意力的生成对抗红外与可见光图像融合 [J]. 阜阳师范大学学报 (自然科学版), 2025, 42 (3): 1-10.

[11] 冯 鑫, 杨杰铭, 张鸿德, 等. 基于双通道残差密集网络的红外与可见光图像融合 [J]. 光子学报, 2023, 52 (11): 285-296.

[12] 刘 慧, 朱积成, 王欣雨, 等. 面向医学图像融合的多尺度特征频域分解滤波 [J]. 软件学报, 2024, 35 (12): 5687-5709.

[13] 陈芯蕊, 郭立强. 基于 LP 和 LBP 的红外与可见光图像融合算法 [J]. 淮阴师范学院学报 (自然科学版), 2023, 22 (3): 210-215.

[14] 王 燕, 张金峰, 王丽康, 等. 基于注意力机制与特征重建的水下图像增强 [J]. 红外技术, 2024, 46 (9): 1006-1014.

[15] 韩 丽, 王中训, 陈玉杰, 等. 基于 NSST 与 PCNN 的水下图像融合方法研究 [J]. 电子设计工程, 2024, 32 (20): 72-77.

[16] 张 健. 基于高低阈值 Canny 算子的遥感影像水域边缘检测方法 [J]. 北京测绘, 2025, 39 (4): 496-502.

[17] 王庆庆, 辛月兰, 赵 佳, 等. 高效全局注意网络的图像超分辨率重建 [J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61 (10): 377-387.

[18] 陈宗桂, 陆思璇, 董晓军, 等. 基于改进区域生长法分割 CT 图像肝肿瘤的研究 [J]. 电子设计工程, 2024, 32 (10): 180-185.

[19] 张 婧, 辛斌杰, 袁智杰, 等. 基于边缘引导的纺织品纹样数字化修复方法 [J]. 纺织学报, 2024, 45 (2): 101-111.

[20] 黄 余, 孙利民, 陈林宇. 基于 WPA 优化小波神经网络的激光散斑图像增强方法 [J]. 激光杂志, 2025, 46 (8): 141-145.