

改进多阶段渐进式的受电弓碳滑板图像去模糊<sup>\*</sup>刘伟民<sup>1</sup> 张梦准<sup>1</sup> 郑爱云<sup>1</sup> 刘 晋<sup>2</sup> 郑 直<sup>1</sup>

(1. 华北理工大学机械工程学院 唐山 063210; 2. 中车唐山机车车辆有限公司 唐山 064000)

**摘 要:** 针对高铁运行速度过快,容易导致受电弓碳滑板的监测图像出现运动模糊问题,提出了一种改进多阶段渐进式网络的图像去模糊方法。首先,引入混合膨胀卷积作为特征提取网络,在不改变计算量和特征图分辨率前提下,可以增大局部感受野,进而可获取高质量的图像纹理和细节信息;其次,引入像素点注意力机制,自适应地选择每个像素点的权重值,增强模型去模糊质量;再次,引入混合损失函数,提高模型对不同类型模糊的鲁棒性;最后,制作 1 600 对受电弓碳滑板监测图像合成数据集以供模型进行训练和测试。为了评估所提网络的去模糊效果,将训练所得模型在上述数据集上进行了测试,实验结果表明峰值信噪比达到了 38.82 dB、结构相似性达到了 0.972 3,在视觉上较另外 7 种经典方法能更好地复原图像的边缘轮廓和纹理细节信息。有效地提升了模型的鲁棒性。

**关键词:** 图像去模糊;卷积神经网络;混合膨胀卷积;像素点注意力;混合损失函数

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Rail pantograph carbon strip image deblurring based on improved multi-stage progressive image restoration

Liu Weimin<sup>1</sup> Zhang Mengzhun<sup>1</sup> Zheng Aiyun<sup>1</sup> Liu Jin<sup>2</sup> Zheng Zhi<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. CRRC Tangshan Co., Ltd., Tangshan 064000, China)

**Abstract:** Objective: To solve the problem of motion blur in the monitoring image of the pantograph carbon slide caused by the fast running speed of high-speed railway, an image deblurring method based on improved multi-stage progressive network is proposed. Methods: First, a hybrid dilated convolution is introduced as a feature extraction network, which can increase the local receptive field without changing the calculation and resolution of the feature map, and then obtain high-quality image texture and detail information. Secondly, the pixel attention mechanism was introduced to adaptively select the weight value of each pixel to enhance the deblurring quality of the model. Thirdly, a hybrid loss function was introduced to improve the robustness of the model to different types of fuzziness. Finally, a synthetic data set of 1 600 pairs of pantograph carbon slide monitoring images was made for the model to train and test. The experimental results show that the peak signal-to-noise ratio (PSNR) reaches 38.82 dB and the structural similarity (SSIM) reaches 0.972 3. Compared with the other seven classical methods, the proposed network can better restore the edge contour and texture detail information of the image. The robustness of the model is effectively improved.

**Keywords:** image deblurring; convolutional neural network; hybrid dilated convolution; pixel attention; hybrid loss function

## 0 引 言

随着我国铁路事业的迅猛发展,智能化和数字化地对受电弓碳滑板进行监测变得日益重要。作为铁路牵引供电系统的关键组成部分,受电弓碳滑板负责从接触网上接收

电流,其状态直接关系到铁路运营的安全性<sup>[1]</sup>。在受到电磁、高温、震动等持续作用下,易出现受电弓碳滑板异常磨损,例如磨痕、裂纹和电弧烧蚀等。这将使得弓网离线率和燃弧率升高进而影响列车的运行安全。目前受电弓碳滑板故障检测有人工检测方式与自动检测方式。人工监测方式

存在人力成本高、易受到个人主观意识影响、实时性欠佳等问题。自动检测多采用图像检测技术,更灵活,鲁棒性更好。因此高铁受电弓碳滑板自动监测技术的发展越来越重要<sup>[2]</sup>。但是由于列车处于高速移动状态下,监测图像常常存在严重的动态模糊,严重影响了监测的准确性。

图像去模糊是低级计算机视觉任务中的一个经典问题,模糊图像不仅会降低人类对图像的识别和理解能力。由于铁路高速运动导致的模糊图像还会影响后续任务,例如在实例分割<sup>[3-4]</sup>、目标检测<sup>[5-6]</sup>、显著性目标检测<sup>[7]</sup>等高级计算机视觉任务中输入图像是清晰图像,如果输入图像是模糊的,将影响后续高级计算机视觉任务结果的准确性和可靠性。传统的图像去模糊方法主要为非盲去模糊算法,例如基于暗通道先验<sup>[8]</sup>、基于边缘估计<sup>[9]</sup>、基于 L0 正则化<sup>[10]</sup>,都需要利用图像的先验知识来获得模糊核的信息,进而得到清晰图像。尽管传统的方法易于实现,然而运动模糊模型通常比较复杂,传统方法不能有效地估计模糊核。

近年来,深度学习已经在各种机器视觉任务中取得了显著的成果。许多基于深度学习的图像去模糊算法陆续被提出。Sun 等<sup>[11]</sup>使用卷积神经网络来估计图像中每个补丁的运动模糊的概率分布,首次将卷积神经网络引入图像去模糊领域。Schuler 等<sup>[12]</sup>使用一种神经结构来模拟传统迭代去模糊方法的计算步骤,解决了盲运动去模糊的问题。Chakrabarti 等<sup>[13]</sup>通过判别性训练,对每个像素点的输出进行平均,形成一个清晰图像的初始估计,然后从这个估计中得到一个全局模糊核。Nah 等<sup>[14]</sup>与以往的研究不同,避免了与模糊核估计相关的问题。采用从粗到精的方法,提出了一种多尺度卷积神经网络,以端到端的方式恢复不同的模糊图像。但该网络只针对少数模糊类别,刘万军等<sup>[15]</sup>提出跨尺度权重共享的方法,使得在尺度迭代的过程中共享参数,显著降低了训练难度,还将融合密集块的编解码器结构引入网络。但由于多尺度网络需要在不同的尺度上对图像进行处理和分析,以捕捉到更丰富的细节和模糊特征。这种方式会导致计算量增加,进而对实时性要求高的任务产生影响。因此 Zhang 等<sup>[16]</sup>提出利用多补丁替代多尺度,通过对图像进行分块处理减小计算量。然而,包括模糊核估计、多尺度、多补丁在内几乎所有低级视觉问题的模型都是基于单阶段设计的。只有少数人将多阶段设计引入图像去模糊领域。相比之下,在姿态估计<sup>[17]</sup>、动作分割<sup>[18]</sup>等高级视觉任务上,多阶段网络已经展现了出色的效果。因此,Chen 等<sup>[19]</sup>提出了一个多阶段网络,并将半实例规范化模块应用在每一阶段的子网络中。相比于网络模块堆积和增加网络尺寸等传统方式,两阶段网络更好的提取浅层信息。Mao 等<sup>[20]</sup>通过重新审视了从粗到细的策略,提出了一种多输入多输出的多阶段网络,在避免计算成本的前提下实现快速准确的去模糊。综上所述,多阶段网络被证明比单阶段网络更有效。如何在使用多阶段网络的同时增大感受野、解决现有问题是研究的关键所在。

该研究针对高铁受电弓碳滑板监测图像的去模糊问题,提出了一种使用混合膨胀卷积和像素点注意力改进的多阶段渐进式网络。该方法将基于 U-Net 的多阶段网络与提出像素点注意力机制和混合膨胀卷积结构结合,实现多阶段渐进式去模糊的同时,有效的捕捉了高铁受电弓碳滑板图像的多尺度特征信息。为进一步提高模型的鲁棒性,使用混合损失函数对网络模型进行优化。最后,在制作的数据集上的实验结果表明,所提方法展现了优秀的去模糊性能。

## 1 多阶段渐进式网络模型

多阶段渐进式网络<sup>[21]</sup>的总体架构如图 1 所示,其由 3 个阶段组成,前两个阶段采用了标准 U-Net 结构的编码器-解码器子网络。U-Net 结构通过编码器和解码器之间的连接,能够更全面地学习图像的上下文信息。由于图像去模糊任务是一项对位置敏感的任务,因此为了在最终输出图像中保留所需的纹理细节,在最后阶段采用了一个对原始输入图像分辨率进行操作的子网。每个阶段首先都经过一个普通卷积和通道注意力模块进行特征提取。其次,在每两个阶段之间加入一个监督注意力模块(supervised attention module, SAM),提供每个阶段图像恢复有用的信息,再通过局部监督预测,生成注意力图,抑制上一阶段信息量较小的特征,只让有用的特征传播到下一阶段以实现渐进式学习。在此模型中,引入跨阶段特征融合模块(cross stage feature fusion, CSFF),首先使用卷积将上一阶段的特征进行细化,然后传递到下一个阶段进行聚合。它有助于传播从早期到后期的多尺度上下文特征提高特征的表达能力,并且减少模型的参数和计算量。

## 2 改进多阶段渐进式网络模型

在原始多阶段渐进式网络模型中,每一阶段先通过普通卷积和通道注意力模块进行特征提取。针对原始特征提取组合模块感受野小、无法对特征信息进行更精确的调整等特点,因此,在改进网络中,使用混合膨胀卷积和像素点注意力模块组合替代普通卷积和通道注意力的组合。改进特征提取组合模块如图 2 所示。

首先,感受野的大小关系着上下文信息的丰富性,感受野越大,上下文信息越丰富。通过使用混合膨胀卷积,可以有效地扩大神经网络的感受野,并且无需增加额外的参数;其次,由于高铁受电弓碳滑板监测图像大多为高清图像,相较于通道注意力模块,像素点注意力模块可以更好地关注图像中每个像素点,从而实现更精细的特征调整和处理,因此使用像素点注意力模块替代通道注意力模块;最后,原始多阶段渐进式网络模型使用 Charbonnier loss 作为损失函数。相比于原始单一的损失函数,采用混合损失函数可以提高模型的性能和鲁棒性。

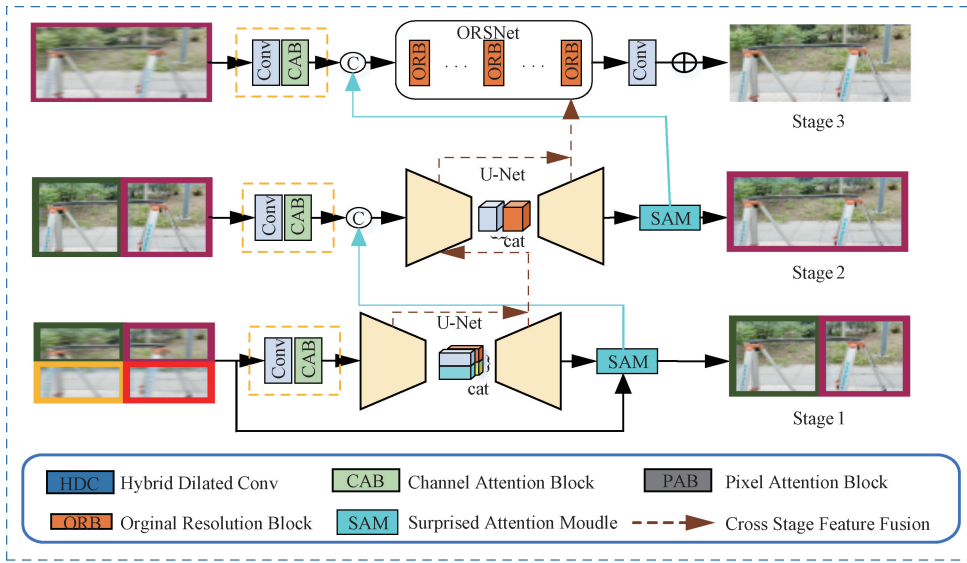


图1 MPRNet的总体框架

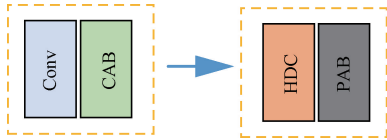


图2 改进特征提取组合模块

## 2.1 混合膨胀卷积

感受野是影响神经网络性能的重要因素之一。感受野增大可以提取足够多原图的信息,从而更好地发挥神经网络性能。膨胀卷积也称为空洞卷积,其在普通卷积核的基础上扩大了卷积核尺寸,不仅没有增大计算量、降低特征图的分辨率,而且增大了感受野。还添加了一个名叫膨胀率的参数,主要用来表示膨胀的大小。但当叠加多个相同膨胀率的膨胀卷积,在感受野中会存在很多像素没有被利用,存在大量空洞,并且会丢失数据之间的连续性和完整性,出现网格效应。针对以上问题,Wang等<sup>[22]</sup>混合膨胀卷积(hybrid dilated convolution, HDC),在每一层使用不同的膨胀率,多个叠加的膨胀卷积的膨胀率公约数不能大于1。膨胀率需要满足以下:

$$M_i = \text{Max}(M_{i+1} - 2r_i, M_{i+1} - 2(M_{i+1} - r_i), r_i) \quad (1)$$

式中:  $r_i$  为第  $i$  层膨胀率;  $M_i$  为  $i$  这一层中最大的膨胀率;本文选择用膨胀系数分别为  $[1, 2, 3]$  的三层混合膨胀卷积如图3所示。

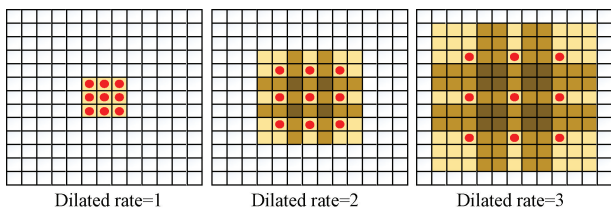


图3 膨胀率分别为1,2,3的混合膨胀卷积

## 2.2 像素点注意力模块

近年来,注意力机制已经成功地应用于图像处理领域。现有的方法大多都是使用通道注意力机制或空间注意力机制,或者将他们简单的进行叠加,这样做并不能有效地统一两者的效果,性能也相互产生影响。因此,本文提出了一种可以将通道注意力和空间注意力结合的像素点注意力,实现了对特征信息更精确的调整,可以有效的提高图像纹理细节重建的质量,特别是在高像素图片处理领域。

如图4所示通道注意力目的是获得  $1D(C \times 1 \times 1)$  注意特征向量,空间注意得到一个  $2D(1 \times H \times W)$ ,与之不同的是,像素注意力可以生成一个  $3D(C \times H \times W)$  矩阵作为注意力特征。其中  $C$  为通道数,  $H$  和  $W$  分别是特征的高度和宽度。由此可见,像素注意力可以为特征图中所有像素生成特征系数。如图4(c)所示,像素注意力仅使用  $1 \times 1$  卷积层和 Sigmoid 激活函数获得注意力权重图,然后将其与输入特征映射相乘。

$X_{n-1}$  和  $X_n$  分别为特征映射输入和输出,  $f_{PA}()$  由一个  $1 \times 1$  的卷积层和一个 Sigmoid 函数组成,像素点注意力层可以定义为:

$$X_n = f_{PA}(X_{n-1}) \times X_{n-1} \quad (2)$$

## 2.3 改进损失函数

为了避免网络模型在训练过程中陷入局部最优解,无法达到最佳的去模糊效果,本文使用了多个损失函数组合替代单一损失函数作为优化目标。本文所用的总损失函数计算公式如下:

$$L = L_{MS-SSIM-L1} + \lambda L_{edge} \quad (3)$$

式中:  $L_{MS-SSIM-L1}$  为多尺度结构相似损失函数与 L1 损失函数的组合;  $L_{edge}$  为边缘损失函数;参数  $\lambda$  为权重,控制着两个损失函数的相对重要性,将其设为  $0.05^{[23]}$ 。Multi-scale

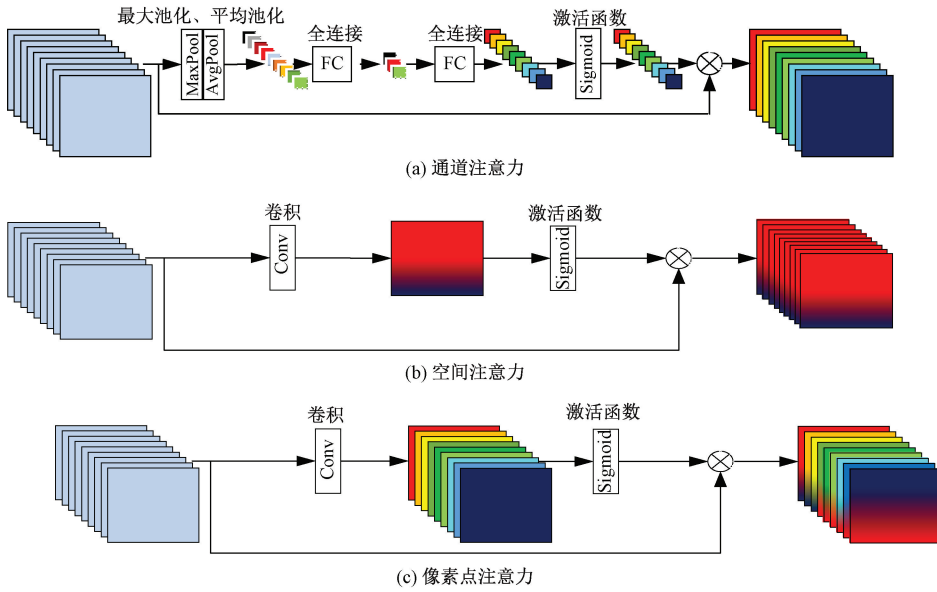


图 4 三种注意力机制模型

SSIM 以下简称为 MS-SSIM, 由于 MS-SSIM 和 SSIM 对均匀误差都不够敏感。这会导致亮度发生变化或颜色发生偏移。结构相似性 SSIM 可以定义为:

$$SSIM(P) = \frac{2\mu_x\mu_y + M}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + M} \cdot \frac{2\sigma_{xy} + N}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + N} \sigma_y \quad (4)$$

式中:  $\mu_x, \mu_y$  分别为 X 和 Y 图像像素的平均值;  $\sigma_x, \sigma_y$  分别为 X 和 Y 图像像素值的标准差;  $\sigma_{xy}$  是 X、Y 两个图像像素的协方差;  $M, N$  为常数,  $L_{SSIM}$  表示为:

$$L_{SSIM} = 1 - SSIM(\bar{P}) \cdot \quad (5)$$

$\bar{P}$  为像素块的中间像素值。

MS-SSIM 是一种基于多层结构相似性(SSIM)的损失函数, 它可以更好地保留图像中高频区域的对比度, 并且考虑了分辨率, MS-SSIM 损失如下:

$$L_{MS-SSIM} = 1 - MS-SSIM(\bar{P}) \quad (6)$$

L1 损失函数也叫平均绝对值误差(MAE), 对比 MS-SSIM 损失, L1 损失保留了颜色和亮度, 无论局部结构如何变换, 每个误差的权重是相同的, 但是 L1 损失是基于逐像素比较差异, 没有考虑人类视觉感知。  $L_{L1}$  可以表示为:

$$L_{L1}(P) = \frac{1}{N} \sum_{p \in P} |x(p) - y(p)| \quad (7)$$

式中:  $x(p)$  为真实值;  $y(p)$  为预测值。为了得到多尺度结构相似性损失函数和 L1 损失函数的最佳表现, 将它们结合起来, 公式如下:

$$L_{MS-SSIM-L1} = \alpha \times L_{MS-SSIM} + (1 - \alpha) \times G_{\sigma_G^M} L_{L1} \quad (8)$$

其中省略了所有损失函数对像素点 P 的依赖, 经验的设置  $\alpha = 0.84^{[24]}$ , 其中  $G_{\sigma_G^M}$  为 MS-SSIM 中的第 M 个尺度的高斯核。边缘损失函数可以很好地考虑高频的纹理结构信息, 提高图像的细节表现。公式如下:

$$L_{edge} = \frac{\sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H E_{i,j} \cdot (|Y_{i,j} - X_{i,j}|)}{WH} |Y - X| \quad (9)$$

式中: X 和 Y 分别是清晰图像和模糊图像; E 是求得的边缘特征;  $|Y - X|$  为模糊图像和清晰图像的真实误差, 通过 E 进行加权, 可以更好地优化边缘信息。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验设置及数据集

在这项实验中, 使用 PyTorch 机器学习库构建了神经网络框架。模型的训练和测试是在 RTX 3090 GPU 上进行的。选择 Adam 优化器作为梯度下降算法优化方法, 迭代次数为 300 次。输入图像大小为  $1280 \times 720$ , 批尺寸设置为 2。为了控制学习率的变化, 将最大学习率设定为  $2 \times 10^{-4}$ , 并采用了余弦退火的衰减方法, 使学习率在训练过程中逐渐下降至  $1 \times 10^{-6}$ 。这种设置能够有效地调整学习率, 提高模型的收敛速度和性能。

本文的研究目的是高铁受电弓碳滑板监测图像的去模糊问题, 算法在制作的数据集上训练, 验证本文模型对高铁受电弓碳滑板监测图像去模糊的可行性。该数据集使用高清运动摄像机拍摄了 60 fps 的 15 个不同场景视频, 其中包含不同背景、不同类型碳滑板, 背景包含树林、桥梁、自然环境物等。利用提取视频帧的方法提取获得数据样本, 并对关键帧图像进行 10 pixel、10 pixel 45°等 8 种模糊方式处理, 其中像素值代表模糊距离, 角度值代表模糊角度。在制作的数据集中, 共包含 1 600 对分辨率为  $1280 \times 720$  的模糊图像和清晰图像。其中, 随机选择其中 1 300 对图像作为训练集来训练算法, 其余 300 对图像作为测试集。以评估网络在去除图像模糊方面的性能。



3.2 结果分析

为了验证本文提出网络的去模糊性能,将该方法定量地与基于深度学习的主流去模糊网络进行对比。包括 Deep Deblur<sup>[14]</sup>、DMPHN<sup>[16]</sup>、Hinet<sup>[19]</sup>、DeepRFT<sup>[20]</sup>、BANet<sup>[25]</sup>、DeblurGAN-v2<sup>[26]</sup>、MIMO-Unet<sup>[27]</sup>。7 种对比算法中,Hinet、MIMO-Unet 和 DPMHN 为多阶段网络,其余为单阶段网络。为了对比结果的公平性,使用作者公开发布的源代码,在制作的高铁受电弓碳滑板监测图像数据集上重新训练和测试,使用峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)作为评价指标与对比去模糊方法进行定量评价。各方法的实验结果如表 1 所示。

本文提出网络在高铁受电弓碳滑板监测数据集上 PSNR 达到了 38.82,SSIM 达到了 0.972 3。与其他对比方法相比,本文的方法在高铁受电弓碳滑板监测数据集上展现了更高的 PSNR 和 SSIM 值。本文从制作的高铁受电弓碳滑板监测数据集上随机选取 3 张不同场景的图像,并与 7 种对比方法进行主观质量评价,可以从图 5 中观察到各个方法去模糊图像的主观效果。如图 5 所示,为了充分展示去模糊效果,放大了图片中的细节。基于端到端的经

表 1 在高铁受电弓碳滑板监测数据集上的测试结果

模型	PSNR/dB	SSIM	时间/s
Deep Deblur	32.88	0.929 5	1.273
DeblurGAN-v2	28.32	0.880 3	0.545
MIMO-Unet	35.31	0.949 4	0.008
Hinet	33.88	0.926 2	1.862
DMPHN	38.14	0.968 4	0.879
DeepRFT	37.84	0.967 0	2.410
BANet	34.62	0.944 3	1.584
本文方法	38.82	0.972 3	2.035

典去模糊算法 Deep Deblur<sup>[14]</sup>网络细节方面产生了畸形现象,存在少量伪影。DeblurGAN-v2<sup>[25]</sup>网络在部分图像上去模糊效果不够理想,产生了较多的模糊伪影。DMPHN<sup>[16]</sup>网络、MIMO-Unet<sup>[27]</sup>网络、Hinet<sup>[19]</sup>网络在多阶段网络结构的影响下去模糊效果有所提升,但由于该网络对于边缘信息和局部特征不够关注,没有达到最佳效果。BANet<sup>[26]</sup>网络、DeepRFT<sup>[20]</sup>网络都能够有效去除模糊,解决了图像模糊的细节问题,但复原图像的物体边缘均不够清晰。

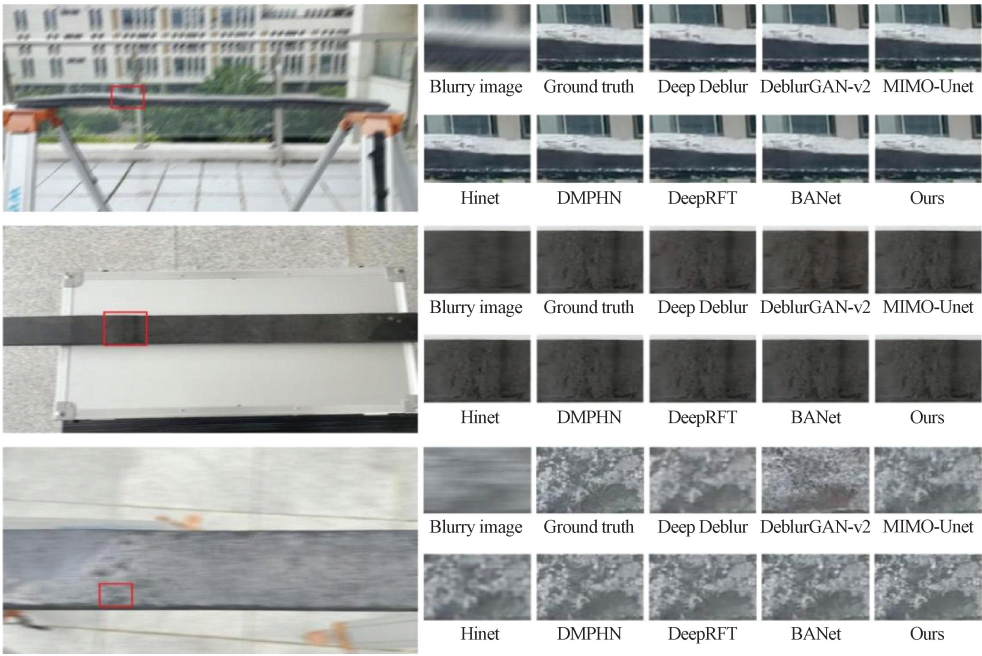


图 5 高铁受电弓碳滑板监测数据集上的可视化实验结果

研究结果还显示随着深度学习的不断发展,网络处理时间也在逐渐增加。然而,与此相比,本文提出的算法在处理时间相近的情况下,能够获得图像更清晰、视觉效果更佳的优势。这表明在图像去模糊任务中,本文算法在保持高效处理的同时,能够产生令人满意的视觉效果。

3.3 消融实验

为了验证本文所提出方法中各个模块的有效性,采用了峰值信噪比(peak signal-noise ratio,PSNR)和结构相似

性(structural similarity,SSIM)作为评价指标,以进一步分析改进优化对高铁受电弓碳滑板监测图像去模糊效果的影响。为此,进行了一系列消融实验,这些实验涵盖了像素点注意力模块的个数、不同的损失函数以及改进模块的组合。通过这些实验,可以全面评估各个模块在去模糊任务中的作用。

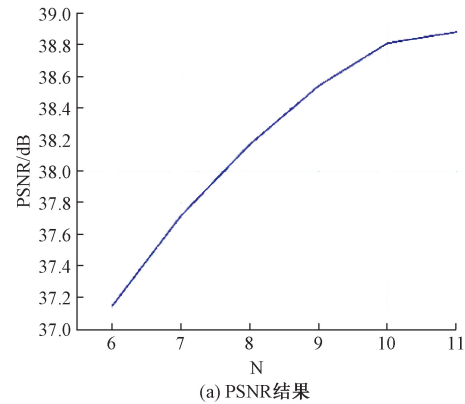
1)像素点注意力模块个数的消融实验

在本研究中,第 3 阶段子网由多个像素点注意力模块

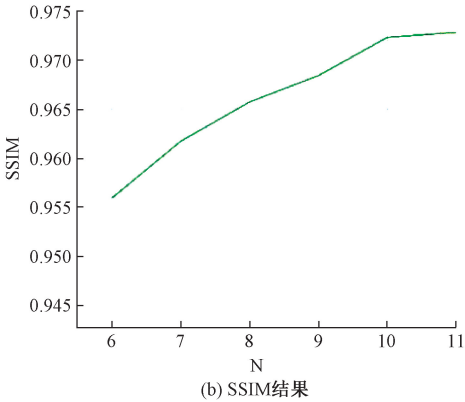
堆叠而成。为了评估像素点注意力模块的个数对网络性能的影响,在自行制作的高铁受电弓碳滑板数据集上进行了消融实验。通过对表 2 的分析发现,当像素点注意力模块个数  $N$  为 6 时,PSNR 和 SSIM 值较低,分别为 37.15 和 0.956 4。增加像素点注意力模块的个数对 PSNR 和 SSIM 评价指标产生了积极影响。特别是,将模块个数从  $N=9$  增加到  $N=10$  时,PSNR 提高了 0.18,SSIM 提高了 0.019。从图 6 中可以看出,当模块个数从  $N=10$  增加到  $N=11$  时,PSNR 提高了 0.06,SSIM 提高了 0.000 5,但增长速率变得缓慢。基于参数量和网络性能之间的平衡考虑,选择像素点注意力模块的个数为 10。这样的选择能够在保证性能的同时避免过多参数导致的过拟合问题。

表 2 像素点注意力模块个数的消融实验

$N$	PSNR/dB	SSIM
6	37.15	0.956 4
7	37.72	0.962 9
8	38.17	0.966 7
9	38.54	0.968 4
10	38.82	0.972 3
11	38.88	0.972 8



(a) PSNR结果



(b) SSIM结果

图 6 像素点注意力模块个数分析

2)不同损失函数的消融实验

由表 3 可知,相比于使用单一类型的损失函数,本文

将多个损失函数融合在一起,可以更好地提取图像的细节信息,使得模型对于不同类型的模糊的鲁棒性会更强,将 L1 损失函数与 MS-SSIM 结合可以保留了图像的颜色和亮度,通过加入 Edge 损失函数得到了更好的图像边缘细节,从而达到更好地去模糊效果。因此,本文采用 3 种损失函数组合的混合损失函数来优化网络模型。

表 3 不同损失函数的消融实验

损失函数	PSNR/dB	SSIM
L1	38.47	0.969 7
MS-ssim	38.55	0.968 5
MS-ssim+L1	38.79	0.971 0
MS-ssim+L1+Edge	38.82	0.972 3

3)改进模块组合的消融实验

为了评估提出各个改进模块对整体网络性能的影响,消融实验结果如表 4 所示。

表 4 改进模块组合的消融实验

模型	基线模型	方案 1	方案 2	方案 3
HDC	×	✓	✓	✓
PAB	×	×	✓	✓
Loss	×	×	×	✓
PSNR/dB	36.74	37.39	38.66	38.82
SSIM	0.935 3	0.958 0	0.970 3	0.972 3

3.4 评估文中算法对高级计算机视觉任务的影响

图像去模糊是一项低级计算机视觉任务,其主要目标为提升后续更复杂的高级计算机视觉任务的性能和准确度。当高铁列车高速运动时容易导致图像出现运动模糊,会影响后续对高铁列车的检测精度。本文以目标检测为例,采用 YOLOv7<sup>[28]</sup> 模型,进行了目标检测实验,分别使用了模糊图像和经过本文算法去模糊处理后的图像作为输入,然后比较它们在目标检测方面的表现。如图 6 所示,模糊图像存在检测困难或无法准确检测缺陷的问题,通过文中的算法对模糊图像进行去模糊处理后,可以显著提高缺陷检测识别率。

在经过去模糊处理之前,模糊图像的检测率较低,甚至有些缺陷无法有效地检测出。但在经过去模糊处理后的图像上进行目标检测时,可以显著改善目标检测的准确性,使其能够更好地发现并识别各种缺陷。经过本文算法进行图像去模糊处理后如图 7(c)、(d)所示,缺陷检测精准度分别提高了 64.29%和 68.75%,证明了本文算法应用在后续缺陷检测任务的有效性,进而证明本文算法可以有效地提升后续高级计算机视觉任务的效果。

4 图像去模糊系统与实现

由于高铁列车的快速移动,容易导致摄像机采集的图

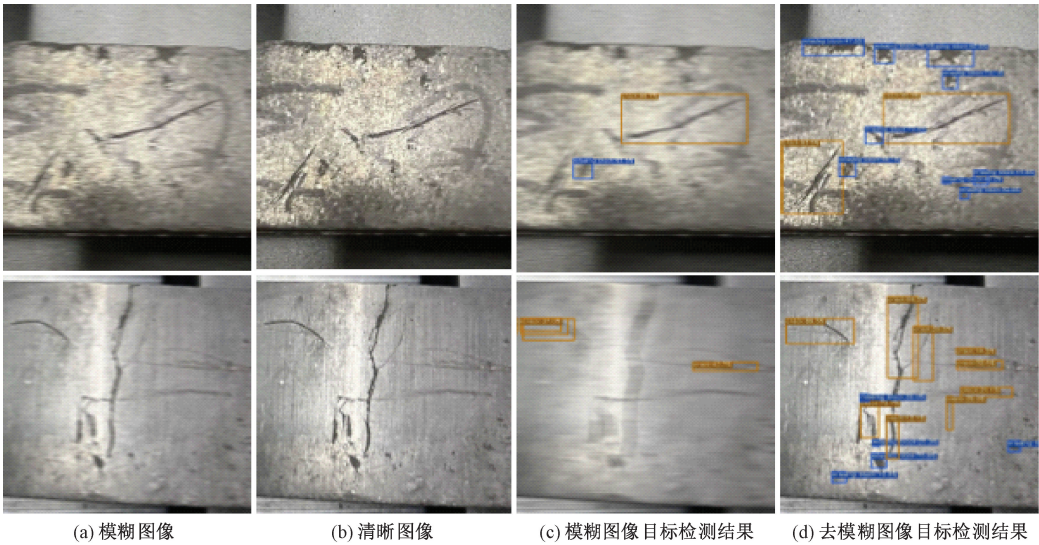


图 7 目标检测可视化效果对比

像画面模糊不清,产生运动模糊。严重影响后续计算机视觉系统的性能。因此,为了及时的获得无模糊图像,开发有模糊清晰化系统是本文的需求。

4.1 系统模块设计

本文设计的系统包含 4 个模块:图像操作、展示图像信息、图像恢复算法选择、图像去模糊。如图 8 所示是图像去模糊系统的模块详细图。

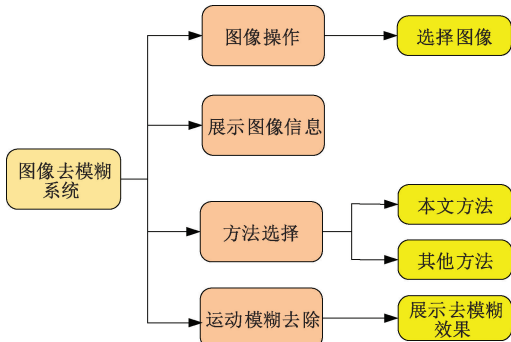


图 8 图像去模糊系统规划图

- 本系统主要实现的功能如下:
- 1)图像操作:该功能模块是用来选择需要处理的图像,并输入本文的系统中。
  - 2)展示图像信息:该功能模块是用来在系统界面上展示选择图像的基本信息。
  - 3)方法选择:该功能模块是选择方法对模糊图像进行去模糊操作。
  - 4)图像去模糊:该功能模块是在选择好需要去模糊的图像和方法选择之后,对图像进行去运动模糊的操作,以展示去模糊效果。

4.2 系统实现

本系统的开发平台为 PyCharm,使用 PyQt5 设计了图

像去模糊系统。如图 9 所示是图像去模糊系统的初始界面,下面通过截图的方式介绍系统的功能界面。



图 9 系统初始界面

1)图像操作

该模块实现的功能是选择需要处理的模糊图像,用户通过点击“读取图片”按钮,选择模糊图像,并将其输入系统并显示在系统界面上。如图 10 所示。



图 10 选择需要去模糊的图像界面

2)展示图像信息

该模块功能是读取图像中选择的图像信息显示到系统界面上。如图 11 所示。





图 11 展示图像信息

3)方法选择

该模块的功能是用户可以根据自己的意向选择不同的方法。如图 12 所示。

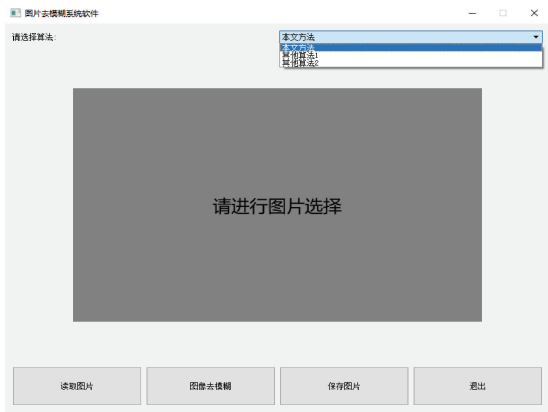


图 12 选择方法界面

4)图像去模糊

该模块的功能是根据选择的模糊图像和去模糊方法进行图像去模糊。如图 13 所示。



图 13 本文方法去模糊结果界面

5 结 论

为解决由于高铁列车运行速度过快,导致受电弓碳滑

板监测图像存在严重运动模糊的问题,本文提出了基于混合膨胀卷积、像素点注意力和混合损失函数的改进多阶段渐进式图像去模糊网络模型并设计与实现了一套高铁受电弓碳滑板图像去模糊系统。首先,使用混合膨胀卷积方式,在不增加参数的同时成功增大了感受野,获得了更好的图像纹理和更丰富的图像细节;其次,本文提出的像素点注意力机制通过赋予每个像素点不同权重,生成三维注意地图,增强了去模糊效果;最后,使用混合损失函数成功提高模型对不同类型模糊的鲁棒性。基于高铁受电弓和碳滑板检测图像数据集上进行了训练和测试,实验结果表明,所提方法较原始多阶段渐进式网络,峰值信噪比和结构相似性分别提高了 2.08 dB 和 0.046,验证了本文改进方法的先进性和优势,证明了本文算法能够有效地去除由于高铁运行速度过快造成的运动模糊。

参考文献

[1] GAO S. Automatic detection and monitoring system of pantograph-catenary in China's high-speed railways[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-12.

[2] 施莹,林建辉,庄哲,等. 基于振动信号时频分解-样本熵的受电弓裂纹故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 8.

[3] 冯洲,续欣莹,郑宇轩,等. 动态场景下基于实例分割和三维重建的多物体单目 SLAM[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(8):51-62.

[4] WANG Z, SONG R, DUAN P, et al. Efnet: Enhancement-fusion network for semantic segmentation [J]. Pattern Recognition, 2021, 118: 108023.

[5] 陈朋磊,王江涛,张志伟,等. 基于特征聚合与多元协同特征交互的航拍图像小目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(10):183-192.

[6] 童小钟,魏俊宇,苏绍璟,等. 融合注意力和多尺度特征的典型水面小目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1):212-222.

[7] 丛润民,张晨,徐迈,等. 深度学习时代下的 RGB-D 显著性目标检测研究进展[J]. 软件学报, 2023,34(4): 1711-1731.

[8] PAN J, SUN D, PFISTER H, et al. Deblurring images via dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(10): 2315-2328.

[9] KARAALI A, JUNG C R. Edge-based defocus blur estimation with adaptive scale selection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(3): 1126-1137.

[10] ZHANG F, LU W, LIU H, et al. Natural image



- deblurring based on l0-regularization and kernel shape optimization[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77: 26239-26257.
- [11] SUN J, CAO W, XU Z, et al. Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur removal[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 769-777.
- [12] SCHULER C J, HIRSCH M, HARMELING S, et al. Learning to deblur[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(7): 1439-1451.
- [13] CHAKRABARTI A. A neural approach to blind motion deblurring[C]. Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, 2016: 221-235.
- [14] NAH S, HYUN K T, MU L K. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3883-3891.
- [15] 刘万军,张正寰,曲海成. 融合 DenseNet 的多尺度图像去模糊模型[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(24): 219-226.
- [16] ZHANG H, DAI Y, LI H, et al. Deep stacked hierarchical multi-patch network for image deblurring[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 5978-5986.
- [17] 李翔,张鹏,唐妍梅. 用于三维姿态估计的双矢量并行卡尔曼滤波[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(6): 60-64.
- [18] FARHA Y A, GALL J. MS-TCN: Multi-stage temporal convolutional network for action segmentation[J]. IEEE, 2019, DOI:10.1109/CVPR.2019.00369.
- [19] CHEN L, LU X, ZHANG J, et al. Hinet: Half instance normalization network for image restoration [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 182-192.
- [20] MAO X, LIU Y, SHEN W, et al. Deep residual fourier transformation for single image deblurring[J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv:2111.1174.
- [21] ZAMIR S W, ARORA A, KHAN S, et al. Multi-stage progressive image restoration[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 14821-14831.
- [22] WANG P. Understanding convolution for semantic segmentation[J]. 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 2018: 1451-1460.
- [23] JIANG K, WANG Z, YI P, et al. Multi-scale progressive fusion network for single image deraining[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 8346-8355.
- [24] ZHAO H, GALLO O, FROSIO I, et al. Loss functions for image restoration with neural networks[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2016, 3(1): 47-57.
- [25] TSAI F J, PENG Y T, TSAI C C, et al. Banet: A blur-aware attention network for dynamic scene deblurring [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 6789-6799.
- [26] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J, et al. Deblurgan-v2: Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 8878-8887.
- [27] CHO S J, JI S W, HONG J P, et al. Rethinking coarse-to-fine approach in single image deblurring[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 4641-4650.
- [28] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.

## 作者简介

**刘伟民**, 博士, 副教授, 主要研究方向为制造系统优化, 工业物联网。

E-mail: lzhjia@ncst.edu.cn

**张梦准**, 硕士研究生, 主要研究方向为轨道交通设备智能运维。

E-mail: 15632839582@163.com

**郑爱云**(通信作者), 硕士, 副教授, 主要研究方向为制造系统优化, 工业物联网。

E-mail: zay@ncst.edu.cn

**刘晋**, 本科, 正高级工程师, 主要研究方向为轨道交通装备研发。

E-mail: sjc-liujin@tangche.com

**郑直**, 博士, 副教授, 主要研究方向为机电液系统智能故障诊断与预测性维护研究、液压元件及系统智能化基础技术研究。

E-mail: zhengzhi@ncst.edu.cn