·研究论文·

文章编号：1003－1251(2026)05－0001－09

基于 NTEG-Net 的多阶段图像去雨网络

宋建辉，曹祎男，刘晓阳

（沈阳理工大学 自动化与电气工程学院，沈阳 110159）

摘 要：针对编码－解码器结构易丢失图像细节导致去雨结果模糊，而单阶段网络因深度有限导致全局语义信息不准确的问题，提出一个基于 NTEG-Net 的多阶段图像去雨网络。首先，前两个阶段使用基于 U-Net 改进的 NTEG-Net 编码－解码网络在不同尺度上学习雨纹的特征；其次，在第三阶段使用重新参数化的残差特征网络代替编码－解码器，生成具有高分辨率且信息丰富的背景特征；最后，为保证每阶段信息高效传递，在阶段间加入跨阶段特征传递模块实现去雨。实验结果表明，该网络相比 MPRNet 网络在数据集 Rain100L、Rain100H、Rain800 上峰值信噪比分别提高了 2.09 dB、0.24 dB、0.27 dB，结构相似性分别提高了 0.009、0.003、0.006，能有效去除雨滴并恢复图像背景细节。

关 键 词：深度学习；图像去雨；编码－解码网络

中图分类号：TP391.4 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1003－1251.2026.05.001

Multi-stage Image Rain Removal Network Based On NTEG-Net

SONG Jianhui，CAO Yinan，LIU Xiaoyang

（Shenyang Ligong University，Shenyang 110159，China）

Abstract：In order to solve the problem that the encoder-decoder structure is easy to lose image details and the global semantic information is inaccurate due to the limited depth of the single-stage network，a multi-stage image rain removal network based on NTEG-Net was proposed. Firstly，in the first two stages，the improved NTEG-Net encoding-decoding network based on U-Net was used to learn the features of rain patterns at different scales. Secondly，in the third stage，the reparameterized residual feature network was used instead of the encoder-decoder to generate high-resolution and information-rich background features. Finally，in order to ensure the efficient transmission of information at each stage，a cross-stage feature transfer module was added between each stage to realize the transmission of information at different stages，and finally to realize rain removal. Experimental results show that compared with the original network，the peak signal-to-noise ratio of the proposed network on the datasets Rain100L，Rain100H and Rain800 is increased by 2.09 dB，0.24 dB and 0.27 dB，respectively，and the structural similarity is increased by 0.009，0.003 and 0.006，respectively，which can effectively remove raindrops and restore the background details of the image.

Key words：deep learning；image deraining；encoder-decoder network

收稿日期：2025－06－04

基金项目：辽宁省属本科高校基本科研业务费专项资金资助(LJ212410144053)

作者简介：宋建辉(1981—)，女，教授，博士。

在计算机视觉领域中,雨天会对图像或视频的视觉质量产生负面影响[1-2],进而降低目标检测[3-5]、自动驾驶[6-7]、视觉跟踪[8]等计算机视觉下游任务的准确性。图像去雨主要分为视频图像去雨和单幅图像去雨两大类。视频图像去雨通过分析时序连续性,能够有效捕捉相邻帧间的信息差异,可以更有效地去除雨水对视觉质量的影响。单幅图像去雨依赖图像本身的特征和先验知识,比视频去雨处理难度更大。

单幅图像去雨技术的传统方法通常依赖于高斯滤波、稀疏编码以及字典学习等经典算法实现雨纹识别与消除,然而这类方法在去雨效果和实际应用层面存在明显局限性。近年来,随着深度学习的快速发展,出现了基于深度学习的单阶段去雨模型。Deng 等[9]提出一种上下文聚合细节恢复网络,利用扩张卷积聚合块恢复背景细节。文献[10]提出基于注意力机制及多尺度特征融合的图像去雨算法,该网络采用双分支结构,提出雨纹提取模块用于雨纹的去除,背景恢复模块用于背景细节的恢复。单阶段去雨模型因其结构简洁、计算高效、适用于实时处理系统。然而,这些模型忽略了去雨过程中图像细节的逐步恢复,导致对复杂雨滴形态的处理不足,特别是在处理雨滴密集的复杂场景时,去雨效果会出现明显的质量损失。为了克服单阶段模型的局限,近年来,多阶段去雨模型得到了广泛关注。多阶段去雨模型又分为递进式结构和分阶段优化结构,能够更精细地去除雨滴,并逐渐恢复图像的原始结构。文献[11]提出了基于渐进多尺度注意力残差网络的单幅图像去雨方法,通过渐进式递归方式,采用多尺度注意力残差模块逐步去除雨纹,但缺少背景细节的恢复,易丢失纹理信息。Yin 等[12]提出了多阶段去雨网络 RAiA-Net,在注意力机制中加入注意力机制,从而提升雨纹区域的识别与抑制能力。Zamir 等[13]提出了基于 U-Net 编码 – 解码结构的多阶段渐进式图像恢复网络,虽然在图像去噪方面表现出色,但是去除图像中的雨滴时效果并不理想。文献[14]和文献[15]对文献[13]进行了改进,文献[14]提出了特征重建模块,对其网络学习的特征进行重组。但在重建过程中会失去一些重要的局部信息,导致网络无法恢复重要的纹理细节特征。文献[15]提出了高效通道注意力模块用于跳跃连接传递局部特征,但在细小雨滴下仍难以捕捉更多的雨纹信息。文献[13]~[15]均采用 U-Net 编码 – 解码器结构,缺乏对全局上下文的充分建模,导致模型在去除雨滴时忽略了与背景的细微联系,难以有效地去除复杂雨滴的同时恢复图像背景细节信息从而影响了去雨效果。文献[16]提出了基于多尺度和多头注意力的图像去雨算法,采用 Transformer 中的多头注意力模块作为编码 – 解码器之间的桥梁,获取雨纹更多的全局信息,但该方法是基于单阶段 Transformer 编码 – 解码结构,缺乏多阶段建模能力,难以充分捕捉复杂雨纹的信息。文献[17]提出了多阶段多尺度去雨网络,在每个阶段编码器与解码器之间加入语义信息模块,降低了编码器与解码器之间因下采样操作造成的信息损失,但忽略了不同阶段之间编码 – 解码器的信息传递。

为解决上述问题,本文基于文献[13]的 MPRNet 架构提出基于 N 型 Transformer 高效引导融合网络(NTEG-Net)。首先,针对标准 U-Net 编码 – 解码器结构在图像去雨任务中容易导致纹理细节和空间信息丢失的问题,提出了用 NTEG-Net 代替 U-Net 网络,以使其复杂雨纹的建模能力和全局信息的整合能力得到提升,更好地实现去雨。其次,针对在多阶段的网络架构中,不同阶段之间多尺度信息利用不充分的问题,采用了跨阶段特征传递(cross-stage feature transfer,CSFT)模块,以提高网络整体的稳定性。最后,为了确保输出图像更多地保留所需要的纹理细节,在第三阶段引入重新参数化的残差特征网络(reparameterized residual feature network,RepRFNet),提升输入图像的原始分辨率,并保留所需的纹理细节。

1 本文算法

1.1 网络结构

本文网络分为三个阶段逐步去除图像中的雨滴并保留背景细节信息。本文对文献[13]改进后的网络结构如图 1 所示。

1.2 N 型 Transformer 高效引导融合网络

为进一步解决在单一尺度下提取粗细不同的雨纹信息较为困难的问题,本文将 Transformer 模块、高效下采样模块(efficient down-convolution block,EDCB)、引导融合网络(guidance-fuion network,GF-Net)、通道注意力机制(channel attention block,CAB)组成新的网络,提出了 N 型 Transformer 高效引导融合网络替代标准的 U-Net 网络结构,使其全局特征建模能力、多尺度雨纹去除能力、特征提取及融合能力更强。具体的结构如图 2 所示。

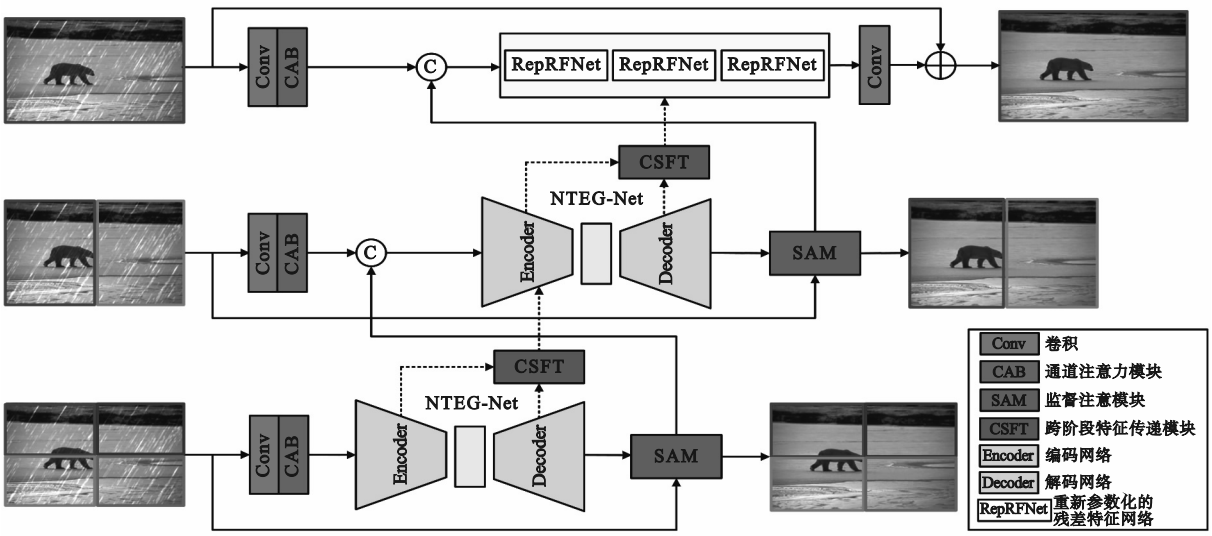


图 1　本文网络结构

Fig. 1　The network structure of this article

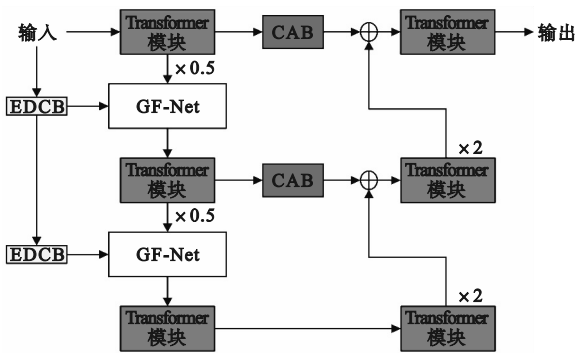


图 2　N 型 Transformer 高效引导融合网络

Fig. 2　N-type Transformer efficiently guides converged network

首先,通过 Transformer 模块的下采样,将高分辨率的输入逐步映射到低分辨率,有效减少计算量的同时保留足够的全局上下文信息,适应雨滴区域和背景区域的不同特征。全局注意力机制用来抑制雨纹区域的影响,增强背景区域的语义信息,从而使模型专注重要的背景细节,减少雨滴影响,提高去雨效果。其次,引入 EDCB 提取局部多尺度特征,并通过 Transformer 模块提取全局自注意力特征,形成局部与全局特征互补,有助于精确处理不同尺度和不同位置的雨滴,提升细节恢复和去除雨纹的能力。再次,引入 GF-Net 将 Transformer 输出的全局特征与 EDCB 提取的局部特征融合,使全局信息与局部信息更好地平衡,从而使背景和细节部分恢复更加自然。最后,在跳跃连接处引入 CAB,为不同分辨率下的特征图通道分配不同的权重,精细提取不同分辨率下的雨纹特征,确保多尺度信息的有效利用,进一步提高去雨效果。

1.2.1　Transformer 模块

多阶段图像去雨采用标准的 U-Net 网络结构,主要依赖卷积神经网络(CNN)进行特征提取,尤其在处理复杂的雨纹和背景信息时,其局部感受野会限制全局信息的捕获。为此,本文使用 Transformer 模块作为编码 – 解码结构解决 CNN 的缺点以增强全局信息建模能力和自适应特征提取能力。Transformer 模块结构如图 3 所示,由多深度卷积头部转置注意力(MDTA)和门控深度卷积前馈网络(GDFN)两部分构成。

MDTA 的输出 $\boldsymbol{F}_{\mathrm{m}}$ 为

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{m}}=\mathrm{Conv}_{1\times1}(R(\boldsymbol{V}\otimes\sigma(\boldsymbol{Q}\otimes\boldsymbol{K}/\theta)))+\boldsymbol{x}_{\mathrm{in}} \quad (1)$$

式中:$\mathrm{Conv}_{1\times1}$ 表示 1 × 1 卷积运算;R 表示 Reshape 操作;$\otimes$ 表示矩阵相乘;σ 表示 Softmax 函数;θ 是一个可以学习的缩放参数;$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$ 表示得到的特征矩阵;$\boldsymbol{x}_{\mathrm{in}}$ 为 MDTA 的输入。

GDFN 的输出 $\boldsymbol{F}_{\mathrm{G}}$ 为

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{G}}=\mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{x}_2\odot\boldsymbol{x}_3)+\boldsymbol{F}_{\mathrm{m}} \quad (2)$$

$$\boldsymbol{x}_2=\mathrm{DConv}_{3\times3}(\mathrm{Conv}_{1\times1}(\mathrm{LN}(\boldsymbol{F}_{\mathrm{m}}))) \quad (3)$$

$$\boldsymbol{x}_3=\mathrm{GeLU}(\boldsymbol{x}_2) \quad (4)$$

式中:$\boldsymbol{x}_2$ 为上支路输出;$\boldsymbol{x}_3$ 为下支路输出;LN(·)表示层归一化;$\mathrm{DConv}_{3\times3}$ 表示 3 × 3 深度卷积运算;GeLU 为激活函数。

Transformer 模块在编码 – 解码去雨架构中通过自注意力机制全局建模图像上下文信息,有效区分雨纹与背景纹理,结合渐进下采样策略和多尺度特征提取,动态调整注意力权重以适配不同雨纹密度和方向,保留图像细节与全局语义信息,

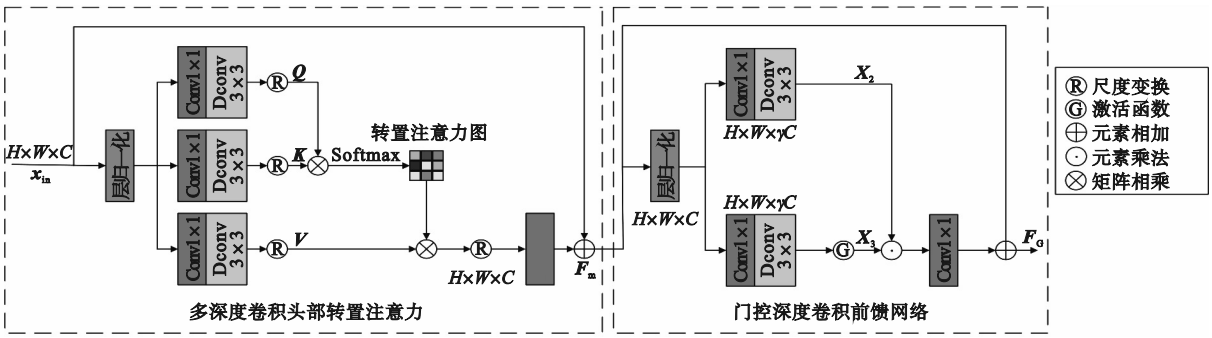


图 3 Transformer 模块结构

Fig. 3 Transformer module structure

减少雨纹残留并修复遮挡区域,在复杂场景中实现高精度去雨。

1.2.2 高效下采样卷积模块

由于在编码 – 解码过程中,必然会有一些信息丢失,为此,本文引入 EDCB,其结构如图 4 所示。对输入 $\boldsymbol{x}_{\text{in}}$进行下采样(Downsampling),得到当前的特征图 $\boldsymbol{I}_{\text{E}}$,以匹配下一个连接的特征图的维度和分辨率,不仅加深了网络深度,而且使用不同的卷积提取多尺度特征信息以丰富语义信息。

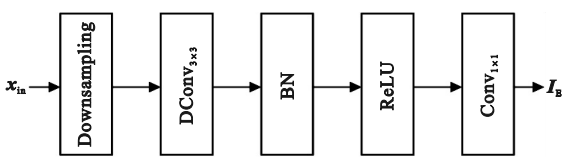


图 4 高效下采样卷积模块

Fig. 4 Efficient down-convolution module

EDCB 使用比例因子 0.5 的下采样缩小特征图,然后使用 3 ×3 深度卷积和激活函数增强特征图,最后用 1 ×1 卷积调整通道数与下一级匹配。

1.2.3 引导融合网络

编码 – 解码结构在两个编码器间会将背景纹理误认为是雨纹,导致去雨后细节损失。为此,本文引入 GF-Net 结构,如图 5 所示。该结构采用多级差网络引导模型进行去雨,通过特征筛选机制区分雨纹与真实背景信息,避免错误去雨。图中,RU 表示高维特征编码;$\boldsymbol{I}_{\text{E}}^{i}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\text{G}}^{i}$ 为第 i 级特征编码;$\boldsymbol{f}_{\text{res}}^{i}$为第 i 级的残差;$\boldsymbol{F}_{\text{out}}$为 GF-Net 的输出。

由于雨点在不同区域的影响不同,RU 将这些差异编码成特征,使模型更具有自适应性。采用多级残差的方法,融合了浅层和深层的残差信息,进一步提高了除雨效果。

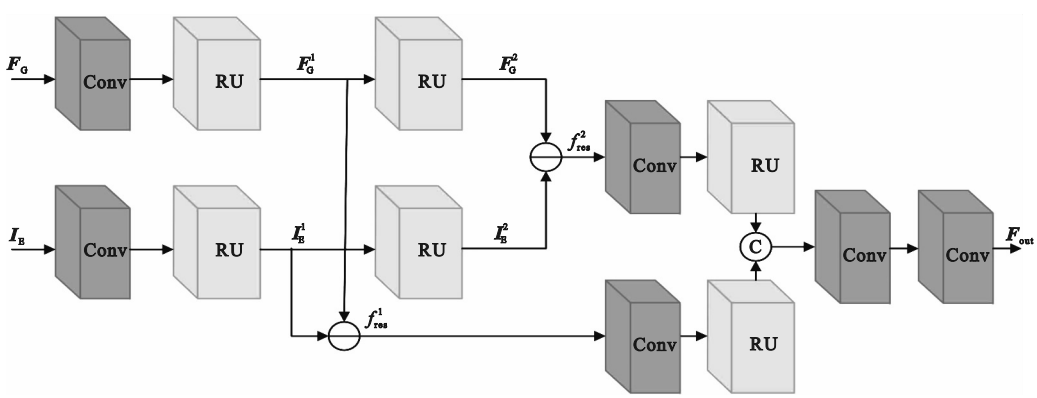


图 5 GF-Net

Fig. 5 Guidance-fusion network

1.3 跨阶段特征传递模块

多阶段方法通常每阶段独立处理特征,各阶段间仅通过简单跳跃连接或单向传递共享信息,导致浅层细节与深层语义难以充分融合,造成上下文信息断裂与梯度衰减。为解决此问题,本文采用 CSFT 模块,其结构如图 6 所示,在不同阶段之间加入该模块,可以为不同阶段编码 – 解码结构之间传递信息,进一步提升了模型的全局信息流动性和特征一致性,增强了信息传递和特征共享。

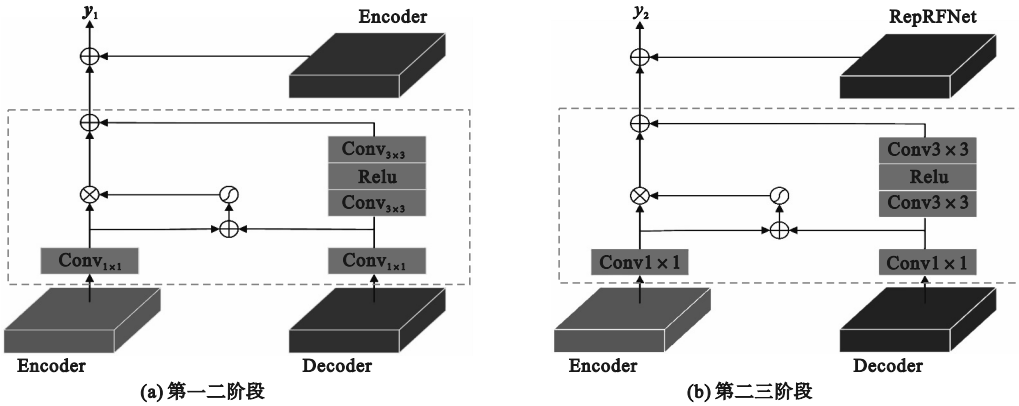


图 6　CSFT 模块

Fig. 6　Cross-stage feature transfer module

CSFT 模块的权重分配机制主要通过注意力机制动态生成特征权重。编码器和解码器输出的特征图首先经过 1 × 1 卷积对特征图进行通道维度压缩和调整;然后将其相加后的特征通过 Sigmoid 函数求出权重,用于突出关键特征;再将经过优化后的编码器输出特征图与权重系数相乘,得到注意力权重映射图。由于解码器的特征图中含有丰富的语义特征,使用 3 × 3 卷积学习解码器的语义信息,将其与注意力权重映射图相加,得到一个阶段内的编码器和解码器的融合特征;最后,与下一阶段的编码器或 RepRFN 模块输出的特征图进行融合,形成最终的融合特征。第一二阶段聚合后的特征 $\boldsymbol{y}_1$ 数学表达式为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{y}_1 = &(\mathrm{Sigmoid}(\mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{e}_1) + \mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{d}_1)))\otimes \\ &\mathrm{Cnov}_{1\times1}(\boldsymbol{e}_1) + \mathrm{Conv}_{3\times3}(\mathrm{ReLU}(\mathrm{Conv}_{3\times3} \\ &(\mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{d}_1)))) + \boldsymbol{e}_2 \end{aligned} \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{e}_1$ 和 $\boldsymbol{d}_1$ 分别表示第一阶段的编码器和解码器的输出特征图;$\boldsymbol{e}_2$ 表示第二阶段的编码器输出特征图;Sigmoid 为激活函数;ReLU(·)为激活函数。第二三阶段聚合后的特征 y_2 数学表达式为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{y}_2 = &(\mathrm{Sigmoid}(\mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{e}_2) + \mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{d}_2)))\otimes \\ &\mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{e}_2) + \mathrm{Conv}_{3\times3}(\mathrm{ReLU}(\mathrm{Conv}_{3\times3} \\ &(\mathrm{Conv}_{1\times1}(\boldsymbol{d}_2)))) + \boldsymbol{s} \end{aligned} \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{d}_2$ 表示第二阶段解码器的输出特征图;$\boldsymbol{s}$ 表示第三阶段 RepRFN 模块输出特征图。

在多阶段去雨任务中,采用 CSFT 模块优化不同阶段间的信息交互,显著提升了去雨性能。实现了更高效的特征传递,既保留了浅层细节又强化了深层语义信息。

1.4　重新参数化的残差特征网络

在图像去雨任务中,传统编码 – 解码器作为最后一阶段的细节恢复模块,因多次下采样与上采样操作会导致去雨效果受限。尤其当雨纹与背景纹理高度相似时,编码器通过逐步压缩空间分辨率提取深层语义特征,而解码器依赖上采样重建高分辨率图像,但反复的尺度变换会造成边缘、纹理的模糊或失真。在图像超分辨率重建方面,文献[18]提出多尺度特征信息融合的图像超分辨重建算法,采用多尺度融合学习不同尺度的特征和高分辨率的特征,能够输出清晰的图像。为了保持输入图像到输出图像之间的细节信息,生成具有高分辨率且信息丰富的背景特征,从而提升图像的真实感和清晰感,本文在最后一阶段引入了 RepRFNet 网络代替编码 – 解码器结构,利用残差连接保留浅层雨纹细节与背景高频信息,使其输出具有高分辨率且信息丰富的背景特征,其结构如图 7 所示。

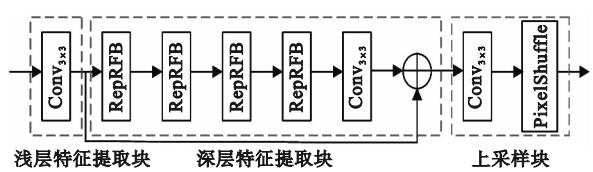


图 7　RepRFNet

Fig. 7　Reparameterized residual feature network

RepRFNet 由浅层特征提取块、深层特征提取块、上采样块组成。首先,使用 3 × 3 卷积对输入图像进行初步处理,目的是提取低层次的纹理、边缘等基础特征,为后续的深层特征提取做好准备。其次,深层特征提取块主要由多个重新参数化的剩余特征块(RepRFB)组成,通过 RepRFB 中的 RepBlock 堆叠,从不同的特征中逐渐提取浅层特征,通过 3 × 3 卷积层得到深度特征,将深度特征与浅层特征进行残差连接,实现深浅特征融合,增强图像复原能力。最后,上采样块使用亚像素卷

积(PixelShuffle)生成最终的超分辨率图像,从而输出清晰去雨后的图像。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境和数据集

本文基于 PyTorch 框架构建的多阶段去雨网络模型在配备 16 GiB 显存的 NVIDIA GeForce RTX4060Ti 显卡上完成训练,采用 Adam 优化器进行梯度优化,初始学习率设定为 2×10^{-4},并随训练进程逐步衰减至 1×10^{-6},批次大小设为 1,训练轮次为 250。实验选用 Rain100L、Rain100H 和 Rain800[19] 三个具有代表性的公开合成数据集和 LHP-Rain[20]、RainDS[21] 真实雨天数据集进行模型训练与性能评估,其中 Rain100L 数据集包含 200 对训练图像和 100 对测试图像,其特征为单一雨纹的小雨场景;Rain100H 数据集则包含 1 800 对训练图像和 100 对测试图像,其特点在于包含五种不同类型雨纹的大雨场景;Rain800 包含 700 对训练图像和 100 对测试图像;LHP-Rain 包含 1 000 对真实雨天场景测试图像。RainDS 包含 150 对多种真实场景下拍摄的雨天图像。LHP-Rain 和 RainDS 两个数据集中的雨图都涵盖了不同的雨量、雨纹方向、形态以及背景复杂度,适用于模型在实际应用中的鲁棒性验证与泛化性能评估。

2.2 对比实验

2.2.1 合成数据集

为验证本文提出的基于 NTEG-Net 的多阶段图像去雨网络的优势,将本文算法(Ours)与单阶段中 DerainNet[16]、DIDMDN[16]、DRDNet[9]、多阶段中 PreNet[16]、PCNet[22]、文献[15]、文献[17]和 MPRNet[13] 算法的去雨性能进行比较,其中多阶段算法中的 PreNet 和 PCNet 属于非编码 - 解码网络,MPRNet、文献[15]和文献[17]属于编码 - 解码网络。本文在 MPRNet 的基础上进行改进,评价指标采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)作为客观评价图像质量的方法。本文采用模型训练与测试相结合的方法,最终获得了不同算法的定量对比结果,如表 1 所示。

通过测试数据集 Rain100L、Rain100H、Rain800 的实验结果表明,本文算法明显优于单阶段图像去雨算法和多阶段去雨算法中的 PreNet、PCNet、文献[15]和文献[17],与基准模型 MPRNet 算法相比,PSNR 分别提高了 2.09 dB、0.24 dB、0.27 dB,SSIM 分别提高了 0.009、0.003、0.006,说明本文所提算法在去雨性能上较其他算法有更好的效果。

表 1 不同算法去雨效果对比

Table 1 Comparison of the rain removal effect based on different algorithms

类型	算法	Rain100L		Rain100H		Rain800	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
单阶段	DerainNet	27.03	0.884	14.92	0.592	22.77	0.810
	DIDMDN	25.23	0.741	17.35	0.524	22.56	0.818
	DRDNet	29.27	0.945	23.70	0.880	23.06	0.843
多阶段	PreNet	32.44	0.950	26.77	0.858	24.81	0.851
	PCNet	34.35	0.983	28.34	0.939	27.09	0.908
	文献[15]	36.79	0.960	28.94	0.944	27.33	0.830
	文献[17]	35.54	0.983	28.68	0.940	28.86	0.923
	MPRNet	36.36	0.984	30.66	0.958	28.55	0.921
	Ours	38.45	0.993	30.90	0.961	28.82	0.927

此外,为进一步验证所提算法的有效性,选取具有代表性的 Rain100H 数据集,将本文算法与其他算法进行对比分析,测试结果如图 8 所示。从 4 组图像中可以看出,DerainNet、DIDMDN 和 DRDNet 算法无法有效去除雨纹;PreNet 和 PCNet 虽然去除了大部分雨纹,但背景细节缺失严重,如十字架和青山的严重缺失;MPRNet 在雨纹消除方面表现出色,但其处理后的图像存在局部背景细节模糊及细节丢失的问题;相比较而言,本文提出的算法不仅实现了对雨纹的有效去除,同时在背景细节重建方面展现出更优的性能,其输出结果与真实无雨图像更接近。由此可见,本文算法在雨纹消除与背景细节保留上均取得了更好的效果。



图 8　Rain100H 数据集的测试结果

Fig. 8　Test result on the Rain100H dataset

2.2.2　真实雨天数据集

为进一步验证本文算法在真实雨图去雨中的泛化性和鲁棒性,将多阶段中 PreNet、PCNet、MPRNet、和本文算法进行对比,测试所用的模型为 Rain100H 上的训练模型。从数据集 LHP-Rain 和 RainDS 中选取 100 张不同场景下不同尺度雨纹大小的真实雨图。由于真实雨图没有无雨图像作为对比,无法采用 PSNR 和 SSIM 作为评价指标,因此本文采用自然图像质量评估指标(NIQE)作为评价指标,其数值越小代表输出的图像质量越好,不同算法在真实雨图上的去雨评价结果如表 2 所示。

表 2　真实雨图的去雨评价结果

Table 2　Rain removal evaluation results of real rain maps

算法	NIQE	
	LHP-Rain	RainDS
PreNet	4. 165	4. 679
PCNet	4. 129	4. 761
MPRNet	3. 882	4. 005
Ours	3. 590	3. 993

表 2 中 NIQE 为 100 张不同雨纹尺寸的真实雨图去雨评价的平均值,通过在包含不同雨纹密度、尺寸的真实雨图上进行测试,本文算法取得了最小的 NIQE 值,表明其在真实雨纹环境下仍能保持较高的视觉质量,具有更强的雨纹适应能力和更好的跨场景泛化能力。

不同算法在真实雨图上的测试结果如图 9 所示。图 9(a)中第一组图雨纹较大,方向近似垂直。第二组图雨纹较小且分布较为密集,方向向左倾斜。第三组图的雨纹比第二组更细小,方向向右倾斜。第四组图雨纹密集,方向向右倾斜。第五组图雨纹高度密集、形态贴近地面且较为凌乱。由图中可以看出,PreNet 和 PCNet 算法处理后的图像仍存在大量的雨纹残留,MPRNet 算法处理后的图像只有小部分雨纹残留,但背景细节模糊,而本文算法残留雨纹最少,背景最为清晰。通过真实雨天图像的视觉对比,本文算法在去除不同方向和不同密度雨纹时表现出优异的泛化性能,同时有效保留了背景细节信息,其雨纹自适应能力确保了算法具有更好的鲁棒性与图像重建性能。

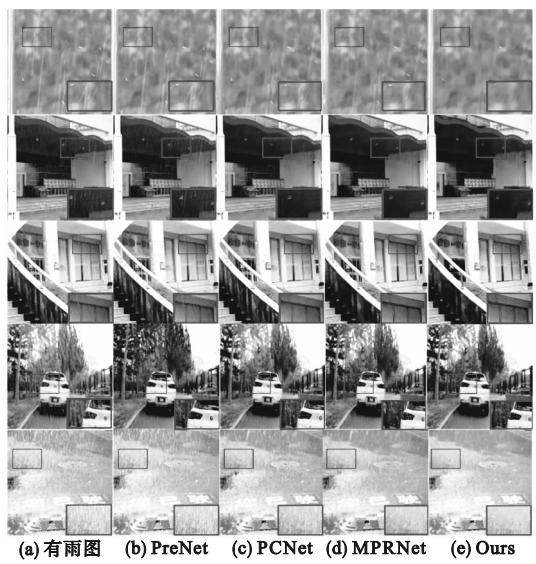


图 9　真实数据集测试结果

Fig. 9　Test results on real-word dataset

2.2.3　算法性能对比

为对比改进模型与原模型算法性能的差异,本文选取 100 对雨天图像进行测试,图像大小为 480 × 320,所有测试均在 GPU 上进行。对比原模型和改进后模型的计算量(GFLOPs)、参数量(Params)、实时性(FPS)、PSNR 和 SSIM,结果如表 3 所示。

表 3　算法性能对比

Table 3　Algorithm performance comparison

算法	GFLOPs	Params/10^6	FPS	PSNR	SSIM
PreNet	155. 3	0. 17	13	32. 44	0. 950
PCNet	629. 1	0. 63	26	34. 35	0. 983
MPRNet	1 285. 9	3. 64	8	36. 36	0. 984
Ours	692. 5	8. 18	2	38. 45	0. 993

从表 3 中可以看出,本文算法相比于 MPRNet 虽然计算量减少了近一半,但由于模型结构复杂、操作慢,导致实时性变慢。本文算法与轻量化模型 PreNet 和 PCNet 相比计算量大、参数量高、推理速度慢,实时性弱于轻量级模型。本文算法在 PSNR 和 SSIM 上优于其他算法,表明本文算法在消除雨纹伪影、恢复纹理细节及保持结构一致性方面具有显著优势,更适用于质量优先的场景。

2.3 消融实验

2.3.1 定量结果与分析

为评估所提算法的性能表现,选取 Rain100L 数据集进行消融实验,通过系统性地对比分析加入不同功能模块对去雨效果的影响,所得去雨结果如表 4 所示。

表 4 消融实验对比结果

Table 4 Comparison of ablation experiment results

	NTEG	CSFT	RepRFN	PSNR	SSIM
Net1	×	×	×	36.36	0.984
Net2	√	×	×	37.48	0.989
Net3	×	√	×	37.27	0.991
Net4	×	×	√	36.79	0.991
Net5	√	√	√	38.45	0.993

表 4 中 Net1 为原模型 U-Net 编码 – 解码网络;Net2 为使用 NTEG-Net 结构代替 U-Net 编码 – 解码结构,NTEG-Net 有效提升了模型对不同全局的感知能力与特征提取能力,在去除雨纹方面表现更优,相比原模型 PSNR 和 SSIM 分别提高了 1.12 dB 和 0.005;Net3 为在 Net1 中加入 CSFT 的实验结果,CSFT 实现了不同阶段间的有效信息共享与融合,增强了网络的细节恢复能力与特征连续性,相比原模型 PSNR 和 SSIM 分别提高了 0.91 dB 和 0.007;Net4 为在 Net1 中加入 RepRFNet 的结果,RepRFNet 有效提升了网络的残差信息建模能力与特征表达能力,相比原模型 PSNR 和 SSIM 分别提高了 0.43 dB 和 0.007;Net5 为本文网络模型,相比原模型 PSNR 和 SSIM 分别提高了 2.09 dB 和 0.009。

2.3.2 定性结果与分析

图 10 展示了 5 个网络在 Rain100L 数据集上去雨后的视觉效果图。从图中可以看出,经 Net1 网络处理后的图像,背景中字母细节缺失严重,恢复较差;Net2 具备较强的全局建模能力,提升了图像整体清晰度与去雨效果,但在细节重建方面仍有不足,纹理信息缺失现象较明显,字母边缘出现模糊;Net3 增强了多尺度信息共享,提高了上下文感知能力,但对局部高频纹理的保持仍有限,字母等细节略显模糊,边缘锐度不高;Net4 强化了残差信息建模能力,提升了雨纹去除的鲁棒性。该模块更关注雨纹残差细节,恢复能力相对较弱,背景中字母产生一定的模糊。本文提出的 Net5 网络处理后的图像几乎没有雨纹的残留,字母图像细节和纹理信息较完整,更接近原始的无雨图,再次验证了本文网络模块组合的有效性。

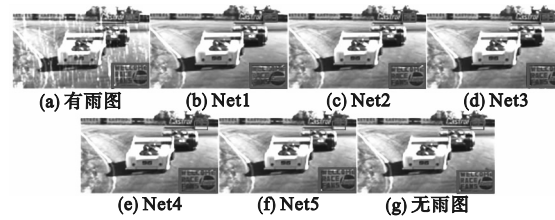


图 10 消融实验视觉效果图

Fig. 10 The visual images of the ablation experiment

3 结论

本文提出了一种基于 NTEG-Net 的多阶段图像去雨算法,该算法分三个阶段进行逐步去雨。首先,前两个阶段均以 U-Net 编码 – 解码网络为基础进行改进,提出 NTEG-Net 编码 – 解码网络能更充分学习雨图的上下文特征信息。其次,在每个编码 – 解码网络之间加入跨阶段特征传递模块为下一阶段提供更丰富的语义信息。最后,在第三阶段引入重新参数化的残差特征网络代替编码 – 解码网络,使其生成信息丰富的高分辨率图像特征。实验结果表明,本文所提网络在去除雨纹的同时能更好地恢复背景细节,得到清晰的无雨图像,泛化性能较好。采用多阶段渐进式的去雨网络结构会导致整体模型较大,因此如何将网络模型更轻量化的同时保持去雨效果是接下来的主要研究方向。

参考文献(References):

[1] 彭进业,余喆,屈书毅,等. 基于深度学习的图像修复方法研究综述[J]. 西北大学学报(自然科学版),2023,53(6):943 – 963.
Peng J Y, Yu Z, Qu S Y, et al. A survey of image inpainting methods based on deep learning[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition),2023,53(6):943 – 963. (in Chinese)

[2] 顾巧玲,吴健学. 基于非局部均值滤波的视频图像去雨方法[J]. 信息技术,2017,41(1):131 – 134,138.
Gu Q L, Wu J X. Method of rain removal using non-local means filter in video image [J]. Information Technology,

2017,41(1):131 – 134,138. (in Chinese)

[3] 苏胜君,仝秋红,柴国庆,等. 融合渐进式去雨网络的军用车辆检测算法[J]. 现代电子技术,2025,48(5):127 – 134.
Su S J,Tong Q H,Chai G Q,et al. Military vehicle detection algorithm combining progressive deraining network[J]. Modern Electronics Technique,2025,48(5):127 – 134. (in Chinese)

[4] 陈婷,姚大春,高涛,等. 基于 PReNet 和 YOLOv4 融合的雨天交通目标检测网络[J]. 交通运输工程学报,2022,22(3):225 – 237.
Chen T,Yao D C,Gao T,et al. A fused network based on PreNet and YOLOv4 for traffic object detection in rainy environment[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering,2022,22(3):225 – 237. (in Chinese)

[5] 查超能,罗素云,何佳. 雨天下基于注意力机制与特征融合的交通标志识别[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(11):20 – 31.
Zha C N,Luo S Y,He J. Traffic sign recognition based on attention mechanism and feature fusion in rainy weather[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science),2023,37(11):20 – 31. (in Chinese)

[6] 董兆龙,黄鹤,李战一,等. 自动驾驶样本库中多模态雨天场景融合构建方法[J]. 汽车工程,2025,47(2):211 – 221.
Dong Z L,Huang H,Li Z Y,et al. Construction method for multimodal rainy scene fusion in autonomous driving sample library[J]. Automotive Engineering,2025,47(2):211 – 221. (in Chinese)

[7] 周安达,唐超颖. 雨天道路场景语义分割算法及其移动端部署[J]. 计算机与现代化,2024(10):7 – 13.
Zhou A D,Tang C Y. Semantic segmentation algorithm for rainy road scene and its mobile deployment[J]. Computer and Modernization,2024(10):7 – 13. (in Chinese)

[8] Marvasti-zadeh S M,Cheng L,Ghanei-yakhdan H,et al. Deep learning for visual tracking:a comprehensive survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2022,23(5):3943 – 3968.

[9] Deng S,Wei M Q,Wang J,et al. Detail-recovery image deraining via context aggregation networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Seattle,WA,USA:IEEE,2020:14548 – 14557.

[10] 宋建辉,胡强强,刘晓阳,等. 基于注意力机制及多尺度特征融合的图像去雨[J]. 沈阳理工大学学报,2024,43(6):28 – 33.
Song J H,Hu Q Q,Liu X Y,et al. Image deraining based on attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Journal of Shenyang Ligong University,2024,43(6):28 – 33. (in Chinese)

[11] 顾小豪,王欢. 基于渐进多尺度注意力残差网络的单幅图像去雨方法[J]. 计算机与数字工程,2024,52(3):827 – 833,879.
Gu X H,Wang H. Single image rain removal method based on progressive multi-scale attention residual network[J]. Computer & Digital Engineering,2024,52(3):827 – 833,879. (in Chinese)

[12] Yin H T,Deng H. RAiA-net:a multi-stage network with refined attention in attention module for single image deraining[J]. IEEE Signal Processing Letters,2022,29:747 – 751.

[13] Zamir S W,Arora A,Khan S,et al. Multi-stage progressive image restoration[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Nashville,TN,USA:IEEE,2021:14821 – 14831.

[14] 谷坤源,贾宗璞,赵珊,等. 基于编码 – 解码结构的多阶段图像去雨滴方法[J]. 计算机应用研究,2023,40(9):2875 – 2880.
Gu K Y,Jia Z P,Zhao S,et al. Multi-stage image raindrop removal via encoder-decoder network[J]. Application Research of Computers,2023,40(9):2875 – 2880. (in Chinese)

[15] 李国金,张书铭,林森,等. 基于高效通道注意力的多阶段图像去雨网络[J]. 电光与控制,2024,31(4):109 – 114,120.
Li G J,Zhang S M,Lin S,et al. A multi-stage image deraining network based on highly efficient channel attention[J]. Electronics Optics & Control,2024,31(4):109 – 114,120. (in Chinese)

[16] 陈海秀,何珊珊,陆康,等. 基于多尺度和多头注意力的图像去雨算法[J]. 信息技术,2025,49(3):28 – 34,41.
Chen H X,He S S,Lu K,et al. Image deraining algorithm based on multi-scale and multi-head attention[J]. Information Technology,2025,49(3):28 – 34,41. (in Chinese)

[17] 张玉波,王晓彤. 多阶段多尺度去雨网络[J]. 计算机仿真,2024,41(9):217 – 222.
Zhang Y B,Wang X T. Multi-stage and multi-scale deraining network[J]. Computer Simulation,2024,41(9):217 – 222. (in Chinese)

[18] 刘佳,李巍岷,杨大为. 多尺度特征信息融合的图像超分辨率重建[J]. 微处理机,2025,46(2):21 – 27.
Liu J,Li W M,Yang D W. Image super-resolution reconstruction with multi-scale feature information fusion[J]. Microprocessors,2025,46(2):21 – 27. (in Chinese)

[19] Zhang H,Sindagi V,Patel V M. Image deraining using a conditional generative adversarial network[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2019,30(11):3943 – 3956.

[20] 林祖凯,侯国家,王国栋,等. 基于联合注意力机制与多阶段特征提取的图像去雨[J/OL]. 计算机科学,2025:1 – 11[2025 – 02 – 24]. https://link.cnki.net/urlid/50.1075.tp.20241206.1539.016.
Lin Z K,Hou G J,Wang G D,et al. Image deraining based on union attention mechanism and multistage feature extraction[J/OL]. Computer Science,2025:1 – 11[2025 – 02 – 24]. https://link.cnki.net/urlid/50.1075.tp.20241206.1539.016. (in Chinese)

[21] Xiao J,Fu X Y,Liu A P,et al. Image deraining transformer[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2023,45(11):12978 – 12995.

[22] Jiang K,Wang Z Y,Yi P,et al. Rain-free and residue hand-in-hand:a progressive coupled network for real-time image deraining[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2021,30:7404 – 74

(责任编辑:和晓军)