

# 基于YUV颜色空间和图卷积残差网络的图像去模糊算法

张 萌, 郭一娜<sup>†</sup>, 王海东, 上官宏

(太原科技大学 电子信息工程学院, 山西 太原 030024)

**摘要:** 图像去模糊需要在保留空间细节的同时确保高层次的上下文信息的平衡. 针对模糊图像中的空间结构破坏, 上下文信息扭曲以及RGB图像中的通道间强相关性造成的颜色不平衡等问题, 本文提出一种基于YUV颜色空间和图卷积网络(GCN)的图像去模糊算法(YUVGCR). 首先, 设计了用于图像去模糊的YUV与RGB颜色空间转换算法, 以解决RGB通道间强相关性的问题. 然后, 利用GCN可以将特征图转换为预生成图的顶点, 对特征图进行图卷积, 从而合成构建图结构的数据. 通过这样做, 可以隐式地将图拉普拉斯正则化应用于特征图, 使其更加结构化. 实验表明, YUVGCR的峰值信噪比(PSNR)为36.21 dB, 比先进算法提高了2.93 dB. 可视化去模糊结果可以看出, YUVGCR能产生更清晰的边缘和细节, 图像去模糊的整体性能获得较大提升.

**关键词:** 图像去模糊; 空间结构; YUV颜色空间; 图卷积网络(GCN); 图结构; 深度学习

**引用格式:** 张萌, 郭一娜, 王海东, 等. 基于YUV颜色空间和图卷积残差网络的图像去模糊算法. 控制理论与应用, 2026, 43(3): 689 – 694

DOI: 10.7641/CTA.2024.30537

## Image deblurring algorithm based on YUV color space and graph convolutional residual network

ZHANG Meng, GUO Yi-na<sup>†</sup>, WANG Hai-dong, SHANGGUAN-Hong

(School of Electronics and Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China)

**Abstract:** Image deblurring requires a balance between preserving spatial details and maintaining high-level contextual information. To address spatial structure degradation, contextual distortion, and color imbalance caused by strong inter-channel correlation in blurry images, this paper proposes a novel image deblurring algorithm called YUV graph convolutional residual network (YUVGCR), based on the YUV color space and graph convolutional network (GCN). Firstly, a YUV-RGB color space transformation algorithm is designed to mitigate the issue of robust inter-channel correlations in RGB channels. Subsequently, utilizing GCN, feature maps can be mapped to vertices of a pre-generated graph, and graph convolutions can be applied to these feature maps, thereby synthesizing and constructing graph-structured data. Through this process, implicit graph Laplacian regularization can be employed on the feature maps, enhancing their structural organization. Experimental results demonstrate that YUVGCR achieves a PSNR of 36.21 dB, which is a 2.93 dB improvement over state-of-the-art algorithms. Visualizations of the deblurred results show that YUVGCR produces sharper edges and finer details, significantly enhancing the overall performance of image deblurring.

**Key words:** image deblurring; spatial structure; YUV color space; graph convolutional network (GCN); graph structure; deep learning

**Citation:** ZHANG Meng, GUO Yina, WANG Haidong, et al. Image deblurring algorithm based on YUV color space and graph convolutional residual network. *Control Theory & Applications*, 2026, 43(3): 689 – 694

## 1 引言

高质量的图像对于基于图像的智能视觉算法的有效运行至关重要. 在医学成像<sup>[1]</sup>、道路交通监测<sup>[2]</sup>、目

标跟踪<sup>[3]</sup>和目标检测<sup>[4]</sup>等领域, 这些图像具有广泛的应用. 然而, 在实际图像捕获过程中, 由于相机抖动、物体运动和景深变化等因素引起的非均匀运动可

收稿日期: 2023-08-09; 录用日期: 2024-11-06.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: zulibest@tyust.edu.cn; Tel.: +86 18636113711.

本文责任编辑: 张丽清.

国家自然科学基金项目(62271341), 山西省科技创新人才团队项目(202204051001018), 山西省回国留学人员科研资助项目(HGKY2019080, 2020-127), 山西省研究生优秀创新项目(2021Y679, 2022Y689), 太原科技大学研究生教育创新项目(BY2023010)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62271341), the Science and Technology Innovation Talent Team of Shanxi Province (202204051001018), the Shanxi Scholarship Council of China (HGKY2019080, 2020-127), the Shanxi Province Postgraduate Excellent Innovation Project Plan (2021Y679, 2022Y689) and the Graduate Education Innovation Project at Taiyuan University of Science and Technology (BY2023010).

能导致图像模糊,进而降低图像质量.这不仅对主观感知有影响,还严重影响智能视觉算法的性能.因此,图像去模糊技术具有重要的研究意义.

随着深度学习(DL)<sup>[5]</sup>,特别是卷积神经网络(convolutional neural networks, CNNs)的进步,许多领域取得了显著的成果,包括去模糊方法<sup>[6-11]</sup>.这些方法是基于多尺度或图像块框架,绕过复杂的数学建模的需要,利用深度神经网络强大的拟合能力,直接学习从模糊到清晰图像的转换网络.尽管端到端的深度学习方法在处理非均匀运动模糊方面有优势,但当前的神经网络框架仍存在以下问题:首先,堆叠卷积层增加了参数数量,易导致梯度消失、爆炸和过拟合<sup>[12]</sup>;其次,RGB通道间的相关性可能导致颜色不平衡和色偏;最后,卷积神经网络在处理全局空间结构和上下文信息方面存在局限,特别是在处理模糊或不清晰边界时,这些问题限制了CNNs在图像恢复中的有效性.

本文提出了一种基于YUV颜色空间与图卷积残差的图像去模糊方法(YUV graph convolutional residual network, YUVGCR),通过引入图卷积网络(graph convolutional network, GCN)来建立像素之间的关联性,从而更好地捕捉图像的局部和全局特征.然而,该方法面临以下挑战:首先,YUV颜色空间的转换和处理需要针对图像去模糊任务进行优化和调整.其次,对于图结构结构和GCN在图像去模糊中的应用仍需进一步研究和改进,以充分发挥其潜力.本文全面解决了这些挑战,贡献主要有两方面:

1) YUVGCR模型:本文提出了一种新的图像去模糊模型,即YUVGCR问题模型,通过充分利用YUV颜色空间和GCN的特性,实现对模糊图像的高效恢复.

2) YUVGCR算法:基于YUVGCR模型,本文提出了一种综合多任务算法,该算法通过整合改进的RGB与YUV转换算法,将特征映射为图结构的概念,图网络的编解码器结构以及经过GCN增强的深度网络ResGCN,实现了对模糊图像的综合恢复.

a) 首先,改进的RGB与YUV转换算法将输入的RGB向量转换为YUV分量,更准确地表达模糊图像的亮度和颜色信息,为后续处理提供适当的数据表示.

b) 其次,通过将图像特征映射为图结构,将像素级特征转化为图形式,并利用图网络的编解码器结构进行信息传递和特征提取.这种方法能更好地捕捉像素之间的空间上下文关系,增强对图像细节和结构的建模能力.

c) 最后,采用经GCN增强的深度网络ResGCN处理图像恢复任务.引入GCN结构充分利用像素间的空间依赖关系,结合ResGCN的特性,实现更精确的图像

恢复.此外,基于人体视觉系统(human visual system, HVS)特点,提出了一种新的损失函数,在保持图像亮度和颜色的同时,有效保留高频信息.

## 2 数学模型

本节提出了YUVGCR问题的数学模型,包括输入图像处理、特征提取、生成图结构、图卷积操作和输出图像处理5个部分.下面将详细介绍每个部分的数学模型.

1) 输入图像处理.将输入的RGB图像转换为Y, U, V颜色分量,即

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{YY} & A_{YU} & A_{YV} \\ A_{UY} & A_{UU} & A_{UV} \\ A_{VY} & A_{VU} & A_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_Y \\ b_U \\ b_V \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 $A_{YUV}$ 和 $b_{YUV}$ 分别代表用于转换Y, U, V分量的转换矩阵和偏置向量.

2) 提取特征.对Y分量进行特征提取,得到特征图 $F$ .可以采用卷积操作来进行特征提取,具体表示为

$$F = \text{Conv}(Y, W), \quad (2)$$

其中:Conv表示卷积操作; $W$ 为卷积核参数; $F$ 的大小为 $h' \times w' \times c'$ ,其中 $h'$ ,  $w'$ ,  $c'$ 分别为特征图的高度、宽度以及通道数.

3) 生成图结构.根据特征图 $F$ 的尺寸 $h' \times w' \times c'$ 生成图结构.使用Watts-Strogatz(WS)模型<sup>[13]</sup>生成了一个具有小世界网络特性的图结构,即WS图.

a) 创建环形网络阶段

$$G_o = (V, E), \quad (3)$$

其中: $V$ 表示节点集合, $E$ 表示边集合.对于每个节点 $v_i \in V$ ,选择与该节点距离最接近的 $k/2$ 个节点以及与其距离次近的 $k/2$ 个节点进行连接.

b) 边重连阶段.对于每个节点 $v_i \in V$ ,以概率 $p$ 断开 $v_i$ 与其原始邻居节点的边

$$G_p = (V, E'), \quad (4)$$

其中 $E'$ 表示重连后的边集合.

4) 图卷积操作.在生成图结构之后,可以应用聚合器和更新器来进行信息传播和特征更新.

a) 聚合器和更新器:Kipf等人<sup>[14]</sup>提出了一种适用于谱图卷积网络的聚合器,表示为

$$T = \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} X, \quad (5)$$

其中: $\tilde{A} = A + I_N$ 是具有自连接的图 $G$ 的邻接矩阵, $N$ 是节点数量, $I_N$ 是一个与节点数量 $N$ 相同的单位矩阵; $\tilde{D}$ 为度矩阵; $T$ 表示聚合器.根据文献[14]中的重标准化技巧, $I_N + D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}}$ 可以转换为 $\tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}}$ .

根据文献[14]和文献[15]的工作,可以得到

$$X^{l+1} = T^l \Theta^l, \quad (6)$$

其中:  $\Theta^l \in \mathbb{R}^{C \times F}$  是第  $l$  层图卷积(GC)操作的参数矩阵,包含了  $C$  个输入通道和  $F$  个滤波器;  $T^l$  是第  $l$  层的聚合器;  $X^{l+1}$  是经过第  $l$  层卷积后的特征矩阵. 因此,图卷积操作可以表示为

$$\text{GraphConv}(X) = \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} X \Theta. \quad (7)$$

通过图卷积操作,可以对节点特征进行图卷积运算,得到新的节点特征,即更新器.

b) 深度GCN. 为了进一步提高性能,在网络结构中考考虑使用ResGCN<sup>[16]</sup>来加深模型,进而更新节点特征,该过程可以描述如下:

$$X^{\text{out}} = \text{GraphConv}(\alpha(\text{GraphConv}(X^{\text{in}}))) + X^{\text{in}}, \quad (8)$$

其中  $\alpha(\cdot)$  表示激活函数,例如ReLU. 在这里,基于式(7),ResGCN块去除了原始的归一化操作.

5) 输出图像处理. 将生成的  $Y, U, V$  3 个分量转换为RGB格式,得到最终的恢复图像

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{RR} & C_{RG} & C_{RB} \\ C_{GR} & C_{GG} & C_{GB} \\ C_{BR} & C_{BG} & C_{BB} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_R \\ d_G \\ d_B \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中:  $C_{\text{RGB}}$  和  $d_{\text{RGB}}$  分别代表用于转换  $R, G, B$  分量的转换矩阵和偏置向量.

### 3 图像去模糊中的RGB与YUV颜色空间映射算法

为了推导适用于图像去模糊任务的RGB与YUV<sup>[17]</sup>之间的转换标准,根据式(1)和式(9),本文应用统计建模的原理. 首先,收集包含模糊图像和其对应清晰图像的数据集,并将它们转换到YUV颜色空

间. 通过对这些图像在YUV颜色空间中的亮度和色度分布进行统计分析<sup>[18]</sup>,可以获得模糊图像和清晰图像之间的差异特征. 基于收集的数据和统计分析结果,本文建立了RGB与YUV的转换模型. 通过多次参数调整和实验验证,得到了适用于图像去模糊任务的RGB与YUV的映射算法,具体表达如式(10)所示:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.00 & 1.14 \\ -0.39 & -0.58 & 0.39 \\ 2.03 & 1.14 & 0.00 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ U - 0.499 \\ V - 0.499 \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (10)$$

## 4 YUV颜色空间下的图像去模糊图卷积残差网络

### 4.1 系统框架

本文算法的总体框架如图1所示,包括5个阶段: ①将RGB格式的模糊图像转换为YUV格式; ②训练YUVGCR模型; ③经预训练模型测试,输出恢复的YUV格式的清晰图像; ④将生成的清晰图像YUV格式转换为RGB格式; ⑤评价指标计算.

### 4.2 特征图上的图网络

整个网络的概念如图2所示. 基于式(2),卷积层产生高维特征图. 根据式(3)和式(4),每个特征图被转换为独立顶点,并通过预生成的图连接. 这样,卷积层提取的特征形成结构化的图网络,可通过图卷积处理. 经过几次图卷积后,数据从节点转换回特征图,并通过解码器网络进一步处理,最终在输出图像中重构用于去模糊处理.

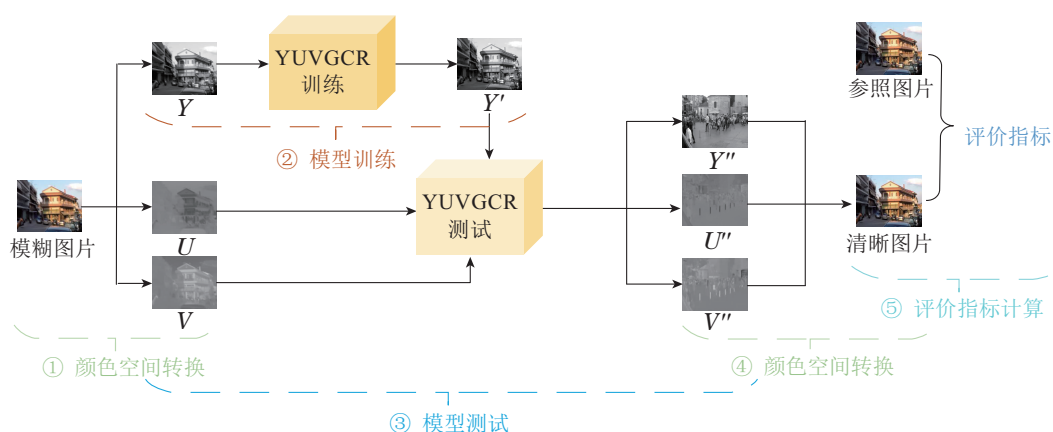


图1 总体流程图

Fig. 1 Overall flowchart

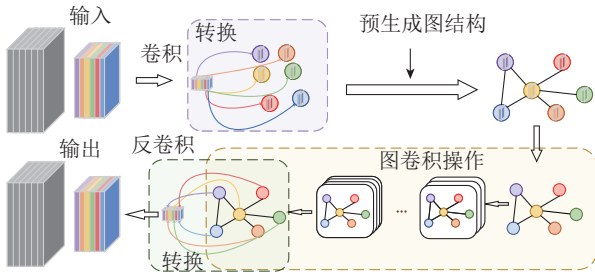


图2 CNN提取特征转换为图结构概念图

Fig. 2 CNN feature extraction transformed into graph structure concept map

### 4.3 YUVGCR架构

基于式(8), 在YUV颜色空间下的图卷积中采用了残差块(ResBlocks), 并将其称为YUV颜色空间下的图像去模糊图卷积残差网络(YUVGCR). 根据文献[7]和文献[19]的分析, 本文移除了归一化层. 网络采用编码器-解码器结构, 并在网络的输入到最后一个卷积层之间建立了残差连接. 编码器和解码器部分均使用了18个ResBlocks. 编码器和解码器之间采用了图卷积层, 并基于式(5)–(7), 进行图卷积运算, 得到新的节点特征. YUVGCR结构如图3所示.

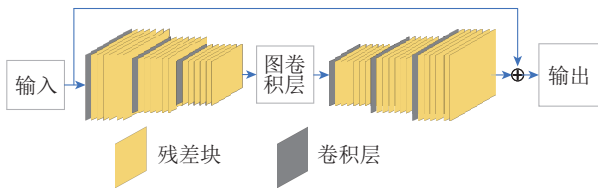


图3 图像去模糊网络YUVGCR结构示意图

Fig. 3 Illustration of the YUVGCR structure for image deblurring network

$L1$ 和 $L2$ 损失函数常用于图像去模糊任务<sup>[7]</sup>, 它们可提高峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR), 但有时会忽略图像的亮度和结构细节. 相比之下, 结构相似性指数(structural similarity, SSIM)能更敏感地评估图像质量<sup>[20]</sup>, 但容易引起亮度变化和颜色偏差. 综合考虑, 结合SSIM和 $L1$ 损失函数的优点可以得到

更好的去模糊结果, 得到最终损失函数

$$L^{SS-L1} = \beta \cdot L^{SSIM} + (1 - \beta) \cdot L1, \quad (11)$$

其中 $\beta$ 经过实验得出的经验值为 $\beta = 0.84$ . SSIM损失函数公式定义为

$$L^{SSIM}(x, y) = 1 - SSIM(x, y). \quad (12)$$

## 5 实验结果与分析

### 5.1 实验设置

本文实验在GoPro数据集<sup>[21]</sup>上进行, 该数据集包含2103对训练图像和1111对评估图像, 根据式(10), 将RGB图像转换为YUV 3个分量. YUVGCR模型在Ubuntu 20.04上实现, 包括生成图网络和训练网络. 使用MATLAB<sup>[22]</sup>实现RGB与YUV的转换, 生成带有 $\rho = 0.9$ 的WS图, 其中 $\rho$ 代表节点之间连接的概率. 通过PyTorch在Intel I9-10900X CPU, 2NVIDIA RTX 8000显卡和632 GB内存上实现网络. 在训练过程中, 从模糊图像中随机裁剪 $256 \times 256$ 区域, 批量大小为32. 网络使用Adam优化器<sup>[23]</sup>, 默认设置 $\beta_1 = 0.9$ ,  $\beta_2 = 0.999$ ,  $\varepsilon = 10^{-8}$ , 初始学习率为0.000 1, 线性衰减至0.

### 5.2 对比实验

本文使用峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)<sup>[24]</sup>和特征相似性指数(feature similarity, FSIM)<sup>[25]</sup>来评估图像质量.

实验的定量结果见表1, YUVGCR算法表现最佳. 定性结果如图4所示, 观察图4可得, YUVGCR算法在GoPro数据集中的恢复效果明显优于其他方法. 在黄框和蓝框标识的区域, YUVGCR算法在细节保留和颜色还原方面表现出色, 其去模糊效果更接近于清晰图像对应的清晰块(b). 总体而言, 经过YUVGCR算法处理的图像在定量和定性比较中表现得更为出色. 这归因于YUVGCR算法对颜色空间和图卷积残差网络的巧妙结合, 更有效地捕捉图像中的复杂信息.

表1 GoPro测试集实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results on the GoPro test set

算法	DeblurGANv2	SRN-Deblur	DBGAN_D	MPRNET	Stripformer	MSDI-Net	YUVGCR
PSNR	29.55	30.26	30.43	32.66	33.08	33.28	<b>36.21</b>
SSIM	0.934	0.9432	0.937	0.959	0.962	0.964	<b>0.967</b>
FSIM	0.9527	0.9653	0.9741	0.9894	0.9921	0.9945	<b>0.9982</b>

## 6 结论

本文研究了YUV颜色空间下的图像去模糊图卷积残差网络(YUVGCR)问题的模型和算法. 在这一具有挑战性的问题上的贡献如下:

模型: 建立了一个新的YUVGCR问题模型, 通过YUV颜色空间和GCN的作用来恢复模糊的图像.

算法: 基于YUVGCR模型, 提出了一种综合算法, 结合了改进的RGB与YUV转换算法, 特征映射为图

结构的概念、图网络的编解码器结构以及GCN增强的深度网络ResGCN, 作为YUVGCR问题的解决方案.

通过数值实验和性能评估验证了所提出的YUV-GCR算法的有效性. 未来, 提高图像去模糊算法性能仍是一个有趣的研究方向.

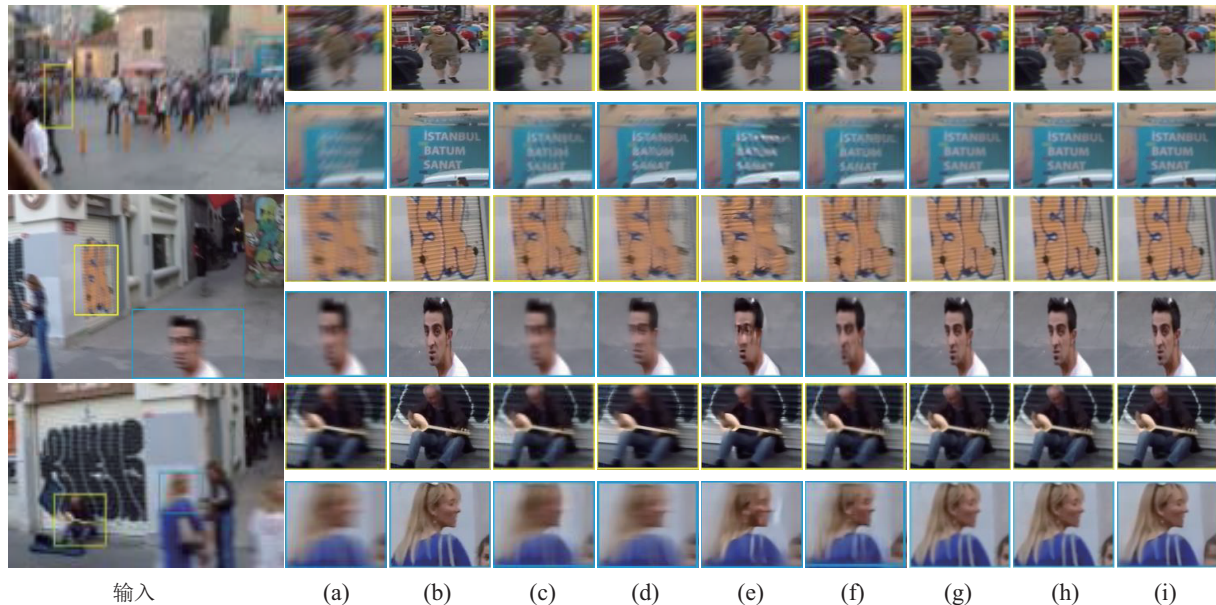


图4 GoPro测试集对比实验结果图. 从左到右依次为: 模糊输入图像, (a)–(i): 模糊块, 清晰块, 以及分别由DeblurGANv2, SRN-Deblur, DBGAN\_D, MPRNET, Stripformer, MSDI-Net, YUVGCR生成的去模糊结果图

Fig. 4 Comparison experimental results of the GoPro test set. From left to right: blurred input image, (a)–(i): blurred patch, clear patch, and deblurred results generated by DeblurGANv2, SRN-Deblur, DBGAN\_D, MPRNET, Stripformer, MSDI-Net, YUVGCR

### 参考文献:

- [1] SHAMSHAD F, KHAN S, ZAMIR S W, et al. Transformers in medical imaging: A survey. *Medical Image Analysis*, 2023: 102802.
- [2] SHI Junqing, CHEN Linwu, LI Sulan, et al. Urban road traffic incident detection algorithm based on CNN. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2022, 39(3): 176 – 182. (施俊庆, 陈林武, 李素兰, 等. 基于CNN的城市道路交通事件检测算法. *公路交通科技*, 2022, 39(3): 176 – 182.)
- [3] CHU P, WANG J, YOU Q, et al. TransMOT: Spatial-temporal graph transformer for multiple object tracking. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*. Waikoloa, HI, USA: IEEE, 2023: 4859 – 4869.
- [4] SONG P, LI P, DAI L, et al. Boosting R-CNN: Reweighting R-CNN samples by RPN's error for underwater object detection. *Neurocomputing*, 2023, 530: 150 – 164.
- [5] MENGHANI G. Efficient deep learning: A survey on making deep learning models smaller, faster, and better. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(12): 1 – 37.
- [6] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J, et al. Deblurgan-v2: Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul, South Korea: IEEE, 2019: 8878 – 8887.
- [7] TAO X, GAO H, SHEN X, et al. Scale-recurrent network for deep image deblurring. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York, USA: IEEE, 2018: 8174 – 8182.
- [8] ZHANG K, LUO W, ZHONG Y, et al. Deblurring by realistic blurring. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 2020: 2737 – 2746.
- [9] ZAMIR S W, ARORA A, KHAN S, et al. Multi-stage progressive image restoration. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 2021: 14821 – 14831.
- [10] TSAI F J, PENG Y T, LIN Y Y, et al. Stripformer: Strip transformer for fast image deblurring. *The 17th European Conference (ECCV)*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2022, 13679: 146 – 162.
- [11] LI D, ZHANG Y, CHEUNG K C, et al. Learning degradation representations for image deblurring. *Computer Vision - ECCV 2022: 17th European Conference*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2022, 13678: 736 – 753.
- [12] BENGIO Y, SIMARD P, FRASCONI P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(2): 157 – 166.
- [13] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 1998, 393(6684): 440 – 442.
- [14] KIPF T N, WELLMING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *ArXiv Preprint*, 2016, arXiv: 1609.02907.
- [15] ZHOU J, CUI G, HU S, et al. Graph neural networks: A review of methods and applications. *AI Open*, 2020, 1: 57 – 81.
- [16] LI G, MULLER M, THABET A, et al. DeepGCNs: Can GCNs go as deep as CNNs? *IEEE International Conference on Computer Vision*. New York, USA: IEEE, 2019: 9266 – 9275.
- [17] ANSARI M, SINGH D K. Significance of color spaces and their selection for image processing: A survey. *Recent Advances in Computer Science and Communications (Formerly: Recent Patents on Computer Science)*, 2022, 15(7): 946 – 956.
- [18] QU Z, WANG J. A color YUV image edge detection method based on histogram equalization transformation. *The 6th International Conference on Natural Computation*. New York, USA: IEEE, 2010, 7: 3546 – 3549.

- [19] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. New York, USA: IEEE, 2017: 136 – 144.
- [20] ZHAO H, GALLO O, FROSIO I, et al. Loss functions for neural networks for image processing. *ArXiv Preprint*, 2015, arXiv: 1511.08861.
- [21] SCHULER C J, HIRSCH M, HARMELING S, et al. Learning to deblur. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 38(7): 1439 – 1451.
- [22] HIGHAM D J, HIGHAM N J. *MATLAB Guide*. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), 2016.
- [23] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization. *ArXiv Preprint*, 2014, arXiv: 1412.6980.
- [24] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600 – 612.
- [25] ZHANG L, ZHANG L, MOU X, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378 – 2386.

#### 作者简介:

**张萌** 博士研究生, 目前研究方向为计算机视觉、图像处理、信号处理, E-mail: b202215110036@stu.tyust.edu.cn;

**郭一娜** 教授, 目前研究方向为盲源分离、生物信号处理、相位检索, E-mail: zulibest@tyust.edu.cn;

**王海东** 副教授, 目前研究方向为数字视频处理、数字视频通信、高速电路设计, E-mail: 2001045@tyust.edu.cn;

**上官宏** 副教授, 目前研究方向为医学图像处理、模式识别, E-mail: shangguan\_hong@tyust.edu.cn.