



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

雨滴实地拍摄基准图像数据集及评估

陈天一, 薛文, 全宇晖, 许勇

引用本文

陈天一, 薛文, 全宇晖, 许勇. 雨滴实地拍摄基准图像数据集及评估[J]. 计算机科学, 2024, 51(1): 190-197.

CHEN Tianyi, XUE Wen, QUAN Yuhui, XU Yong. Raindrop In-Situ Captured Benchmark Image Dataset and Evaluation [J]. Computer Science, 2024, 51(1): 190-197.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[生成扩散模型研究综述](#)

Survey on Generative Diffusion Model

计算机科学, 2024, 51(1): 273-283. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300057>

[限定域关系抽取技术研究综述](#)

Survey on Domain Limited Relation Extraction

计算机科学, 2024, 51(1): 252-265. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200100>

[基于双重动态记忆网络的弱监督视频异常检测](#)

Weakly Supervised Video Anomaly Detection Based on Dual Dynamic Memory Network

计算机科学, 2024, 51(1): 243-251. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300134>

[基于伪标签的弱监督显著特征增强目标检测方法](#)

FeaEM: Feature Enhancement-based Method for Weakly Supervised Salient Object Detection via Multiple Pseudo Labels

计算机科学, 2024, 51(1): 233-242. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500035>

[一种多深度特征连接的红外弱小目标检测方法](#)

Method of Infrared Small Target Detection Based on Multi-depth Feature Connection

计算机科学, 2024, 51(1): 175-183. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200037>

雨滴实地拍摄基准图像数据集及评估

陈天一¹ 薛文¹ 全宇晖¹ 许勇^{1,2}

¹ 华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510006

² 鹏城实验室 广东 深圳 518005

(csttychen@mail.scut.edu.cn)

摘要 在雨天透过玻璃窗拍摄时,附着在玻璃表面的雨滴通常会出现于图像中,这不仅降低了图像的可见度,还会使许多计算机视觉算法无法正常工作。图像雨滴去除研究,是指从这类雨天图像中去除雨滴的具体科学研究。该研究领域面临着很大的挑战,主要原因是自然界中的雨滴形态多种多样、各不相同,不同透明度的雨滴也会影响背景图像的成像质量,从而增加了识别并去除雨滴的困难度,对去雨滴算法的性能提升造成了负面影响。为了方便研究者全面了解该领域,将从以下两个方面详尽介绍单幅图像去雨滴研究:单幅图像去雨滴算法和单幅图像联合去雨滴算法;同时也对该领域的所有算法进行了总结与评估。在基于深度学习的方法中,算法的性能往往受限于数据集的质量,但现有的雨滴数据集中均存在雨滴图像质量不高、图像数量不足等常见情况。为此,建立了雨滴实地拍摄基准图像数据集(HEMC),在拍摄过程中,尽量避免相机抖动、窗户反射和其他外界条件的干扰,从而提高了数据集中训练集的图像质量和测试集的精准度,进而间接提升了算法性能。同时,利用主观视觉效果以及客观指标对数据集进行了多方面的评估,实验结果展现了 HEMC 数据集中图像的多样性以及客观指标的稳定性。此外,通过对雨滴数据集间的交叉验证,证实了 HEMC 数据集在已有去雨滴算法中的通用性与稳定性。

关键词: 图像去雨滴;雨滴图像数据集;深度学习;图像评价指标

中图分类号 TP391.4

Raindrop In-Situ Captured Benchmark Image Dataset and Evaluation

CHEN Tianyi¹, XUE Wen¹, QUAN Yuhui¹ and XU Yong^{1,2}

¹ School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China

² Peng Cheng Laboratory, Shenzhen, Guangdong 518055, China

Abstract When taking photos through glass windows in rainy days, the raindrops adhered to glass surfaces are usually presented in the images, which not only degrade the visibility of the image but also prevent many computer vision algorithms from functioning properly. The research on raindrop removal is a scientific research to remove raindrops from such rainy images. The single-image raindrop removal research presents significant challenges due to the diverse and unique forms of raindrops found in nature. The varying transparency of raindrops further complicates the task of removing raindrop artifacts and degrades the imaging quality of background scenes, adversely impacting the performance of existing raindrop removal algorithms. To facilitate a comprehensive understanding of this research area, this paper provides a detailed introduction to single-image raindrop removal, covering two main aspects: single-image raindrop removal algorithms and joint raindrop removal algorithms for single images. Additionally, a summary and evaluation of existing algorithms in this field are presented. However, the performance of the algorithm is often limited by the quality and quantity of the dataset in deep learning based methods, but in existing raindrop datasets, common situations such as low-quality raindrop images and insufficient image quantities exist. In existing raindrop datasets, there are common situations such as poor quality of raindrop images and insufficient number of raindrop images. This paper proposes a higher education megacenter(HEMC) dataset, Camera shake, window reflections and other external disturbances are avoided as much as possible thus improving the image quality of the training set and accuracy of the test set and indirectly improving the performance of the raindrop removal methods. HEMC is evaluated in various aspects using competent visual effects and objective metrics. Experimental results show the diversity of the raindrop images in HEMC and stability of the objective metrics. In addition, the results verify the universality and stability of the HEMC in the raindrop removal methods.

Keywords Image raindrop removal, Raindrop image dataset, Deep learning, Image evaluation metric

到稿日期:2023-05-21 返修日期:2023-09-28

基金项目:国家自然科学基金(62072188)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62072188).

通信作者:全宇晖(csyhquan@scut.edu.cn)

1 引言

在现实视觉户外场景中,降雨天气往往会给镜头或者玻璃带来雨滴的残留或附着,使得成像的部分区域产生畸变及模糊,很大程度上影响了图像的美观与完整性。同时,由于降雨等恶劣天气拍摄到的视频或图像在光照、清晰度等方面欠佳,图像去雨滴领域相关研究的推进受到一定影响。随着深度学习方法在图像恢复领域的快速发展^[1-3],相关技术手段不断增强,单幅图像去雨滴问题成为了现阶段图像恢复领域的热点问题之一。

由于深度网络具有很强的拟合能力,基于深度学习的单幅图像去雨滴算法愈来愈多。近年来,基于深度学习的单幅图像去雨滴算法已超越了传统的模型驱动的去雨滴算法^[1-5]等。Qian等^[2]使用生成对抗网络对雨滴图像进行恢复,采用雨滴掩码图像进行监督,达到了很好的去雨滴效果。同时,他们拍摄的首个雨滴数据集为数据驱动的深度网络方法提供了丰富的雨滴图像训练和测试数据样本。基于此数据集,陆续有学者提出了各自的先进的单幅图像去雨滴算法,这些算法均提升了雨滴数据集的数值指标性能。例如,Quan等^[3]提出了双重注意力机制的卷积神经网络来适应雨滴的形状先验,从而提升了图像去雨滴模型的性能。

纵观领域发展,单幅图像去雨滴的研究在近几年呈迸发式增长。为帮助研究人员进一步了解单幅图像去雨滴领域的发展以及单幅图像去雨滴的基本数据集与方法性能,对相关算法和数据集进行了深入调研与评估,同时针对领域数据不足等问题构建了目前规模最大的高质量雨滴图像实地拍摄基准图像数据集。

单幅图像去雨滴任务旨在去除单幅雨滴图像中的雨滴,即恢复雨滴在图像上造成的视觉失真效果,还原真实背景图像。由于雨滴的外观在透明度、大小和密度方面存在巨大的差异,并且雨滴对图像造成的影响是一个复杂的非线性物理过程,因此去雨滴任务具有很大的挑战性。研究者们针对图像去雨滴设计了众多不同的算法,并且雨滴建模、雨滴掩码图像、雨滴图像背景等相关方向均为构建去雨滴相关算法强有力的先验模型知识。本文对单幅图像去雨滴算法进行了详细分析与性能评估,以期去雨滴领域的初学者提供参考。

深度学习时代,大多数情况下给予网络的数据质量好坏决定着网络模型的性能,单幅图像去雨滴领域中亦是如此。2018年,Qian等^[2]首次提出了深度学习框架下的去雨滴数据集;2021年,文献^[4]为补充说明去雨滴效果,建立了小规模雨滴数据集。众多研究表明,雨滴数据集的质量决定了算法模型的性能。Qian和Quan等均佐证了该观点:一方面,他们所拍摄的高质量的雨滴数据在众多方法^[3,6-8]中取得了稳定的数值结果和干净的去雨滴效果,相比Quan等列举的低质量合成雨滴数据,众多雨滴去除方法的去除结果同质化严重,没有区分性,易产生过拟合现象;另一方面,低质量合成雨滴数据集中往往存在不真实的雨滴和光线折射,Quan等认为实地拍摄雨滴数据集具有光线多样化且背景场景多变等优点,更贴近于真实世界中的雨滴图像数据分布,能更好地

作为网络模型的训练集以及测试集。以上两方面均说明了雨滴数据集的图像质量决定了算法模型的性能。现今,构建实地拍摄雨滴数据集对于图像去雨滴研究至关重要,构建图像多、质量好的雨滴图像数据集也同样是图像去雨滴研究的重要方向之一。但以上领域仍然存在众多的不足,主要总结为3点:1)数据集构建方式类似,数据集质量不高;2)数据集图像构成的场景信息不足,与真实雨景场景不相符;3)数据集图像的数量不足,所构成的训练集易造成过拟合现象。

对此,本文首次对单幅图像去雨滴领域的数据集进行了总结,同时针对该领域现有数据集不足等问题,建立了首个大型雨滴实地拍摄基准图像数据集。

相较于单幅图像去雨纹或雨滴领域的综述,本文更着重于算法实际效果以及数据集的评估;关于雨滴数据集,本文建立了首个大型雨滴实地拍摄基准图像数据集,并进行了充足的验证实验和数值分析等。本文的主要贡献有以下3点:

- 1)对现有基于深度学习方法的图像去雨滴研究进行了梳理,并验证了目前图像去雨滴研究的数值与图像视觉效果;
- 2)构建了目前规模最大的雨滴实地拍摄基准图像数据集HEMC¹⁾,与现有数据集相比,本数据集的图像数量更多、更真实且质量更高;
- 3)对现有的雨滴数据集进行评估与测试,并提出数据集之间的交叉验证实验,更全面地测试了现有雨滴数据集对去雨滴算法的鲁棒性和泛化能力。

2 已有去雨滴研究

本章对图像去雨滴现有物理模型以及相关研究工作进行了梳理,共调研了14篇单幅图像去雨滴研究文献。

2.1 雨滴物理模型概述

最初,You等^[1]针对各种各样的雨滴进行建模,他们认为成像会被雨滴所影响是因为环境光透过雨滴区域发生了折射。图1给出了图像平面上两点的折射模型。他们进而对光线在雨滴外、光线在雨滴内以及光线与雨滴相交3种情况进行了详细介绍。

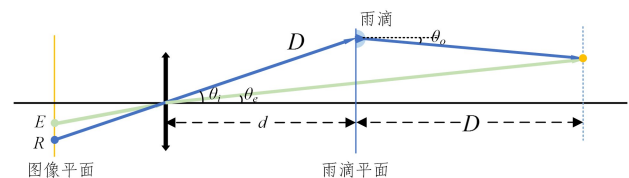


图1 图像平面上两点的折射模型

Fig. 1 Refraction model for two points on image plane

Qian等^[2]对以上的雨滴模型进行了简化,认为雨滴退化图像是干净背景图像和纯雨滴图像的线性组合。

$$\mathbf{I} = (1 - \mathbf{M}) \odot \mathbf{B} + \mathbf{R} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 是输入图像; $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 是二值化后的掩码图像,在掩码图像中, $\mathbf{M}(x) = 1$ 表示该像素点 x 在图像中为雨滴区域,反之则是背景图像区域; $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 代表干净背景图像; $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 是雨滴混合图像,其中包括了背景信息和环境光透过玻璃或镜头的影响; \odot 是矩阵对应元素相乘。

¹⁾ <https://github.com/bravotty/Raindrop-dataset>

近年来,众多相关研究均沿用了该雨滴模型^[3,9-10]。

Quan 等^[3]对以上简化模型进行了完善,认为光线折射对图像的影响也会作用于雨滴图像。他们考虑了以下模型:

$$I = (1 - A) \odot B + A \odot R \quad (2)$$

其中, I, B, R 的定义与式(1)相同。 $A \in [0, 1]^{C \times H \times W}$ 表示的是透明度矩阵,其值代表对应像素中光被雨滴覆盖的百分比。 A 矩阵中的不同值会导致不同的视觉失真。对于一个像素 x , $A(x) = 0$ 表示该像素属于背景图像,即该像素不受雨滴的视觉影响;当 $0 < A(x) < 1$ 时,表示该像素的信息是背景图像和雨滴图像的混合,即既包含背景图像也包含雨滴图像;而 $A(x) = 1$ 时,表示该像素中的背景图像完全被雨滴所遮挡,在该情况下,由于玻璃上的光线反射,雨滴的外观可能对图像有更复杂的影响。

以上的雨滴模型涵盖了现有图像去雨滴领域涉及的雨滴模型。在以上雨滴模型中,背景图像 B ,纯雨滴图像 R 和折射矩阵 M/A 均为未知量,需要进行估计。该过程存在高度不确定性,属于病态问题,因此要解决从单一图像中去掉雨滴在当下仍然是非常困难的。

2.2 基于深度学习的单幅图像去雨滴方法概述

在单幅图像去雨滴研究中,通常模型的输入是单张雨滴图像,输出是干净背景图像。在实际的雨滴图像获取中,部分图像的质量可能会被雨雾、暴雨、尘土影响,因此有部分研究者将雨滴研究看作一个去雨滴联合任务。接下来本文的概述也将会从两个方面进行:一是去雨滴任务,二是联合去雨滴任务。在这里,联合去雨滴任务的本质是联合图像处理任务,由于很难将其与去雨滴的工作量化对比分析,因此后面的量化分析部分将不会对联合去雨滴任务进行相对应的量化分析。

接下来将按照时间顺序对去雨滴相关工作进行介绍,对各文献中算法的领域知识以及相应的网络设计思想进行详细阐述以及说明。

2.2.1 单幅图像去雨滴任务

该任务的研究工作最早可追溯到2013年,Eigen等^[6]使用了一个简单的卷积神经网络结构对单幅图像去雨滴做了开创性的研究,但是由于结构的限制,该工作只能去除一部分的污点和雨滴,对于体积大、对图像内容产生较大形变的雨滴,均不能很好地去除。随着近年来深度学习的发展,众多深度神经网络结构均在图像处理领域得到了非常好的应用^[11-12]。2018年,针对去雨滴问题,Qian等^[2]提出了新的解决方案,基于生成对抗网络,采用时序的注意力机制网络对雨滴掩码进行监督学习,搭配带跳连接的自动编码器,将Pix2Pix网络^[7]实现作为生成器的主要结构,对应的判别器网络有7层卷积层,卷积核大小为 3×3 ,对应全连接层的神经元有1024个;同时,Qian等开创性地建立了第一个雨滴基准数据集,其中有1119对图像(雨滴图/干净图),包含861对训练图像和239对测试图像。接着,Quan等^[3]根据观察到的雨滴形状先验知识,提出了形状驱动和通道维度的注意力机制来消除雨滴对单幅图像造成的失真模糊等现象。同期,Hao等^[13]提出了3RN⁺网络结构进行雨滴去除,他们认为雨滴的去除可被看作检测雨滴、重构图像以及恢复最终图像3个阶段,因此

设计了阶段网络学习算法,其网络分别由残差模块、卷积模块以及注意力雨滴检测模块组成。文献^[14]采用自监督雨滴位置预测机制来定位图像中雨滴的位置并加以去除,同时也利用了雨图相邻帧的光流信息进行雨滴掩码的定位和雨滴图像的恢复。Peng等^[8]在Quan等^[3]工作的基础上继续沿用编码器-解码器网络,将注意力图像编码网络联合训练,并融合长短跳接,以增强网络的记忆能力。注意力机制与跳接融合到网络中联合训练,更进一步提升了去雨滴网络的性能。Ren等^[15]设计一个多阶段去雨滴深度网络,他们认为雨滴图像中的每一个图像块的权重均不相同,并设计范围分离模块,将雨滴图像与背景图像分离处理,再联合重构模块对雨滴图像特征进行图像重构。最后的融合模块主要是对雨滴特征图进行融合,得到更好的下游输出清晰图像。Luo等^[16]认为成对的图像在雨滴数据集中数量较少,即同一场景中雨滴图像和相应的干净图像配对训练的情况较少。为了弥补这个数据上的缺陷,Luo等提出了一个基于弱监督学习的深度网络模型,模型需要收集具有图像级别注释的图像,表明区域中是否有雨滴。他们的创新之处在于以多任务学习的方式训练一个雨滴检测器,以突出雨滴的区域;同样使用注意力机制的生成网络来去除雨滴,并引入一个加权保留损失来保留非雨滴的细节。该工作取得了较好的弱监督领域去雨滴效果。Shao等^[17]注意到雨滴的多样性对雨滴去除任务的积极作用,提出了一个软掩码概念来表示雨滴对背景的模糊程度,并分析雨滴的模糊程度属性对雨滴去除任务的作用,同时基于多尺度图像的深度特征对雨滴去除任务进行多尺度融合表示,其多尺度金字塔结构也引入了迭代机制来提取雨滴的模糊程度信息,用以指导不同尺度雨滴的去除;进而通过注意力机制将输入雨滴图像与模糊级信息相融合,去除雨滴图像中的冗余噪声,提升图像恢复的质量。进一步,Shao等^[18]通过将雨滴的形状特征与背景结构特征相结合来引导网络准确去除雨滴,他们提出了一个选择性跳接生成对抗网络,并结合选择性跳接和自注意力机制,从雨滴退化的图像中恢复干净的图像。同时,自注意力机制模块使生成器网络更加关注到雨滴的多样性和稠密性,逆向修正雨滴的二值化掩码,从而实现更好的雨滴去除效果。Yan等^[19]提出了一种新型去雨滴框架,他们认为雨滴图像是由干净背景图像和雨滴风格图像组成,因此采用不规则配对图像进行训练。如图2所示,他们将雨滴图像分解为干净背景图像和雨滴风格编码,同时在合成阶段将干净背景图像和雨滴风格编码组成雨滴图像,实现雨滴图像增强操作,进一步提升了图像恢复质量。

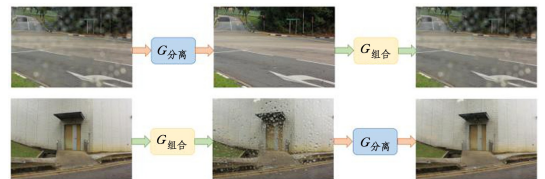


图2 Yan等^[19]的分解-合成网络示意图

Fig. 2 Schematic diagram of decomposition and composition proposed by Yan et al. ^[19]

2.2.2 联合去雨滴任务

在现实世界,雨滴图像中伴随着雨纹、雾气、灰尘等其他

冗余信息^[20-22],众多研究者将这类情况视为联合去雨滴任务。

Liu等^[20]发现残差结构^[12]适配于图像恢复领域任务可以提升图像恢复效果,于是提出了一个通用框架来处理雨纹、噪声、雾气和雨滴等问题。通用框架中采用双残差连接的操作,通过改变不同的卷积核大小来适配不同的任务,从而在每个任务上都达到很好的去除效果。Guo等^[21]认为现实世界中雨滴的外观不仅由单个雨滴形成,还包括远处的雨滴堆积和大气遮蔽,即雾霾。他们提出了一个联合去雨滴和雾霾的深度网络模型,引入了一个综合的多任务算法来解决联合雨滴和雾霾去除问题,其结合了改进的大气光估计、修正的传输图、生成式对抗网络和优化的视觉注意网络。实验评估表明,该算法可以为天空和非天空区域提取更准确的特征;在合成和真实世界的图像上,其在定性和定量方面都明显优于最先进的算法。Zhang等^[22]认为雨滴和雨纹是两种不同的自然现象,它们不同程度地影响着图像质量。因此,他们针对图像中的“大”雨和“小”雨情形,设计了一种双重注意力机制的生成对抗网络,将雨图中的雨纹和雨滴输入不同功能的判别器中进行特征判别,同时以不同的方式监督雨区域去除的过程。Quan等^[4]提出了一个互补的级联网络结构,其融合了雨纹去除模块、雨滴去除模块以及注意力机制的特征融合模块。他们认为雨滴和雨纹在形状和结构上有显著差异,人工设计一个复杂的网络是很困难的,因此其网络结构是由神经网络搜索架构自动搜寻的去雨网络结构,即在指定的搜索空间内自适应地寻找最佳去雨网络架构。2022年,He等^[9]聚焦于粘附在玻璃上的雾和雨滴引起的图像退化问题,提出了基于插值的金字塔注意模块来感知不同尺度的空间信息,提升了网络模型的去雾和去雨滴性能。

2.2.3 去雨滴任务现阶段的瓶颈

前文所梳理的去雨滴工作对图像去雨滴领域有着巨大的推动作用,但是这些研究去雨滴实际效果很大程度上受数据集所限制。例如,文献[1]、文献[2]、文献[3]、文献[15]、文献[17]、文献[18]等中提出的方法均仅在Qian数据集上训练和验证;Qian数据集中仅有861对训练图像,在数量上对于深度学习方法而言是不足的,这使得所提出的方法有一定的局限性。进而文献[4]建立了一个小型雨滴、雨纹混合的数据集,其数据比Qian数据集更少,共1000对图像,其中仅包括250雨滴图像对。现有的雨滴数据集数量少,且雨滴图像真实数据集的样本数量仍然不足。接下来本文会对现有雨滴数据集进行总结概述,分析与论证雨滴数据集目前仍存在的问题和挑战。

3 雨滴数据集

3.1 雨滴数据集概述

本文对现有的雨滴数据集进行了总结,其中包括纯雨滴数据集和雨滴雨纹混合数据集等。

1)Qian数据集^[2]:由Qian等于2018年创建,其中共有1119对图像(雨滴图/干净图),包含861对训练图像和239对测试图像。注:在测试图像中,主要采用雨图-干净图对齐好的58对图像作为基准测试集,简称Qian_testA;另外未

对齐的图像集合为Qian_testB。其雨滴图像的获取是使用两块完全相同的3mm厚度玻璃,一块用水喷洒形成雨滴,另一块为干净玻璃,将两块玻璃安装在相机镜头前,人为设置玻璃和相机之间的距离(2~5cm不等),使用Sony A6000和Canon EOS 60拍摄出雨滴图和干净背景图的图像对构成真实雨滴图像对数据集。

2)RainDS数据集^[4]:由Quan等构建的雨滴、雨纹真实图像数据集,共1000对图像,其中包含250个图像对(雨滴/干净背景)。针对雨滴图像,其在相机前面插入一块带有粘附水滴的玻璃来模拟雨滴的情况,通过去除玻璃上的雨滴并停止喷水得到干净的背景图像。图像由单反相机拍摄。

现有数据集的基本信息如表1所列。

表1 现有雨滴实地拍摄基准图像数据集的基本信息

Table1 Information of existing raindrop benchmarks

数据集	训练/对	测试/对	来源
Qian	861	58	实地拍摄
RainDS	250	—	实地拍摄/合成
HEMC	1500	1500	实地拍摄

如前文所述,现有的雨滴数据集数量和质量均存在不足,这大大限制了单幅图像去雨滴领域研究的发展。为了更好地促进领域发展,本文建立了新的大型雨滴实地拍摄基准图像数据集。

3.2 雨滴实地拍摄基准图像数据集

本文建立的大型实地拍摄基准图像数据集中的图片均取自于中国广东省广州市大学城中心,因此命名为HEMC(HigherEducationMegaCenter)数据集。整个数据集共包括6000张图像,3000对雨滴/干净背景图像对。样本图像如图3所示,其中包含各种雨滴场景(如建筑物、草坪和树木)以及不同的雨滴外观(如大与小、密集与稀疏、和晕状与雾状)。



图3 雨滴实地拍摄基准图像数据集中的样本图像

Fig.3 Sample images from HEMC dataset

数据集中所有的图像均使用尼康D7100相机拍摄,配合三脚架稳定,相机线按快门,从而排除手部抖动对图片带来的人为影响。真实雨滴的模拟使用了一个0.1mm的紫外线UV滤镜放置在镜头前,喷头随机喷出水附着在滤镜上进行拍摄。在尽可能短的时间内,拍摄一张雨滴和一张干净背景图。由于光照、风向等外界因素会随着拍摄时间的推移而使得雨滴/干净背景图像对无法很好地对齐,本文采用先拍摄

雨滴图像再抽出滤镜拍摄干净背景图像的策略(拍摄先后顺序对结果无影响),来尽量减少相机抖动、窗户反射和其他外界干扰。

3.3 基准图像数据集划分

在训练数据和测试数据的划分中,本文采取半分策略,即将收集的原始数据打乱,随机选取 1500 对图像数据用于训练,另外 1500 对图像数据用于测试,这样既保证了两个划分数据的数量级别,也保证了测试数据的稳定性。领域中的现有其他雨滴数据集的划分如表 1 所列。Qian 数据集使用了 861 对雨滴/干净背景图像用作训练,仅使用 58 对图像进行测试。极少量的测试数据无法很好地验证各种雨滴处理方法对雨滴的去除效果。下文中对去雨滴方法的检验,也验证了 Qian 数据集的测试集体量远远不够。由于 RainDS 数据集在体量与数据质量上均没有达到基准雨滴数据集的标准,因此本文没有将 RainDS 中的雨滴数据作为雨滴基准数据集来进行对比实验。

4 雨滴数据集的实验验证及评估

本章主要对雨滴数据集进行验证测试。本文选用公开去雨滴方法进行数据集的验证,在去雨评价指标和效果图两个方面展示了 Qian 数据集以及 HEMC 数据集的实际性能效果。后续本文也将对这两个数据集采用交叉验证的方式

进行进一步的验证实验。

4.1 实验环境与评价指标

硬件平台:所有的验证实验均基于同一硬件平台,即一台装载型号 Inter(R) Core i7-7700k 的 CPU 与 NVIDIA TitanV 显卡的台式电脑。软件平台:所有的实验验证方法均基于已有去雨滴科研方法的公开源码。评价指标:主要采用峰值-信号比(PSNR)和结构相似性指数(SSIM)这两个指标,每个质量指标均以测试数据集上的平均值报告。测试方法:1)收集了 10 个近年来单幅图像去雨滴任务在 Qian 数据集上的测试结果;2)出于公平考虑,根据论文对应的公开源码对 HEMC 数据集进行训练,均采用相同的训练数据,共有 6 个开源方法,其分别源自文献[2]、文献[3]、文献[4]、文献[6]、文献[7]和文献[8];3)为进一步对数据集进行验证,对数据集设置交叉验证实验。主要选取 Qian 数据集作为本文 HEMC 数据集的交叉验证数据集,具体来说,先将去雨滴模型在 Qian 数据集(全部)中进行训练,然后在 HEMC(全部)数据集进行测试。这样避免了因数据集的训练/测试分割而产生的偏差,从而可以更好地评估数据集的泛化能力。

4.2 去雨滴实验效果

4.2.1 Qian 数据集去雨滴实验效果

表 2 的前两行整理并记录了近年来单幅图像去雨滴方法在 Qian 数据集上的结果。

表 2 Qian 数据集和 HEMC 数据集上的评价指标测定结果

Table 2 Quantitative results of evaluation metrics in Qian's and HEMC datasets

数据集	评价指标	Eigen (2013)	Pix2Pix (2017)	Qian (2018)	Quan (2019)	Hao (2019)	Peng (2020)	Ren (2020)	Shao (2021)	Quan (2021)	Yan (2022)
Qian 数据集	PSNR/dB	23.74	27.34	30.55	30.86	30.82	30.72	32.25	31.47	31.34	31.57
	SSIM	0.7884	0.8343	0.9023	0.9263	0.9128	0.9262	0.9311	0.9235	0.9500	0.9023
HEMC	PSNR/dB	23.94	24.52	25.06	26.54	—	27.53	—	—	27.52	—
	SSIM	0.8332	0.8702	0.8838	0.8902	—	0.8981	—	—	0.8903	—

从表 2 中可以看出,Eigen 等^[6]的方法作为单幅图像去雨滴的先驱,使用了一个只有 3 层的卷积神经网络,这种方法是开创性的探索;但正如其网络结构的简易性,它的性能表现比其他去雨滴方法差得多。Pix2Pix^[7]作为传统的编码器-解码器结构,也是 Qian 等^[2]方法的基础网络结构,难以有效对雨滴进行去除,因此在数值表现上比其他深度模型差 3~4 个性能点。Qian 等^[2]将去雨滴效果进行了阶段性的提升,使用注意力机制,搭配编码器解码器网络,对雨滴进行了有效的检测和去除,其 SSIM 指标达到了 0.9023。Quan 等^[3]建立了一个新型雨滴形状检测模型,并融合通道维度注意力机制对雨滴进行了进一步的去除,达到了 0.9263 的 SSIM 指标值。同时,Hao 等^[13]对雨滴图像进行检测、重构与恢复,进而提升了去雨滴的效果。Peng 等^[8]基于以往工作,加入了更有效的注意力机制,检测并去除了图像中更多的雨滴。Ren 等^[15]进而设计了一个三阶段去雨滴深度网络,将雨滴图像与背景图像分离处理,再联合重构模块对雨滴图像特征进行重构,得到了更好的去雨滴清晰图像。该方法在 PSNR 和 SSIM 指标上均取得了很好的效果,分别为 32.25 和 0.9311。Quan 等^[4]和 Shao 等^[17]对雨滴的多样性进行分析并对雨滴进行建模,进一步提升了去雨滴方法的效果。Yan 等^[19]利用生成

对抗网络,将雨滴图像分解为干净背景图像和雨滴风格编码,在训练阶段实现雨滴图像的增强操作,进一步提升了图像恢复质量。该方法的 PSNR 指标达到了 31.57,相比 Qian 等的工作提升了 1.05。

以上工作表明,单幅图像去雨滴方法的性能在逐年进步,同时研究者们也一直在探索雨滴特征的建模。因此,建立一个数量多、质量好、雨滴特征丰富且接近现实雨滴图像数据的基准雨滴图像数据集是十分必要的,其对单幅图像去雨滴领域研究的推动也会更加显著。

4.2.2 HEMC 数据集去雨滴实验效果

表 2 的后两行记录了 6 种开源方法在 HEMC 数据集上的数值结果。所有数据均采用源代码进行训练,数据集选用 HEMC-Train 部分,避免结果出现随机情况,将测得的 PSNR 和 SSIM 指标值的 3 次平均数作为表中 HEMC-Test 报告的数值。从表中可以看出,PSNR 和 SSIM 指标值的整体增长趋势和 Qian 数据集的测试相同,其中的“—”是由于文献[13]、文献[15]、文献[17]和文献[19]等方法没有公开其对应源码,没有对应的实验测定指标结果。Eigen 等^[6]的方法对雨滴的去除性能最低,PSNR 结果仅有 23.94;Pix2Pix^[7]对单幅图像的去雨滴效果有一定的性能提升,相对应的 PSNR

指标提升了 0.58。Qian 等^[2]的方法和 Quan 等^[3]的方法在 HEMC 数据集上的表现优于前两种方法,但是在评价指标方面的数值低于 Qian 数据集的性能指标。Peng 等^[8]的注意力机制的融合方法更有利于雨滴的检测与去除,得到了 HEMC 数据集上更好的指标结果。Quan 等^[4]提出了一个互补的级联网络结构,融合雨纹去除模块和雨滴去除模块以及注意力机制的特征融合模块,从而对雨滴进行了更好的去除并生成了干净背景图像,PSNR,SSIM 值达到了 24.66/0.8412。通过对比可观察到,在 HEMC 数据集上测得的指标值普遍比 Qian 数据集的指标值低。这是由于与 Qian 数据集相比,HEMC 数据集包含更多不同场景和不同外观的雨滴,导致单幅图像去雨滴任务在对 HEMC 的数据集拟合中更具有挑战性。

图 4 展示了 HEMC 数据集上的图像去雨滴效果图像。其中,Eigen 等^[6]的方法由于其网络结构的体量较小,无法很好地在视觉效果上对雨滴进行完全去除;Pix2Pix^[7]方法去除了雨滴,但是在恢复的图像中产生了许多伪影;Qian 等^[2]和 Quan 等^[3]的方法均去除了大量的雨滴,但是在雨滴的区域和其周围仍存在一些小雨滴伪影区域;Peng 等^[8]去除了大部分的雨滴,网络输出对应的干净图像,但是有一些雨滴区域被其方法过度优化过,其输出图像中存在色偏现象。Quan 等^[4]方法输出的图片在视觉效果上优于其他方法,同时保留了背景图像的信息且去除了雨滴,但是仍有大块雨滴区域没有恢复完全,存在少许伪影图像区域。在对比图像实验中,所有的方法均存在较大的提升空间,仍有雨滴区域无法被很好地去除,背景区域无法被很好地恢复。

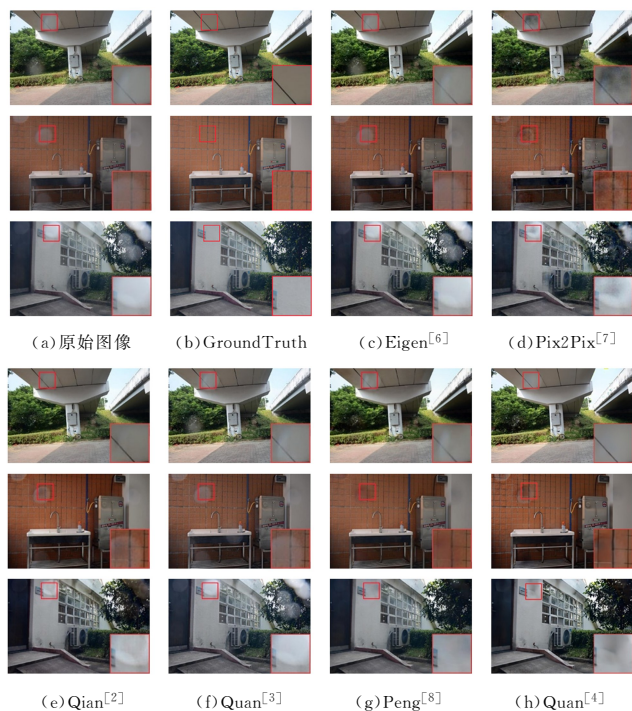


图 4 不同去雨滴研究方法在 HEMC 数据集上的视觉效果
(方框中为放大的雨滴区域)

Fig. 4 Visual effects of different raindrop removal methods in HEMC

4.2.3 数据集交叉验证试验

本节展示了数据集的交叉验证实验。在不同数据集之间

的评估中,采用在 Qian 等^[2]的数据集上训练的模型来测试 HEMC 数据集中所有图像(即包括训练图像和测试图像)的方法进行交叉验证,数值测试结果如表 3 所列。

表 3 Qian 数据集与 HEMC 数据集上的交叉验证实验结果

Table 3 Cross validation results in Qian's and HEMC datasets

评价指标	Eigen (2013)	Pix2Pix (2017)	Qian (2018)	Quan (2019)	Peng (2020)	Quan (2021)
PSNR(dB)	23.21	24.58	24.75	24.86	25.50	24.66
SSIM	0.8171	0.8229	0.8729	0.8779	0.8826	0.8412

从表 3 中可以看出,即使在交叉数据集的情况下,开源方法的数值表现趋势仍然和表 2 中的相同。Eigen 等^[6]和 Pix2Pix^[7]方法取得的去雨滴效果与表 2 中报告的基本趋于一致;其余方法的去雨滴效果的指标增长趋势也与表 2 中的报告结果基本趋于一致。可以观察到,在指标 PSNR 的数值报告中,Qian 等^[2]、Quan 等^[3]和 Pix2Pix^[7]3 种去雨滴方法的数值比较接近,这是由于三者都是基于编码器-解码器结构,依靠于网络结构对雨滴进行检测与去除。后续 Peng 等^[8]和 Quan 等^[7]方法的 PSNR 指标均有提升,这得益于他们研发的雨滴图像的注意力机制的应用与雨滴图像的级联建模等优势,雨滴图像得到了更好的恢复。

本文不仅对数据集交叉验证实验中的数值指标进行了测试,也对雨滴去除效果(图像恢复效果)进行了实验展示与分析。本文采用对比图像的形式对交叉验证实验进行展示,图 5 展示了在 HEMC 数据集上交叉验证实验的对比图像。

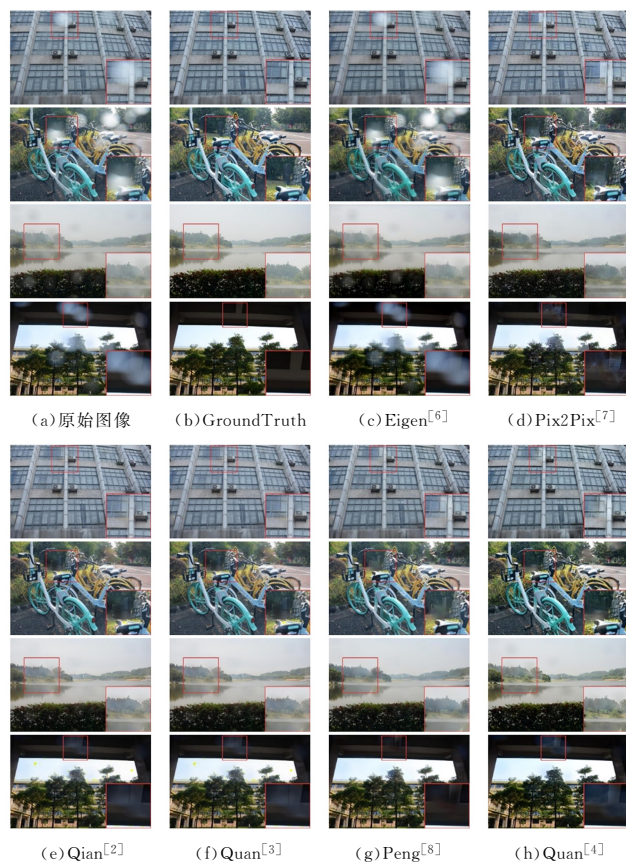


图 5 不同去雨滴研究方法在 HEMC 数据集中交叉验证实验的对比图像(方框中为放大的雨滴区域)

Fig. 5 Visual effects of different raindrop removal methods of cross validation in HEMC

图中前 4 行的图像为现有去雨滴方法在 HEMC-train 中训练、在 HEMC-test 中测试得到的去雨滴效果图像;后 4 行为现有去雨滴方法在 Qian 数据集中训练、在 HEMC-test 中测试得到的去雨滴效果图像。从图中可以观察到,3 种去雨滴方法在对应两种训练条件下的雨滴去除效果基本趋于一致,没有出现雨滴去除效果不稳定或无法去除雨滴的情况,说明本文建立的 HEMC 数据集具有较强的通用性。

交叉验证实验证明了 HEMC 数据集具有稳定性,其在现有单幅图像去雨滴代表性方法中均有着较好的去雨滴表现,且雨滴去除的效果不局限于数据集图像本身,在跨数据集的交叉验证上也表现出很强的稳定性。

4.3 与现有雨滴数据集的区别和联系

本文相机拍摄的真实场景雨滴数据集与现有主流的雨滴数据集有 3 个方面的区别。

1) 本文数据集构建方式更严谨,在拍摄方案的设计中减少了人为因素与自然因素对图像的干扰。本数据集的构建采用三脚架来稳定相机,配合快门线对图像进行捕捉,有效地排除了手部抖动对图像带来的对齐困难和模糊的误差。同时,本文也尽可能地缩短每对图像之间的拍摄时间间隔,进一步减少光照、风力随着时间变化可能带来的误差。文献[2]中对数据集图像的拍摄方式并没有多做说明,在拍摄时仅使用了玻璃与水滴进行图像捕捉,这种方式极有可能给图像对带来抖动,最终造成计算指标的误差。图 6 展示了 Qian 数据集与 HEMC 数据集中的偏移图像。在这里,偏移图像具体是指,一对数据集的图像中雨滴图像减去干净背景图像所得到的图像,即偏移图像。最理想的偏移图像应为图像中有且仅有雨滴图像的偏移值,且雨滴位置的颜色偏向于高亮值,具体在视觉图像上的呈现是白色,其余部分均为黑色,即像素值趋近于零。背景的颜色、轮廓等信息出现在偏移图像中,说明这对数据集中的图像在拍摄或采集过程中发生了一定程度的偏移,即产生了拍摄误差,可能是拍摄间隔较长,也可能是按下快门时手部的压力不同,这会对最终的实验评价指标的测定产生影响。而 HEMC 数据集在拍摄中避免了此类情况,采用快门线拍摄的方式进行拍摄,排除了按压快门的压力不同造成的图像误差。

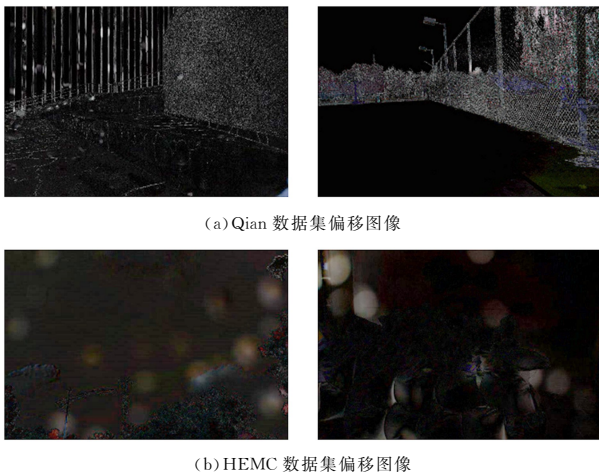


图 6 Qian 数据集和 HEMC 数据集的偏移图像示意图

Fig. 6 Example of shift images of Qian's and HEMC datasets

从图 6 中可以明显观察到,Qian 数据集的偏移图像中较多地出现了背景的轮廓与雨滴,而 HEMC 数据集的偏移图像中更多的是雨滴的区域,这主要得益于本文更为严谨的数据集构建方式。

2) HEMC 数据集的构成更为丰富,其中包含的场景信息与户外视觉系统图像信息更匹配。这主要是由于本文在数据集的采集设置上,选定更丰富多样的实地取景地点。例如,采用不同地点、不同建筑物、不同自然条件下的取景进行雨滴图像和干净背景图像的拍摄。主要的取景地点为广东省广州市番禺区大学城,其中具体拍摄地点包括地铁站、商业建筑物、大学城道路、大学城公共设施与多所允许拍摄的大学场景等。而 Qian 数据集的主要取景地点为新加坡国立大学校园内,并且场景的形式相对单一。如图 7 所示,Qian 数据集中的场景大部分为橙色,橙色为新加坡国立大学校园中大部分建筑的风格颜色;并且,由于大学中的建筑设计风格在建筑之间会有同一性,因此雨滴图像中的建筑背景会有相似的墙体、窗户等设计情况;另外,大学中道路风格也悉数相同,均为校园统一铺设的柏油道路。综上,Qian 数据集中涵盖的场景数量较少,多样性较低,难以代表自然视觉系统中所有场景下存在雨滴的情况。具体来说,相比单所学校中所拥有的场景进行的雨滴图像拍摄与采集(详见图 3),HEMC 数据集中所拍摄的雨滴图像更加全面,更具有覆盖性,在户外视觉系统中也更具有代表性。



图 7 Qian 数据集部分训练图像展示(电子版为彩图)

Fig. 7 Partial training images of Qian's dataset

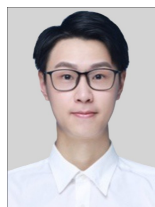
3) 通过现有的先进单幅图像去雨滴算法对 HEMC 数据集进行了多维评估,全面分析了不同方法在数据集上的表现和当前单幅图像去雨滴算法各自的局限性。目前还没有文献对单幅图像去雨滴算法进行过总结、评估与分析,也没有文献对雨滴图像数据集进行构建、评估与分析。

结束语 本文总结了近年来单幅图像去雨滴任务的深度学习算法以及数据集,同时分析了单幅图像去雨滴领域的研究现状,建立了一个新型的大型雨滴实地拍摄数据集(HEMC),在图像数量、质量方面与已有数据集相比有了极大的提升。通过去雨滴算法对 HEMC 数据集与现有雨滴数据集进行性能比对,验证了 HEMC 数据集的强泛化性和鲁棒性。单幅图像去雨滴作为一个新型的图像处理病态问题,非常具有挑战性,本文通过建立大型实地拍摄雨滴数据集,填补了领域研究数据集的空缺,以期更好地

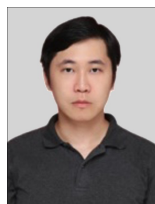
促进图像去雨滴领域研究的发展。

参 考 文 献

- [1] YOU S, TAN R, KAWAKAMI R, et al. Adherent raindrop detection and removal in video[C]//Proceedings of the IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition, Portland, USA, 2013:1035-1042.
- [2] QIAN R, TAN R, YANG W, et al. Attentive generative adversarial network for raindrop removal from a single image[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018:2482-2491.
- [3] QUAN Y, DENG S, CHEN Y, et al. Deep learning for seeing through window with raindrops[C]//Proceedings of the IEEE International Conference Computer Vision, Seoul, Korea (South), 2019:2463-2471.
- [4] QUAN R, YU X, LIANG Y, et al. Removing raindrops and rain streaks in one go[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Virtual, 2021:9147-9156.
- [5] MIAO Y, HONG H, KIM H. Size and angle filter based rain removal in video for outdoor surveillance systems [C]//IEEE Asian Control Conference, Taipei, 2011:1300-1304.
- [6] EIGEN D, KRISHNAN D, FERGUS R, et al. Restoring an image taken through a window covered with dirt or rain[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, Australia, 2013:633-640.
- [7] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, Hawaii, 2017:1125-1134.
- [8] PENG J, XU Y, CHEN T, et al. Single-image raindrop removal using concurrent channel-spatial attention and long-short skip connections[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 131: 121-127.
- [9] HE D, SHANG X, LUO J, et al. Adherent mist and raindrop removal from a single image using attentive convolutional network [J]. Neurocomputing, 2022, 505:178-187.
- [10] WEI Y, ZHANG Z, XU M, et al. Robust attention deraining network for synchronous rain streaks and raindrops removal[C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia, Lisbon, Portugal, 2022:6464-6472.
- [11] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T, et al. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention, Munich, Germany, 2015:234-241.
- [12] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016:770-778.
- [13] HAO Z, YOU S, LI Y, et al. Learning from synthetic photorealistic raindrop for single image raindrop removal [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, Seoul, Korea (South), 2019.
- [14] ALLETTO S, CARLIN C, RIGAZIO L, et al. Adherent raindrop removal with self-supervised attention maps and spatio-temporal generative adversarial networks[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, Seoul, Korea (South), 2019.
- [15] REN D, LI J, HAN M, et al. Not All Areas Are Equal: A Novel Separation-Restoration-Fusion Network for Image Raindrop Removal[J]. Computer Graphics Forum, 2020, 39(7):495-505.
- [16] LUO W, LAI J, XIE X, et al. Weakly supervised learning for raindrop removal on a single image[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 31(5):1673-1683.
- [17] SHAO M W, LI L, MENG D Y, et al. Uncertainty guided multi-scale attention network for raindrop removal from a single image [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4828-4839.
- [18] SHAO M, LI L, WANG H, et al. Selective generative adversarial network for raindrop removal from a single image[J]. Neurocomputing, 2021, 426:265-273.
- [19] YAN X, LOKE Y R. RainGAN: Unsupervised Raindrop Removal via Decomposition and Composition[C]//Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, Waikoloa, USA, 2022:14-23.
- [20] LIU X, SUGANUMA M, SUN Z, et al. Dual residual networks leveraging the potential of paired operations for image restoration[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, California, USA, 2019:7007-7016.
- [21] GUO Y, CHEN J, REN X, et al. Joint raindrop and haze removal from a single image [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29:9508-9519.
- [22] ZHANG K, LI D, LUO W, et al. Dual attention-in-attention model for joint rain streak and raindrop removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:7608-7619.



CHEN Tianyi, born in 1997, Ph.D candidate, is a student member of CCF (No. H5052G). His main research interests include computer vision, image processing and image generation.



QUAN Yuhui, born in 1985, Ph.D, associate professor, is a member of CCF (No. 70281S). His main research interests include image processing, deep learning and sparse representation.