

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107828

基于残差块网络的图像去雨算法*

韩 冉¹, 曾广森¹, 王荣杰^{1,2}

(1. 集美大学轮机工程学院 厦门 361021; 2. 福建省船舶与海洋工程重点实验室 厦门 361021)

摘要:为了从有雨图像中恢复图像质量,提出了一种基于残差块网络的海面图像去雨算法。该算法将两种类型的残差块网络相结合,用于提取有雨图像的深层次信息。在训练过程中,学习有雨图像与原图之间的残差,使算法操作的图像目标值域缩小,稀疏性增强。在训练数据集方面,我们采用室外雨天图像数据集和两种加雨算法进行模拟的海面雨天图像数据集,以此扩充训练样本。测试集图像我们选择3种不同类型的雨天场景图像,雨水的类型包括雨线和雨滴。实验结果表明了本文的去雨算法能够适用于不同的雨天场景,去雨处理后图像信噪比评价指标均在35以上,结构相似度均在0.97以上,总体上提升了图像的清晰度。

关键词: 图像处理; 去雨算法; 残差块网络; 模型设计

中图分类号: TP301 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.4

An image derain algorithm based on the residual block network

Han Ran¹, Zeng Guangmiao¹, Wang Rongjie^{1,2}

(1. Marine Engineering Institute, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Engineering, Xiamen 361021, China)

Abstract: To recover image quality from images with rain, a rain removal algorithm for sea surface images is proposed, which is based on the residual block network. The algorithm combines two types of residual block networks for extracting deep-level information of images with rain. During the training process, the residuals between the image with rain and the original image are learned. In this way, the target value domain of the image operated by the algorithm is reduced and the sparsity is enhanced. For the training dataset, we use the outdoor rain image dataset and the sea surface rain image dataset simulated by two rain addition algorithms to expand the training samples. For the test images, three different types of rain scene images are selected, and the types of rain include rain lines and raindrops. Experimental results show that the proposed derain algorithm can be applied to different rain scenes. The signal-to-noise ratio evaluation index of the images after derain processing is above 35, and the structural similarity is above 0.97. The clarity of the images is generally improved.

Keywords: image processing; derain algorithm; residual block network; model design

0 引言

视觉是人类获取图像的重要途径,人通过眼睛可以直接或者间接的从观测系统中获取客观世界的信息。图像处理与我们的工作生活息息相关,比如海面目标监测、识别等,图像质量都至关重要。图像的清晰度直接关系

到基于图像的应用系统的成熟度以及计算结果的准确性。如果在室外环境下运行,绝大多数情况都会受到外界环境的影响,这种影响因素是多方面的,其中以天气变化的影响最为显著。在雨天情况下,由于场景的能见度低和背景场景被遮挡等因素,图像的对比度和颜色特征在不同程度上都出现了衰减,这使得一些图像系统不能正常的工作。如果海上出现大雨天气也同样容易造成图

收稿日期:2021-04-25 Received Date: 2021-04-25

* 基金项目:国家自然科学基金(51879118)、交通运输部行业高层次人才培养项目(2019-014)、福建省自然科学基金(2020J01688, 2019JD01704)、福建省科技拥军项目(B19101)、农业部渔业装备与工程技术重点实验室基金(2018001)、人工智能四川省重点实验室基金(2017RJY02)项目资助

像质量的下降^[1-3],这不仅会影响图像的视觉效果,而且对海面目标跟踪、物体检测等计算机视觉工作也会产生很大影响。多年来,对雨滴图像的修复研究越来越受到研究者的重视^[4-5]。然而,由于图像中存在大量的雨滴,加上自然光的折射,雨滴的外观模糊不清,因此雨滴的去除仍然是一个具有挑战性的问题。

目前,去除图像雨滴的方法主要有两种:传统基于模型的方法(如字典学习:比如一句话我们可以用字典中的一个词或者一个字来表达相同的意思,词语代表着这句话最核心的内涵。字典学习的目标就是提取一个事物最本质的特征,从而降低了输入信息的维度。信息维度的降低,可以减少无关信息的干扰,提高运算效率)和基于数据的深度学习方法。传统基于模型的方法是将图像中的雨滴视为一种特殊的高频噪声^[6],然后对雨滴进行识别或分解,从而得到干净的图像。但是,这些方法只提取图像中的浅层信息,使得其很难完全恢复图像中全面的纹理结构和边缘知识,以及包含的细微雨滴形状^[7]。因此,该类方法的雨滴去除效果还是有限的,尤其是对于那些雨滴丰富、背景物体配置复杂的图像^[8-9],效果并不理想。近年来基于卷积神经网络的深度学习方法^[10-20]在这一任务中表现出较好的效果,其中基于残差块网络(ResNet)网络在各个领域都表现出良好的效果^[13-17]。由于其对描述雨滴形状和纹理的能力更强。文献[10]中通过生成对抗网络,将雨滴的多样化形状特征与相对复杂的结构特征相结合,以去除图像中的雨滴。文献[11]提出一种相邻聚合网络,采用轻量级架构来去除图像中的雨滴,可以达到很好的性能并降低参数的数量。文献[12]提出了空间金字塔注意力网络(SPANet)模型从局部到全局消除雨滴,该方法结合了时间先验和人为监督(雨滴不可能长时间覆盖在同一个像素点上,视频中某一个像素点的值应该在真实值附近波动)并且取得了良好的效果,但是网络结构比较复杂,训练时间长。

从本质上讲,处理雨滴去除问题的关键以及最主要的难点在于如何将多样的、细粒度的雨滴形状编码在设计的网络架构中(如当前的深度学习方法)。在这个意义上,当前的方法仍有进一步改进的空间,以更充分、更细致地提供雨滴和背景对象结构。因此,我们构建一个新的网络模型,全面地学习带有雨滴的图像所蕴含的特征,从而达到更好的雨滴去除性能。

1 雨天图像数据集

由于海面环境比较特殊,船舶和水纹是在不断变化的,因此很难获取同一时刻同一场景的雨天和无雨图像作为我们的训练数据集,所以我们采用两种数据集相结合的方式。选择模拟海面雨天图像数据集能够给算法提

供大量的海面雨天场景信息,该数据集是我们为了研究海面去雨算法所制作的数据集,模拟的好处是我们有同一时刻的清晰图像作为对照。室外自然雨天图像是研究陆地去雨算法所使用的数据集,它是有同一时刻的清晰图像作为输出,能够让算法学习真实的雨滴信息。

1.1 室外雨天图像数据集

该数据集是目前主流除雨算法如文献[12]所使用的数据集,该数据集通过随机缩放和裁剪分成 342 种共 62 万张图像,我们从中抽取 5 000 张图像进行预训练。图 1 所示为该数据集部分雨天图像。

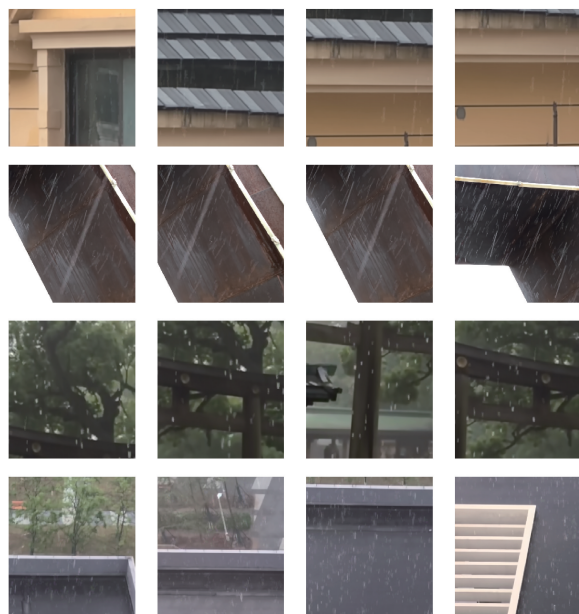


图 1 室外雨天数据集部分图像

Fig. 1 Images of outdoor rain dataset

1.2 雨天海面模拟数据集

本文选取了不同的海面场景,通过两种加雨算法,模拟出不同类型的雨天图像。雨滴大小 w 从 1、3、5 之间随机选取,雨滴数量 V_e 控制在 100~400 的范围,雨滴的角度控制在 $-30^\circ \sim 30^\circ$ 之间随机产生,雨滴长度控制在 10~30 之间。通过这种随机产生参数的方法生成 3 600 张训练图像,对预训练权重进行微调,图 2 展示了部分雨天海面模拟图像。从左到右,从上到下依次是方式一加雨图像、方式二加雨图像、原始图像和噪声图像。

2 基于卷积神经网络的图像去雨方法

2.1 基于残差网络的去雨模型设计

如图 3 所示,本文采用的总体结构主要由两种类型的残差网络(ResNet)构成,为了保证输出分辨率不变,去掉了所有的 Pooling 操作。该网络结构属于轻量级,运算



(a) 图像1加雨效果图
(a) Addrain image 1



(b) 图像2加雨效果图
(b) Addrain image 2

图2 雨天海面模拟图像

Fig. 2 Rainy sea surface simulation image

时间短。残差网络通过加入跳跃连接,变得更加容易优化,而且残差网络结构,可以让网络变得更深,更容易获取更加深层次的信息。因此本文采用两种不同类型的残差块来实现除雨任务,类似 ResNet 的思路,学习带雨图像与原图的残差,而不是直接输出还原图像,这样一来可以使算法操作的图像目标值域缩小,稀疏性增强。

2.2 残差网络模块

如图4所示, x 表示输入, $F(x)$ 表示残差块在第2层激活函数之前的输出,即 $F(x) = W_2 \sigma W_1(x)$ 。其中 W_1 和 W_2 表示第1层和第2层的权重, σ 表示 ReLU 激活函数,最后该类型残差块的输出 $H(x) = \sigma(F(x) + x)$ 。当没有跳跃连接时,残差块就是一个普通的2层网络。残差块中的网络可以是全连接层,也可以是卷积层,本文采用的是卷积层。具体的计算过程如式(1)所示。

$$F_1 = \text{ReLU}(J_{F-2} + J_{F-4}) \quad (1)$$

其中 F_1 表示残差块输出(相当于 $H(x)$),具体的计算过程如式(2)、(3)所示。

$$J_{F-3} = \text{ReLU} \cdot \text{Conv}_3(J_{F-2}) \quad (2)$$

$$J_{F-4} = \text{Conv}_4(J_{F-3}) \quad (3)$$

其中, Conv_3 和 Conv_4 分别代表这2层卷积函数,通过 Relu 函数进行激活,获取第4层输出图像 J_{F-4} (相当于 $F(x)$)。

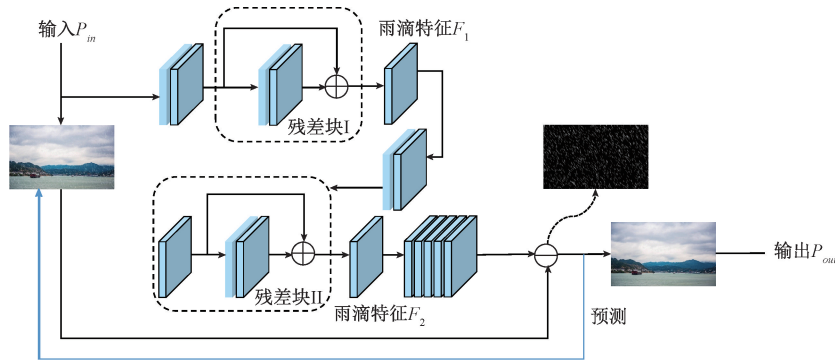


图3 基于残差块去雨网络结构

Fig. 3 Derain algorithm network structure based on residual blocks

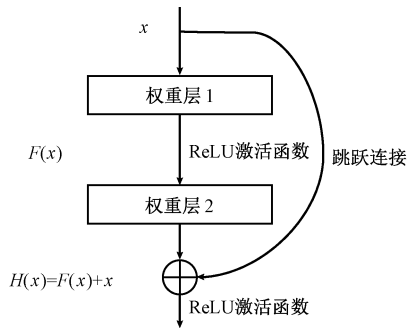


图4 残差快 I 网络结构

Fig. 4 Structure of residual blocks I

获取第一层雨滴特征 F_1 后,网络通道数从原来的3层变为12层。特征图 F_1 通过两层卷积操作后,通道数将扩展为48层。我们将得到的网络输出图像 J_{F-6} 通过类型II残差网络获取雨滴特征 F_2 ,该类型的残差网络结构如图5所示。

如图5所示, x 表示输入, $G(x)$ 表示残差块在第1层卷积操作之后的输出,即 $G(x) = W_1(x)$ 。 $F(x)$ 表示残差块在第3层激活函数之前的输出,即 $F(x) = W_3 \sigma(W_2(x))$ 。其中 W_3 和 W_2 表示第3和第2层的权重, σ 表示 ReLU 激活函数,最后该类型残差块的输出 $H(x) = \sigma(F(x) + G(x))$,具体的计算过程如式(4)、(5)所示。

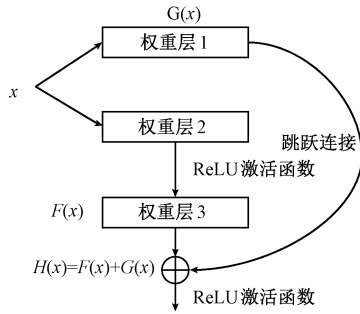


图5 类型II残差快网络结构

Fig. 5 Structure of residual blocks II

$$F_2 = \text{ReLU} \cdot (J_{F-7} + J_{F-9}) \quad (4)$$

$$J_{F-7} = \text{Conv}_7(J_{F-6}) \quad (5)$$

其中, Conv_7 代表第7层卷积函数, 通过卷积操作直接获取第7层输出图像 J_{F-7} (相当于 $G(x)$), F_2 表示残差块输出 (相当于 $H(x)$)。

输出图像的通道数从开始的3层增加到96层。然后我们将通过5层反卷积操作将通道数还原, 最终获取雨滴噪声图像 J_{F-14} 。整个网络的训练过程, 相当于从原始的有雨图像中提取雨滴噪声图像, 即学习有雨图像与噪声图像之间的映射关系。其输出图像 P_{out} 与输入图像 P_{in} 之间的关系如式(6)所示。

$$P_{out} = P_{in} + J_{F-14} \quad (6)$$

2.3 损失函数

本文中的误差函数采用均方误差 (MSE), 该统计参数是预测图像和原始图像对应像素点误差平方和的均值, 其计算公式如式(7)所示。

$$\text{Loss} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m \|P^i - J_{F-14}^i\|^2 \quad (7)$$

其中, Loss 表示网络训练误差; n 表示训练样本个数; m 表示图像像素点个数; P^i 表示真实噪声图像第 i 个像素值 (有雨图像与自然图像之间的差值), 即:

$$P = P_{in} - Y \quad (8)$$

其中, Y 表示真实的无雨图像; P_{in} 表示输入图像。

整个模型的训练过程主要是分成3个部分, 首先是网络预训练过程, 我们将从室外雨天图像中选取5 000张图像进行预训练, 保存效果最好的权重; 然后将从海面雨天模拟图像数据集中抽取3 000张训练, 并用预训练权重对网络进行初始化; 最后我们选取剩下的600张图像进行预测, 预测结果将作为网络的输入并再次进行训练, 这样做可以有效的减少初始误差, 网络最终收敛的效果会更好。在优化器的选择上, 本文采用Adam优化器, 迭代次数选择100次, 前30次的迭代学习率为0.001, 后70次为0.0005。模型训练的基本参数如表1所示。

表1 模型训练参数

Table 1 Model training parameters

层数	卷积核尺寸	卷积核个数
输入层	3	6
2	3	12
3	3	12
4	7	12
5	7	24
6	3	48
7	3	96
8	3	96
9	3	96
10	7	48
11	3	24
12	3	12
13	3	6
输出层	3	3

3 实验结果分析

为了证明本文所提出除雨算法的有效性, 我们对合成的测试数据集和真实的雨天图像进行实验, 并与文献[18]提出的基于深度细节网络图像去雨算法进行对比。类似于ResNet思路, 该算法同样是学习带雨水图像与原图的残差, 不是直接输出还原图像, 实际上这一点在超分辨率等很多问题中已经被广泛应用, 而且该算法使用频域变换, 分离图像中的低频部分和高频部分, 只对高频部分做去雨操作。原因是雨滴基本只存在于高频部分, 分离后可以使得操作目标进一步稀疏化, 实验过程使用一个26层的ResNet, 相比之下, 本文采用的网络结构更加简单, 运算时间更快。

测试数据集中场景类型主要有3种: 分别是室外雨天图像、雨天海面模拟图像以及真实的自然海面雨天图像。雨天类型有小雨、中雨和大雨, 雨水类型包含雨滴和雨线。在本章节我们将在主观的角度来观察图像的去雨效果, 图6所示为室外场景类型的去雨效果图。

图6第1张和第2张室外图像中雨水的类型为雨滴型, 采用去雨算法后, 图像中存在的雨滴数量明显减少, 图像的整体质量也明显提高。第3张和第4张室外图像中雨水类型为雨线型, 雨越大, 拍摄出来的雨线越长, 从图中可以看出, 经过去雨算法处理之后, 大部分的雨线都可以很好的去除。此外, 我们基于加雨算法原理, 通过对不同场景的图像进行加雨处理并生成测试数据集, 对模拟数据集的除雨结果如图7所示。



图 6 室外雨天图像去雨效果
Fig. 6 Derain effect of outdoor rainy day image



图 7 雨天海面模拟图像去雨效果
Fig. 7 Derain effect of rainy day sea surface simulation image

从图7可以看出,我们采用雨天海面模拟图像同样包含两种雨滴类型,而且雨滴和雨线的长度和角度都有所区别。相较于文献[18]除雨算法,本文提出的方法可

以去除大部分雨痕而且可以保留更多图像细节方面的信息。此外,我们还对部分海面真实图像进行试验测试,实验结果如图8所示。



图8 自然海面图像去雨效果

Fig. 8 Derain effect of sea surface image

图8中,第1张图像为船员在雨天打捞金枪鱼的照片,我们可以通过渔夫身上黑色雨衣清楚的看到雨滴留下的痕迹,经过算法处理后,白色雨滴会明显减少。在第3张图像左边可以看到海豹拍打海面溅起的海水,在空中留下像雨线一样的雨痕,第4张图像与第3张类似,通过除雨算法处理后,大部分的雨线和雨滴都能够明显减少。通过这3种不同雨天场景,可以看出本文的去雨算法能够适应不同的雨天环境,在可以有效去除海面雨水的同时也可以去除陆地场景的雨水。

为了能够在客观上分析图像清晰度,本文采用3种不同的图像质量评估指标,分别是PSNR、SSIM和NRSS。

1) PSNR 图像质量评价

峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)通常用来评价经过处理之后的图像与参考图像相比质量的好坏,如果PSNR越高,说明处理后的图像失真越小。PSNR图像质量评估算法凭借着计算简单,检查速度快的优点,成

为目前最普遍使用也是最为广泛的一种图像客观评价指标。它的算法原理是基于对应像素点间的误差,其计算方法如式(9)、(10)所示。

$$MSE = \frac{1}{col \times row} \sum_{i=1}^{col} \sum_{j=1}^{row} (X(i,j) - Y(i,j))^2 \quad (9)$$

$$PSNR = 10 \times \lg \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right) \quad (10)$$

其中, MSE 表示处理后的图像 X 与参考图像 Y 之间的均方误差; col 和 row 分别代表图像的宽度和高度; n 表示像素的比特数,一般取8,即像素灰级为256。

2) SSIM 图像质量评价

结构相似性(structural similarity index, SSIM)^[15],用来评估图像质量。自然图像具有极高的结构性,表现在图像的像素间存在很强的相关性,尤其是在空间相似的情况下。这些相关性在视觉场景中携带关于物体结构的重要信息。大多数的基于误差敏感度的质量评估方法使用线性变换来分解图像信号,这不会涉及

到相关性,而 SSIM 可以更加直接的比较失真图像和参考图像的结构。计算 SSIM 主要从 3 个方面进行比较:亮度、对比度比较和结构,最终两者的相似度计算如式(11)所示。

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (11)$$

其中, $l(x, y)$ 表示亮度关系; $c(x, y)$ 表示对比度关系; $s(x, y)$ 表示结构关系; α , β 和 γ 代表调整各部分数值的参数。SSIM 和 PSNR 评价结果如表 2 所示。其中 a~e 分别代表图 7 五张图像。

表 2 雨天海面模拟图像测试集去雨效果评价
Table 2 Clarity evaluation on sea surface rainy image dataset

图片\指标	PSNR		SSIM	
	本文	文献[18]算法	本文算法	文献[18]算法
a	36.85	30.51	0.979	0.928
b	41.36	33.87	0.988	0.924
c	38.42	32.33	0.981	0.933
d	36.82	32.20	0.982	0.931
e	35.07	31.76	0.979	0.937

3) NRSS 图像质量评价

由于本文采用部分图像测试集是自然界中真实图像,并没有任何原始图像信息可以利用,故需要采用无参考图像质量评价方法。NRSS (no-reference structural sharpness) 算法在无参考图像的情形下可以取得有参考图形评价方法相同的结果。清晰的图像比模糊图像含有更加丰富的细节信息,即高频分量,故可以通过衡量图像包含高频信息的多少来评价图像的清晰度。NRSS 是对原始图像进行低通滤波得到一幅参考图像,计算参考图像和待评价图像的结构相似度。其计算过程如式(12)所示。

$$NRSS = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N SSIM(X_i, Y_i) \quad (12)$$

图像由于包含大量高频信息,故经过低通滤波器之后会损失成分多,得到的结构相似度就小,模糊图像刚好相反,因此测出来的 NRSS 数值越小,说明图像的质量越好。NRSS 清晰度计算结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出,雨天图像的 NRSS 数值最高,说明清晰度越低,通过本文去雨算法处理之后,清晰度普遍升高,且在大部分情况下优于基于深度细节网络的图像去雨算法^[18]。

表 3 雨天图像测试集去雨清晰度评价

Table 3 Clarity evaluation on rainy image dataset

图像\指标		NRSS		
		雨图	本文	文献[18]
海面图像测试集	a	0.098	0.096	0.101
	b	0.753	0.676	0.715
	c	0.328	0.296	0.292
	d	0.312	0.262	0.264
雨天海面模拟图像测试集	a	0.474	0.356	0.435
	b	0.376	0.243	0.376
	c	0.462	0.343	0.400
	d	0.455	0.324	0.412
	e	0.436	0.326	0.386
室外图像测试集	a	0.634	0.563	0.583
	b	0.485	0.341	0.410
	c	0.417	0.366	0.333
	d	0.234	0.208	0.225
	e	0.420	0.336	0.339

4 结 论

为了从有雨图像中恢复图像质量,本文提出了一种基于残差块网络的海面图像去雨算法。该算法采用两种不同类型的残差块网络,通过卷积层将两种残差块网络连接起来用于提取有雨图像的深层次信息。在训练过程中,网络没有直接输出自然图像,而是学习有雨图像与原图之间的残差,目的使算法操作的图像目标值域缩小,稀疏性增强。为了让算法能够在真实的海面雨天环境中取得更好的效果,在训练集方面,我们采用室外雨天图像数据集和两种加雨算法进行模拟的海面雨天图像数据集。模拟海面雨天图像数据集能够给算法提供大量的海面雨天场景信息,室外自然雨天图像能够让算法学习真实的雨滴信息,包括雨滴、雨线等不同的雨水形状。为了验证本文算法的有效性,我们对不同场景的雨天图像进行去雨处理,其结果表明了本文的去雨算法能够适用于不同的雨天场景,在真实的雨天海面图像中可以有效去除雨滴,主观上提升了图像的清晰度。最后我们采用 PSNR、SSIM、NRSS 3 种图像质量评价标准对去雨后的图像质量进行评估,结果表明本文提出的去雨算法在质量评价上同样具有良好的效果。

参考文献

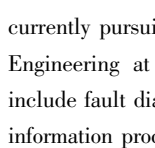
- [1] 胡众义. 内河航运图像和视频去雾算法[M]. 武汉: 武汉理工出版社, 2019.

- HU ZH Y. Image and video de-fogging algorithms for inland waterway navigation [M]. Wuhan: Wuhan Polytechnic Press, 2019.
- [2] WANG Y, LIU S, CHEN C. A hierarchical approach for rain or snow removing in a single color image[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26 (8): 3936-3950.
- [3] YANG D, SUN J. Proximal Dehaze-Net: A prior learning-based deep network for single image dehazing[C]. ECCV. Lecture Notes in Computer Science, Munich, 2018: 729-746.
- [4] KIM J H, LEE C, SIM J Y. Single-image deraining using an adaptive nonlocal means filter [C]. IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne, 2013: 914-917.
- [5] YANG W, TAN R T. Joint rain detection and removal from a single image with contextualized deep networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 42(6): 1377-1393.
- [6] XU J, ZHAO W. Removing rain and snow in a single image using guided filter [C]. IEEE CSAE, 2012: 304-307.
- [7] KANG L W, LIN C W, FU Y H. Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 21(4): 1742-1755.
- [8] HUANG D A, KANG L W. Self-learning based image decomposition with applications to single image denoising[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 16(1): 83-93.
- [9] LUO Y, XU Y, JI H. Removing rain from a single image via discriminative sparse coding [C]. IEEE CVPR, 2015: 3397-3405.
- [10] SHAO M, LI L. Selective generative adversarial network for raindrop removal from a single image [J]. Neurocomputing, 2021(426): 265-273.
- [11] LIN H, JING C. A²Net: Adjacent aggregation networks for image raindrop removal[J]. IEEE Access, 2020(8): 60769-60779.
- [12] WANG T, YANG X. Spatial attentive single-image deraining with a high quality real rain dataset[C]. IEEE CVPR. Long Beach, 2019: 12270-12279.
- [13] SARWINDA D. Deep learning in image classification using residual network (ResNet) variants for detection of colorectal cancer[J]. Procedia Computer Science, 2021, 179: 423-431.
- [14] ZONG M, WANG R L. Motion saliency based multi-stream multiplier ResNets for action recognition [J]. Image and Vision Computing, 2021, 107: 321-334.
- [15] JI L P, FU C Q. Soft fault diagnosis of analog circuits based on a resnet with circuit spectrum map[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2021, 68 (7): 2841-2849.
- [16] 林桢哲, 王桂棠, 陈建强. 基于残差网络深度学习的肺部 CT 图像结节良恶性分类模型[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 248-256.
- LIN ZH ZH, WANG G T, CHEN J Q. A residual network-based deep learning model for classification of benign and malignant lung CT image nodules [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 248-256.
- [17] 马燕, 余海军. 基于残差编解码网络的 CT 图像金属伪影校正[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 160-169.
- MA Y, YU H J. Metal artifact correction for CT images based on residual coding and decoding network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 160-169.
- [18] FU X, HUANG J. Removing rain from single images via a deep detail network [C]. IEEE CVPR, 2017: 3855-3563.
- [19] DU Y J, XU J, QIU Q. Single image deraining using bilateral recurrent network [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 6852-6863.
- [20] ZHOU W, BOVIK A C. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

作者简介



韩冉, 2018 年于上海海洋大学获得学士学位, 目前在集美大学轮机工程学院攻读硕士学位, 主要研究方向为智能信息处理。
E-mail: 728979496@qq.com



Han Ran received his B.Sc. degree from Shanghai Ocean University in 2018. He is currently pursuing his M.Sc. degree in the School of Marine Engineering at Jimei University. His main research interests include fault diagnosis of power electronics circuits and intelligent information processing.



王荣杰 (通信作者), 2012 年于中山大学获得博士学位, 现为集美大学轮机工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为智能信息处理、盲源分离和电力系统故障诊断。
E-mail: roger811207@163.com

Wang Rongjie (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Sun Yat-sen University in 2012, China. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at School of Marine Engineering, Jimei University, China. His main research interests include intelligent information processing, blind source separation and fault diagnosis of power system.