

基于深度密集连接控制网络的单幅图像去雨

李蔚,安鹤男,刘佳,涂志伟,张昌林

(深圳大学 电子与信息工程学院,广东 深圳 518061)

摘要:雨线造成的图像质量退化严重影响图像有效应用及计算机视觉算法,因此图像去雨十分必要。目前主流的深度学习去雨方法仅对单一尺寸的雨线有效,并且存在雨线去除不完全、模糊背景等问题。针对以上难点,提出了基于深度密集连接控制网络的单幅图像去雨算法。通过引入多尺度特征网络加强对不同尺寸雨线的提取能力,引入注意力机制模块提升对雨区域的关注度,引入密集连接控制网络以完整表示雨线特征。实验表明,该方法在合成数据集以及真实数据集对比主流去雨方法效果均有提升。

关键词:单幅图像去雨;深度学习;卷积神经网络;密集连接

中图分类号:TP183

文献标识码:A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.200400

中文引用格式:李蔚,安鹤男,刘佳,等.基于深度密集连接控制网络的单幅图像去雨[J].电子技术应用,2020,46(12):48-52.

英文引用格式:Li Wei, An Henan, Liu Jia, et al. Deep controlled dense connection network for single image deraining[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(12): 48-52.

Deep controlled dense connection network for single image deraining

Li Wei, An Henan, Liu Jia, Tu Zhiwei, Zhang Changlin

(College of Electronics and Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518061, China)

Abstract: Image quality degradation caused by rain streaks seriously affects the effective application of image and computer vision algorithm, so image deraining is very necessary. At present, mainstream deraining methods based on deep learning are only effective for single size rain streaks, and there are problems such as incomplete rain streaks removal and fuzzy background. Aiming at these difficulties, a single image deraining algorithm based on deep controlled dense connection network is presented. Through the introduction of multi-scale block, the ability to extract rain streaks of different sizes was enhanced. And attention mechanism module was injected to pay more attention to raining areas. What is more, controlled dense connection block was also introduced to fully represent the rain streaks characteristics. Experiments show that the proposed method outperforms some mainstream methods both on the synthetic dataset and the real dataset.

Key words: single image deraining; deep learning; convolution neural network; dense connection

0 引言

在雨天所采集的图像数据往往伴随着明显的质量退化,这对目标检测、目标跟踪等视觉算法造成极大影响。因此,去雨算法成为了当下研究热点之一。

相比于传统的图像处理方法,深度学习在去雨效果上已经有了长足进步,但还是不能很好地解决完整去除雨线的同时不丢失原有细节信息这一问题。由于雨线的大小、形状不尽相同,单一的网络结构可能只对某一尺度的雨线敏感,这将导致去雨后图片仍有雨线残留,去雨效果不佳。而且图像中往往包含大量细节信息,如条纹、图案等,网络无法准确区分特征是否属于背景细节,导致这些“伪雨线”被去除,图像丢失有效内容。这将极大影响图像去雨质量。

针对以上难点,本研究提出了基于深度密集连接控

制网络的图像去雨算法。该网络通过卷积模块之间的密集连接融合不同层次的细节特征,能够充分提取雨线信息。基于特征约束的思想,将控制特性引入到网络中,控制不同阶段特征的表达程度,从而更好地模拟雨线映射,取得理想的去雨效果。

1 相关工作

由于单幅图像去雨没有先验知识可以利用,这为雨线去除带来了极大的挑战。基于传统图像处理方法,研究人员对图像去雨作出探究。KIM J等人^[1]提出了两阶段的图像衰减去雨算法,第一阶段,在特定的假设下,利用核回归方法检测雨线;第二阶段,使用非局部均值滤波方法去雨。ZHENG X等人^[2]提出了一种多阶段引导滤波去除雨滴的方法,通过多个引导滤波器提取图像高频部分中的非雨成分,并加入低频部分中的背景得到去雨

图像。

深度学习在单张图像去雨任务中也有颇多作为。FU X 等人^[3]首次将卷积神经网络引入到单幅图像去雨任务中。首先通过滤波器将带雨图像分解成高频与低频两个部分,之后利用卷积神经网络针对图像高频部分进行训练以提取细节信息,最后结合低频部分与细节信息得到去雨图片。YANG W 等人^[4]引入二值图对当前区域是否有雨进行区分,通过循环卷积神经网络多次处理达到去雨目的。SHEN L 等人^[5]则通过“小波变换”的滤波方式得到有雨图片的高、低频信息,再结合卷积网络进行去雨。ZHANG H 等人^[6]首次使用生成对抗网络实现图像去雨,文中直接将带雨图像作为输入图像,通过对抗训练以生成无雨图。之后 ZHANG H 等人^[7]又提出一种新方法,根据密集程度将雨线划分为小雨、中雨、大雨三类,然后通过卷积网络判断输入带雨图像类别,再将类别信息融入到主网络中,进行去雨。

2 提出方法

本研究采用经典的去雨思路对有雨图像进行建模:将有雨图像 O 看作是无雨背景图 B 与雨线层 R 的线性组合。

$$O=B+R \quad (1)$$

基于式(1),去雨模型的任务是完整提取 O 中的雨线特征,通过有雨图减去雨线特征 R 还原出干净的、无雨图片 B 。关键在于如何设计神经网络的结构使得模型能够深入、准确地学习雨线映射。本研究提出基于深度密集连接的控制神经网络,整体结构如图1所示。

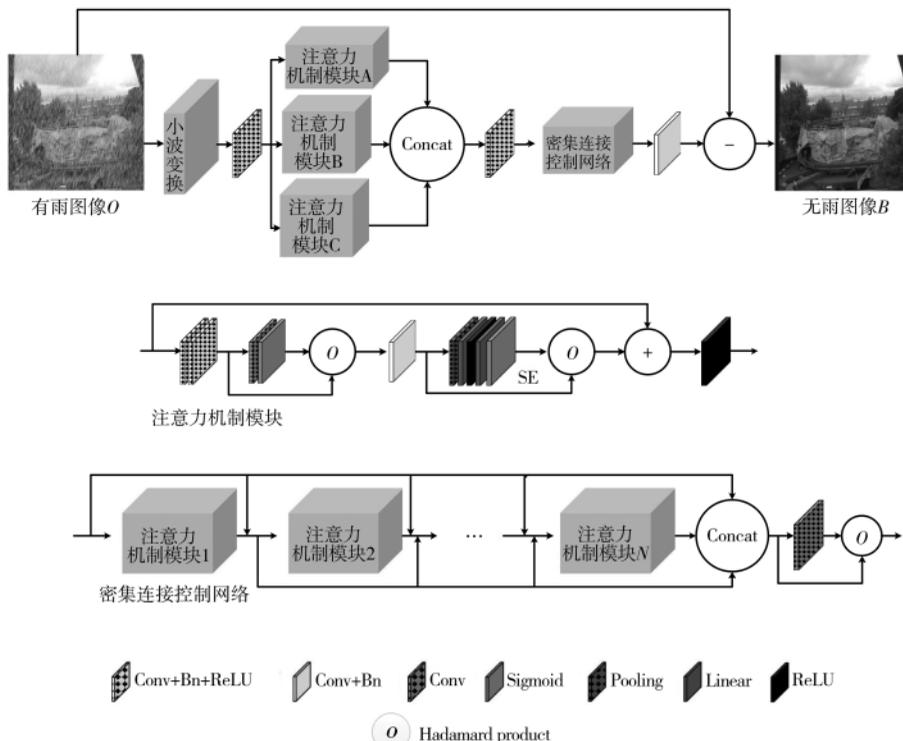


图1 深度密集连接控制网络结构示意图

2.1 小波变换

小波变换作为一种常见的图像处理手段,广泛应用于一些基本的图像任务如去噪、超分辨等。与其他滤波方法类似,小波变换能够区分图片中不同频率的信息,但对于高频信息的提取更加丰富。经过小波变换,输入雨图被分解为4个大小均为原图四分之一的细节图,分别包含图片的低频信息、水平高频信息、垂直高频信息以及对角高频信息。SHEN L 等人^[5]的研究侧面反映了对图片进行小波变换对于后续雨线特征的提取是有益的,因此本研究引入小波变换对图片进行滤波处理,将分解得到的信息输入到后续网络中进行特征提取。

2.2 注意力机制模块

注意力机制的引入使得卷积神经网络在图像分类、处理等任务上的性能进一步提高。故本研究将注意力机制融合到经典的残差块中,设计了兼具像素与通道注意力的注意力机制模块(简称 AttB)。该模块能够引导网络更加关注有雨区域。模块结构如图1所示。

首先将输入特征经过两次“卷积-归一化-激活”处理后,对特征图中的每个像素点给予不同的关注,着眼于有雨区域,忽略背景。在输出之前,还需要经过压缩激活模块(简称 SE),进一步对特征进行融合,加强通道之间的联系,以便更好地提取雨线特征。这一模块可以用式(2)表示:

$$\begin{cases} F_1=\text{ReLU}(\text{Bn}(\text{Conv}(X))) \\ F_2=\text{ReLU}(\text{Bn}(\text{Conv}(F_1))) \\ \text{Att}=\sigma(\text{Conv}(F_2)) \\ F_3=\text{Bn}(\text{Conv}(\text{Att}\circ F_2)) \\ F_4=\text{SE}(F_3) \\ Y=\text{ReLU}(X+F_4) \end{cases} \quad (2)$$

其中, X 表示输入特征, Y 表示输出特征,Conv表示卷积运算,Bn表示批量归一化操作,ReLU表示线性整流函数, σ 表示Sigmoid函数,Att表示经过注意力操作后得到的权重, \circ 表示哈达玛积。

2.3 多尺度特征网络与密集连接控制网络

2.3.1 多尺度特征网络

考虑到雨的大小、尺寸不尽相同,本研究设计了多尺度特征网络,旨在提取各类雨线。网络由3条支路构成,各支路分别由一个注意力卷积块构成,最后将3条支路的输出进行拼接并融合,从而得到含有不同尺度下的雨线特征表示。各支路的卷积核大小不一,文中分别采用:3×3、5×5、7×7,以加强对各尺寸

雨线的提取能力。

2.3.2 密集连接控制网络

初始的神经网络不能过深,因为深度的增加将导致梯度相关性衰减、模型退化等问题^[8],在性能上甚至会出现下降。HE K 等人^[9]提出的残差网络成功解决了这一问题,使得神经网络能够大大加深,提高性能。而 HUANG G 等人^[10]在此基础上又提出了密集连接,使得早期特征随着网络深入也能被重新利用,进一步增强了神经网络的特征提取能力。

基于这两种经典的方法,本研究提出了新的网络结构——密集连接控制网络,具体结构如图 1 所示。密集连接部分对不同阶段的特征进行拼接融合操作。该模块可以用式(3)表示:

$$\begin{cases} X_1 = \text{AttB}(X_0) \\ X_2 = \text{AttB}([X_0, X_1]) \\ \dots \\ X_N = \text{AttB}([X_0, X_1, \dots, X_{N-1}]) \\ \tilde{X} = \text{Conv}([X_0, X_1, \dots, X_{N-1}, X_N]) \\ Y = \tilde{X}_0 \circ X_0 + \tilde{X}_1 \circ X_1 + \dots + \tilde{X}_N \circ X_N \end{cases} \quad (3)$$

其中, X_0 为输入特征, Y 为输出特征, N 为注意力机制模块数量,本研究取 $N=4$, \circ 表示哈达玛积。

除了可以进一步加深网络层级、避免梯度消失,该部分网络还能够保留更多的上下文信息,充分利用低层次特征。而控制部分则是通过卷积模块对不同阶段特征赋予不同得到权重,进行特征约束,以控制各阶段在输出特征中的表达程度,将重点放在图片有雨部分,更好地拟合雨线映射。

2.4 损失函数

本研究采用监督学习的方法,通过最小化所选择的损失函数,即可达到去雨目的。在单幅图片去雨任务中使用最多的是均方误差(MSE)作为损失函数,因为最小化均方误差不仅可以达到去雨目的,同时还能提高常用的评价指标之一——峰值信噪比(PSNR)。

但在图像去雾^[11]、超分辨^[12]等任务中,研究表明均方误差会造成所修复的图像细节部分被平滑,影响图片质量。因此,本研究采用对误差较不敏感的平均绝对误差(MAE)作为损失函数引导网络学习雨线特征,以便更好地保留背景信息,提高去雨观感。假设 N 表示样本数量, B^n 表示第 n 张样本经过去雨后的输出, B_{gt}^n 表示第 n 张样本对应的无雨图片,则损失函数可以表示为:

$$L_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| |B^n - B_{gt}^n| \right| \quad (4)$$

3 实验结果与分析

3.1 数据集

本篇实验在 ZHANG H 等人^[7]所提出的 Rain1200 数据集上对模型进行训练以及测试。Rain1200 包含了大、

中、小雨不同密度及方向的雨线图片,能够对去雨方法进行有效、全面的评估。除了合成数据之外,实验还在 ZHANG H 等人^[6]使用的真实雨图数据集上进行对比。

3.2 训练细节

本篇实验在 Cent OS 7 系统上的 Pytorch 深度学习框架中完成。显卡配置为单张英伟达 GeForce GTX 1080TI。输入图片大小随机裁剪为 64×64 ,并通过水平翻转图片进行数据增强。采用 Adam 算法优化网络,小批量数据包含 72 个样本,初始学习率设置为 0.001,设置的最大迭代次数为 100 000。

3.3 实验结果与对比

为了验证去雨模型的有效性,实验将所提方法与其他 4 种主流单幅图像去雨算法进行对比,分别为:联合去雨网络^[4](JORDER)、联合去雨去雾^[5](JRHR)、循环压缩激励网络^[13](RESCAN)。在合成数据集上,除开去雨观感评价,实验引入两个图像质量评价指标对去雨效果做出客观评判:结构相似度(SSIM)和峰值信噪比(PSNR)。其中,SSIM 反映了两张图片在内容结构上的相似程度,包括亮度、对比度、结构,取值范围为 0~1,当两张图片完全相同时,SSIM 取得最大值 1;PSNR 则侧重于反映图片失真程度以及噪声水平,取值范围为负无穷到正无穷,去雨后图像失真越严重则 PSNR 越低。而在真实场景中,由于缺乏同状况下的无雨图片,评判标准为主观的去雨质量评价。

3.3.1 合成数据集

表 1 展示了不同方法在 Rain1200 测试集上测得的 SSIM 和 PSNR。从两个指标上看,所提方法均取得了最好的结果,SSIM 比第二名提升了 0.02,PSNR 提升了 0.76 dB。图 2 为各方法对相同合成雨图的处理效果对比。从观感上,本研究处理效果不仅对雨线去除更干净,还保留了更多细节信息。而且大多去雨方法在去雨后会产生“伪影”,所提方法则更完整还原了背景信息,大大提升了去雨质量。

表 1 不同去雨方法的 SSIM 和 PSNR 对比

参数	JORDER	JRHR	RESCAN	本文
SSIM	0.83	0.88	0.88	0.90
PSNR	27.68	28.64	29.20	29.96

3.3.2 真实场景

在真实雨图数据集中的去雨效果反映了去雨方法的实用性。图 3 为各方法对相同真实雨图的处理效果对比。相比于其他方法的平滑背景信息、雨线去除不干净等缺点,所提方法在真实雨图上针对不同尺寸的雨线也能够有效去除,保留更多细节,更真实还原了图像的色彩,有效提升了图像质量。

4 结论

本研究对单幅图片去雨提出深度密集连接控制网



图2 不同方法在合成测试集上的去雨效果以及 SSIN/PSNR 对比(由左到右分别为加雨图、JORDER、JRHR、RESCAN、本文)



图3 不同方法在真实场景下的去雨效果对比(由左到右分别为加雨图、JORDER、JRHR、RESCAN、本文)

络。网络通过多尺度卷积块对不同尺寸雨线进行完整提取;包含注意力机制模块,提升对有雨区域的关注度;构建密集连接控制网络融合多阶段特征并控制其表达以得到精确的雨线表示。实验结果表明,本方法对比主流去雨算法在合成雨图以及真实雨图上均有明显的效果提升,客观评价指标更高,去雨观感更好。

参考文献

- [1] KIM J, LEE C, SIM J, et al. Single-image deraining using an adaptive nonlocal means filter[C]. 2013 IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne, VIC, 2013: 914-917.
- [2] ZHENG X, LIAO Y, GUO W, et al. Single-image-based rain and snow removal using multi-guided filter[C]. International Conference on Neural Information Processing. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 258-265.
- [3] FU X, HUANG J, DING X, et al. Clearing the skies: a deep network architecture for single-image rain removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 26(6): 2944-2956.
- [4] YANG W, TAN R T, FENG J, et al. Deep joint rain detection and removal from a single image[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, HI, USA; IEEE Press, 2017: 1357-1366.
- [5] SHEN L, YUE Z, CHEN Q, et al. Deep joint rain and haze removal from a single image[C]. 2018 24th International Conference on Pattern Recognition(ICPR), Beijing, 2018: 2821-2826.
- [6] ZHANG H, SINDAGI V, PATEL V M. Image de-raining using a conditional generative adversarial network[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(11): 3943-3956.
- [7] ZHANG H, PATEL V M. Density-aware single image de-raining using a multi-stream dense network[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 695-704.
- [8] BALDUZZI D, FREAN M, LEARY L, et al. The shattered gradients problem: If resnets are the answer, then what is the question?[J]. arXiv Preprint arXiv: 1702.08591, 2017.
- [9] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. CVPR. IEEE Computer Society, 2016.
- [10] HUANG G, LIU Z, MAATEN L V D, et al. Densely connected convolutional networks[C]. CVPR. IEEE Computer Society, 2017.
- [11] MEI K, JIANG A, LI J, et al. Progressive feature fusion network for realistic image dehazing[C]. Asian Conference on Computer Vision, 2019.
- [12] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual

networks for single image super-resolution[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2017: 136-144.

- [13] LI X, WU J, LIN Z, et al. Recurrent squeeze-and-excitation context aggregation net for single image deraining[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 254-269.

(收稿日期: 2020-05-20)

作者简介:

李蔚(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。
安鹤男(1963-),通信作者,男,副教授,主要研究方向:计算机视觉、图像处理, E-mail: 1800311018@email.szu.edu.cn。
刘佳(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

(上接第 47 页)

5.3 环境反向散射下的信息安全保护

由于环境反向散射技术是在空间直接传输信号,因此商业化之前必然有安全问题需要有解决方案。例如,读取信息的 Wi-Fi 装置与环境反向散射的设备或电子标签之间应该有身份验证的机制,防止非法设备冒充反向散射中的通信任意一方进行数据窃听或者发送伪造信息;攻击者可以利用拒绝服务攻击的方式向支持 Wi-Fi 反射信号读取的装置进行大量信息的发送,从而造成读写装置的处理能力过载,使得正常通信中断;攻击者也可以把支持反向散射的电子标签放置在用户的任意物品中,从而监视物品的数据或行踪等。

6 结论

环境反向散射技术目前还没有商业化的产品,但它具备的低功耗和低成本的无线通信方式非常适合物联网的广覆盖的应用场景。在该技术被产业化之前还有若干挑战需要找到更高效的方案,例如上面阐述的反向散射的传输性能、反向散射的传输距离、应对无线信号干扰处理、信息安全问题等。

然而提升反向散射设备性能、改进抗干扰能力或者安全防护等可能需要额外的电路或器件设计、需要更高的处理器能力、或需要更复杂的软件功能和运行功耗,如何在产品设计的复杂性和应用场景的低功耗与低成本之间找到合适的权衡,是工程设计中必然要解决的问题。

基于 Wi-Fi 的技术通常都有 Wi-Fi 联盟联手厂家进行互通标准及认证规范定义,目前环境反向散射技术尚未放到 Wi-Fi 联盟的讨论话题中。另外,不限于 Wi-Fi 信号,环境反向散射技术同样可以应用在其他无线信号的环境中,例如 5G、广播信号、蓝牙等,根据不同的无线通信协议,需要有相应的物理层和数据链路层的通信设计。

从技术前沿性的角度来看,基于智能天线设计的环境反向散射方案、环境反向散射的微弱信号恢复技术、物理层协议设计、环境信号散射与传送同步问题、物理层安全研究^[8]等都是环境反向散射技术的研究课题,是研究人员可以深入讨论的领域。

如果上述提到的技术挑战得到不断完善,可以预见环境反向散射技术在物联网领域中将得到充分的重视和广泛场景应用。

参考文献

- [1] LIU V, PARKS A, TALLA V, et al. Ambient backscatter: wireless communication out of thin air[J]. ACM Sigcomm Computer Communication Review, 2013, 43(4): 39-50.
- [2] Zhang Wei, Qin Yao, Zhao Wenjing, et al. A green paradigm for Internet of Things: ambient backscatter communications[J]. 中国通信, 2019, 16(7): 109-119.
- [3] NGUYEN V, HUYNH D T H, XIAO L, et al. Ambient backscatter communications: a contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 2889-2922.
- [4] 李皎皎, 冯锋. 全双工环境反向散射通信网络的绿色物联网[J]. 现代电子技术, 2019, 42(22): 30-34.
- [5] KIM Y H, AHN H S, YOON C, et al. Implementation of bistatic backscatter wireless communication system using ambient Wi-Fi signals[J]. KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2017, 11(2): 1250-1264.
- [6] KELLOGG B, PARKS A, GOLLAKOTA S, et al. Wi-Fi backscatter: internet connectivity for RF-powered devices[C]. ACM Conference on Sigcomm. ACM, 2015.
- [7] KIM Y H, YOON C, AHN H S, et al. Implementation of multi-level modulated-backscatter communication system using ambient Wi-Fi signal[C]. 2019 IEEE International Conference on RFID Technology and Applications(RFID-TA). IEEE, 2019.
- [8] DUAN R, WANG X, YIGITLER H, et al. Ambient backscatter communications for future ultra-low-power machine type communications: challenges, solutions, opportunities, and future research trends[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(2): 42-47.

(收稿日期: 2020-06-15)

作者简介:

成刚(1972-),男,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向:固定网络宽带接入系统、光终端及智能家庭网关开发、室内短距离通信技术等。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所