

基于景深信息的自适应 Retinex 图像去雾算法

吴向平^{1,2*}, 高庆庆¹, 黄少伟¹, 王可¹¹中国计量大学信息工程学院, 浙江 杭州 310018;²中国计量大学浙江省电磁波信息技术与计量检测重点实验室, 浙江 杭州 310018

摘要 针对传统图像增强 Retinex 去雾算法未考虑有雾图像景深信息, 整幅图采用同一尺度复原而导致的局部颜色失真、图像细节丢失等问题, 提出一种基于景深信息的自适应 Retinex 图像去雾算法。从场景雾的浓度与景深密切相关出发: 首先利用 BTS 深度学习模型得到有雾图像的景深估计; 然后以图像的平均梯度作为最优评价标准, 对有雾图像分块处理并采取不同的高斯滤波尺度进行 Retinex 增强, 统计出最优高斯滤波尺度与其对应的景深估计平均值; 接着通过梯度下降法对统计数据进行拟合, 得出景深估计与高斯滤波尺度的参数模型并将模型应用到单尺度 Retinex 去雾算法对有雾图像进行分块处理; 最后通过计算均值和均方差, 再加上一个控制图像动态的参数来实现无色偏的自适应对比度拉伸以及使用双线性插值映射使图像分块边缘过渡更加连续, 从而得到增强的去雾图像。实验结果表明, 经过所提算法去雾处理后的图像标准差、平均亮度、信息熵、平方梯度等评价指标均高于对比算法, 实际效果对比度较高, 图像细节保持完好, 且抑制了过度增强。基于景深信息自适应 Retinex 图像去雾算法能够有效保留图像细节, 颜色自然, 符合人眼视觉特性, 自适应程度高, 明显优于传统 Retinex 去雾算法。

关键词 图像处理; 图像去雾; 景深估计; Retinex 算法; 自适应; 双线性插值

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221632

Adaptive Retinex Image Defogging Algorithm Based on Depth-of-Field Information

Wu Xiangping^{1,2*}, Gao Qingqing¹, Huang Shaowei¹, Wang Ke¹¹College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, Zhejiang, China;²Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Technology and Metrology of Zhejiang Province Hangzhou, China Jiliang University, 310018, Zhejiang, China

Abstract Conventional Retinex defogging algorithm does not consider the depth-of-field information of fogged images and restores the entire image at the same scale, resulting in local color distortion and loss of image details. An adaptive Retinex image defogging algorithm that uses depth-of-field information to remedy these disadvantages is proposed. As fog concentration and depth of field are closely related, the depth-of-field of foggy images is estimated using the BTS depth learning model. The average gradient of the image is considered the optimal evaluation standard, following which the foggy image is processed in blocks. The Retinex enhancement adopts different Gaussian filtering scales, and the optimal Gaussian filtering scale as well as the corresponding average depth-of-field are estimated. The parameter models of depth-of-field estimation and Gaussian filtering scale are obtained via the gradient descent method and applied to the single-scale Retinex defogging algorithm to process the fogged images in blocks. Finally, by calculating the mean value and mean square deviation, and defining a parameter to control the image dynamics, we can realize adaptive contrast stretching without color deviation. Moreover, bilinear interpolation mapping can also be applied to increase the continuity of the image block edges and obtain an enhanced defogging image. Experimental results show that the standard deviation, average brightness, information entropy, square gradient, and other evaluation indicators after defogging using the proposed algorithm are better than those of the contrast algorithm. In practice, the defogged image has higher contrast, the image details remain intact, and excessive enhancement is suppressed. The adaptive Retinex image defogging algorithm based on depth-of-field information proposed in this paper has a high degree of adaptation and can effectively retain image

收稿日期: 2022-05-17; 修回日期: 2022-06-13; 录用日期: 2022-06-16; 网络首发日期: 2022-07-16

基金项目: 浙江省基础公益研究计划项目(LGF20F020012)

通信作者: *xiangpingwu@cjlu.edu.cn

details with natural color that conforms to the characteristics of human vision, making it superior to the conventional Retinex defogging algorithm.

Key words image processing; image defogging; depth estimation; Retinex algorithm; adaptive; bilinear interpolation

1 引言

近些年,自然环境受人类活动影响,雾霾天气愈发频繁地出现在我们生活的城市中,不仅给人们出行带来了不便,雾霾颗粒和水雾对光线的散射和吸收,还会导致户外图像信息采集设备类似交通道路监控、无人机航拍、汽车影像以及家用照相机收集到的图像质量下降,出现对比度、饱和度低,色彩偏移和远景信息丢失等问题,严重时甚至会导致个人生命和国家安全受到威胁。因此,探索一种简单高效的雾天图像去雾算法,具有十分重要的研究意义。

图像去雾的本质就是去除降低图像质量的雾蒙板,保留原本有用信息。目前,图像去雾算法主要分为 3 大类:第 1 类是基于图像增强的算法;第 2 类是基于物理模型的算法;第 3 类是基于深度学习模型的算法。比较典型的图像增强算法有小波变换^[1]、直方图均衡^[2]和 Retinex^[3-5]。传统图像增强算法未考虑图像降质的本质,算法简单易实现,仅从增强图像对比度和细节入手,对景深单一、雾较均匀的场景普遍适用且效果显著,但现实世界场景往往比较复杂且雾的浓度随景深增加,这就导致其处理结果往往会丢失近景局部信息及远景去雾不彻底的问题。基于物理模型的算法中,具有代表性的是 He 等^[6]的暗通道先验算法和 Zhu 等^[7]的颜色衰减先验去雾算法。物理模型算法充分地考虑了雾天图像降质的物理原理,进行了模型的推导,适用范围广,但其参数复杂,自适应程度不高。例如,暗通道先验算法在含有大片天空区域的场景中,暗通道透射率的错误估计会导致大片天空区域颜色失真,虽然可以通过调节透射率下限来解决,但这也会导致其在调节后出现去雾不彻底的问题。颜色衰减先验去雾算法中的景深估计是根据有雾图像亮度和饱和度之差与雾浓度成正比这一性质进行参数拟合得到的,对于近景存在白色区域的图像会出现错误的景深估计,这严重影响了大气光值的估算和最后的色彩复原。叶开等^[8]在颜色衰减先验的基础上采用最小值滤波和引导滤波处理景深估计图来改善白色景物对模型的影响,再利用基于二叉树细分的方法估算大气光值,根据景深获得自适应的大气散射系数和透射率,最后利用大气散射模型得到无雾图像,最终成像存在图像边缘模糊和颜色失真等问题。由此看来,精确的景深估计模型对后续步骤是至关重要的。基于深度学习模型的算法近几年随着神经网络与计算机视觉领域的发展开始逐渐兴起。具有代表性是 Cai 等^[9]的 DehazeNet 去雾模型,DehazeNet 采用一种新的双边修正线性激活

单元,通过雾图像对照组对大气退化透射率进行全新估计,进而复原有雾图像。但该模型存在雾残留和局部失真,需要训练学习大量的对照组特征,而获取对照组费时、低效且模型鲁棒性不强。Li 等^[10]对大气散射模型进行变形,将透射率和大气光照这两个未知参数合并成一个参数,再基于变形的大气散射模型构建端到端的卷积神经网络模型用于图像去雾。该方法可以有效避免单独估计透射率图和大气光照值引起的误差,去雾程度较为彻底,但存在深色区域颜色失真和细节丢失的问题。

上述去雾算法在单幅图像去雾中大都存在雾残留和局部细节丢失或失真的问题,其根本原因在于未考虑或对图像景深与雾浓度的相关性考虑不足^[11],从而错误估计透射率,导致局部图像未能真实还原。本文在传统单尺度 Retinex(SSR)去雾算法的基础上,加上由深度学习模型得出的精确景深估计,使其可以通过真实场景的雾浓度来自适应地改变相应高斯滤波器的尺度^[12],最后通过图像自身特性自适应拉伸以及双线性插值映射像素值来获得较好的去雾效果。实验结果表明,所提算法自适应程度较高无需人为设定参数,在复杂的户外以及室内场景均有较高的鲁棒性,简单且高效。

2 所提算法

所提基于景深信息的自适应 Retinex 图像去雾算法流程如图 1 所示。首先根据 Retinex 图像增强理论中高斯滤波尺度与场景深度估计相关的原理,建立滤波尺度与景深估计的线性模型。选择 BTS 深度学习模型^[13]得到有雾图像的景深估计,以图像的平均梯度作为最优评价标准,分别利用不同的高斯滤波尺度进行单尺度 Retinex 处理,对图像进行分块量化评价,统计不同场景深度对应的最优滤波尺度,梯度下降拟合出线性模型参数,代入单尺度 Retinex 求取反射分量对有雾图像进行区域自适应增强,得到伪去雾图像。最后利用自适应拉伸以及双线性插值对伪去雾图像 RGB 三通道由对数域像素映射到 0~255 实现图像复原,得到最终去雾图像。

2.1 Retinex

Retinex 理论认为物体的颜色是由物体对长波(红色)、中波(绿色)、短波(蓝色)光线的反射能力来决定的,而不是由反射光强度的绝对值来决定的,即图像可以看作是由入射图像和反射图像组成的,入射图像照射在物体上,由物体反射形成反射光被人眼捕捉到,形成大家所看到的图像。最后的成像可以用公式表示为

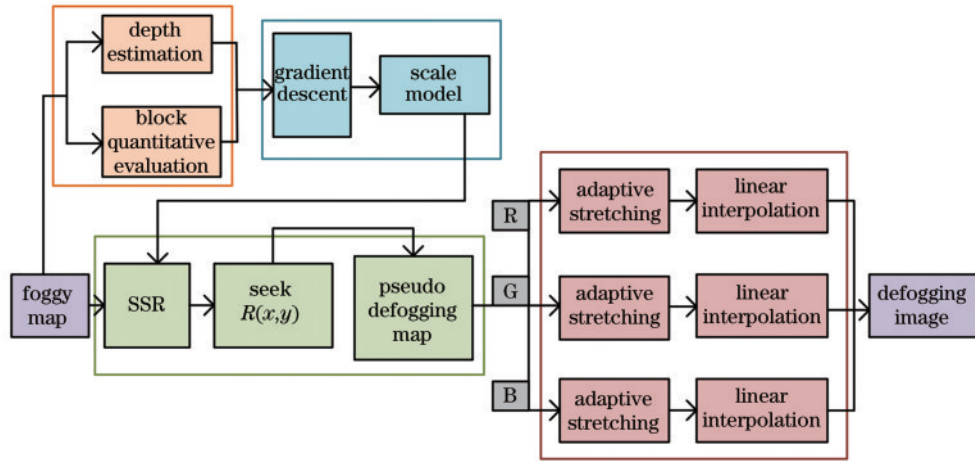


图 1 去雾算法流程图

Fig. 1 Flow chart of dehazing algorithm

$$S(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y), \quad (1)$$

式中: $S(x, y)$ 代表被观察或照相机接收到的图像信号; $L(x, y)$ 代表环境光的照射分量; $R(x, y)$ 表示携带图像细节信息的目标物体的反射分量。 $R(x, y)$ 是通过数学方法近似得到的, 具体做法是将式(1)两边取对数, 则可抛开入射光的性质得到物体的本来面貌:

$$r(x, y) = \log R(x, y) = \log \frac{S(x, y)}{L(x, y)}, \quad (2)$$

$$r(x, y) = \log S(x, y) - \log [F(x, y) \otimes S(x, y)], \quad (3)$$

$$F(x, y) = \lambda \exp \left[\frac{-(x^2 + y^2)}{c^2} \right], \quad (4)$$

式中: $F(x, y)$ 为中心环绕函数, 即高斯滤波函数是低通函数, 因此可以估算出有雾图像中的低频分量即雾蒙板, 减去这个分量可留下高频分量, 从而达到增强图像边缘的效果; c 表示高斯环绕尺度; λ 代表某个尺度。 $F(x, y)$ 必须满足:

$$\iint F(x, y) dx dy = 1. \quad (5)$$

高斯环绕尺度大小 c 值决定要去除的低频分量的平滑程度: 当尺度参数较小时, 图像的细节信息能得到很好的增强, 但是会出现曝光不足和颜色失真的问题; 而当尺度参数较大时, 图像色彩的保真度较好, 但是图像的动态压缩能力减弱。在大尺度下较好实现色彩效果, 小尺度下较好保持图像细节信息^[14]。因此如何根据雾的浓淡准确地自适应选取滤波尺度关系到最终增强效果, 至关重要。

考虑到单尺度 Retinex 这方面缺陷, 多尺度 Retinex (MSRCR) 对其进行了改进, 在单尺度 Retinex 的基础上, 不再只使用单一滤波尺度, 而是采取多个尺度分别进行 Retinex 处理, 最后通过加权融合得到最终去雾增强图像。多尺度 Retinex 算法经过 3 个尺度的平衡, 虽然可以保证图像高保真度以及高动态范围压

缩, 但像边缘锐化不足, 阴影边界突兀, 纹理不清晰等在单尺度 Retinex 中出现的不足仍未得到解决, 甚至在低亮度区域还会出现因局部失真而导致的图像细节丢失问题。

单/多尺度 Retinex^[15] 用较少的固定尺度进行图像增强, 自适应程度不高, 无法应对复杂多变的户外场景, 考虑到含雾图的最终成像受物体到观测点实际距离影响, 从观测点出发, 随着距离增大, 场景透射率逐渐降低, 实际成像中雾的浓度与场景深度呈正相关^[16]。因此, 提出一种基于景深信息的自适应 Retinex 图像去雾算法, 根据景深信息反映的场景本身雾浓度特征, 自适应地选择最优尺度进行去雾。

2.2 景深估计

由于无限多的三维场景可以映射到同一个二维场景, 因此从单个图像估计出相对精确的深度是一个具有挑战性的问题。然而, 近年来基于深度卷积神经网络的研究显示, 深度估计得到结果的可信度方面取得了很大进展^[17]。所采用的深度估计网络由两部分组成: 用于密集特征提取的编码器和用于预测所需深度的解码器。在解码阶段输出深度估计结果, 利用损失函数约束网络。在编码阶段, 使用 DenseNet-161 网络模型跨层将特征图在通道维度进行拼接, 并通过空间池化层降低输出的空间分辨率, 将输出特征图分辨率降为原图的 1/8。在解码阶段, 将编码阶段得到的输出输入 1 个空洞空间金字塔池化 (ASPP) 结构提取多尺度特征, 然后输入局部平面制导 (LPG) 层, LPG 层一共有 3 个, 每个 LPG 层输出分辨率为 H 的特征图并与输入直接反卷积上采样得到相同分辨率特征图并进行 3×3 卷积传入下一个 LPG 层, 不同阶段的 LPG 层输出通过跳跃连接融合, 最终再经过 1×1 卷积有效地恢复到原来的分辨率, 得到景深估计图像。

由于单幅图像去雾研究主要针对户外场景, 因此使用 KITTI 户外场景数据集取代 NYU Depth V2 室内数据集, 其中, KITTI 数据集中 29 个场景的 697 幅图

像用于测试,剩余的 23488 幅图像(32 个场景)用于训练,训练图像大小统一为 352×704 。设置 `batch_size` 为 4, `epoch` 为 50,学习率为 0.0001,对景深估计模型进行训练和测试。

为了更有效地指导密集编码特征的深度预测,提出一种网络结构,该网络结构利用解码阶段多个阶段的 LPG 层,旨在将解码过程中各级特征融合。在空间分辨率为 $1/8$ 、 $1/4$ 和 $1/2$ 的解码阶段,放置 1 个 LPG 层,通过局部平面假设引导每个特征。例如:输入特征分辨率是 $1/8$ 时,每个位置输出的四维向量会拟合 1 个 8×8 的平面;输入特征分辨率是 $1/2$ 时,每个位置输出的四维向量则会拟合一个 2×2 的平面。这可有效地将输入特征引导到所需深度,待 LPG 重构出平面后,将不同分辨率特征重构出的相同分辨率的平面与网络最终的解码特征共同输入最后的解码层即可得到最后

的深度估计结果。平面重构是在降采样分辨率下,不将所在层的输出视为分离估计,而是让层学习四维平面系数,并将它们一起用于重建最终输出的全分辨率深度估计。其中,局部平面系数是通过两种不同的方法传递特征图以获得估计的:一种方法是转换到单位法向量 (n_1, n_2, n_3) ;另一种方法是定义平面与原点之间的垂直距离 n_4 的 Sigmoid 函数。在 Sigmoid 函数之后,乘以最大距离 k 然后输出,以获得真正的深度值。图 2 为 LPG 网络结构图,平面重构公式如下:

$$c_i = \frac{n_4 \sqrt{u_i^2 + v_i^2 + 1}}{n_1 u_i + n_2 v_i + n_3}, \quad (6)$$

式中: n_1, n_2, n_3, n_4 是估计的平面系数; (u_i, v_i) 是不同位置像素 i 的标准化坐标; c_i 是最终的拟合结果。作为组合的结果,每个分辨率中的单个空间单元根据对象的空间范围或深度被显著激活。

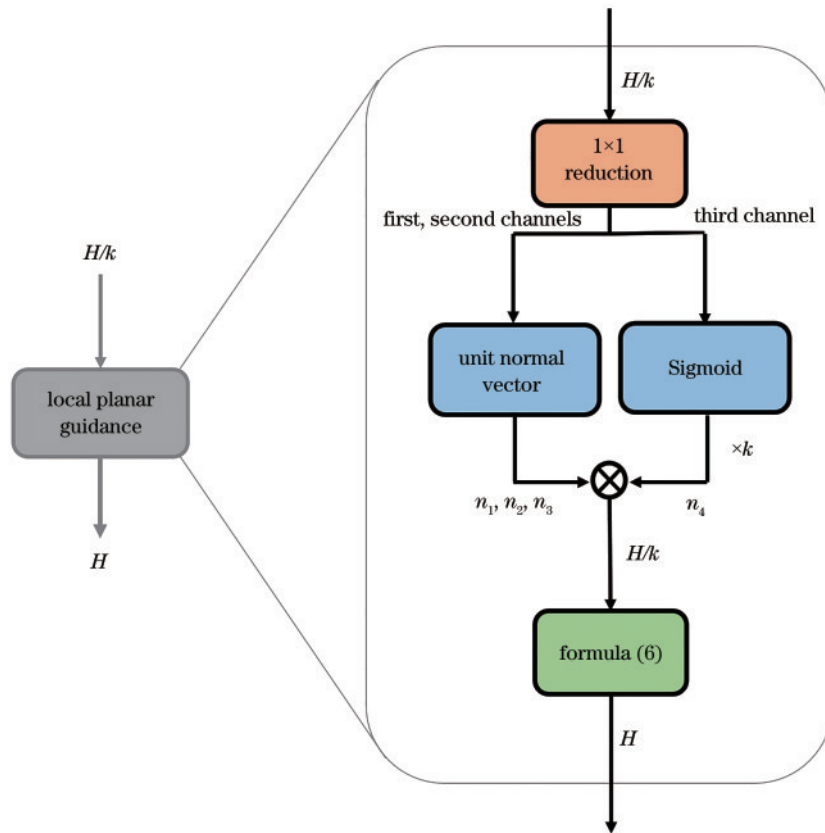


图 2 LPG 网络结构图

Fig. 2 Network structure diagram of LPG

得益于最近深度学习方面的飞速发展,采用有监督的单目深度估计网络替代传统颜色衰减先验进行景深估计,设计了一种网络架构。该架构使用新颖的 LPG 层,给出了从内部特征映射到期望预测的明确关系,以更好地训练网络,由此得到的有雾图像的场景深度信息获得了显著改进。所提模型与颜色衰减先验的景深估计对比效果如图 3 所示。

从图 3 可以看出:颜色衰减先验去雾算法中的景深估计在大多数区域是符合的,但景深值跨度小,近远景表示不清晰,尤其当近景处出现白色物体时会导致

亮度过大,亮度与饱和度之差趋于低值,在深度图像中会错误表示。当去雾图像中存在白色建筑时,颜色衰减先验景深估计模型就会出现错误的景深估计,如图 3(b)所示。BTS 深度学习景深估计模型则将大量有效的特征与期望的深度估计联系起来,将各层的输出串接到最后的卷积层中得到更为精准的真实场景景深,可避免错误估计景深。只有精确的深度估计才能为后续图像景深与 Retinex 尺度线性模型拟合参数的精度提供更好的支撑。

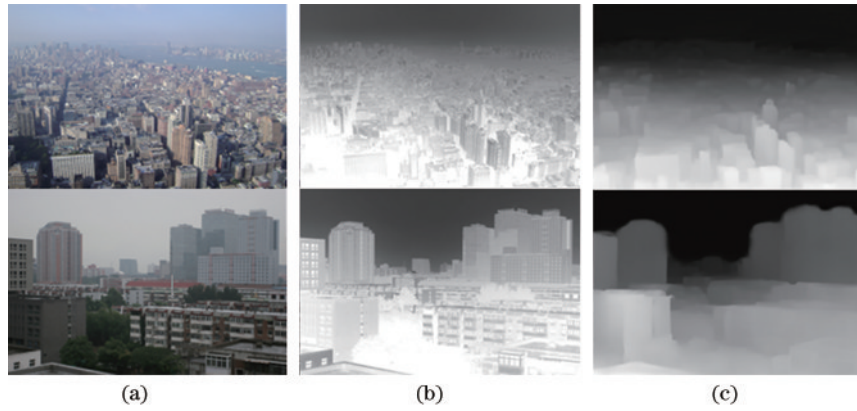


图3 景深估计对比效果。(a)原图;(b)颜色衰减先验景深估计图;(c) BTS深度学习模型景深估计图

Fig. 3 Comparison of depth-of-field estimation. (a) Original drawings; (b) depth-of-field estimation map of color attenuation priori; (c) depth-of-field estimation map of BTS depth learning model

2.3 景深与尺度的线性模型

现实中雾气对图像的影响与景深有关,而 Retinex 图像增强算法去雾强度取决于照度估计中的高斯滤波尺度大小,具体关联为:有雾场景景深与高斯滤波尺度遵循景深大的区域需要增强该区域细节信息,要运用小尺度高斯滤波器;景深小的区域需要保持该区域的颜色属性,要运用大尺度的高斯滤波器。可通过调整式(4)中 c 值的大小改变滤波尺度大小,因此构建了一个尺度参数随图像景深自适应调整的线性模型:

$$c(x, y) = \alpha + \beta \cdot d(x, y), \quad (7)$$

式中: $d(x, y)$ 为某一点的景深估计值; $c(x, y)$ 为这一点所对应的最优高斯滤波尺度; α 和 β 为模型中待求的未知线性系数。

选取 100 张含有明显景深信息的有雾图像,采取分块处理手法,以图像的平均梯度 G 作为最优评价标准:

$$G = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}{2}}, \quad (8)$$

式中: $M \times N$ 表示输入图像的大小; $\frac{\partial f}{\partial x}$ 表示水平方向的梯度; $\frac{\partial f}{\partial y}$ 表示垂直方向的大小。

分别采取不同的高斯滤波尺度进行单尺度 Retinex 处理,尺度选取区间为 20~240,步长跨度为 5,同时计算每块图像的平均梯度值 G ,统计出量化指标值 $\max(G)$ 区域所采用的尺度值与其对应的场景景深平均值。将数据采用梯度下降法进行拟合,得出线性模型中的参数估计值。拟合结果如图 4 所示,其中, $\alpha=206, \beta=-0.72$ 。因此,景深估计与高斯滤波尺度参数模型为

$$c(x, y) = 206 - 0.72d(x, y). \quad (9)$$

将线性模型代入单尺度 Retinex 算法进行去雾处

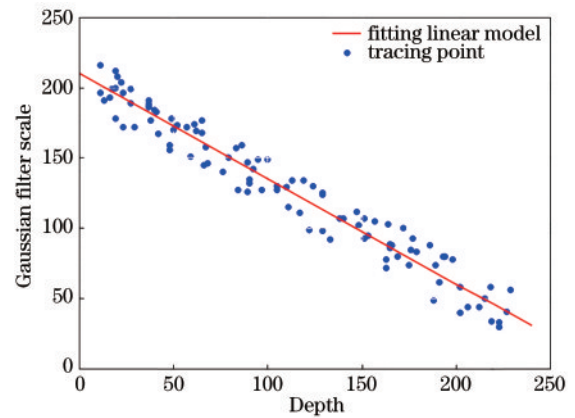


图4 线性拟合图

Fig. 4 Linear fitting diagram

理,加上有雾图像景深估计指示,便可以实现自适应的 Retinex 图像去雾,得到处于对数域的去雾结果。

2.4 参数的自适应选取

滤波器尺度参数和图像景深之间的线性模型可以实现滤波器参数的自适应取值,此时滤波器的环绕函数为

$$F(x, y) = \lambda \exp \left\{ \frac{-(x^2 + y^2)}{2[206 - 0.72d(x, y)]^2} \right\}. \quad (10)$$

自适应滤波器通过对照度分量的准确估计进而得到反射分量,最终实现自适应 Retinex 去雾处理。处理得到的颜色未复原的伪去雾图如图 5 所示。

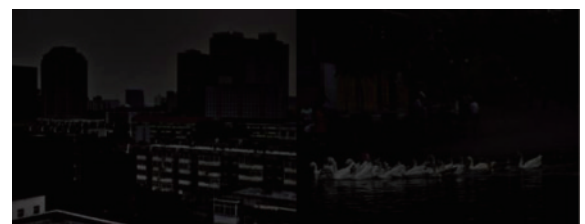


图5 颜色未复原的伪去雾图

Fig. 5 Color unrecovered pseudo defog map

伪去雾图是去除降低图像质量的雾蒙板后,保留原本有用信息的图像。因其在对数域的估计并去除了反射分量,像素值大量堆积在低动态域中,此时使用 Opencv 输出的图像整体呈现黑色,想要得到符合人类视觉观感无雾图像,需进行色彩校正,包含自适应拉伸和双线性插值操作。

2.5 自适应线性拉伸

分别计算出对数域 $R(x, y)$ 中 R/G/B 各通道像素值的均值 (V_{mean}) 和均方差 (V_{var}), 利用式 (11)、(12) 计算各通道的最小值 (V_{min}) 和最大值 (V_{max}):

$$V_{min} = V_{mean} - d \times V_{var}, \quad (11)$$

$$V_{max} = V_{mean} + d \times V_{var}, \quad (12)$$

式中: d 为控制图像动态的参数, d 值越小, 图像的对比度越强。一般来说 d 在 2~3 之间时能取得较为明显的增强效果。经过大量实验确认, 最终 d 取 2.4, 此时既能取得图像对比度的适度增强, 又能保持自然过渡的效果。之后对 $\log[R(x, y)]$ 的每一个值 (V) 进行线性映射:

$$R(x, y) = (V - V_{min}) / (V_{max} - V_{min}) \times (255 - 0), \quad (13)$$

同时要注意增加一个溢出判断, 即

$$R(x, y) = V_{max} \left\{ V_{min} \left[R(x, y), 255 \right], 0 \right\}, \quad (14)$$

即可将对数域自适应地量化为 0~255 范围的像素值。

2.6 双线性插值映射

为了兼顾算法时间复杂度和最终增强效果, 将图像分为 8×8 个相同尺寸的矩形小块, 即 64 个区域^[18], 分块处理手段往往会忽略掉块与块之间的相关性, 结果是肉眼可见的块与块边缘不连续现象。因此, 需要选择合适的插值算法解决图像区域过度不均匀的问

题。当前比较常用的插值算法包括计算效率高但效果一般的最近邻域插值、计算精度较高的双线性插值和计算量最大但效果最好的三次卷积插值^[19]。综合考虑, 采用双线性插值进行映射。分别对每一个区域进行 R/G/B 三通道自适应的 Retinex 处理, 对于每个区域的中心像素, 直接使用所在区域进行自适应 Retinex 得到, 而其他像素则需要通过与其最邻近的至少 4 个像素所在的区域 (即 4 邻域或 8 邻域) 的变换函数进行插值得到。图 6 中: C 区域像素点是用双线性插值得到的 (这部分像素点占一幅图像的大部分); B 区域像素点 (边界部分的像素点) 是用线性插值得到的; A 区域像素点 (靠近图像角点部分) 则是通过角点所在区域自适应的 Retinex 处理得到的。插值系数反映了距离最近的区域的中心像素之间的位置, 因此这个插值过程是连续的, 插值得到的像素点可以近似为中心像素点。图 7 为双线性插值效果图, 可以看出, 分块双线性插值既减少了算法时间的复杂度, 又解决了因分块采取不同尺度处理而导致的最终图像呈现过度不连续的块效应问题。

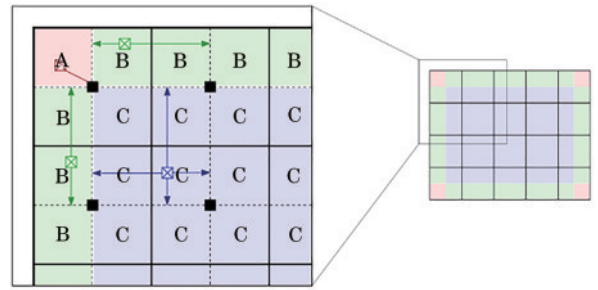


图 6 双线性插值

Fig. 6 Bilinear interpolation

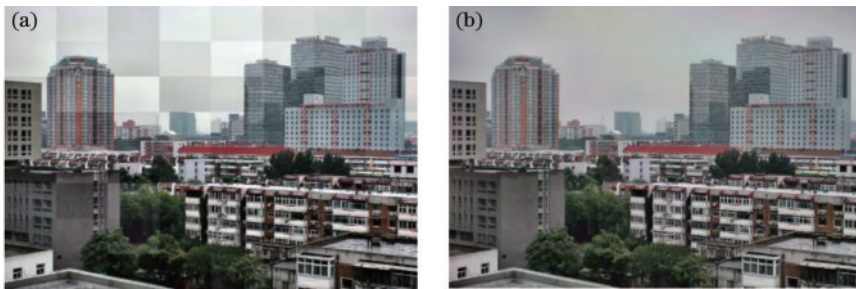


图 7 双线性插值效果图。(a) 双线性插值处理前; (b) 双线性插值处理后

Fig. 7 Effect drawing of bilinear interpolation. (a) Before bilinear interpolation; (b) after bilinear interpolation

3 实验结果及分析

为了验证所提算法的有效性和鲁棒性, 从百度文库中选取带有不同程度距离景深信息的户外场景 (村落, 居民楼, 城市和山峰) 进行去雾实验, 同时对比分析了去雾领域中经典的带色彩恢复的多尺度 Retinex 图像增强算法、全局直方图均衡算法、He 等的暗通道先验算法、Li 等的 AOD-Net 深度卷积神经网络模型以及

叶开等的改进颜色衰减先验算法。实验平台采用 CPU 为 AMD Ryzen 5600U 处理器、内存为 16 GB 及操作系统为 Windows 10 的笔记本, 运用 PyCharm 2021 及 Python 3.8 对所提去雾算法进行编程及实验验证。

3.1 主观评价

图 8 给出了不同算法运用到不同场景中的处理结果图。原图像均存在对比度过低、边缘细节纹理不清晰、色彩暗淡以及亮度偏低等问题, 如图 8(a) 所示。

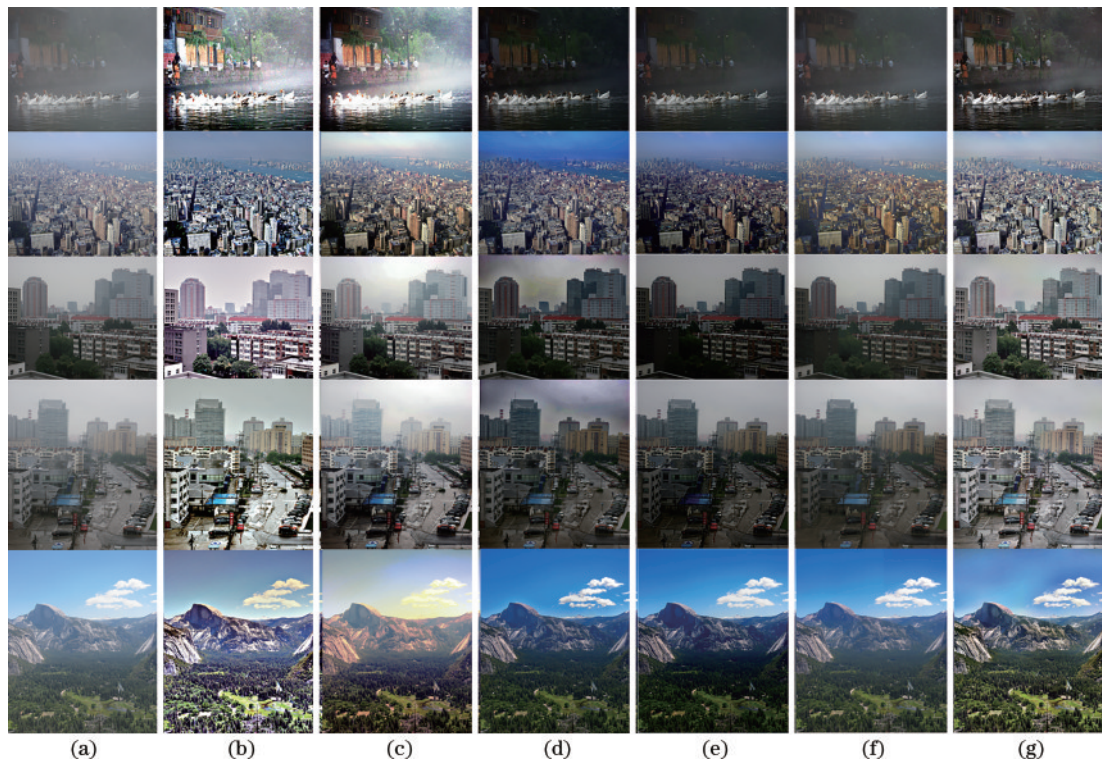


图 8 各算法去雾效果对比图。(a)原图；(b)文献[5]算法；(c)文献[2]算法；(d)文献[6]算法；(e)文献[10]算法；(f)文献[8]算法；(g)所提算法

Fig. 8 Comparison of dehazing effects of each algorithm. (a) Original drawings; (b) algorithm of reference [5]; (c) algorithm of reference [2]; (d) algorithm of reference [6]; (e) algorithm of reference [10]; (f) algorithm of reference [8]; (g) proposed algorithm

3 幅场景图经过带色彩恢复的多尺度 Retinex 图像增强算法处理后均出现过度曝光、图像整体发白以及近景物体纹理细节丢失的问题,如图 8(b)所示。且该算法处理后的城市和居民楼场景中,近景的绿植、阴影处细节和村落中鸭子翅膀线条的细节大量丢失,而所提算法结果在增强对比度的同时细节纹理及颜色则保留较为完好,如图 9 所示。直方图均衡增强算法与带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法一样存在由于像素的过分裁剪而带来的局部细节纹理失真的现象,如图 8(c)所示。He 等的算法虽然去雾程度比较彻底,但结果均出现了颜色偏差,整体较暗,如图 8(d)所示。并且在城市和居民楼场景中含有大片天空区域的场景中,暗通道透射率的错误估计导致大片天空区域颜色失真出

现光晕现象,如图 10 所示。Li 等的算法去雾程度较为彻底,结果对比度较高,但同样存在图像整体偏暗、暗场区域颜色失真、局部细节丢失的问题,如图 8(e)所示。叶开等的算法色彩还原度较高,但复原图像整体比较模糊,物体边缘不锐利,如图 8(f)所示。所提算法的整体效果[图 8(g)]以及图 9、图 10 局部细节对比显示,所提算法的去雾增强效果图均没有出现以上问题,原因是所提算法在 Retinex 算法的基础上加入了景深信息的监督,自适应地去除反射分量,抑制了对近景深色场景以及天空区域的过度增强,自适应的线性拉伸根据图像本身特性对图像进行合适的色彩恢复,避免图像整体较暗,不仅很好地保持和增强了原图像的色彩和纹理细节,图像的边缘信息以及对比度等也都有



图 9 局部放大对比图。(a)文献[5]算法；(b)所提算法

Fig. 9 Partial enlarged contrast diagrams. (a) Algorithm of reference [5]; (b) proposed algorithm

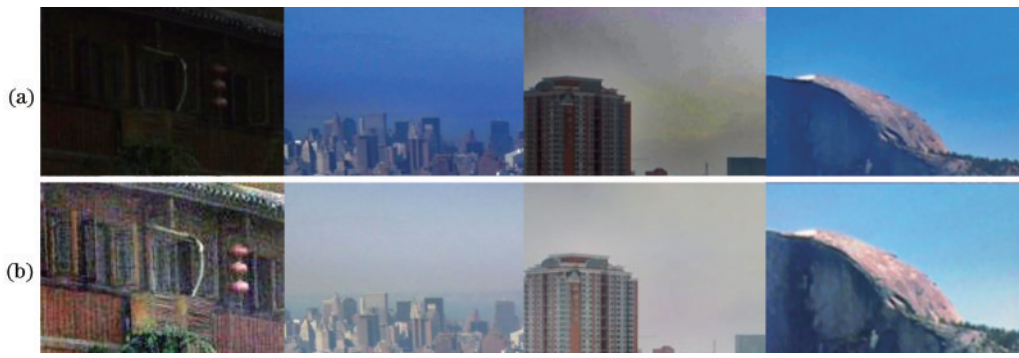


图 10 局部放大对比图。(a)文献[6]算法；(b)所提算法

Fig. 10 Partial enlarged contrast diagrams. (a) Algorithm of reference [6]; (b) proposed algorithm

所提升。整体来说,所提算法的视觉效果相对来讲更符合人眼观感。

3.2 客观评价

采用亮度均值、标准差、信息熵和平均梯度等 4 个无参考客观评价指标以及全参考客观评价指标——结构相似性来验证所提算法的有效性。其中:图像的亮度均值反映图像的亮度大小,亮度均值越大图像的亮度越高;标准差反映图像的细节信息,标准差越大图像的细节越突出;信息熵反映图像信息量的丰富程度,信

息熵越大图像包含的信息越多,图像的质量越好;平方梯度反映图像细节的平均变化率,表现图像的清晰程度,平方梯度越大说明图像越清晰;结构相似性分别从亮度、对比度、结构等 3 方面度量 2 张图片的相似性,取值范围在[0,1],值越大表明图像失真越小。在全参考客观评价指标中测试中,采用 NYU-Depth V2 数据集中的 106_Hazy 和 287_Hazy 图像进行原始无雾图像与各算法对相对应的人工加雾图像处理结果进行结构相似性的比较。表 1~3 给出了各评价标准的客观数据。

表 1 各算法效果图标准差和亮度均值比较

Table 1 Comparison of standard deviation and mean brightness of each algorithm's renderings

Image	Standard deviation						Brightness mean					
	Original	MSRCR	Algorithm	Algorithm	Algorithm	Proposed algorithm	Original	MSRCR	Algorithm	Algorithm	Algorithm	Proposed algorithm
			of reference	of reference	of reference				of reference	of reference	of reference	
Village	20.934	23.299	26.797	24.394	24.258	27.901	112.079	139.913	31.638	50.048	67.810	106.871
City	51.793	74.811	60.859	58.074	55.774	70.897	125.364	128.969	99.567	82.007	115.867	136.971
Building	57.373	72.715	51.101	54.444	60.606	77.745	108.797	156.699	70.252	59.746	87.254	120.942
Town	53.519	53.562	44.580	57.859	61.846	54.350	125.194	132.757	73.041	72.792	94.869	134.442
Peak	55.249	56.647	59.680	60.224	61.790	60.249	129.364	128.857	85.156	90.586	95.957	96.980

表 2 各算法效果图信息熵和平均梯度比较

Table 2 Comparison of standard deviation and mean brightness of each algorithm's renderings

Image	Information entropy						Average gradient					
	Original	MSRCR	Algorithm	Algorithm	Algorithm	Proposed algorithm	Original	MSRCR	Algorithm	Algorithm	Algorithm	Proposed algorithm
			of reference	of reference	of reference				of reference	of reference	of reference	
Village	4.247	5.196	4.944	4.202	4.210	5.281	214.274	447.548	517.583	549.089	337.272	491.281
City	5.138	5.248	5.371	5.211	5.213	5.450	2413.29	4124.39	4252.078	4928.586	3413.171	4533.830
Building	4.947	5.021	5.128	4.692	4.819	5.184	454.610	678.696	681.916	755.753	690.425	1738.238
Town	4.822	4.852	4.947	4.914	4.868	5.173	471.522	871.047	709.575	936.947	836.029	1834.301
Peak	4.464	4.697	4.956	5.126	4.932	5.187	527.537	571.859	809.645	909.864	810.238	1283.670

从表 1~3 的数据可以看出:在亮度均值评价标准上的表现很好地印证了 MSRCR 算法处理结果图像过曝、整体发白以及 He 等算法和 Li 等算法结果整体较暗的缺陷,所提算法对亮度方面适当的提升可凸显暗部区域细节,更符合事实需要;在标准差、信息熵和平均梯度的测试结果中,所提算法均比其他算法有所提升,结构相似性的对比数据表明,所提算法处理结果更加符合真实的无雾场景。客观数据说明,所提算法的最终结果在图像的细节、信息量和图像清晰度等方面相较于原图都得到了更好的增强。

表 3 各算法效果图结构相似性比较

Table 3 Comparison of structural similarity of renderings of various algorithms

Image	Structural similarity				
	MSRCR	Algorithm of reference [6]	Algorithm of reference [10]	Algorithm of reference [8]	Proposed algorithm
106_Hazy	0.779	0.877	0.853	0.873	0.881
287_Hazy	0.646	0.879	0.734	0.777	0.892

3.3 消融实验

为了验证所提自适应最优尺度模型的有效性,对算法流程中的不同模块进行消融实验,主要关注的模块结构有最优尺度线性模型模块、单尺度 Retinex 模块和色彩校正模块(包含自适应拉伸和双线性插值)。采用同一有雾图像,其他实验细节不变,对其进行图像复原。最终结果如表 4 所示,其中,PSNR 是峰值信噪比的缩写,其值越大,性能越好。实验结果表明,上述 3 个结构均对所提去雾算法都有着重要的影响,它们的结合对提升去雾算法增强效果起到了明显的作用。

3.4 运行时间对比

在图像去雾算法的实际应用中,不仅要求优质的去雾效果,还要满足实时性。为验证所提算法的

表 4 不同模块对算法性能的影响

Table 4 Influence of different modules on algorithm performance

SSR	✓	✓	✓	✓
Color correction		✓		✓
Linear model				✓
PSNR	19.24	23.75	29.26	35.40

有效性,从算法运行时间这个角度采用同一测试图像对各算法进行定量分析对比。所有的测试工作均在 CPU 为 AMD Ryzen 5600U 处理器、内存为 16 GB、GPU 为 NVIDIA GeForce MX450、内存为 4 GB 及操作系统为 Windows 10 的笔记本上进行,算法均使用 Python 编程语言实现。表 5 列出了各算法去雾运行时间。

表 5 各算法去雾时间比较

Table.5 Comparison of demisting time of each algorithm

Algorithm	MSRCR	Algorithm of reference [6]	Algorithm of reference [10]	Algorithm of reference [8]	Proposed algorithm
Time /s	8.25	1.53	0.58	2.83	3.26

从表 5 可以看出,传统 MSRCR 算法的去雾时间最长,原因主要是该算法在对数域对每个像素进行运算处理,这大大增加了时间复杂度。相比之下 Li 等算法去雾效率最优,因为其使用了最轻质的网络结构,去雾效率大大提高。所提算法采取分块处理的方法对不同区域进行自适应增强,这显著缩短了 Retinex 算法的运行时间。

4 结 论

提出一种基于景深信息的自适应 Retinex 图像去雾算法。该算法通过大量数据拟合出图像景深与 Retinex 尺度的线性模型,在传统的 Retinex 算法的基础上实现根据图像景深自适应选取最优尺度的去雾处理,全程无需人为设定和调整参数。使用自适应的线性拉伸和双线性插值映射,使去雾最终成像色彩自然,视觉效果更好。去雾结果主观图像色彩还原度高、细节明显、纹理清晰、去雾彻底,客观评价数据上的表现相较于原算法也都有所提升,又通过消融实验验证了各模块的有效性。然而 Retinex 图像增强算法是在对数域中进行的运算,时间复杂度较高,虽然所提算法分块处理的思想有效缩短了运行时间,但算法整体运行速度仍只适用于单幅图像去雾,这也是 Retinex 算法体系存在的弊端。

参 考 文 献

- [1] 吴颖谦,施鹏飞.基于小波变换的低对比度图像增强[J].红外与激光工程,2003,32(1):4-7.
Wu Y Q, Shi P F. Approach on image contrast enhancement based on wavelet transform[J]. Infrared and Laser Engineering, 2003, 32(1): 4-7.
- [2] Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, PAMI-2(2): 165-168.
- [3] Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1-11.
- [4] Land E. H. The retinex theory of color vision[J]. Scientific America, 1977, 237(6): 108-128.
- [5] 张尚伟,曾平,罗雪梅,等.具有细节补偿和色彩恢复的多尺度 Retinex 色调映射算法[J].西安交通大学学报,2012,46(4):32-37.
Zhang S W, Zeng P, Luo X M, et al. Multi-scale retinex with color restoration and detail compensation[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(4): 32-37.
- [6] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [7] Zhu Q S, Mai J M, Shao L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE

- Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [8] 叶开, 丁妍. 一种结合物理模型和景深估算的图像去雾算法[J]. 成都信息工程大学学报, 2021, 36(4): 390-395.
Ye K, Ding Y. A dehazing method combining physical model and depth map estimation[J]. Journal of Chengdu University of Information Technology, 2021, 36(4): 390-395.
- [9] Cai B L, Xu X M, Jia K, et al. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [10] Li B Y, Peng X L, Wang Z Y, et al. An all-in-one network for dehazing and beyond[EB/OL]. (2017-07-20) [2021-02-04]. <https://arxiv.org/abs/1707.06543v1>.
- [11] 杨燕, 张金龙. 基于雾度分布与自适应衰减的图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 2210012.
Yang Y, Zhang J L. Image dehazing algorithm based on haze distribution and adaptive attenuation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(22): 2210012.
- [12] 李忠海, 陈灿灿, 金海洋. 改进重构的自适应权重 Retinex 图像增强算法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(4): 127-131.
Li Z H, Chen C C, Jin H Y. Guided filter improved reconstruction multiscale Retinex algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(4): 127-131.
- [13] Lee J H, Han M K, Ko D W, et al. From big to small: multi-scale local planar guidance for monocular depth estimation[EB/OL]. (2019-07-24) [2022-02-04]. <https://arxiv.org/abs/1907.10326>.
- [14] 黄辉. 基于暗通道先验和 Retinex 的图像去雾算法研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2020.
Huang H. Image dehazing algorithm based on dark channel prior and Retinex[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2020.
- [15] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround Retinex[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [16] 梅康, 刘小勤, 沐超, 等. 基于自适应指数加权移动平均滤波的快速去雾算法[J]. 中国激光, 2020, 47(1): 0109001.
Mei K, Liu X Q, Mu C, et al. Fast defogging algorithm based on adaptive exponentially weighted moving average filtering[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(1): 0109001.
- [17] 李阳, 陈秀万, 王媛, 等. 基于深度学习的单目图像深度估计的研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 190001.
Li Y, Chen X W, Wang Y, et al. Progress in deep learning based monocular image depth estimation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(19): 190001.
- [18] 张瑞. 基于 Retinex 理论的图像增强算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017: 29-34.
Zhang R. Research on image enhancement algorithm based on Retinex theory[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2017: 29-34.
- [19] 郭翰, 徐晓婷, 李博. 基于暗原色先验的图像去雾方法研究[J]. 光学学报, 2018, 38(4): 0410002.
Guo H, Xu X T, Li B. Study on image dehazing methods based on dark channel prior[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(4): 0410002.