

引用格式: XIANG Yin, CHEN Guangfeng, LI Xia. Nighttime Dehazing Based on Mixed Filtering and Transmission Optimization[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(12):1210003

项胤,陈广锋,李侠. 基于混合滤波和透射率优化的夜间去雾[J]. 光子学报, 2021, 50(12):1210003

基于混合滤波和透射率优化的夜间去雾

项胤¹, 陈广锋¹, 李侠^{2,1}

(1 东华大学 机械工程学院, 上海 201620)

(2 浙江省烟草公司温州市公司, 浙江 温州 325000)

摘要: 由于夜间雾天光照不均, 环境复杂导致夜间去雾算法出现光源扩散、去雾后色彩失真及效果不佳等问题, 本文根据夜间雾天图像特点, 提出了基于混合滤波光估计和透射率优化的夜间去雾算法。针对夜间环境光估计不准, 先对亮度图像进行边窗滤波保障光照方向, 然后采用引导滤波细化三通道作为局部环境光估计。针对去雾在夜间应用时产生的光源扩散问题, 高光区补偿以提高光源区透射率, 同时针对去雾后色彩不均、细节丢失, 使用引导滤波修正粗透射率后再正则化求解。最后通过大气散射模型求解出无雾图像。实验结果表明, 该算法在夜间雾天场景取得良好去雾效果, 主观评价上该算法能在保留图像原有色彩基础上去雾, 提高图像细节且对光源扩散起到有效抑制; 客观评价上该算法各项评价指标皆有提升。

关键词: 夜间去雾; 混合滤波; 高光区补偿; 正则化; 透射率

中图分类号: TN201; TP391

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20215012.1210003

Nighttime Dehazing Based on Mixed Filtering and Transmission Optimization

XIANG Yin¹, CHEN Guangfeng¹, LI Xia^{2,1}

(1 School of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China)

(2 Zhejiang Tobacco Company Wenzhou Company, Wenzhou, Zhejiang 325000, China)

Abstract: Due to uneven lighting at night and the complex environment, the current nighttime dehazing algorithm has problems such as light source diffusion, color distortion after dehazing, and bad image quality. According to the characteristics of haze images at night, this paper proposes a nighttime dehazing algorithm based on mixed filter light estimation and transmission optimization. Aiming at the inaccurate estimation of the ambient light at night, it is proposed to first perform side window filtering on the brightness image to ensure the illumination direction, and then use the guided filtering to refine the three channels as the local ambient light estimation; to solve the problem of light source diffusion caused by the application of dehazing at night, High-light area compensation is used to improve the transmission of the light source area. At the same time, for the uneven color and loss of details after dehazing, it is proposed to use guided filtering to correct the coarse transmission and then regularize the solution. Finally, the dehaze image is solved by the atmospheric scattering model. Experimental results show that the algorithm achieves good dehazing effects at night: in subjective evaluation, the algorithm can dehaze on the basis of preserving the original color of the image, improving image details and effectively suppressing light source diffusion; In terms of objective evaluation, all evaluation indicators of the algorithm have been greatly improved.

基金项目: 国家重点研发计划(No.2017YFB1304000)

第一作者: 项胤(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、去雾算法。Email: 294157313@qq.com

导师(通讯作者): 陈广锋(1976—), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为机械系统的智能检测与控制 and 机器视觉质量检测。Email: chengf@dhu.edu.cn

收稿日期: 2021-06-03; 录用日期: 2021-09-04

<http://www.photon.ac.cn>

Key words: Nighttime dehazing; Mixed filtering; High-light area compensation; Regularization; Transmission

OCIS Codes: 100.2980; 150.0155; 150.1135; 010.1310

0 引言

雾霾中的悬浮微粒会降低光线的传播,从而导致采集图像的对比度、饱和度降低,细节上的信息缺失,对视频监控、自动驾驶等视觉系统造成了很大影响,因此,图像去雾具有研究意义。

目前,白天的去雾算法已经取得一定成果,可以分成两类:图像增强的方法和基于物理模型的去雾方法。图像增强的方法包括:直方图均衡化^[1]、基于Retinex理论方法^[2-5]等,这类图像增强方法根据人的感受特性,去增强特征区域,削弱不感兴趣区域。但是这些方法没有考虑图像中雾的成因,仅从对比度、色彩等角度去雾,实际去雾效果不佳。基于物理模型的去雾方法,是根据大气散射模型^[6],通过各种先验方法进行去雾,比如有HE K M等^[7]的暗通道先验,ZHU Q等^[10]的颜色衰减先验和BERMAN D等^[11-12]的雾线先验等。很多相关工作都在暗通道先验上开展,HE K M等随后又提出了通过引导滤波^[8]对块状暗通道细化以优化其方法。MENG G F等^[9]通过对传输函数固有边界探索,提出通过边界约束和上下文正则化优化透射率去雾。BERMAN D等^[11]提出雾线先验去雾后,其优化求解会超出下界约束,随后BERMAN D等^[12]对其模型改进优化方式,但在不均匀照明区域,如天空、湖泊的透射率估计不准,导致出现过度校正或雾残留现象。总的来说,先验的方法很容易在不同场景中失效。

近些年,卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的发展,深度学习也同样应用于去雾研究。LI B等^[13]没有单独估计透射率和大气光,通过轻量级的CNN直接生成清晰图像。CHEN D等^[14]的去雾网络着重解决了网格伪影的问题。DONG J等^[15]将去雾特征单元嵌入到网络中,通过编码器模块提取特征后重建清晰图像。SHAO Y等^[16]提出了端到端的域自适应网络以提高对真实图像的去雾效果。DONG H等^[17]提出了多尺度增强去雾网络,通过基于反投影技术来融合不同层次特征。还有一种是基于生成对抗网络的去雾。QU Y等^[18]在增强的Pix2pix去雾网络中嵌入对抗网络,通过四个损失函数优化训练模型。DENG Q等^[19]提出在去雾网络模型中添加归一化层,以更好获得图像信息。

但上述白天去雾方法在夜间并不适用,这是由于白天环境光是固定值,由大气光的衰减和散射决定,而夜间环境光是局部变量。白天去雾算法对环境光的估计一般假设在全局恒定,取图像最亮的区域估计环境光,但是在夜间场景下,环境光主要受到人造光源的影响,如路灯、车灯等,同时复杂的环境条件使得深度学习的去雾模型无法满足夜间去雾,因此需要针对夜间有雾图像进行处理。PEI S等^[20]针对夜间有雾图像低对比度、低亮度和光线变色等特性,提出采用颜色迁移预处理后,通过暗通道先验与双边滤波校正去雾,但该方法会引入失真。ZHANG J等^[21]通过对夜间有无图像进行光照补偿、颜色校正后暗通道去雾,但会出现伪影。之后ZHANG J等^[22]发现夜间有雾图像,每个颜色通道的局部最大强度主要由环境照明决定,提出最大反射率先验估计环境照度进行去雾,但改变了原有图像色彩。LI Y等^[23]发现夜间场景不仅包含不同颜色的可见光源,这些光源会产生辉光,所以对传统大气散射模型改进引入辉光层,分离出降低辉光的新雾图,再通过暗通道进行去雾,虽然能有效抑制辉光,但输出图像色彩不真实,光源扩散。YU T等^[24]通过通道最大最小差进行引导滤波作为光估计,引入亮通道先验与暗通道进行混合去雾,但导致原本图像的暗区域颜色加深造成细节丢失。ANCUTIC等^[25]优化了其原来的模型,通过不同窗口大小估计环境光,通过多尺度融合的方法进行去雾,该方法在白天和夜间雾天均有一定效果,但会扩散原有光源。

本文深入分析夜间环境光特性,提出了采用边窗滤波^[26]将亮度图的远光源及反射光源过滤,并保留光照的方向,再通过引导滤波进行细化的混合滤波光估计。分析透射率对去雾效果的影响,提出高光区补偿削弱光源区去雾效果,从而避免去雾后光源区异常,通过引导滤波减小图像色差,正则化求解精确透射率后去雾。实验结果表明,本文算法在夜间具有良好的去雾效果。

1 夜间去雾理论基础

1.1 大气散射模型

KOSCHMIEDER H模型^[6],即大气散射模型将雾天成像描述为:在每个图像坐标 x 处的光强度 I 是两个

主要加性分量的结果,即直接透射 D 和空中光 A

$$I(x) = D(x) + A(x) = J(x)t(x) + A_\infty[1 - t(x)] \quad (1)$$

式中, x 是像素的位置; $I(x)$ 是输入的有雾图像; $J(x)$ 是去雾后的无雾图像; $t(x)$ 是图像透射率; A_∞ 是无穷远处大气光强度。

透射率在介质均匀的情况下,可以近似为

$$t(x) = e^{-\beta d(x)} \quad (2)$$

式中, β 是由于介质中散射引起的衰减系数; $d(x)$ 是成像位置与目标像素的距离。

对于传统模型的不同,夜间的环境光照受到其它光源的影响,如路灯、车灯等,环境光估计应当是局部的变量,所以将原有的固定大气光值改写为局部环境光,再将式(1)稍作变形即可得到新的去雾模型为

$$J^c(x) = \frac{I^c(x) - A^c(x)}{t(x)} + A^c(x) \quad (3)$$

式中, c 是r, g, b三通道像素; $A^c(x)$ 是r, g, b三通道位于 x 处的环境光强度。

1.2 Retinex 理论

Retinex理论^[2]指出: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,而不是由反射光强度的绝对值来决定,其可以表示为

$$J(x) = R(x)A(x) \quad (4)$$

式中, $J(x)$ 是无雾图像; $R(x)$ 是反射图像; $A(x)$ 是光强度。

2 本文夜间去雾算法

本文夜间去雾算法流程如图1所示,去雾效果的好坏取决于两部分估计是否准确:环境光估计和透射率的求解,详细步骤在接下来展开。

2.1 混合滤波光估计

根据Retinex理论,将式(4)代入到式(1)的模型中可得

$$I(x) = A(x)[R(x)t(x) + 1 - t(x)] \quad (5)$$

由大气光和人造光源的散射及反射组成的环境光在空间上是平滑的低频项,而由 $[R(x)t(x) + 1 - t(x)]$ 组成的新的反射图像是高频项。传统的Retinex算法采用高斯滤波去估计低频分量,但由于高斯滤波不保留边缘、各方向平滑程度相同的特点,会导致图像模糊时无法保留光源的形状以及光的方向,将光源的背光面也进行光照模糊。基于此考虑,本文采用边窗滤波^[26]作亮度图的预处理,在保留光源形状及光照方向的情况下,将较远的小光源和反射光过滤,然后通过引导滤波细化三通道图像作为环境光估计。

边窗滤波(Side Window Filtering, SWF)^[26]将每个目标像素视为一个潜在边缘,并在其周围生成多个局部窗口(称为边窗),每个窗口将目标像素与窗口的边或角(而不是中心)对齐。在离散情况下,定义八个边窗:上(U),下(D),左(L),右(R),西北(NW),东北(NE),西南(SW),东南(SE)。通过对亮度图寻找每个亮度像素的输入与输出最小距离的边窗输出作为最终输出以获得预处理后的图像,其过程可以表示为

$$L_n = \frac{1}{N_n} \sum_{j \in \omega_i^n} \omega_{ij} q_j \quad N_n = \sum_{j \in \omega_i^n} \omega_{ij} \quad n \in S \quad (6)$$

式中, L_n 是子窗口的滤波值, ω_{ij} 是基于内核函数 F 的目标像素 i 附近的像素 j 的权重; q_j 是像素 j 的像素值; $S = \{U, D, L, R, NW, NE, SW, SE\}$ 是八个边窗。在获得八个边窗滤波值后,为保留边缘信息,选择与输入强度最小欧氏距离的边窗作为 L_{sw} 的输出。

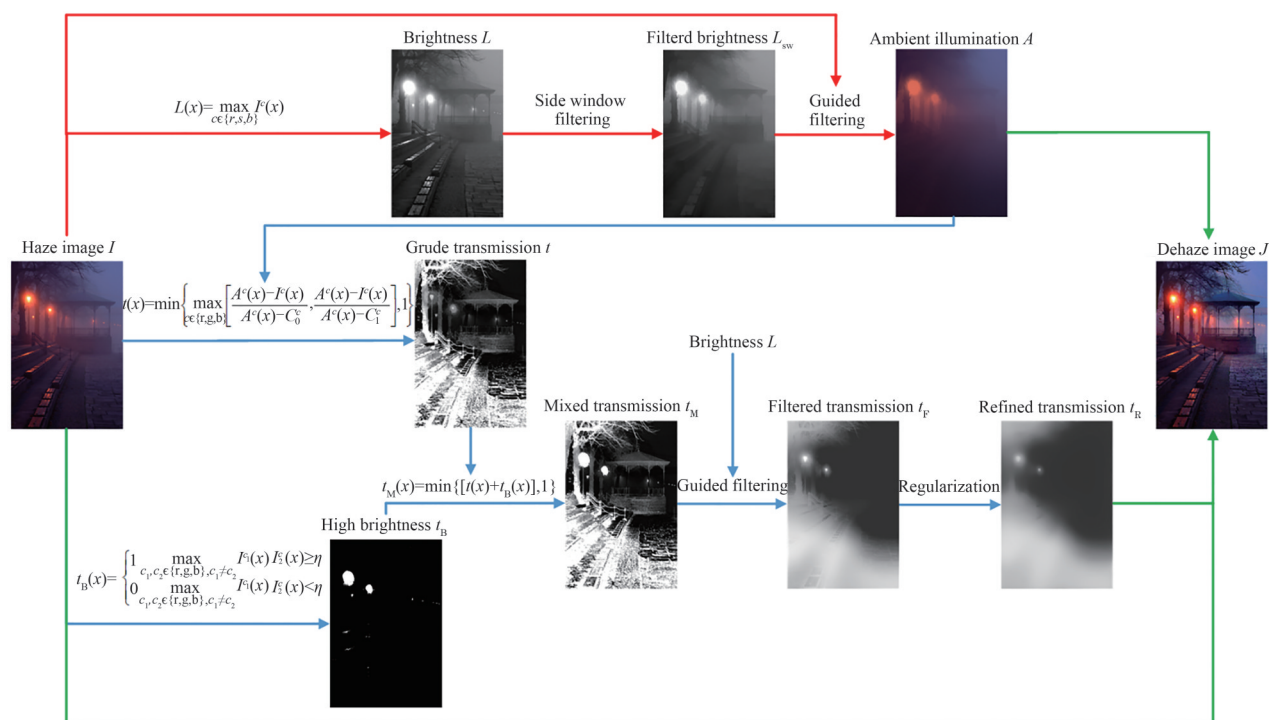


图1 本文算法流程图

Fig. 1 The algorithm flow chart

$$L_{sw} = \arg \min_{n \in S} \|q_i - L_n\|_2^2 \quad (7)$$

然后将所获得的亮度滤波图像 L_{sw} 作为导向图,通过最小化目标图像 I 的代价函数求解线性变换参数

$$E(a_k, b_k) = \sum_{x \in \omega_k} \left((a_k L_{sw}(x) + b_k - I(x))^2 + \lambda a_k^2 \right) \quad (8)$$

式中, ω_k 是滤波窗口; λ 是正则化系数,防止求解的 a 过大。然后将式(8)通过最小二乘法求解

$$\begin{cases} a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} L_{sw} I_i - \mu_k \bar{I}_k}{\sigma_k^2 + \lambda} \\ b_k = \bar{I}_k - a_k \mu_k \end{cases} \quad (9)$$

式中, μ_k 和 σ_k^2 是 L_{sw} 在窗口 ω_k 的均值和方差; $|\omega|$ 是窗口中的像素数; \bar{I}_k 是在窗口 ω_k 的均值。求解出系数 a_k 和 b_k 后,通过包含像素的窗口均值即可求得环境光估计 $A^c(x)$

$$A^c(x) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (a_k L_{sw}(x) + b_k) \quad (10)$$

图2是不同环境光估计方法及去雾的对比。为了对比效果的公平,本文采用HE K M等^[7]、LI Y等^[23]及本文方法进行环境光估计,采用本文透射率算法去雾以对比不同环境光估计方法对去雾效果的影响。HE K M等^[7]通过选择图像中最亮的像素作为环境光的固定值,该方法在夜间时会受到人造光源的影响,将人造光源的亮度作为全局环境光,使得光估计偏高,导致去雾图像图2(b)色彩过暗,验证了夜间去雾的环境光估计应当是局部的,而不是全局。夜间有雾图像的光由于存在遮挡,光源并非向四周散射,而是有方向的,同时由于距离的增加、经过反射,光的强度会急剧减小,所以反射光源以及远处光源作为小像素光对于光估计的影响应该减小。通过图2(a)、图2(e)可以看到,该图像光源主要为左上方两个红光光源呈现伞状

照射。LI Y等^[23]的方法估计环境光改变了原有光源色彩,并且由于其不能保留边缘的方法,光向背光面侵蚀,而本算法通过混合滤波很好地保留了这两个特性,去雾后的色彩更接近原有色彩。

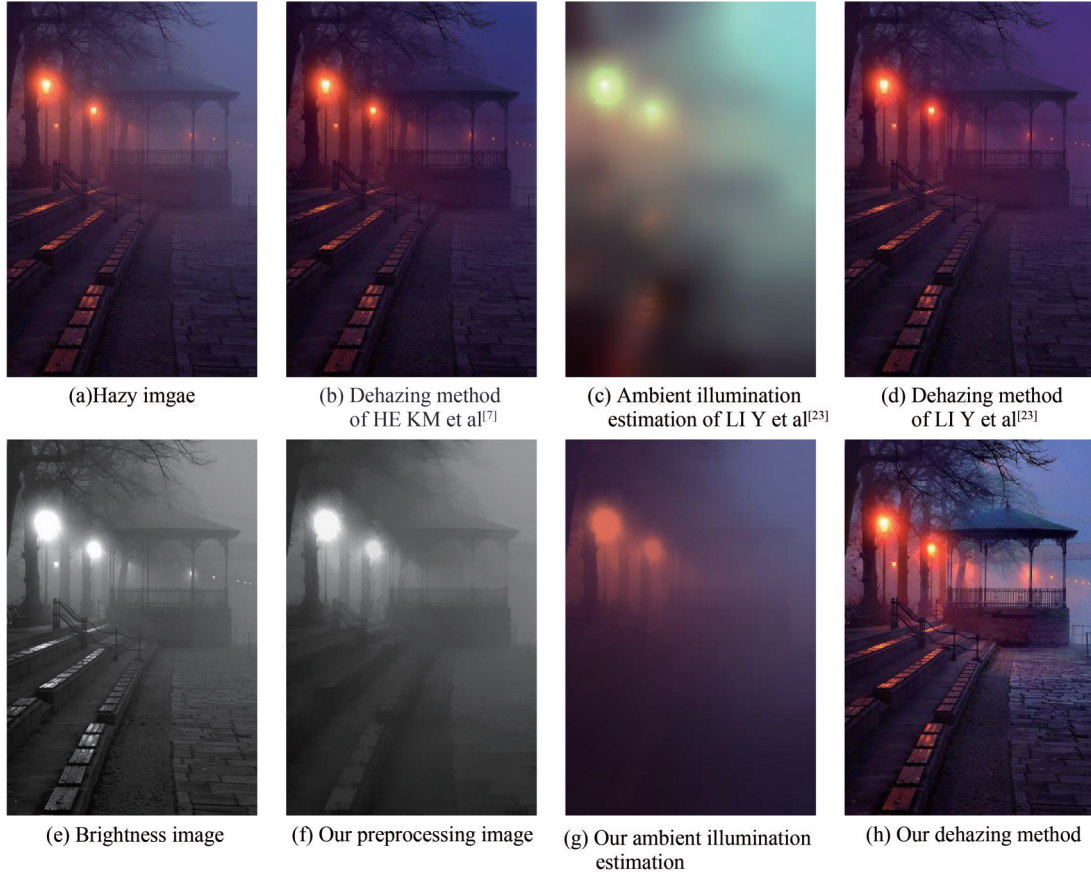


图2 不同方法环境光估计及去雾对比

Fig. 2 Comparison of ambient light estimation and dehazing by different methods

2.2 高光区透射率补偿

受到MENG G F等^[9]的启发,本文采用边界约束的初始透射率估计代替传统暗通道先验,该方法获得的初始透射率能更具备结构层次

$$t(x) = \min \left\{ \max_{c \in \{r, g, b\}} \left\{ \frac{A^c(x) - I^c(x)}{A^c(x) - C_0^c}, \frac{A^c(x) - I^c(x)}{A^c(x) - C_1^c} \right\}, 1 \right\} \quad (11)$$

式中, C_0^c 和 C_1^c 是分别给定的去雾图像三通道上下边界。

夜间有雾图像经过去雾算法后,经常会出现光源扩散的问题,使得光源失去原有形状与边界,这是由于错误地估计了光源区域的透射率。由式(3)可以得到:随着透射率的增加,去雾后的图像像素值会减小,当透射率接近于1时,恢复后的图像会越接近于有雾图像。所以透射率决定了图像去雾的程度,这些算法的光源区域的透射率估计偏低,导致光源区域去雾后像素值增加,产生了扩散的现象。本文基于此提出高光区补偿以减小对光源区域的去雾程度来抑制光源的扩散。同时,考虑到夜间光源多为有色光源,其至少有一色通道值极高,所以选择以最大值的两通道乘积作为区分是否属于光源区的依据

$$t_B(x) = \begin{cases} 1 & \max_{c_1, c_2 \in \{r, g, b\}, c_1 \neq c_2} I^{c_1}(x) I^{c_2}(x) \geq \eta \\ 0 & \max_{c_1, c_2 \in \{r, g, b\}, c_1 \neq c_2} I^{c_1}(x) I^{c_2}(x) < \eta \end{cases} \quad (12)$$

式中, η 是区分是否光源区的阈值。

在获得高光区补偿后,为防止透射率超出边界,对其进行约束

$$t_M(x) = \min \left\{ [t(x) + t_b(x)], 1 \right\} \quad (13)$$

为解决合成后的透射率去雾后色彩不自然,通过引导滤波对其进行细化。

图3展示了高光区补偿与否的效果对比,这个简单的方法对夜间去雾图像光源区域的图像效果有着很好的改善,保留了原有光源的形状边界。



图3 高光区补偿效果对比

Fig. 3 Comparison of the effects of high-light compensation

2.3 透射率正则化及去雾

预处理的透射率是按像素进行的,缺少空间相关性,如果遇到深度跳跃,将无法很好处理,导致去雾后的图像可能产生光晕、伪影和过度去雾造成的细节丢失。因此我们通过正则化来寻找最优透射率以提高图像质量。采用L2范数作为正则化项以防止产生过拟合,而作为惩罚项,采用对于异常值能有更好的鲁棒性的L1范数来代替L2范数,以此增加对深度信息的敏感。通过最小化以下目标函数寻找最佳透射率 t_R

$$\sum_x (t_F(x) - t_R(x))^2 + \lambda \sum_x \sum_{y \in N_x} w(x, y) |t_F(x) - t_F(y)| \quad (14)$$

式中,第一部分是正则化项,通过测量输入透射率 t_F 和优化透射率 t_R 的欧氏距离计算保真度;第二部分是惩罚项,其中: λ 是正则化系数; N_x 是像素 x 的索引集; $w(x, y)$ 是加权函数,这里采用色差和亮度差的混合函数

$$w(x, y) = \alpha \exp \left(\frac{-\|c(x) - c(y)\|^2}{2\sigma^2} \right) + (1 - \alpha) \left(|l(x) - l(y)|^\beta + \delta \right)^{-1} \quad (15)$$

式中, α 是色差和亮度差的权重,这里取0.5; $c(x)$ 和 $c(y)$ 是颜色矢量; σ 是规定参数; $l(x)$ 和 $l(y)$ 是亮度; β 是亮度敏感系数; δ 是一个极小的常数,防止该项为0,通常取0.0001。

最小二乘法求得优化后的透射率后,通过公式(3)即可获得去雾后的图像。

正则化能有效提升去雾图像质量,对于图像的细节恢复具有良好的效果,当然如果为了追求算法计算速度,在去雾时,该过程可以省略,直接使用引导后的透射率 t_F 作为最终修正率。

3 实验结果与分析

为了合理评价本文算法的去雾效果,在Windows10操作系统、Inter(R) Pentium(R) CPU G2020 @ 2.90 GHz、6.00 GB内存的环境下,利用MATLAB R2019a进行去雾实验。其中实验参数选择: η 为0.3, C_0 和 C_1 分别为30和300,引导滤波后的透射率最小值为0.3。实验分成三部分:主观评价、客观评价和算法复杂度分析。选取十张常用夜间雾天图像与主流的夜间去雾算法进行实验分析,其中的对比算法或图片均为作者本人提供。

3.1 主观评价

夜间去雾实验对比算法本文选择了经典的暗通道去雾(HE K M等^[7])、基于深度学习的去雾算法(QU Y等^[18])和经典夜间去雾算法(LI Y等^[23]、ZHANG J等^[21]、ZHANG J等^[22]),其实验图像如图4所示。

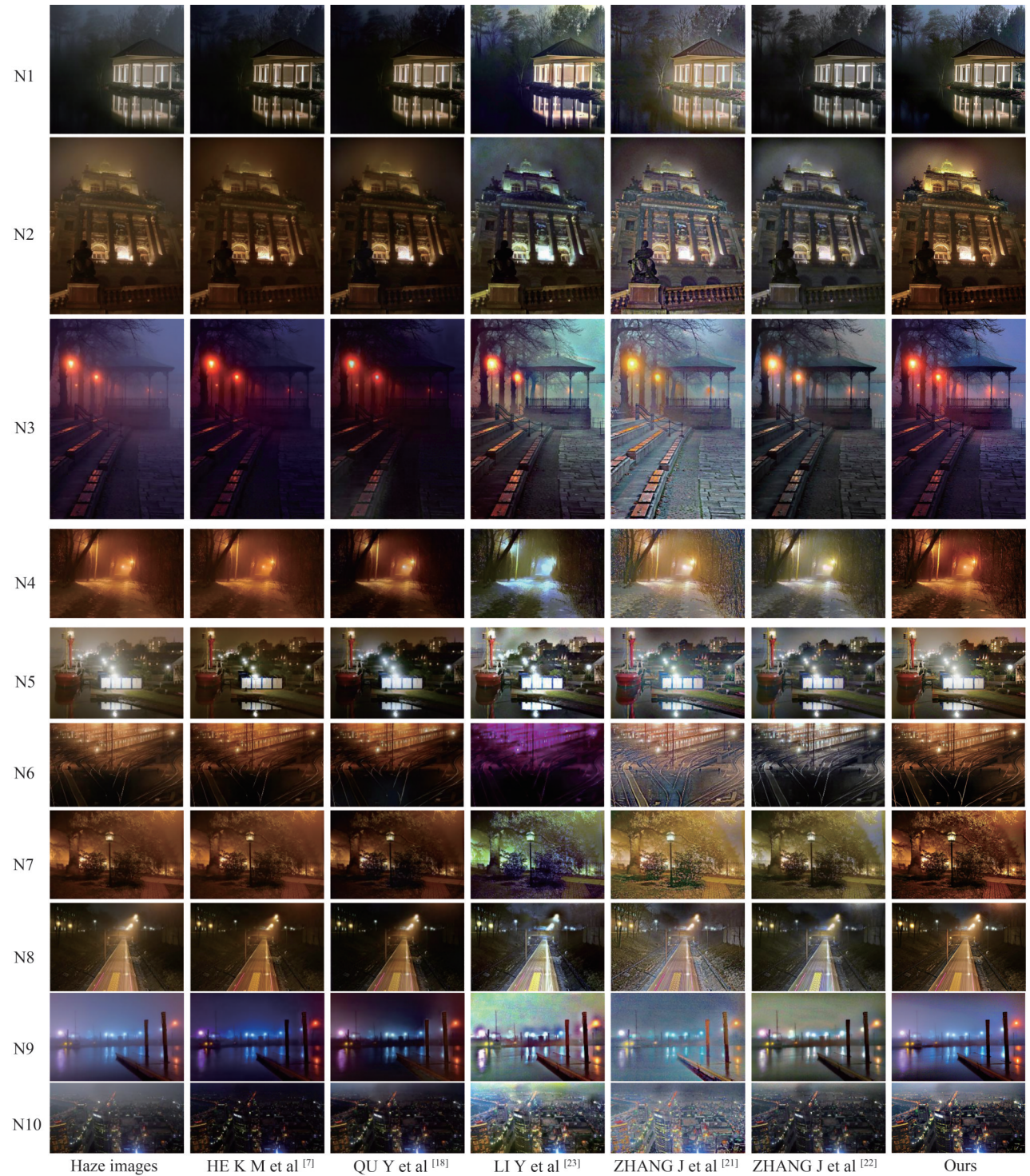


图4 夜间去雾效果对比
Fig. 4 Comparison of nighttime dehazing

HE K M等^[7]的方法由于将人造光源当成全局环境光导致去雾后图像过暗,证明夜间雾天环境光应该是局部变量,而非简单定值。QU Y等^[18]的方法由于夜间雾天场景复杂,其深度学习模型无法有效应用于夜间场景,使得原本色彩暗淡的夜间图像加深,并会引入不真实色彩(图4 N3)。LI Y等^[23]的方法会极大改变去雾

图像的颜色,色彩不稳定(图4 N6、N9),并且光源会扩散。ZHANG J等^[21]的方法会引起光源区图像光扩散(图4 N1),在天空或暗区产生大量噪声(图4 N2、N3、N8、N10)。ZHANG J等^[22]的方法虽然获得了更好的图像清晰度,但也同样避免不了噪声(图4 N2、N3、N9)和光源区域扩散(图4 N3、N4)的问题。而本文方法有效解决了上述算法的缺陷,保留原有色彩基础上,不论是图像的暗区还是亮区都进行了有效的去雾,图4 N1中湖面的倒影、图4 N10中左边的绿地更加清晰真实,图4 N1、N3、N5、N7的灌木和树叶的细节和层次复原更加出色,各幅图像的光源扩散情况抑制良好。

3.2 客观评价

为进一步比较图像去雾质量好坏,本文选取峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、结构相似性(Structural Similarity, SSIM)和色差(Correction to Industrial Colour Difference Evaluation 2000, CIEDE2000)的去雾评价指标对图4进行分析。PSNR^[27]是最大信号量与噪声强度的比值,衡量图像的失真程度,该数值越大,图像失真越小。SSIM从亮度、对比度、结构三方面评价图像质量,表示了图像结构信息的相似性,该数值越大,图像结构越相似。CIEDE2000^[28-29]从明度、彩度、色相、彩度差和色相差五方面分析,表示图像的色差程度,该数值越小,图像色差越小。

从表1可以看到,本文算法各项指标优异,对现有算法去雾后的图像质量均有巨大提升。其中PSNR和CIEDE两项指标均远超前于现有算法,说明了本文算法去雾后失真程度小,能够有效地抑制噪声,很好地保留了原有图像的色彩。同时本算法稳定性高,各项数值没有太大波动,能够适应不同环境和复杂度的雾天图像,复原得高清晰度、高对比度和高结构性的去雾图像。

表1 夜间去雾效果对比指标
Table 1 Comparison index of nighttime dehazing effect

Fig.	QU Y et al ^[18]			LI Y et al ^[23]			ZHANG J et al ^[21]			ZHANG J et al ^[22]			Ours		
	SSIM	PSNR	CIEDE	SSIM	PSNR	CIEDE	SSIM	PSNR	CIEDE	SSIM	PSNR	CIEDE	SSIM	PSNR	CIEDE
N1	0.648	17.711	25.611	0.648	17.078	19.390	0.662	16.827	24.269	0.813	23.473	13.374	0.722	21.302	12.715
N2	0.825	20.013	25.349	0.785	22.409	20.535	0.604	16.792	24.755	0.853	24.581	19.095	0.875	23.336	9.879
N3	0.566	15.677	34.451	0.617	16.087	18.850	0.390	10.847	38.178	0.773	22.188	16.037	0.807	23.065	10.441
N4	0.651	19.691	32.548	0.835	20.538	24.970	0.509	12.383	31.265	0.802	17.728	19.609	0.862	27.378	8.717
N5	0.673	14.347	39.351	0.721	17.354	19.806	0.791	19.226	19.437	0.886	19.814	20.679	0.893	23.855	9.641
N6	0.782	21.569	18.590	0.505	15.928	38.064	0.464	12.897	34.054	0.856	22.522	16.096	0.850	26.994	6.379
N7	0.811	21.462	24.160	0.754	19.301	24.117	0.578	12.760	29.582	0.864	19.481	13.986	0.840	23.879	9.816
N8	0.718	19.716	25.487	0.789	20.211	15.214	0.557	14.504	29.129	0.919	24.864	13.196	0.937	28.517	5.432
N9	0.645	12.607	39.688	0.544	13.537	24.930	0.516	16.180	21.882	0.785	21.197	20.353	0.847	24.699	9.159
N10	0.714	16.437	29.113	0.624	14.883	21.399	0.488	12.455	32.707	0.812	22.313	15.336	0.770	20.74	14.063
AVG	0.703	17.923	29.435	0.682	17.733	22.727	0.556	14.487	28.526	0.836	21.816	16.776	0.840	24.382	9.624

3.3 算法复杂度分析

本文算法主要计算边窗滤波、引导滤波和正则化优化:一次边窗滤波以计算复杂度为 $O(N)$ 的亮度预处理图,两次引导滤波在三色通道上计算复杂度为 $O(N)$ 的环境光估计和透射率图,正则化部分计算是与输入数据和迭代次数相关的线性时间,其复杂度为 $O(N)$ 。

为了比较算法的运行速度,本文采用MATLAB进行分析比较,为保证算法时间公平,采用LI Y等^[23]和ZHANG J等^[21]进行比较,其中LI Y等^[23]的为作者本人提供的MATLAB版本代码,ZHANG J等^[21]的为按照其提供的方法和步骤参数进行复现的MATLAB版本代码。LI Y等的方法主要计算量为:分离辉光层,该过程复杂度为 $O(N^2)$,计算恒定大气光,复杂度为 $O(N)$,一次引导滤波计算复杂度为 $O(N)$ 透射率。ZHANG J等的方法主要计算量为:一次引导滤波计算复杂度为 $O(N)$ 的反射率,色彩校正的复杂度为 $O(N)$,透射率求解是一次引导滤波加优化项,也为 $O(N)$ 。本文算法速度分为正常速度和采用引导滤波后的透射率作为最终去雾透射率的快速速度,通过输入20张分别将大小调整为 320×240 、 640×480 、 1280×720 的图像,计算平均单幅图像处理速度。如表2所示。

表2 算法速度对比
Table 2 Algorithm speed comparison

Sizes	LI Y et al/s	ZHANG J et al/s	Ours/s	Ours_fast/s
320×240	8.165	0.445	0.532	0.242
640×480	44.925	1.942	2.608	1.278
1 280×720	131.540	5.214	8.476	4.536

通过表2可以看到,本文算法比LI Y等^[23]的算法快了大约20倍,本文的算法比ZHANG J等^[21]的算法稍慢,但是本文的快速算法比ZHANG J等^[21]更快,在处理小幅图像上快了一倍。同时,不同尺寸的图像处理速度可以看出,本文的算法基本保持了线性时间。

4 结论

提出了一种有效快速的夜间单幅图像去雾方法。本文的环境光估计方法分析了模糊图像的视觉特性,通过混合滤波很好地保留了原有图像的光照方向与形状,通过该方法来估计环境光能够使去雾后的图像保留原有色彩。此外,本文的透射率估计方法能让复原图像保留结构性,获得更好的对比度与清晰度,有效解决了夜间去雾算法复原后光源扩散的问题。定性和定量实验结果都表明,本文的去雾方法优于现有的去雾方法,为如何在保留原有图像色彩的基础上获得更好质量的去雾图像提供了思路。但是,本文方法存在一定的局限性,因为依赖于大气散射模型,在环境光估计中用了模糊的方法去估计,如果遇到大片局部白色浓雾,可能会将雾误当作环境光而高估环境光,使得去雾后的图像产生雾残留。

参考文献

- [1] XU H, ZHAI G, WU X, et al. Generalized equalization model for image enhancement [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(1): 68-82.
- [2] LAND E H. The retinex theory of color vision [J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-128.
- [3] GALDRAN A, VAZQUEZ-CORRAL J, PARDO D, et al. Enhanced variational image dehazing [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2015, 8(3): 1519-1546.
- [4] WANG Y F, WANG H Y, YIN C L, et al. Biologically inspired image enhancement based on retinex [J]. Neurocomputing, 2016, 177(3): 373-384.
- [5] GALDRAN A, BRIA A, ALVAREZ-GILA A, et al. On the duality between retinex and image dehazing [C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8212-8221.
- [6] KOSCHMIEDER H. Theorie der horizontalen sichtweite [J]. Beitrage zur Physik der Freien Atmosphere, 1924, 12: 171-181.
- [7] HE K M, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [8] HE K M, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [9] MENG G, WANG Y, DUAN J, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization [C]. 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 617-624.
- [10] ZHU Q, MAI J, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [11] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Non-local image dehazing [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 1674-1682.
- [12] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Single image dehazing using haze-lines [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(3): 720-734.
- [13] LI B, PENG X, WANG Z, et al. AOD-net: all-in-one dehazing network [C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 4780-4788.
- [14] CHEN D, HE M, FAN Q, et al. Gated context aggregation network for image dehazing and deraining [C]. 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 2019: 1375-1383.
- [15] DONG J, PAN J. Physics-Based feature dehazing networks [C]. Computer Vision - ECCV 2020, 2020: 188-204.
- [16] SHAO Y, LI L, REN W, et al. Domain adaptation for image dehazing [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 2805-2814.
- [17] DONG H, PAN J, XIANG L, et al. Multi-scale boosted dehazing network with dense feature fusion [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 2154-2164.

-
- [18] QU Y, CHEN Y, HUANG J, et al. Enhanced pix2pix dehazing network[C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 8152-8160.
- [19] DENG Q, HUANG Z, TSAI C C, et al. HardGAN: a haze-aware representation distillation GAN for single image dehazing[C]. Computer Vision - ECCV 2020, 2020: 722-738.
- [20] PEI S, LEE T. Nighttime haze removal using color transfer pre-processing and dark channel prior[C]. 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing, 2012: 957-960.
- [21] ZHANG J, CAO Y, WANG Z. Nighttime haze removal based on a new imaging model[C]. 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2014: 4557-4561.
- [22] ZHANG J, CAO Y, FANG S, et al. Fast haze removal for nighttime image using maximum reflectance prior[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 7016-7024.
- [23] LI Y, TAN R T, BROWN M S. Nighttime haze removal with glow and multiple light colors [C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 226-234.
- [24] YU T, SONG K, MIAO P, et al. Nighttime single image dehazing via pixel-wise alpha blending[J]. IEEE Access, 2019, 7: 114619-114630.
- [25] ANCUTI C, ANCUTI C O, VLEESCHOUWER C. Day and night-time dehazing by local airlight estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 6264-6275.
- [26] YIN H, GONG Y, QIU G. Side window filtering[C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 8750-8758.
- [27] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [28] SHARMA G, WU W, DALAL E N. The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations[J]. Color Research & Application, 2005, 30(1): 21-30.
- [29] WESTLAND S, RIPAMONTI C, CHEUNG V. Computational colour science using MATLAB [M]. 2nd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2012.