

DOI:10.16136/j.joel.2023.10.0226

基于超像素暗通道和自动色阶优化的图像去雾算法

仲会娟^{1,2*}, 马秀荣², 张静怡¹, 董亚梦¹, 刘乐姗¹

(1. 河北工程技术学院 网络与通信学院, 河北 石家庄 050000; 2. 阳光学院 人工智能学院, 福建 福州 350015)

摘要:针对暗通道先验(dark channel prior, DCP)复原图像中的光晕现象、明亮区域色彩失真、环境光估计不准确等问题,提出了基于超像素暗通道和自动色阶优化的单幅图像去雾算法。首先,由改进的 White Patch Retinex 算法增强图像并计算精确环境光。接着,在传统暗通道去雾算法中引入超像素图像分割和引导滤波算法,使透射率估计的稳健性与精确性得以提升。然后,采用自适应容差对明亮区域的透射率进行补偿,有效抑制明亮区域色彩失真问题。最后,以自动色阶优化算法提高图像对比度。将本文去雾算法与其他算法从主观和客观两个维度进行比较,实验结果表明:采用不同算法对不同浓度的自然雾图进行对比实验,信息熵提高0.2 bit,峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)提高0.8 dB,运行效率提高。该算法对不同浓度含雾图像具有良好的适应性,复原图像色彩真实、纹理清晰、细节丰富,去雾效果良好。

关键词:图像去雾;暗通道先验(DCP);超像素;自适应容差;自动色阶;改进的 White Patch Retinex 算法

中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)10-1059-09

Image defogging algorithm based on superpixel dark channel and auto-color optimization

ZHONG Huijuan^{1,2*}, MA Xiurong², ZHANG Jingyi¹, DONG Yameng¹, LIU Leshan¹

(1. School of Network and Communication, Hebei Polytechnic Institute, Shijiazhuang, Hebei 050091, China;

2. College of Artificial Intelligence, Yango University, Fuzhou, Fujian 350015, China)

Abstract: Aiming at problems of halo phenomenon, color distortion of bright areas and inaccurate estimation of ambient light generated by dark channel prior (DCP), a single image defogging algorithm based on superpixel dark channel and auto-color optimization is proposed in this paper. First, the improved White Patch Retinex algorithm is used to enhance the image and calculate the accurate environmental light. Then, the robustness and accuracy of transmission estimation is improved by using superpixel image segmentation and guided filtering algorithm in traditional dark channel defogging algorithm, and adaptive tolerance is used to compensate the transmittance of bright region, which can effectively suppress the color distortion in bright region. Finally, an auto-color optimization algorithm is used to improve image contrast. Comparative experiments of different algorithms are carried out from both subject and object dimensions. Experimental results show that the entropy increases by 0.2 bit, the peak signal-to-noise ratio (PSNR) increases by about 0.8 dB, and the running efficiency is increased using different algorithms for natural fog image with different concentrations. The algorithm has good adaptability to different fog images with different concentrations in different scenes, and the restored images have true colors, clear texture and rich details. Defogging effect is good.

Key words: image defogging; dark channel prior (DCP); superpixel; adaptive tolerance; auto-color; improved White Patch Retinex algorithm

* E-mail: 872021753@qq.com

收稿日期: 2023-05-08 修订日期: 2023-07-24

基金项目: 福建省中青年骨干教师教育科研项目(JAT200860)资助项目

0 引言

随着通信技术和计算机技术的不断发展,遥感遥测、自动驾驶、医疗卫生等领域都广泛使用着计算机视觉系统。然而,在雨、雾、霾等恶劣天气条件下获取的图像存在细节不清、对比度低、色彩失真等问题,导致成像质量严重下降,为确保户外视觉系统能够稳定工作,所采集的图像必须进行去雾处理。

传统的图像去雾有两种方法,一类是基于图像增强的方法,通过改善图像的对比度和饱和度等特征,来增强图像细节信息实现图像去雾,但该过程容易丢失图像细节信息^[1],如基于直方图均衡化^[2]、小波变换^[3]和 Retinex 理论^[4]的去雾算法等;另一类是基于雾图退化模型的方法,通过求解大气散射物理模型来获得去雾图像,但求解过程依赖一定的先验假设条件。其中,HE 等^[5]基于统计学规律提出的暗通道先验理论(dark channel prior, DCP)是目前普适性最好的先验假设之一,但复原图像存在 Halo 效应,且在天空等明亮区域出现色彩失真。利用导向滤波^[6]细化透射率,较好地解决了光晕现象。超像素分割^[7,8]可以克服 DCP 算法中单一尺寸滤波窗口估计透射率的局限性,但透射率估计不够准确,天空等明亮区域易出现色彩失真的现象。GUO 等^[9]引入遗传算法对 DCP 中的敏感参数进行优化,但缺乏适应度函数的客观标准,因此难以实现自适应参数调整。基于天空区域分割^[10]可以修正天空区域的透射率,有效抑制天空区域色彩失真的问题,但非天空区域存在误补偿。引入自适应容差机制^[11],在修正天空区域透射率的同时有效抑制其他区域的误补偿,但算法复杂、运行效率较低。

针对上述问题,首先采用改进的 White Patch Retinex 增强图像,并计算精确环境光。其次,对雾图实施超像素分割,利用超像素块代替传统 DCP 去雾中固定尺寸的滤波窗口计算透射率,并采用引导滤波细化透射率。接着,引入自适应容差策略,根据明亮区域尺寸自适应设定容差参数,对明亮区域的透射率进行补偿,得到精确的透射率图。然后,将计算的透射率和大气光代入大气散射物理模型获得清晰图像。最后,通过自动色阶优化算法实现色彩恢复,提高图像对比度。

1 去雾原理

1.1 大气散射模型

雾天,物体表面的反射光在传输期间遇到悬浮的大气微粒发生相互作用,出现散射、折射、吸收等

现象,导致到达相机的反射光被削弱,且衰减速度随成像距离的增加以指数规律递增;同时,环境光遇到大气微粒发生散射,使得部分散射光到达相机。因此,雾天获取的室外图像其对比度和分辨率降低、颜色失真,图像质量极大降低,如图 1 所示。

根据大气散射理论,到达相机的入射光包括经大气衰减的物体表面反射光和经大气粒子散射的环境光,因此基于散射的雾天成像模型表示为:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)), \quad (1)$$

式中, $I(x)$ 是待处理的雾天降质图像, $J(x)$ 是去雾清晰图像, $t(x)$ 是反应像素衰减程度的透射率估计, $x = (x, y)^T$ 是图像空间坐标, A 是大气光估计。在大气介质均匀的条件下, $t(x)$ 可以表示为介质散射系数 β 和景深 d 的函数:

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

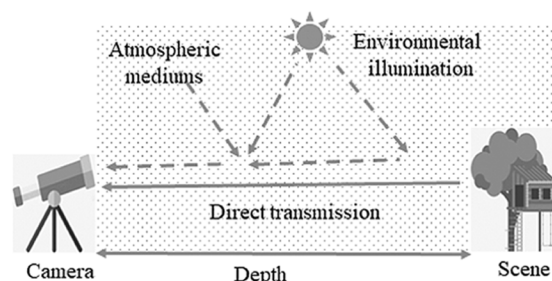


图 1 大气散射模型

Fig. 1 Atmospheric scattering model

因此,图像去雾的本质是根据有雾图像 $I(x)$ 及强有力的先验知识,准确估计式(1)中的参数 A 和 $t(x)$,并代入式(3)获得清晰图像 $J(x)$:

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

1.2 DCP 原理

HE 等对自然场景下 5 000 多幅清晰图像进行分析研究,发现在清晰图像的暗通道图中 86% 以上像素点的灰度值位于 $[0, 16]$,由此提出了 DCP 理论^[5]。而雾图的暗通道中像素点的灰度值大部分位于 $[75, 175]$ ^[12],如图 2 所示。因此,有雾图像的暗通道图可以有效反映图中雾的分布情况,而雾气的存在严重阻碍了人们对图中有用信息的提取与分析。

DCP 理论表明,对于任意清晰图像 $J(x)$ 的暗通道图 $J^{\text{dark}}(x)$ 为:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \{ \min_{y \in \{R, G, B\}} [J^C(y)] \} \rightarrow 0, \quad (4)$$

式中, C 为真彩色图像在 R, G, B 内的某个颜色通道, $J^C(x)$ 代表彩色图像的 C 通道, $\Omega(x)$ 代表局部窗口,坐标 x 为局部窗口的中心。DCP 原理如图 3 所

示,彩色无雾图像在大多数局部区域内至少有一个色彩通道的灰度非常小,且接近于零。

假设 A 是固定常数且已知,则在局部窗口中 $t(x)$ 同为常数,记为 $\tilde{t}(x)$ 。对式(1)两侧分别实施通

道最小值滤波和局部最小值滤波运算,再结合 DCP 理论后可得:

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \min_{y \in \{R, G, B\}} \frac{I^C(y)}{A^C}, \quad (5)$$

式中, A^C 为真彩色图像在通道 C 中的全局大气光估

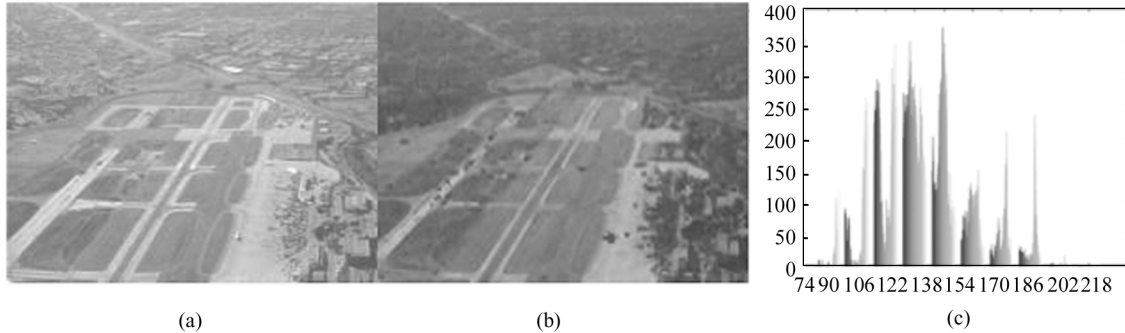


图 2 有雾图像中暗通道图的灰度分布:(a) 原图;(b) 暗通道图;(c) 直方图

Fig. 2 Gray distribution of dark channel graph in foggy image: (a) Original image; (b) Dark channel image; (c) Histogram

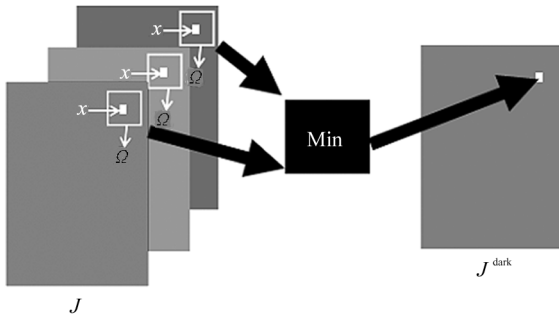


图 3 暗通道先验原理

Fig. 3 Dark channel priori principle

计。由于大气中的杂质是必然存在,因此引入参数 θ 来控制 DCP 的去雾程度,为了使去雾图像更加自然,本文中 θ 取值 0.95^[5],式(5)改写为:

$$t(x) = 1 - \theta \min_{y \in \Omega(x)} \min_C \frac{I^C(y)}{A^C}. \quad (6)$$

当透射率很小近似为 0 时,去雾图像对噪声非常敏感,此时引起整体白场过度,因此给透射率设定最小值 t_0 般取值 0.1。结合式(3)可获得清晰图像为:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A. \quad (7)$$

1.3 DCP 算法的局限性

DCP 算法中假设以坐标 x 为中心的局部窗口内 $t(x)$ 为常数,但事实上 $t(x)$ 是场景景深 d 的函数,景物近则暗通道值低,反之则暗通道值高^[9],同时,算法中局部窗口的尺寸固定,如果尺寸过大,景深突变区域在去雾后光强增大,易引起光晕现象;如果尺寸过小,过多的局部窗口内无暗通道,引起去雾图像色

彩偏移。另外,在天空等明亮区域中,像素点在 R 、 G 、 B 3 通道内强度都很大,此时 DCP 原理失效,式(6)计算所得透射率偏小,导致由式(7)计算复原图像出现严重失真。

DCP 算法结合软抠图机制可以实现透射率细化,有效避免去雾图像的 Halo 效应,但算法复杂度剧增、效率低下。DCP 算法结合引导滤波可以实现透射率细化,但由于正则化参数是固定常数,导致去雾后图像易产生光晕效应。

2 算法设计

本文采用超像素分割、自适应容差、自动色阶优化对传统暗通道去雾算法进行改进,并结合引导滤波使得去雾图像更为精确。首先,通过改进的 White Patch Retinex 算法消除光照本身对图像的影响,并计算大气光值。然后,根据输入图像尺寸确定超像素块数量,用不规则的超像素块代替传统去雾算法中单一局部窗口,计算透射率粗估计,并通过导向滤波算法对其细化。接着,通过自适应容差算法,对明亮区域的透射率进行补偿。最后,对去雾图像进行自动色阶优化处理,提高图像对比度,增强图像质量。本文算法具体流程如图 4 所示。

2.1 White Patch Retinex 估算大气光

环境光照射在目标物体上形成入射光(环境光或大气光) $L_c(x, y)$,而物体对环境光进行反射形成反射光 $R_c(x, y)$ 并到达人眼。因此,图像成像式为:

$$I_c(x, y) = R_c(x, y)L_c(x, y), \quad (8)$$

式中, $I_c(x, y)$ 是生成的目标物图像。假设, $R_c(x, y)$

$= 1$, 则 $I_C(x, y) = L_C(x, y)$, 大气光值对应为图像里亮度值最大的像素^[13]:

$$A_C = L_C \max[I_C(x, y)], \quad (9)$$

式中, C 为彩色图像的某个颜色通道, A_C 为某个色彩通道的大气光值。利用式(9)进行图像去雾, 处理结果并不理想。因此, 分别计算图像在 R, G, B 通道的累计直方图, 当累计值到达 $P \times N$ 时, 对应的图像亮

度值 j_C 记为 L_C 。其中, N 是累计的像素数目, P 是 $1\%—5\%$ 区间的百分值。

$$A_C = L_C = I_C(j_C), \quad (10)$$

式中, j_C 应满足如下条件:

$$\sum_{n=j_C+1}^{255} H_C(n) \leq P \times N \leq \sum_{n=j_C}^{255} H_C(n), \quad (11)$$

式中, $H_C(k)$ 为 R, G, B 3 个通道的直方图, k 为灰度

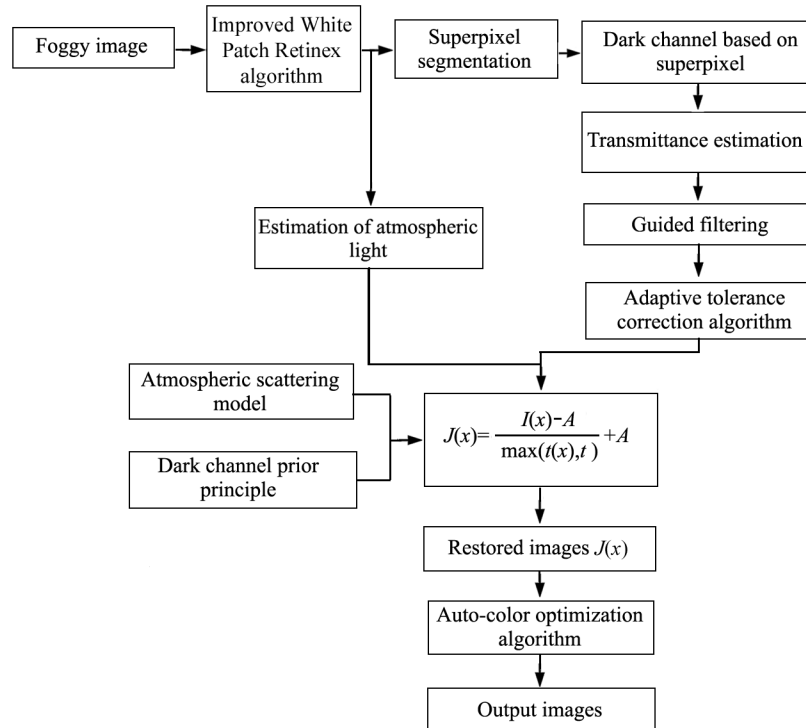


图 4 图像去雾算法流程图

Fig. 4 Flowchart of image defogging algorithm

等级。

2.2 雾图的超像素分割

对纹理、颜色、亮度等特征相似的相邻像素进行聚类, 形成拥有特定意义和不规则边界的像素区块称为超像素。简单线性迭代聚类分割(simple linear iterative clustering, SLIC)方法根据像素点的颜色相似度和空间距离实施聚类, 执行速度快且分割结果紧凑、轮廓保持度理想^[7], 因此本文采用 SLIC 算法对输入的有雾图像进行超像素分割。

由式(2)可知, $t(x)$ 是散射系数 β 和景深 d 的函数, 假设 β 为固定常数, 则 $t(x)$ 是 d 的单调递减函数且呈指数规律衰减。因为在图像中景深相同的相邻像素点其特征相似度很高, 而超像素是特征相似且包含意义的不规则区域, 因此本文利用超像素来描述原图^[12], 同时用第 i 个超像素块 $F_i(x)$ 作为第 i 个局部窗口 $\Omega_i(x)$ 开展最小值滤波, 确保了同一局部窗

口内景深 d 和透射率 $t(x)$ 为固定值, 满足了式(5)求解的假设条件, 同时避免了局部窗口尺寸单一的问题。目前, 基于超像素分割的图像去雾算法中多采用固定的超像素块数量, 当超像素块数量取值过大, 则算法复杂度提高, 处理效率差; 反之则分割效果不佳, 难以保证局部窗口内透射率恒定不变的假设^[7]。文献[5]证明, DCP 去雾算法中当局部窗口尺寸为 $15 \text{ pixel} \times 15 \text{ pixel}$ 时, 去雾效果良好, 因此设定超像素块数量 m 为:

$$m = \frac{h \times w}{15 \times 15}, \quad (12)$$

式中, h 代表雾图的像素高度, w 是雾图的像素宽度, 超像素分割效果如图 5 所示。

2.3 暗通道获得透射率

采用不规则的超像素块 $F_i(x)$ 代替固定尺寸的最小值滤波窗口提取暗通道, 则式(6)调整为:

$$t(x) = 1 - \theta \min_{y \in F(x)} \left[\min_C \frac{I^C(y)}{A^C} \right]. \quad (13)$$

基于 SLIC 的 DCP 算法中的透射率如图 6 所示。由图说明,结合超像素算法获得的透射率估计有效避免了景深突变带来的透射率估值错误,可以有效抑制噪声,其鲁棒性和精确性更优。

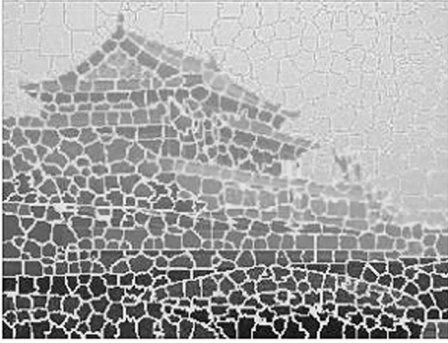


图 5 超像素分割图像

Fig. 5 Superpixel segmentation image



图 6 超像素分割透射率效果图

Fig. 6 Transmissivity map based on superpixel segmentation

2.4 导向滤波优化透射率

基于超像素的去雾算法中滤波窗口内景深一致,其稳健性和精确性得到了有效提高,但边缘细节方面仍显不足。导向滤波是在局部线性模型基础上建立的边缘保持滤波器,在对图像平滑处理的过程中可有效保留图像边缘等细节信息,且运行速度快^[6],因此引入导向滤波对透射率进行细化处理。导向滤波原理如图 7 所示。

图中, p 为待细化的透射率粗估计, I 是引入的引导图像, q 是滤波输出图像,该图像与引导图像的边缘保持一致。其中,输入 p_i 和 q_i 输出之间满足如下约束关系:

$$q_i = p_i - n_i, \quad (14)$$

式中, p_i 是 q_i 在雾气 n_i 作用下的退化图像,且输出图像 q_i 和引导图像 I_i 在半径为 r 的邻域窗口 ω_k 内满足

局部线性关系假设模型:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (15)$$

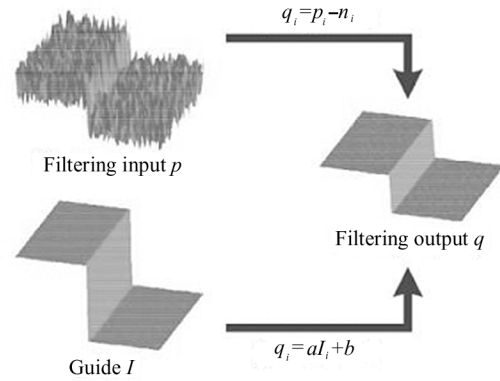


图 7 导向滤波原理

Fig. 7 The principle of guiding filter

式中,邻域窗口 ω_k 的中心为像素 k ,而输出图像 q_i 的梯度与引导图像 I_i 的梯度在邻域窗口内呈线性关系,系数 (a_k, b_k) 在邻域窗口内是固定常数,因此在该局部区间内输出图像边缘随引导图像边缘线性变化。通常,参数 (a_k, b_k) 通过最小代价函数计算得到,而邻域窗口内的代价函数 $E(a_k, b_k)$ 定义为:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2], \quad (16)$$

式中, ϵ 是正则化参数,可以将线性参数 a_k 控制在较为合理的区间内。采用线性回归算法求解式(16),计算得到 (a_k, b_k) 为:

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (17)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (18)$$

式中, μ_k 是引导图像在 ω_k 范围里的均值, σ_k^2 为引导图像在 ω_k 区间的方差, $|\omega|$ 是邻域区间内的像素数量, $\bar{p}_k$ 是输入图像在 ω_k 内的均值。由于像素点 i 会出现在不同邻域窗口内,而不同窗口对应的常系数 (a_k, b_k) 也不一样,因此对所有包含像素点 i 的邻域窗口输出系数求取平均,引导滤波表示为^[6]:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i - \bar{b}_i. \quad (19)$$

算法中,引导图像 I 采用原始雾图的灰度图,邻域窗口半径 r 为最佳局部窗口尺寸的 4 倍,经导向滤波器处理的透射率估计如图 8 所示。

2.5 自适应容差补偿透射率

为了解决 DCP 算法在天空、白云等明亮区域失效的问题,引入了自适应容差补偿算法,使得明亮区

域的透射率根据明亮区域的大小进行自适应地调整,而其他区域的透射率保持不变^[14]。因此,该算法在修正明亮区域透射率的同时有效避免了其他区域透射率的误补偿或过补偿,最终获得质量更好的去雾图像。算法中定义容差调节图为 $Map^C(x)$:

$$Map^C(x) = I^C(x) - \alpha A, \quad (20)$$

式中, α 是大气光调节因子,反应像素点被认定为明亮区域的概率,取值在 $[0,1]$ 区间, $\alpha = 1$ 时概率最小; $\alpha = 0$ 时概率最大,本文取 $\alpha = 0.5$ 。在 $Map^C(x)$ 中计算灰度值大于 0 的集合 S_{light}^C ^[15]:

$$S_{light}^C = \begin{cases} Map^C(x), Map^C(x) \geq 0 \\ Map^C(x) < 0 \end{cases} \quad (21)$$



图 8 导向滤波的透射率

Fig. 8 Transmittanc with guided filter

S_{light}^C 反应了图像中的明亮区域。此时,容差参数 K 表示为:

$$K = \min\left(\frac{S_{num}^C}{I^C(x)_{num}}, 0.3\right), \quad (22)$$

式中, S_{num}^C 是 S_{light}^C 内元素值大于 0 的总数, $I^C(x)_{num}$ 是输入图像的像素总数。当 K 选取太大易造成明亮区域的误判,因此对 K 设定上限值 0.3,防止非明亮区域的透射率被误补偿,引入自适应容差策略的透射率表达为^[11]:

$$t_{next}(x) = \begin{cases} t(x), & |I - A| \geq K \\ \min\left[\max\left(\frac{K}{I(x) - A}, 1\right)\right], & \text{else} \end{cases} \quad (23)$$

式中, $t_{next}(x)$ 是补偿后的透射率估计,算法中把输入图像中符合 $|I - A| < K$ 的区域认定为明亮区域,并按式(23)修正透射率;反之,认定为非明亮区域,透射率保持不变,修正透射率如图 9 所示。相较于图 8,椭圆区域透射率得到明显改善。

将式(10)计算的大气光值和式(23)计算的透射率图代入式(7)即可获得高质量的去雾图像。



图 9 自适应容差修正透射率

Fig. 9 Transmittanc with adaptive tolerance correction

2.6 自动色阶优化提高对比度

有雾图像的像素值偏大,引起 DCP 复原图像的整体亮度偏暗。因此,对复原图像实施自动色阶优化算法进行色彩恢复。首先,分别计算各个通道的统计直方图,并计算 0.5% 首尾的像素阈值,分别记为 T_{max} 和 T_{min} 。接着,构建如式(24)所示线性映射关系^[16] 为:

$$\begin{cases} f(k) = 0, k \leq T_{min} \\ f(k) = \frac{k - T_{min}}{T_{max} - T_{min}} \times 255, T_{min} < k < T_{max} \\ f(k) = 255, k \geq T_{max} \end{cases} \quad (24)$$

将 R, G, B 通道的直方图都按照求得的 T_{max} 和 T_{min} 进行首尾裁剪,然后利用式(24)实施线性映射,结果如图 10 所示。处理后占比大的亮度值区间得到扩展,因此增强了图像的对比度。



图 10 自动色阶优化实验结果:(a) 优化前;(b) 优化后

Fig. 10 Experimental results of auto-color optimization:
(a) Without optimization; (b) Post-optimization

3 实验结果及分析

为了验证本文算法的性能,在 64 位 Windows10 操作系统的计算机上,在 64 位 Matlab R2018b 仿真环境下,采用 MATLAB 语言编程实现。从主观和客观两个维度对 5 幅受到不同浓度雾气影响的雾图实施对比实验。比较文献[7]、文献[7]结合引导滤波算法(记为算法 1)、文献[11]算法与本文算法的去雾

效果。实验过程中正则化参数为 $\epsilon = 10^{-6}$ 。

3.1 主观评价

选取自然场景下受不同浓度雾气影响的退化图像开展对比实验,不同算法作用下的去雾图像如图 11 所示。

实验结果表明,上述方法在某种程度上都可以实现去雾处理,但效果有所不同。利用文献[7]去雾后在 Image2(b)中景深突变处存在明显光晕现象,结合导向滤波在去雾 Image2(c)中白边现象得到明显

改善,但在 Image1(c)—Image4(c)中存在明显的色彩失真。文献[11]引入自适应容差策略,去雾后在 Image2(d)—Image4(d)中整体色彩自然,但色调偏暗。本文算法进一步引入改进的 White Patch Retinex 算法计算大气光值,利用自动色阶优化算法提高输出图像对比度,去雾图 Image(e)色彩自然,细节清晰。

综上所述,本文算法对不同浓度的有雾图像处理效果良好,且复原图像色彩真实、细节清晰,天空

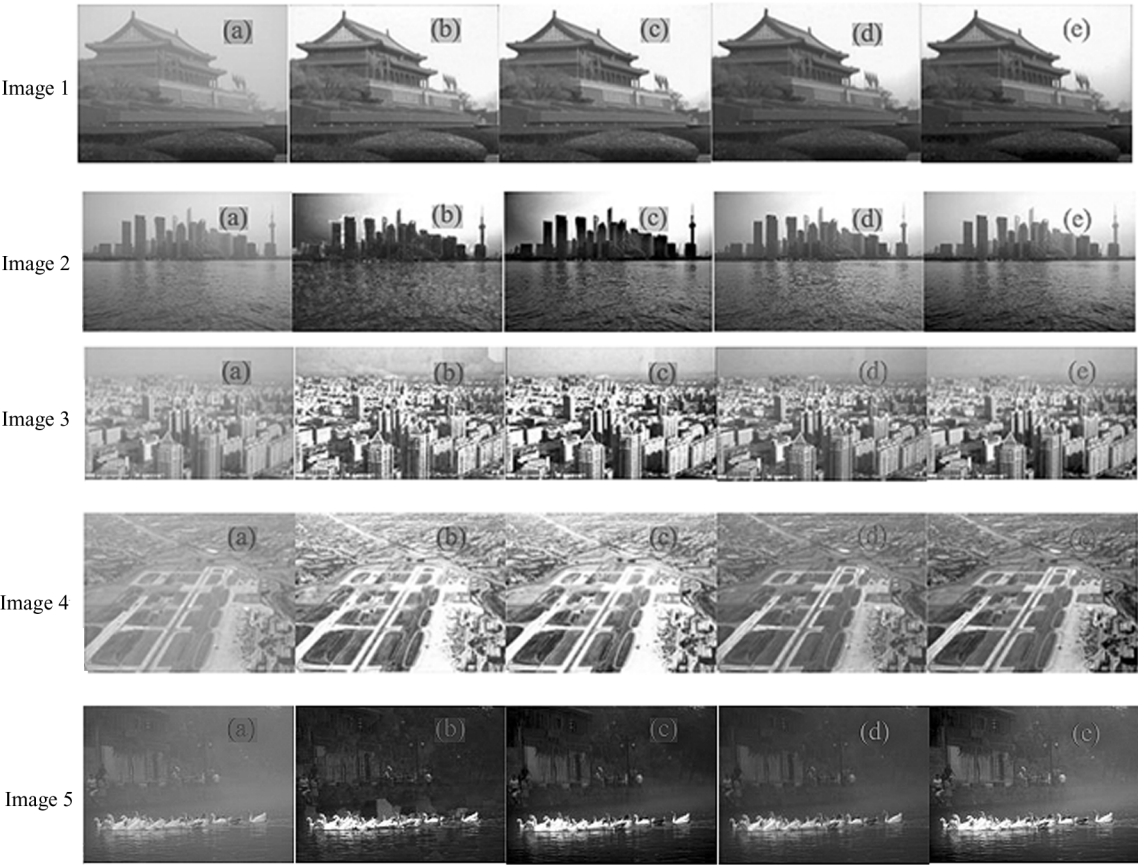


图 11 不同算法的实验结果:(a) 原图;(b) 文献[7]算法;(c) 算法 1;(d) 文献[11]算法;(e) 本文算法
Fig. 11 Experiment results with different algorithms:(a) Original image;(b) Algorithm in Ref. [7];
(c) Algorithm 1;(d) Algorithm in Ref. [11];(e) Algorithm in this paper

区域色带过渡更加自然,视觉效果更好。

3.2 客观评价

为了更加客观地评价本文算法的有效性,实验过程中选取以下评价指标:信息熵(entropy)、平均值(mean)、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和处理时间(time),对去雾算法进行定量评价。其中,信息熵是平均每个像素点携带的信息量,反映了图像中目标物的多少,信息熵越大则图像灰度值分布越丰富,图像信息量越大,其统计结果如表

1 所示;PSNR 反映了图像失真水平,PSNR 越大则图像的有用信息越丰富,失真越小,其统计结果如表 2 所示;均值反映了图像的整体亮度情况,均值越大表示图像整体亮度越高,统计结果如表 3 所示;处理时间反映了算法复杂度,处理时间越小算法处理效率越高,统计结果如表 4 所示。

从表 1 可以看出,本文算法处理图像的信息熵相对文献[7]平均提高 0.47 bit,相对算法 1 平均提高 0.39 bit,相对文献[11]平均提高 0.2 bit 左右,本

文算法处理的复原图像整体上信息熵更高,表明复原图像中灰度丰富且分布均匀,含有更多信息量。

表 1 不同算法去雾图像的信息熵(bit/symbol)

Tab. 1 Entropy of defogging images with different algorithms (bit/symbol)

Image	Ref. [7]	Algorithm 1	Ref. [11]	This paper
Imag1	6.753 5	6.744 4	6.790 6	7.147 6
Imag2	7.012 2	7.032 4	7.441 5	7.723 0
Imag3	7.032 1	6.999 5	7.589 5	7.497 1
Imag4	7.166 0	7.226 8	7.425 4	7.481 2
Imag5	6.175 2	6.588 0	6.227 7	6.760 6

从表 2 可以看出,本文算法处理图像的 PSNR 相对文献[7]平均提高 3.7 dB 左右,相对算法 1 平均提高 4.4 dB 左右,相对文献[11]平均提高 0.8 dB 左右,本文算法处理后整体上 PSNR 更高,表明复原图像中有效信息更丰富,失真度更小,且本文算法具有更好的鲁棒性和适应性。

表 2 不同方法去雾图像的 PSNR

Tab. 2 Peak signal-to-noise ratio of defogging images by different algorithms

Image	Ref. [7]	Algorithm 1	Ref. [11]	This paper
Imag1	25.426 3	27.048 7	35.613 4	29.763 3
Imag2	17.880 4	15.677 0	16.827 4	19.800 5
Imag3	18.064 1	15.718 6	20.128 1	19.290 2
Imag4	17.791 6	16.966 6	17.603 1	17.633 9
Imag5	12.602 2	12.496 7	15.685 1	18.177 2

从表 3 可以看出,受雾气影响,原图整体均值偏高,采用文献[7]和算法 1 处理后,图像 5 均值下降明显,处理结果整体偏暗,而图像 1 和图像 4 处理后均值不降反升,说明复原图像色彩存在明显失真。采用文献[11]算法和本文算法处理后,复原图像的亮度整体降低,且本文算法处理结果的均值变化较为合理。

表 3 不同算法去雾图像的均值

Tab. 3 Mean of defogging images with different algorithms

Image	Original image	Ref. [7]	Algorithm 1	Ref. [11]	This paper
Imag1	116.184 9	125.131 9	122.864 2	110.145 4	112.332 3
Imag2	145.818 6	132.380 9	127.370 8	106.073 1	128.931 8
Imag3	168.876 3	165.723 2	161.531 5	146.285 4	148.416 8
Imag4	164.484 6	176.616 4	174.043 4	128.130 8	125.615 6
Imag5	112.176 6	46.689 0	45.172 0	64.259 9	81.935 9

表 4 不同方法去雾时间统计(s)

Tab. 4 Defogging time statistics of different algorithms (s)

Image	Ref. [7]	Algorithm 1	Ref. [11]	This paper
Imag1	3.703 1	3.437 5	5.750 0	4.375 0
Imag2	4.009 4	3.218 8	7.156 3	5.484 0
Imag3	3.046 9	3.040 0	6.500 0	5.890 6
Imag4	9.140 6	7.546 9	9.281 3	9.040 6
Imag5	4.502 5	4.625 0	9.187 5	6.656 3

以上数据表明,本文算法对不同浓度下的有雾图像进行处理,去雾图像的信息熵、PSNR 和均值分别得到明显改善,去雾图像色彩丰富自然、细节清晰,验证了本文方法的有效性。

一般算法有效性的提高是以增加算法复杂度为代价的,本文算法相比文献[7]和算法 1,处理时间有所增加,但相比文献[11],运行速度平均提高 1.1 s,本文算法在提高去雾效果的同时,进一步改善了的运行效率。

4 结 论

本文针对 DCP 原理在有雾图像清晰化过程中的不足,提出一种基于超像素暗通道、自适应容差和自动色阶优化的去雾方法。其中,超像素分割使得局部窗口尺寸根据图像内容随机设定,同时确保了局部窗口内景深不变,使计算的透射率更加精确和稳健;导向滤波算法进一步细化透射率,有效解决了去雾图像的 Halo 效应;自适应容差策略对明亮区域的透射率进行自适应的补偿,避免了去雾图像中明亮区域色彩失真的问题;改进的 White Patch Retinex 算法计算更加精确的大气光值,使去雾效果更加明显;自动色阶优化算法对去雾图像进行对比度增强,使得复原图像的色彩更加自然,细节更加清楚。实验结果表明:本文算法相较于文献[7]和文献[11],信息熵分别提高 0.47 bit 和 0.2 bit, PSNR 平均提高 3.7 dB 和 0.8 dB,相较于文献[11],算法运行速度得到提高。证明该算法去雾图像色彩真实自然、细节清晰、信息丰富、对比度明显,因此算法整体有效性和鲁棒性得到了提高,可为不同领域图像及视频信息解析提供研究基础。

参考文献:

- [1] CHOI L K, YOU J, BOVIK A C. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24

- (11):3888-3901.
- [2] ABUDURUSULI A, AILIMINUER A. Color image enhancement algorithm based on wavelet transform and histogram equalization [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2021, 32(1):14-18.
阿卜杜如苏力·奥斯曼, 艾力米努·阿布力江. 小波变换和直方图均衡化的保持色调不变彩色图像增强算法[J]. *光电子·激光*, 2021, 32(1):14-18.
- [3] LIU W, YAO R, QIU G. A physics based generative adversarial network for single image defogging[J]. *Image and Vision Computing*, 2019, 92(1):103815.
- [4] KHAN H, SHARIF M, BIBI N, et al. Localization of radiance transformation for image dehazing in wavelet domain[J]. *Neurocomputing*, 2020, 14:141-151.
- [5] HE K, 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.
- [6] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6):1397-1409.
- [7] XU H, TAN Y B, LIU B W, et al. Image dehazing method based on superpixels and dark channel priors[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2020, 50(10):118-124.
徐浩, 谭一博, 刘博文, 等. 基于超像素和暗通道先验的图像去雾复原方法[J]. *中国海洋大学学报(自然科学版)*, 2020, 50(10):118-124.
- [8] JIANG Y, SUN C, ZHAO Y, et al. Image dehazing using adaptive bi-channel priors on superpixels [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 165(10):17-32.
- [9] GUO F, PENG H, TANG J. Genetic algorithm-based parameter selection approach to single image defogging [J]. *Information Processing Letters*, 2016, 116(10):595-620.
- [10] SUN K W, RAN X, LI Y, et al. Dehazing algorithm based on sky region segmentation and reliability map guided fusion[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2023, 34(2):147-155.
孙开伟, 冉雪, 李彦, 等. 基于天空区域分割与置信度图导向融合的去雾方法研究[J]. *光电子·激光*, 2023, 34(2):147-155.
- [11] ZHONG H J, LIAO Y P. Image defogging algorithm based on improved dark channel and adaptive tolerance[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(11):1488-1497.
仲会娟, 廖一鹏. 基于改进暗通道和自适应容差的图像去雾算法[J]. *液晶与显示*, 2022, 37(11):1488-1497.
- [12] FAN X P, ZHOU J P, XU Y. Agricultural image dehazing method based on super-pixel dark channel and improved guided filtering[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2021, 52(12):264-272.
樊湘鹏, 周建平, 许燕. 基于超像素暗通道和改进导向滤波的农业图像去雾方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(12):264-272.
- [13] WANG X, SUN Y Y, MENG J. Optimized dehazing method based on dark channel prior[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(5):506-510.
王昕, 孙莹莹, 孟健. 基于暗通道先验的图像去雾优化算法[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(5):506-510.
- [14] YANG F, TANG S L. Adaptive tolerance dehazing algorithm based on dark channel prior[J]. *Algorithms*, 2020, 13(2):45-52.
- [15] JIN X L, ZHANG W, LIU L F. Image defogging algorithm based on guided filtering and adaptive tolerance [J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(5):27-36.
金仙力, 张威, 刘林峰. 基于引导滤波和自适应容差的图像去雾算法[J]. *通信学报*, 2020, 41(5):27-36.
- [16] ZHUANG X L, TAN F K, LI Z, et al. Image defogging algorithm based on dark channel prior and optimized auto-color[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(7):190-195.
庄秀玲, 谭福奎, 李震, 等. 基于暗通道先验和优化自动色阶的图像去雾算法[J]. *计算应用与软件*, 2021, 38(7):190-195.

作者简介:

仲会娟 (1985—), 女, 硕士, 讲师, 主要从事图像处理、机器视觉、信号与信息处理方面的研究。