

文章编号:1002-2082 (2020) 01-0114-06

基于线性模型的自适应优化去雾算法

孙士伟, 刘金虎, 马文君, 王小鹏

(兰州交通大学 电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 针对线性传输算法中透射率和大气光估计不足问题, 提出一种基于线性模型的自适应优化去雾算法。利用边缘信息模型来增强初始透射率图的细节信息, 使得复原后图像边缘区域细节更丰富; 根据暗通道先验, 得到自适应优化透射率, 更好地处理包含景深区域图像; 采用局部大气光估计方法代替四叉树方法, 避免大气光估计不准确问题, 并结合物理模型恢复图像。仿真实验在 matlab2014 中进行, 实验结果表明, 该算法具有较好的有效性和时效性。

关键词: 图像处理; 线性模型; 边缘信息模型; 自适应透射率

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

DOI: [10.5768/JAO202041.0102008](https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102008)

Adaptive optimization defogging algorithm based on linear model

SUN Shiwei, LIU Jinhua, MA Wenjun, WANG Xiaopeng

(School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Aiming at the problem of insufficient estimate of transmittance and atmospheric light in linear transformation algorithm, an adaptive optimization defogging algorithm based on linear model was proposed. First, the edge information model was used to enhance the detailed information of the initial transmittance image, so that the edge region details of the restored image were richer. Then, an adaptive optimization transmittance was obtained to better process the image including the depth of field region by the dark channel prior. Finally, the local atmospheric light estimate method was used instead of the quadtree method to avoid the inaccuracy of atmospheric light estimate, and the image was restored by combining with the physical model. The simulation experiment was carried out in matlab2014, and the experimental results show that the proposed algorithm has good validity and timeliness.

Key words: image processing; linear model; edge information model; adaptive transmittance

引言

雾天条件下, 由于光受到大气中的微小颗粒以及水分子的散射和吸收, 相机从场景点捕获到的图像具有较低的对比度和可见度, 这种现象给计算机视觉应用(如图像分割及对象追踪)方面带来极大不便^[1]。因此对图像进行去雾具有重要的现实意义。早期的去雾方法通常需要多幅输入图像或额外信息^[2], 然而, 大多数情况下很难达到这些需求, 因此近些年提出一些基于先验或强烈假设的单幅图像去雾算法。

目前, 单幅图像去雾算法在计算机视觉方面扮

演着重要角色。一些算法通过增强对比度来提高图像可见度, 即图像增强^[3-4]。这种方法一般不考虑图像场景深度, 因此恢复的图像易导致颜色失真或过饱和现象。Tan^[5]通过对局部对比度作最大化操作来提高可见度, 但由于图像增强过度导致恢复结果不自然。另一种算法是基于物理模型的图像复原算法^[6-7], 该算法是通过降质图像反推出无雾图像。He 等^[8]提出一种基于暗通道先验去雾算法, 该算法可以去除一定雾气, 但由于透射率估计不准确, 导致在天空区域出现 halo 效应。Wang 等^[9]提出一种基于线性传输的去雾算法, 该算法去

雾较彻底,但对浓雾图像失效且存在颜色失真的现象。

因此,本文提出一种基于线性模型的自适应优化去雾算法。该算法主要有两个贡献:1)去除细节边缘块状效应;2)根据不同的雾浓度自适应选择透射率值。

1 相关工作

1.1 物理模型

大气散射模型^[10]描述了相机获取雾图过程,目前广泛应用于计算机视觉方面,该模型用公式可表示为

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

式中: $I(x)$ 表示雾图; $J(x)$ 表示复原无雾图像; A 表示全局大气光值; $t(x)$ 表示透射率。(1)式右侧第一项 $J(x)t(x)$ 称为直接衰减项, 第二项 $A(1-t(x))$ 称为大气光, 物理模型可以描述为直接衰减和大气光, 假设在大气均匀的情况下, 透射率可以表示为

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

式中: β 为大气散射系数; $d(x)$ 表示场景点到相机的距离。

1.2 暗通道先验

通过对户外非天空无雾图像观察, He 等^[8]发现, 在无雾图像的 RGB 3 个通道中, 至少存在一个通道具有极低的灰度值, 趋近于 0。因此, 暗通道先验可以描述为

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} (J^c(y)) \right) \quad (3)$$

$$J^{\text{dark}} \rightarrow 0 \quad (4)$$

由于暗通道先验使用最小值滤波, 因此在复原图像中容易产生块状效应。

1.3 线性模型

由于在雾天条件下, 透射率与场景距离有关, 成像距离越大, 图像像素值越高。因此, Wang 等人提出假设:

$$\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(x) \propto \min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x) \quad (5)$$

上式可以用二次函数表示为

$$\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(x) = \frac{\min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x) - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \times \min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(x) \quad (6)$$

式中: $\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(x)$ 和 $\min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x)$ 为无雾图 $J(x)$ 与有雾图 $I(x)$ 的任意颜色通道; Max 和 Min 分别为 $\min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x)$

的最大值和最小值, 且满足 $0 \leq \frac{\min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x) - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \leq 1$ 。

假设大气光为常数, 根据(1)式、(6)式, 可得

到透射率表达式:

$$t'(x) = \frac{A - \min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x)}{\min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x) - \text{Min}} \quad (7)$$

$$A = \frac{\text{Max} - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \times \min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x)$$

2 本文算法

在线性模型算法的基础上, 提出一种自适应优化去雾算法, 具体流程图如图 1 所示。本文算法主要分为 3 个步骤:1) 通过边缘信息模型保持边缘细节, 得到粗略透射率;2) 通过暗通道图来自适应地优化透射率;3) 求取大气光, 结合物理模型恢复出图像。

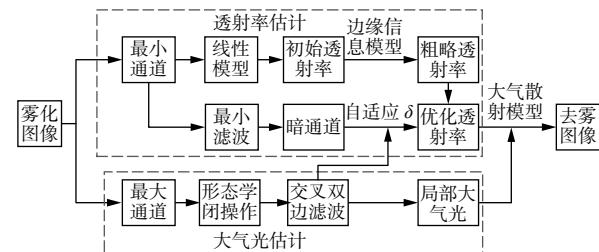


图 1 去雾算法流程图

Fig. 1 Flow chart of defogging algorithm

2.1 透射率估计

2.1.1 边缘信息模型

由于线性模型中采用最小值滤波操作, 所求初始透射率图中容易产生边缘细节信息丢失现象, 因此本文利用边缘信息模型来保持边缘细节^[11]。中值滤波可以在有效去除噪声的同时保持边缘信息, 边缘信息模型表示如下:

$$D(x) = \text{crossbilateral}(w(\min_{y \in \Omega(x)} (W(y))), W(x)) - \min_{y \in \Omega(x)} (W(y)) \quad (8)$$

式中: W 取值为 0.95; $\Omega(x)$ 表示以像素点 x 为中心的滤波窗口; $W(x)$ 表示在像素点 x 的像素值; $W(y)$ 表示 $\Omega(x)$ 对应的像素值; crossbilateral 为交叉双边滤波。据此可以得到粗略透射率如下:

$$t''(x) = t'(x) - D(x) \quad (9)$$

2.1.2 自适应优化

为了更好地控制线性模型的变换程度以达到较好的恢复效果, 本文引入调整因子 δ ($0 \leq \delta \leq 1$), 从而透射率可以描述成:

$$t'(x) = \delta \times t''(x) - D(x) \quad (10)$$

不同的 δ 值可以改变 $\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(x)$ 随 $\min_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x)$ 的变化速率, 进而控制去雾程度。当 δ 取值较小时,

$t'(x)$ 取值也较小, 从而可以有效估计出近景区域透射率; 当 δ 取值较大时, $t'(x)$ 取值也较大, 从而可以

有效估计出远景区域透射率。不同 δ 值的复原效果如图 2 所示。

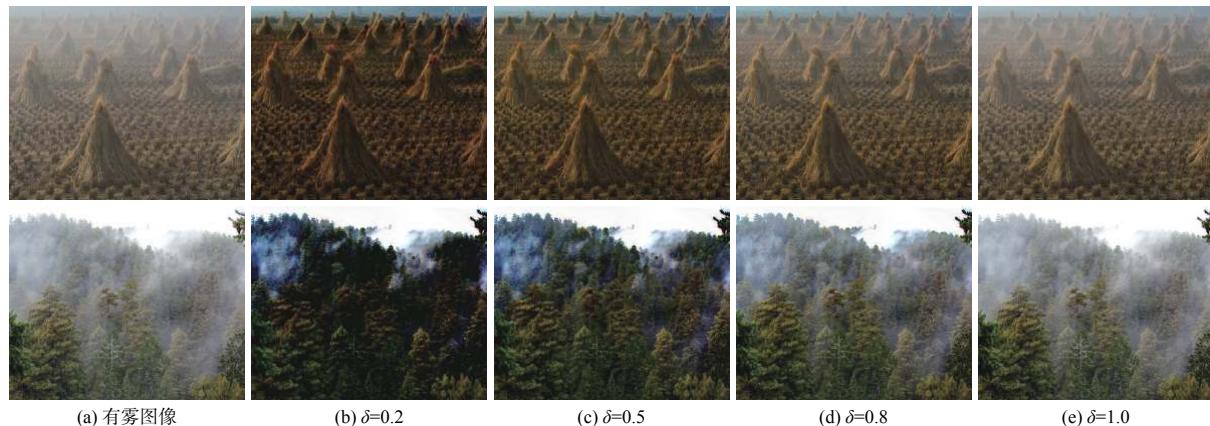


图 2 不同 δ 值恢复效果

Fig. 2 Restoration effects of different δ values

从图 2 可以看出, δ 取值较大时, 近景恢复效果较好, 能够得到较多的细节信息, 但是远景处去雾不彻底; δ 取值较小时, 远景恢复效果较好, 基本上去除雾气的干扰, 但近景易产生过饱和现象。因此可以看出: δ 值与去雾程度呈负相关。在一幅有雾图像中, 若 δ 取定值, 则不能很好地同时恢复出远景和近景区域细节信息, 因此本文将 δ 定值转化为 $\delta(x)$ 来自适应地调节透射率, 使得在浓雾(远景)区域取较小的 δ 值, 在薄雾(近景)区域取较大的 δ 值。由于暗通道图可以反映雾浓度信息, 因此本文结合暗通道先验, $\delta(x)$ 可以表示为

$$\delta(x) \propto 1 - \text{crossbilateral}(I^{\text{dark}}(x)) \quad (11)$$

式中 crossbilateral 为交叉双边滤波, 目的是消除暗通道先验中最小滤波引起的块状效应。由此可得出自适应优化透射率为

$$t''(x) = \delta(x) \times t'(x) - D(x) \quad (12)$$

透射率图与复原图像如图 3 所示。其中, 图 3(a) 为优化前的透射率, 即初始透射率, 图 3(c) 为初始透射率的恢复图像, 可以看出图 3(a) 整体过亮, 不能较好地反映景深信息, 且复原出的图像整体雾感较浓; 图 3(b) 为经过本文算法优化后的透射率, 图 3(d) 为优化透射率复原后图像, 可以看出经过保持边缘信息及自适应优化后的透射率图更加平滑, 且更能突出景深信息。由图 3(b) 得到的恢复图像, 雾气基本去除, 细节信息更加丰富。

2.2 大气光估计

上文对于透射率估计的前提是假设大气光值已知, 大气光值选取的准确与否影响复原图像效果。对于大气光的选取, He 等^[8] 选取暗通道图中前 0.1% 中像素点的最大像素值作为大气光值, 该

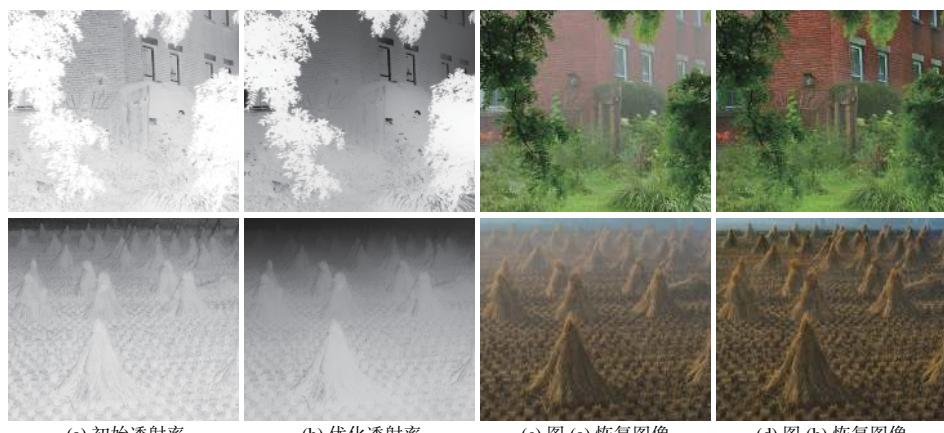


图 3 透射率图及恢复图像

Fig. 3 Transmittance images and restored images

方法适合大多数图像, 但对于含有强光源以及白色物体的图像失效; Wang 等^[9]采用四叉树的方法, 即将图像分为 4 个部分, 计算每部分的权值, 依次进行比较, 直至最后大气光选定区域为图像上半部分, 由于该方法是以亮度值为基点, 因此对于薄雾图像以及浓雾图像容易导致大气光估计过大或过小问题; 考虑到大多数大气光的估计值为定值, Sun 等^[12]提出一种局部大气光的估计方法, 该方法基于最大滤波, 根据不同区域, 自适应地选择大气光值, 由于该方法是以局部区域为基点计算大气光值的, 因此避免了全局大气光带来的估计不准问题。本文采用此局部大气光估计方法, 用公式表示为

$$A(x) = \text{crossbilateral}(\overline{(A_{\max}(x))}, A_{\max}(x)) \quad (13)$$

式中: “ $\overline{(\cdot)}$ ”表示形态学闭操作; $A_{\max}(x) = \max_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x)$, 表示输入雾图的最大通道。

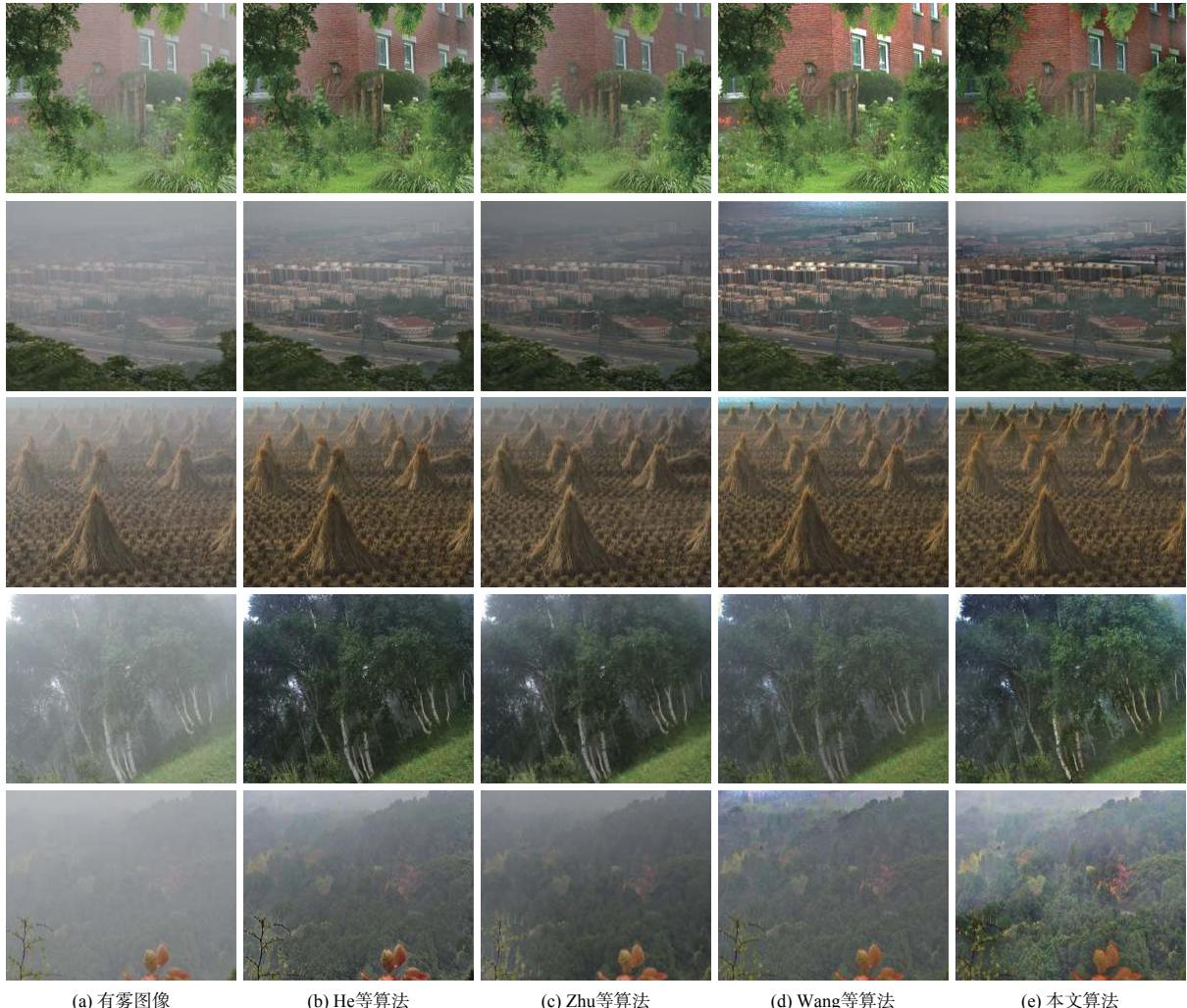


图 4 实验结果对比

Fig. 4 Comparison of experimental results

2.3 恢复图像

根据已经求得的透射率及大气光值, 通过大气散射模型恢复出无雾图像, 由于当透射率 $t''(x)$ 过小乃至趋近于 0 时会影响复原效果, 因此本文利用 $t_0=0.1$ 来限制透射率。复原图像表示为

$$J(x) = \frac{I(x) - A(x)}{\max(t''(x), t_0)} + A(x) \quad (14)$$

3 仿真结果

本文提出的基于线性模型的自适应优化去雾算法, 该算法不仅计算简便, 而且对浓雾图像有较好的复原效果, 显示出更多细节信息。为了验证本文算法的有效性, 选取几组有雾图像进行仿真实验并进行分析。

图 4 为雾霾天气条件下的有雾图像以及各种

算法的去雾效果对比。选取了 He 等^[13]提出的暗通道先验算法, Zhu 等^[14]提出颜色衰减先验算法, 以及 Wang 等^[9]提出的线性传输算法与本文算法进行对比。由图 4 中可以看出, He 等算法恢复的图像去除了大部分雾气, 近景恢复效果较好, 但图像边缘处仍存在残雾现象, 且对于景深处去雾不彻底; Zhu 等算法恢复了大部分细节信息, 但复原图像整体偏暗且对浓雾图像处理效果一般; Wang 等算法对于景深区域去雾效果较好, 但由于大气光估计不准确, 在天空区域出现颜色失真现象, 且在近景处存在细节丢失现象; 与其他算法相比, 本文算法复原图像能够恢复出丰富的细节信息且图像清晰, 由于透射率的自适应优化处理, 对包含景深区域图像与浓雾图像处理效果也较好。

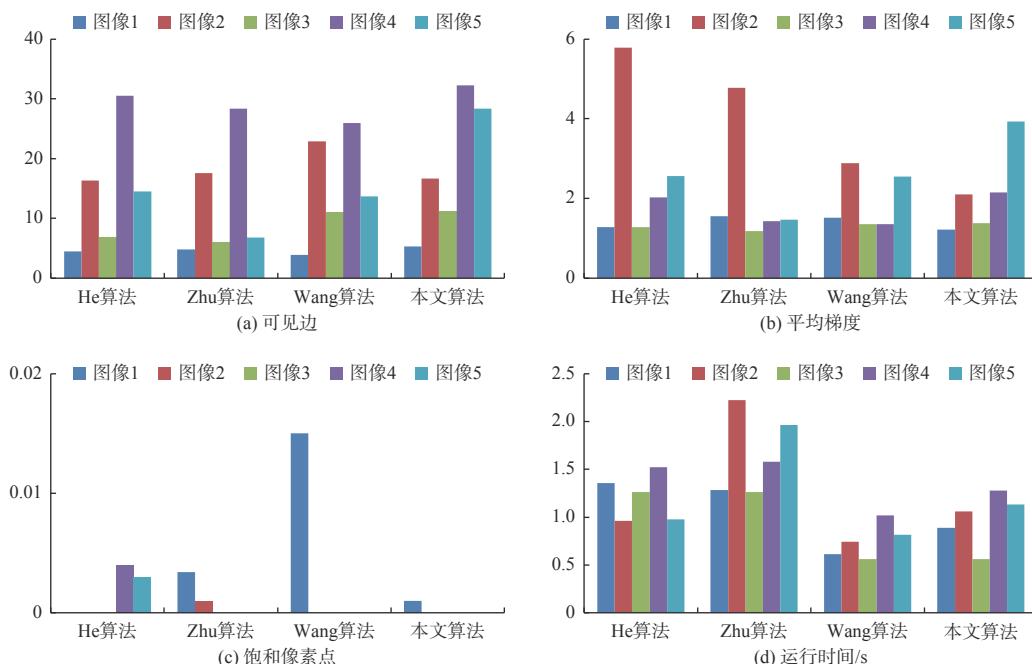


图 5 各算法评价指标

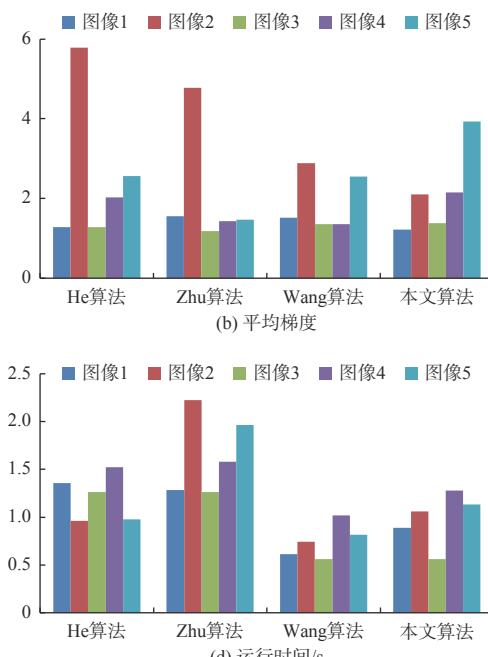
Fig. 5 Evaluation indices of different algorithms

4 结论

针对线性传输算法中存在的一些不足, 本文提出一种基于线性模型的自适应优化去雾算法。该算法通过边缘信息模型在去除雾气的同时保持有雾图像的边缘细节, 并且根据不同的雾浓度赋予合适的调整值, 达到去除景深区域雾气的效果。另外, 通过与经典算法的图像恢复效果以及 4 项评价指标对比, 验证了本文算法的优越性。

为了进一步验证本文算法的有效性和可行性, 本文采用可见边, 平均梯度, 饱和像素点, 以及运行时间等评价指标对以上各算法进行评价对比^[15]。其中, 可见边与平均梯度值越大, 表明恢复图像的边缘信息和图像对比度越高, 饱和像素点与运行时间值越小, 表示图像的过饱和现象越小且计算复杂度越小。

图 5 分别列出了图 4 中各算法的评价指标。从图中可以看出, 与 He 算法和 Zhu 算法相比, 本文算法在 4 种评价指标上均占优势(除第二幅图像的平均梯度外); 与 Wang 算法相比, 本文算法在可见边、平均梯度以及饱和像素点上优于 Wang 算法, 但由于边缘信息以及双边滤波的使用, 本文算法计算复杂度较 Wang 算法略高。综上所述, 本文算法具有较高的可行性和有效性。



参考文献:

- [1] WANG J Z, WANG W M, WANG R G, et al. CSPS: an adaptive pooling method for image classification[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(6): 1000-1010.
- [2] WANG Wencheng, YUAN Xiaohui. Recent advances in image dehazing[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, 4(3): 410-436.
- [3] XU H T, ZHAI G T, WU X L, et al. Generalized equaliza-

- tion model for image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2014, 16(1): 68-82.
- [4] DAI Qingqing, FAN Zhiguo, SONG Qiang, et al. Polarization defogging method for color image based on automatic estimation of global parameters[J]. *Journal of Applied Optics*, 2018, 39(4): 511-517.
代晴晴, 范之国, 宋强, 等. 全局参数自动估计的彩色图像偏振去雾方法[J]. 应用光学, 2018, 39(4): 511-517.
- [5] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, USA:IEEE, 2008
- [6] MENG G F, WANG Y, DUAN J Y, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Australia:IEEE, 2013: 617-624.
- [7] YU Jing, LI Dapeng, LIAO Qingmin. Physical-based fast single fog removal[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(2): 143-149.
禹晶, 李大鹏, 廖庆敏. 基于物理模型的快速单幅图像去雾方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(2): 143-149.
- [8] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [9] WANG W C, YUAN X H, WU X J, et al. Fast image dehazing method based on linear transformation[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, 19(6): 1142-1155.
- [10] YANG Yan, LI Yifei, YUE Hui. Adaptive linear transmission estimation dehazing algorithm[J]. *Journal of Applied Optics*, 2019, 40(3): 447-453.
杨燕, 李一菲, 岳辉. 一种自适应线性透射率估计去雾算法[J]. 应用光学, 2019, 40(3): 447-453.
- [11] HUANG S C, CHEN B H, WANG W J. Visibility restoration of single hazy images captured in real-world weather conditions[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2014, 24(10): 1814-1824.
- [12] SUN W, WANG H, SUN C H, et al. Fast single image haze removal via local atmospheric light veil estimation[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2015, 46: 371-383.
- [13] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [14] ZHU Q S, 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.
- [15] ANCUTI C O, ANCUTI C, TIMOFTE R, et al. I-HAZE: a dehazing benchmark with real hazy and haze-free indoor images[J]. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, 2018, 1804: 754-762.