

DOI:10.16136/j.joel.2023.02.0231

基于非局部先验的雾线优化图像去雾算法

聂新蕾¹, 张长胜^{1*}, 钱俊兵²

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 民航与航空学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 针对非局部先验去雾算法中雾线端点像素位置精确度不足的问题, 提出了雾线优化的非局部先验图像去雾算法。首先分析雾线理论, 结合暗通道理论确定最大聚类雾线真实端点, 以其为已知条件补偿小聚类雾线端点与大气光之间的距离, 根据类内不同像素与雾线对应夹角预估单个像素雾线端点进而求得像素级优化后的透射率, 最后根据图像局部灰度值差异融合暗通道先验 (dark channel prior, DCP) 和非局部先验透射率得最终透射率图。将本文算法与其余 3 种去雾算法在多幅户外雾图下通过主观及客观两方面分析比较, 实验结果表明该算法能取得更好的去雾效果, 尤其在天空区域图像复原效果较为突出。

关键词: 图像去雾; 暗通道先验 (DCP); 非局部先验; 雾线优化; 雾线端点

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2023)02-0140-07

Haze-line optimization image dehazing algorithm based on non-local prior

NIE Xinlei¹, ZHANG Changsheng^{1*}, QIAN Junbing²

(1. College of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China; 2. College of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: The pixel position of the haze-line endpoint is not accurate enough in the non-local prior dehazing algorithm. To resolve this problem, an image dehazing algorithm based on non-local prior with an optimized haze-line was proposed in this study. We analyzed haze-line theory and combined the dark channel theory to find the real haze-line endpoint of the largest cluster. Then, we took it as the known conditions to compensate the maximum distance between other haze-line endpoints of small cluster and the atmospheric light. According to the different pixels in the class and the corresponding angles, the haze-line endpoint of individual pixel was estimated, and then, the transmission of every pixel after optimization was refined. Finally, local grey value difference fusion dark channel prior (DCP) and non-local prior transmission was used to produce our transmission map. We compared our algorithm with three existing algorithms by applying them to multiple outdoor hazy images through subjective and objective analyses. The experimental results demonstrate that proposed algorithm has a better dehazing effect, especially in the sky region, the image restoration effect is more prominent.

Key words: image defogging; dark channel prior dehazing (DCP); non-local priors; haze-line optimization; haze-line endpoint

0 引 言

雾霾天气给生命健康、交通、刑侦等带来了极大的困扰, 户外图像清晰度降低的主要原因是空

气中的气溶胶、灰尘和水滴等对大气光散射使其参与成像, 并对目标物体反射光散射、吸收^[1], 进而使到达镜头的光线严重衰减, 降低成像对比度及户外目标可见度, 因此图像去雾具有重要的现

* E-mail: 1455030203@qq.com

收稿日期: 2022-04-04 修订日期: 2022-06-18

基金项目: 国家自然科学基金(61963022, 51665025)资助项目

实意义。

近年来,图像去雾算法取得了较大的进步,去雾理论主要分为图像增强^[2,3]和图像复原^[4-7]两种,前者主要根据人眼视觉的主观判断对图像实行对比度增强以适应视觉效果,后者根据图像降质的机理逆推导复原清晰图像,图像复原的主要工作是预估图像透射率^[8]及大气光值^[9,10]。LI^[11]等针对基于融合策略的去雾方法存在的缺陷提出了一种多尺度融合策略,较好避免了去雾结果颜色失真现象,但时间复杂度较高。HE^[4]等提出的暗通道先验(dark channel prior, DCP)去雾算法取得了较好的去雾效果,但对于天空或白色目标等区域暗通道理论会失效,复原图像整体偏暗^[12],且软抠图方法复杂度较高,导致实用性不强,后采用引导滤波^[13]代替软抠图。SINGH等^[5]考虑到DCP的缺陷提出了一种基于邻域的摩尔梯度轮廓先验去雾算法,并验证了其在图像边缘具有较少的振铃效应。MENG等^[6]通过挖掘透射率函数中图像本质的边界约束来复原图像。BERMAN等^[7]等通过大量实验发现任意一幅图像在RGB颜色空间中所有像素总可以用几百种颜色代替,且每种颜色下的像素在图像中全局存在,进而提出了非局部先验去雾理论。

针对非局部先验去雾理论透射率求取准确性一定程度上依赖具体图像及其聚类数目和聚类大小的现象以及雾线端点像素位置精确度不足的问题,提出一种雾线优化的非局部先验图像去雾算法。本文结合暗通道理论确定置信度最高的雾线端点,进一步补偿其余雾线端点与大气光之间的距离,然后依据不同聚类下的雾线端点执行像素级雾线端点求取,最后根据局部灰度差异融合DCP透射率和非局部先验透射率,提高预估透射率的精确性。

1 无雾图像复原

下述大气散射模型在计算机视觉领域被广泛的使用^[4]:

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

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

式中, $I(x)$ 为有雾图像, $J(x)$ 为无雾图像, A 为大气光值, $t(x)$ 为透射率, $d(x)$ 为场景深度, x 为索引像素, β 为大气散射系数。

在假设大气光值已知的情况下,只需求得透射率 $t(x)$,便可以恢复无雾图像,如下式:

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

2 雾线优化的非局部去雾算法

2.1 雾线优化

非局部先验理论^[7]利用K-means算法在RGB颜色空间对雾图所有像素聚类,由于雾的影响,原处于团状的各类像素形成一条延伸向大气光值的雾线,雾线上各点与大气光之间距离的定义如下:

$$r = \|J - A\|, \quad (4)$$

取上式中的最大值 $r_{\max}$ 对应像素为雾线端点:

$$r_{\max}(x) = \max_{x \in H} \{r(x)\}. \quad (5)$$

理想情况下,雾线一端为大气光,另一端为无雾像素,则透射率可估计如下:

$$t(x) = \frac{r(x)}{r_{\max}}. \quad (6)$$

实际情况下,该理论对透射率预估的准确性很大程度受不同聚类包含像素数目的影响。

2.1.1 大聚类雾线分析

当聚类下像素数目较多时,该雾线会有更大概率存在无雾像素点,即其距大气光最远的像素会有更大概率为真实雾线端点或接近真实雾线端点,但当雾浓度较大时,近景像素也会不同程度地受到雾影响,难以得到真实雾线端点。DCP理论^[4]基于客观无雾图像,不会随雾浓度的增大而失效,对于大多数图像均有很大暗通道比例,如下式:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{x \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} (J^c(x))), \quad (7)$$

式中, $J^c(x)$ 为 $J(x)$ 的一个颜色通道, $c \in rgb$ 为3个颜色通道, $\Omega(x)$ 是以 x 为中心的局部区域,暗通道值 $J^{\text{dark}}(x)$ 趋于0,当最小值滤波区域为大聚类所有雾线像素时,则 $J^{\text{dark}}(x)$ 有更大概率等于0,即 $J_H^{\text{dark}}(x) < J^{\text{dark}}(x)$,如下式:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{x \in H(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} (J^c(x))), \quad (8)$$

式中, $H(x)$ 为雾线,则暗像素可定位于3个颜色面上,进而大聚类的真实雾线端点有更大概率处于颜色RGB颜色面上,如图1所示。

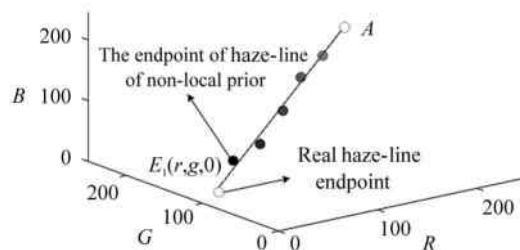


图1 大聚类雾线端点分析

Fig. 1 Endpoint analysis of a large cluster's haze-line

延长雾线使其与颜色平面相较,记交点为 E_1 ,且该点为真实雾线端点,如图 1 所示。

$$H(x): ax + by + cz + d = 0, \quad (9)$$

$$E_1(r, g, b) = H(x) \cap (P_{RG} \cup P_{RB} \cup P_{GB}), \quad (10)$$

式中, P_{RG} 、 P_{RB} 、 P_{GB} 分别表示 RGB 的 3 个颜色平面,由上式可得到更新后的 $r_{\max}$,如下式:

$$r_{\max}^E = \|E_1 - A\|. \quad (11)$$

2.1.2 小聚类雾线分析

聚类后像素的雾线端点是客观存在的,非局部先验理论^[7]认为雾线上所有像素都来源于受雾影响的图像像素,而在现实情况下,由于图像采集手段不同,真实雾线端点不能体现在图像中,即无法在图像中寻出某一客观点作为雾线端点,若把非局部先验的雾线端点在 RGB 色彩空间沿雾线作适量延伸后,便可到达真实雾线端点,为此,本文采取图 2 所示方法还原真实雾线端点。

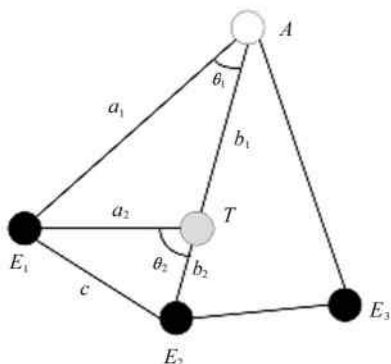


图 2 真实雾线端点分析

Fig. 2 Real haze-line endpoint analysis

图 2 中,点 A 为大气光值,点 E_1 、 E_2 、 E_3 为真实雾线端点,其中 E_1 见式(10),点 T 为非局部先验理论^[7]所得雾线端点,只需求取距离 b_2 便可得到真实雾线端点距大气光的距离 $(b_1 + b_2)$ 。由 2.1.1 节分析可知,在所有雾线中,其雾线端点的可信度随像素数目增多而增大,本文在图 1 所示置信度最高的雾线端点 E_1 的基础上计算其余雾线真实距离 $r_{\max}$,如下式:

$$a_1^2 + (b_1 + b_2)^2 - 2a_1(b_1 + b_2)\cos(\theta_1) = a_2^2 + b_2^2 - 2a_2b_2\cos(\theta_2), \quad (12)$$

$$b_2 = \frac{a_1^2 - a_2^2 + b_1^2 - 2a_1b_1\cos\theta_1}{2a_1\cos\theta_1 - 2b_1 - 2a_2\cos\theta_2}, \quad (13)$$

利用距离 b_2 补偿 b_1 ,得真实雾线端点 E_2 与大气光之间的距离 $r_{\max}$,如下式:

$$r_{\max} = b_1 + b_2. \quad (14)$$

2.1.3 透射率像素级优化

即使处于相同聚类下的像素也存在一定色差,进而雾线像素不能沿绝对直线分布,不同像素亦存在不同的雾线端点,本文利用像素与雾线对应夹角度量该色差大小,并预估像素雾线端点,如图 3 所示。

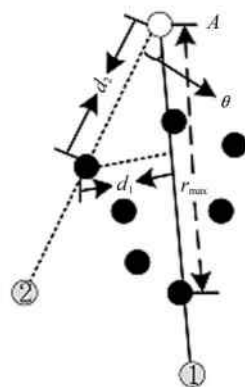


图 3 像素级雾线端点分析

Fig. 3 Haze-line endpoint analysis on a pixel-level

图 3 中像素 1 表示 2.1.2 节所得雾线端点,像素 2 表示预估像素级雾线端点,为将透射率精确到单个像素,根据像素 1 对应 $r_{\max}$ 预估类内单个像素对应 $r_{\max}^i$,如下式:

$$\theta = \arcsin\left(\frac{d_1}{d_2}\right), \quad (15)$$

$$\theta \propto (r_{\max} - r). \quad (16)$$

d_1 和 d_2 如图 3 所示,在 2.1.2 节所求 $r_{\max}$ 的基础上,根据类内各像素对应的 θ 值求取各自 $r_{\max}^i$,如下式:

$$r_{\max}^i = r_{\max} - r_{\max} \times \frac{\theta}{\theta_{\max}}, \quad (17)$$

$$t^i(x) = \frac{r^i(x)}{r_{\max}^i}, \quad (18)$$

式中, $r_{\max}^i$ 表示像素 i 对应雾线端点与大气光之间的距离, $r^i(x)$ 表示像素 i 与大气光之间的距离。

当局部像素灰度变化较频繁时可认为该区域包含多类像素,即像素局部分布,随该局部区域的增大,局部分布逐渐向全局分布过渡,进而非局部先验置信度逐渐增大,本文利用局部像素三通道灰度差异表征非局部先验置信度来线性融合 t^i 与 DCP 透射率,如下式:

$$t' = t^i\sigma + t_g(1 - \sigma), \quad (19)$$

$$\sigma = \left| \frac{I^c}{c \in (R, G, B)} - \frac{\sum_{i=1}^n I_i^c}{n} \right|, \quad (20)$$

式中, I^c 为暗通道, t^i 为优化后的非局部先验透射率, t_k 为引导滤波优化后的暗通道透射率, σ 为融合系数, n 为像素数目。

2.2 传输系数正则化

本文采用 BERMAN^[7] 的正则化模型对透射率进行优化:

$$\sum_x \frac{[t' - \tilde{t}_{LB}(x)]^2}{\sigma^2(x)} + \lambda \sum_x \sum_{y \in N_x} \frac{[t' - t(y)]^2}{||I(x) - I(y)||^2}, \quad (21)$$

式中, λ 为权重因子, 取值为 0.1, N_x 代表 x 的四邻域, $\sigma(x)$ 代表每条雾线预估透射率标准差, 其值随每条雾线上像素数目的减少而增大, $\tilde{t}_{LB}(x)$ 代表透射率下限, 其定义式如下所示:

$$\tilde{t}_{LB}(x) = \max[t, t_{LB}(x)], \quad (22)$$

$$t_{LB}(x) = 1 - \min_{c \in R, G, B} \frac{I_c(x)}{A_c}, \quad (23)$$

式中, $I_c(x)$ 为 $I(x)$ 的暗通道, A_c 为 DCP 估计的大气光值。

本文图像复原流程如图 4 所示:

各算法透射率图如图 5 所示, 本文算法与 BERMAN 算法在图 5 中 A 区域的局部透射率差异图如图 6 所示, 本文算法与 HE、MENG 算法在图 5 中 B 区域的局部透射率差异图如图 7 所示。A 区域虚线框内的建筑和河流近似处于相同景深处, 即该处建筑与河流过渡处透射率变化越小越好, 从局部放大图易知该区域局部透射率灰度值波动 BERMAN > 本文算法。由于 B 区域楼栋处于同一景深, 所以该区域的透射率应局部平滑^[14,15], 局部差异越小越好,

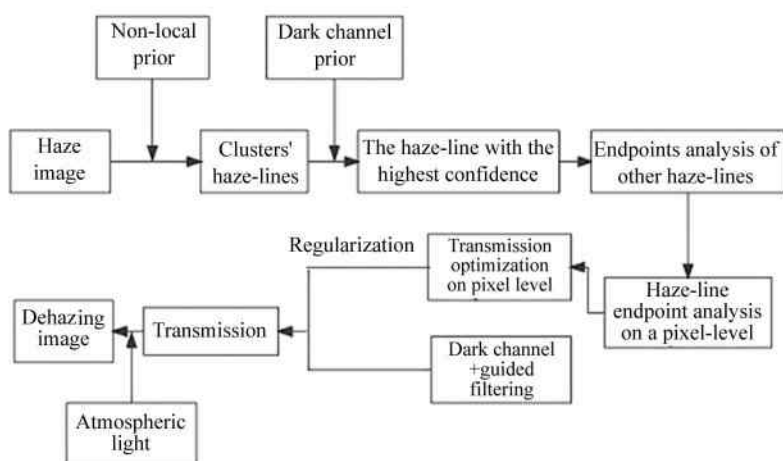


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

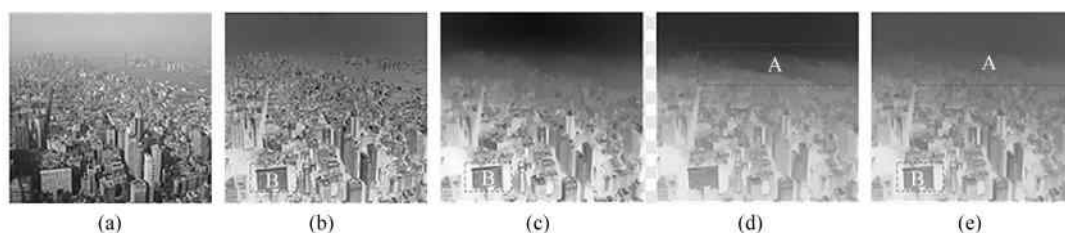


图 5 各算法透射率图:(a) 雾图;(b) HE^[4,13]的结果;(c) MENG^[6]的结果;(d) BERMAN^[7]的结果;(e) 本文结果

Fig. 5 Transmission diagram of each algorithm:(a) Haze image;(b) HE's^[4,13] result;
(c) MENG's^[6] result;(d) BERMAN's^[7] result;(e) Our result

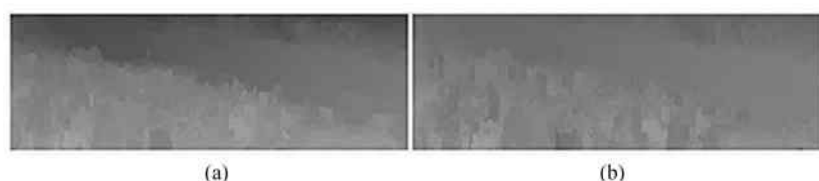


图 6 A 区域:(a) BERMAN^[7]的结果;(b) 本文结果

Fig. 6 The region of A:(a) BERMAN's^[7] result;(b) Our result

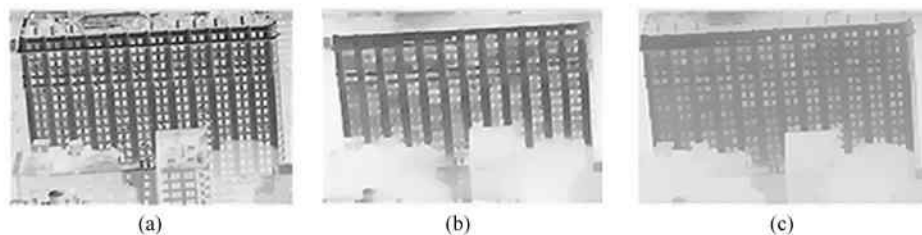


图7 B区域:(a) $HE^{[4,13]}$ 的结果;(b) $MENG^{[6]}$ 的结果;(c) 本文结果

Fig. 7 The region of B: (a) $HE's^{[4,13]}$ result; (b) $MENG's^{[6]}$ result; (c) Our result

从局部放大图易知其局部透射率差异大小为 $HE > MENG >$ 本文算法。

3 实验结果与分析

实验硬件条件为 Core i5-5200 CPU @ 2.20 GHz, 内存 4.00 GB 电脑, 编程环境为 MATLAB2017a。为验证本文算法的有效性, 对多张户外含雾图像进行测试, 并将其与 $HE^{[4,13]}$ 的算法、

$MENG^{[6]}$ 的算法和 $BERMAN^{[7]}$ 的算法的去雾效果进行比较。

3.1 主观评价

从图8、图10—图12可知, 本文算法对天空区域具有最好的去雾效果, $MENG$ 和 $BERMAN$ 的算法在天空区域的恢复效果均较差; 在图9和图10虚线框所示区域中, $BERMAN$ 的结果偏暗, 且图10虚线框所示区域出现颜色失真; 如图8—图11、图13所

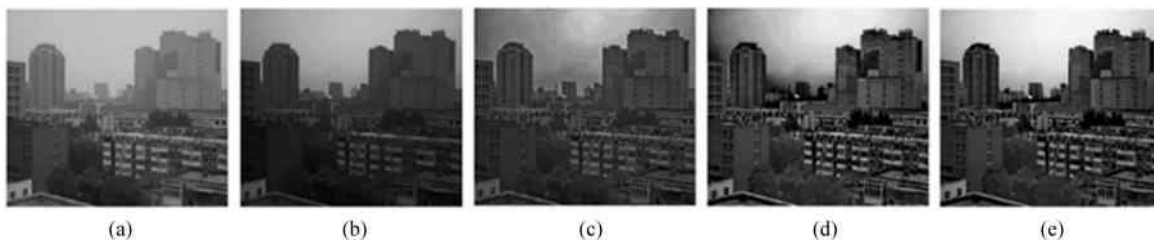


图8 除雾效果对比图:(a) 雾图;(b) $HE^{[4,13]}$ 的结果;(c) $MENG^{[6]}$ 的结果;(d) $BERMAN^{[7]}$ 的结果;(e) 本文结果

Fig. 8 Comparison of dehazing result: (a) Haze image; (b) $HE's^{[4,13]}$ result; (c) $MENG's^{[6]}$ result; (d) $BERMAN's^{[7]}$ result; (e) Our result

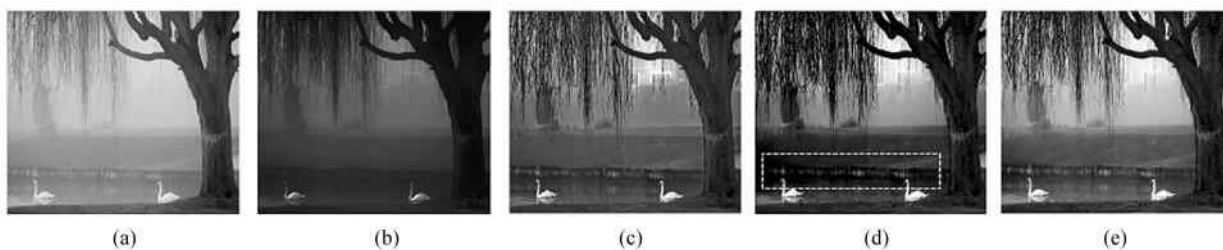


图9 除雾效果对比图:(a) 雾图;(b) $HE^{[4,13]}$ 的结果;(c) $MENG^{[6]}$ 的结果;(d) $BERMAN^{[7]}$ 的结果;(e) 本文结果

Fig. 9 Comparison of dehazing result: (a) Haze image; (b) $HE's^{[4,13]}$ result; (c) $MENG's^{[6]}$ result; (d) $BERMAN's^{[7]}$ result; (e) Our result



图10 除雾效果对比图:(a) 雾图;(b) $HE^{[4,13]}$ 的结果;(c) $MENG^{[6]}$ 的结果;(d) $BERMAN^{[7]}$ 的结果;(e) 本文结果

Fig. 10 Comparison of dehazing result: (a) Haze image; (b) $HE's^{[4,13]}$ result; (c) $MENG's^{[6]}$ result; (d) $BERMAN's^{[7]}$ result; (e) Our result



图 11 除雾效果对比图:(a) 雾图;(b) HE^[4,13]的结果;(c) MENG^[6]的结果;(d) BERMAN^[7]的结果;(e) 本文结果

Fig. 11 Comparison of dehazing result:(a) Haze image;(b) HE's^[4,13] result;
(c) MENG's^[6] result;(d) BERMAN's^[7] result;(e) Our result



图 12 除雾效果对比图:(a) 雾图;(b) HE^[4,13]的结果;(c) MENG^[6]的结果;(d) BERMAN^[7]的结果;(e) 本文结果

Fig. 12 Comparison of dehazing result:(a) Haze image;(b) HE's^[4,13] result;
(c) MENG's^[6] result;(d) BERMAN's^[7] result;(e) Our result



图 13 除雾效果对比图:(a) 雾图;(b) He^[4,13]的结果;(c) Meng^[6]的结果;(d) Berman^[7]的结果;(e) 本文结果

Fig. 13 Comparison of dehazing result:(a) Haze image;(b) HE's^[4,13] result;
(c) MENG's^[6] result;(d) BERMAN's^[7] result;(e) Our result

示,HE 的算法整体复原较暗导致视觉效果较差;从图 13 中可知 MENG 和 BERMAN 的去雾均不彻底,相比之下本文算法的去雾最为彻底,且视觉效果最好。

3.2 客观评价

为进一步验证本文算法的去雾能力及其相比于其余算法在去雾方面的优势,本文在图像方差和信

息熵两个指标下对各算法去雾结果进行分析比较。图像方差反应其对比度大小,其值越大说明对图像纹理、边缘等细节信息恢复越好;信息熵能更好地反应图像细节信息的多少及其清晰度。

由表 1 可知,在图 8—图 13 所示的 6 幅复原图像中,本文算法在方差下仅有图 8、图 11 略差于 BERMAN 的算法,其余 4 幅图像本文算法均有最大

表 1 各算法性能指标

Tab. 1 Performance indexes of each algorithm

Algorithm	Index	Fig. 8	Fig. 9	Fig. 10	Fig. 11	Fig. 12	Fig. 13
HE	Variance	69.18	81.56	77.63	78.33	133.37	88.18
	Entropy	6.7925	6.6946	6.4897	7.2565	6.7266	7.0693
MENG	Variance	78.18	81.74	99.18	90.61	121.90	97.16
	Entropy	7.1978	7.3193	7.5638	7.2709	6.8451	7.5547
BERMAN	Variance	84.45	78.38	105.57	95.87	122.09	112.72
	Entropy	7.3296	7.2011	7.5363	7.5252	7.3029	7.6890
Proposed	Variance	82.70	92.87	111.10	93.10	135.99	113.92
	Entropy	7.2081	7.7676	7.6322	7.7441	7.3217	7.8014

方差;在信息熵下仅图8略差于BERMAN的算法,对于其余5幅图像本文算法有最好的效果。

4 结 论

本文提出了一种雾线优化的非局部先验去雾算法,采用SULAMI^[16]等提出的大气光预估方法。在透射率求取中,首先将暗通道理论引入非局部先验中,确定最大聚类中雾线端点距大气光之间的距离,在该条件下补偿小聚类雾线端点与大气光之间的聚类,再根据各聚类下不同像素与对应雾线的夹角预估单个像素雾线端点与大气光之间的聚类细化透射率,最后根据图像局部灰度差异线性融合预估透射率和DCP透射率。将本文算法与HE、MENG及BERMAN的去雾算法在多幅户外含雾图像下通过主观及客观两方面分析比较,实验结果表明本文算法能取得较好的去雾效果且在天空区域复原效果较为理想。

参考文献:

- [1] PAL N S, LAL S, SHINGHAL K. Visibility enhancement of images degraded by hazy weather conditions using modified non-local approach[J]. Optik, 2018, 163: 99-113.
- [2] TOHL D, LI J S J. Image enhancement by S-shaped curves using successive approximation for preserving brightness[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(8): 1247-1251.
- [3] LI H L, ZHANG Z B, XU X J. Low-light image enhancement algorithm for visual SLAM based on online estimation[J]. Journal of Optoelectronic · Laser, 2021, 32(9): 945-952. 李红莉, 张智斌, 徐玄冀. 基于在线估计的视觉SLAM低光照图像增强算法[J]. 光电子·激光, 2021, 32(9): 945-952.
- [4] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [5] SINGH D, KUMAR V. Image dehazing using Moore neighborhood-based gradient profile prior[J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 70: 131-144.
- [6] MENG G, WANG Y, DUAN J, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE, 2013: 617-624.
- [7] BERMAN D, AVIDAN S. Non-local image dehazing[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 26-July 1, 2016, Las Vegas, NV, United States. New York: IEEE, 2016: 1674-1682.
- [8] BI G, REN J, FU T, et al. Image dehazing based on accurate estimation of transmission in the atmospheric scattering model[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(4): 1-18.
- [9] FU H, WU B, SHAO Y, et al. Scene-awareness based single image dehazing technique via automatic estimation of sky area[J]. IEEE Access, 2018, 7: 1829-1839.
- [10] LIAO B, YIN P, XIAO C. Efficient image dehazing using boundary conditions and local contrast[J]. Computers & Graphics, 2018, 70: 242-250.
- [11] LI Y, MIAO Q, LIU R, et al. A multi-scale fusion scheme based on haze-relevant features for single image dehazing[J]. Neurocomputing, 2018, 283: 73-86.
- [12] LI Y M, WU G Y, ZHANG X J. Image dehazing method based on dual channel and image quality evaluation mode[J]. Journal of Optoelectronic · Laser, 2021, 32(7): 703-710. 李雅梅, 吴光英, 张旭佳. 基于双通道及图像质量评价模型的去雾方法[J]. 光电子·激光, 2021, 32(7): 703-710.
- [13] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[C]//European Conference on Computer Vision, September 10-11, 2010, Heraklion, Crete, Greece. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2010: 1-14.
- [14] HE L Y, ZHAO J Z, BI D Y. Effective haze removal under mixed domain and retract neighborhood[J]. Neurocomputing, 2018, 293: 29-40.
- [15] LIU Y, SHANG J, PAN L, et al. A unified variational model for single image dehazing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 15722-15736.
- [16] SULAMI M, GLATZER I, FATTAL R, et al. Automatic recovery of the atmospheric light in hazy images[C]//2014 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), May 2-4, 2014, Santa Clara, CA, United States. New York: IEEE, 2014: 1-11.

作者简介:

张长胜 (1970—),男,硕士,副教授,硕士生导师,主要从事图像处理、复杂工业过程建模、智能优化算法方面的研究。