

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)07-1178-06

论文索引信息: 周浦城, 薛模根, 张洪坤, 韩裕生, 王峰. 利用偏振滤波的自动图像去雾 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(7): 1178-1183

利用偏振滤波的自动图像去雾

周浦城¹⁾, 薛模根¹⁾, 张洪坤¹⁾, 韩裕生^{1),2)}, 王峰¹⁾

¹⁾(解放军炮兵学院信息工程系, 合肥 230031)

²⁾(中国科学院安徽光学精密机械研究所, 合肥 230031)

摘要: 针对雾天退化图像提出一种自适应图像复原方法。该方法基于定义的偏振图像暗通道, 自动提取图像中的天空区域, 由此获得大气光的强度和偏振度; 采用偏振滤波提取大气光强信息, 并基于最小归一化互信息原则对估计的大气光偏振度进行优化; 根据大气光强的变化规律, 对大气光强的分布进行修复; 将大气光强作为加性噪声予以扣除, 并补偿因大气衰减带来的影响, 最终复原得到场景的辐射强度信息。实验结果表明, 该方法能够有效地改善雾天图像的退化现象, 提高了图像的清晰度。

关键词: 去雾; 偏振滤波; 图像复原

Automatic image dehaze using polarization filtering

Zhou Pucheng¹⁾, Xue Mogen¹⁾, Zhang Hongkun¹⁾, Han Yusheng^{1),2)}, Wang Feng¹⁾

¹⁾(Department of Information Engineering, Artillery Academy of PLA, Hefei 230031 China)

²⁾(Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031 China)

Abstract: To overcome the degraded images taken in hazy weather, an adaptive image restoration method was proposed. Firstly, by introducing dark channel for polarization images, sky regions are automatically segmented from the image, so the intensity and the degree of polarization of airlight can be acquired. Then, atmospheric light intensity information is extracted by polarization filtering, and used to optimize the degree of polarization of airlight by adopting the criteria of minimum normalized mutual information. After that, the distribution of atmospheric light intensity is repaired according to its change law. Finally, by removal of atmospheric light intensity, and compensation for attenuated effect of airlight, the scene radiation intensity information is recovered. Experimental results have shown that the proposed algorithm can alleviate the degradation of the image efficiently, and enhance the definition of the image.

Keywords: dehaze; polarization filtering; image restoration

0 引言

在雾天条件下, 由于大气对光的吸收与散射作用, 获得的图像严重退化, 给交通运输、视频监控乃至军事侦察等带来很大的困难。因此, 从雾天退化图像中复原和增强景物细节信息具有重要的现实意义。已有的图像去雾技术可大致分成两大类: 一类

是基于大气散射物理模型; 另一类是基于图像增强的方法。其中, 基于大气散射物理模型的方法一般能够达到较为理想的去雾效果, 因而成为图像去雾技术研究的重点, 但这类方法通常需要获悉场景的深度信息。

在 Oakley 等人^[1]提出的去雾方法中, 场景的深度信息是通过雷达获得的。Narasimhan 等人^[2]利用不同天气下的图像来提取场景的深度信息; 陈功等

收稿日期: 2010-05-05; 修回日期: 2010-09-17

第一作者简介: 周浦城(1977—), 男, 讲师。2006年于哈尔滨工业大学获计算机应用技术专业工学博士学位, 主要研究方向为偏振遥感信息处理、图像处理与分析、人工智能。E-mail: zhoupc@hit.edu.cn。

人^[3]借助晴天和雾天场景的参考图像来计算场景各点的深度比关系。这两种方法需要涉及不同天气条件下获得的多幅场景图像,因此时效性较差。Narasimhan 等人^[4]提出一种利用单幅图像即可实现去雾的方法,但需要人工设定消失点,并指定景深。Tan^[5]提出通过扩大复原图像的局部对比度来达到去雾的目的;Fattal^[6]采用盲源分离技术提取景物深度信息;He 等人^[7]提出基于暗原色先验的去雾方法。上述3种方法均能实现单幅图像自动去雾,但都涉及复杂的求解运算,因此适时性较差。Schechner 等人^[8]根据大气偏振特性获取场景的深度信息,最终复原退化图像,该算法计算复杂度低,具有即时去雾能力,但需要通过手工选取图像中的区域来估计相关参数。针对 Schechner 等人提出的去雾方法存在的不足,提出一种自适应偏振图像去雾方法。

1 基于偏振滤波的图像去雾原理

根据大气散射模型^[9],在雾天情况下,起主导作用的是衰减模型和大气光模型。衰减模型描述了光波从场景传播到观测点之间的削弱过程。若用 D 表示观测点接收到的场景光强,则

$$D = L^{\text{object}} e^{-\beta d} \quad (1)$$

式中: L^{object} 是景物的辐射强度; β 表示大气的散射系数; d 是场景到观测点的距离。

大气光模型描述了光经大气散射后对观测点接收光强的影响。若用 A 表示观测点接收到的大气光强, A_{∞} 代表无穷远处的大气光强度,则

$$A = A_{\infty} (1 - e^{-\beta d}) \quad (2)$$

因此,根据大气散射模型,成像系统得到的图像其强度信息 $I(x, y)$ 可以表达为

$$I(x, y) = D(x, y) + A(x, y) \quad (3)$$

根据光学原理,光波经物体表面反射辐射后其偏振态将发生改变,对于线偏振成像系统,即

$$I(x, y) = I_{\text{H}}(x, y) + I_{\text{V}}(x, y) \quad (4)$$

式中, $I_{\text{H}}(x, y)$ 表示平行于入射面的线偏振光的强度, $I_{\text{V}}(x, y)$ 表示垂直于入射面的线偏振光的强度。

从式(1)(2)中可以看出,场景光强 D 随距离呈指数衰减,而大气光强 A 随距离呈指数递增。因此,可以近似认为到达线偏振成像系统的光波其偏振态主要是由大气光造成的^[8],从而有

$$\begin{cases} I_{\text{H}}(x, y) \approx \frac{1}{2}D(x, y) + A_{\text{H}}(x, y) \\ I_{\text{V}}(x, y) \approx \frac{1}{2}D(x, y) + A_{\text{V}}(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

再根据偏振度的定义,有

$$\begin{cases} P_{\text{A}}(x, y) \equiv \frac{A_{\text{H}}(x, y) - A_{\text{V}}(x, y)}{A_{\text{H}}(x, y) + A_{\text{V}}(x, y)} = \frac{A_{\text{H}}(x, y) - A_{\text{V}}(x, y)}{A(x, y)} \\ P_{\text{I}}(x, y) \equiv \frac{I_{\text{H}}(x, y) - I_{\text{V}}(x, y)}{I_{\text{H}}(x, y) + I_{\text{V}}(x, y)} = \frac{I_{\text{H}}(x, y) - I_{\text{V}}(x, y)}{I(x, y)} \end{cases} \quad (6)$$

综合式(1)–(6),扣除 A 的影响并补偿 D 的衰减,可以反演得到景物辐射强度的估计值

$$\hat{L}^{\text{object}}(x, y) \approx A_{\infty} \left(\frac{P_{\text{A}}(x, y)I(x, y) - P_{\text{I}}(x, y)I(x, y)}{P_{\text{A}}(x, y)A_{\infty} - P_{\text{I}}(x, y)I(x, y)} \right) \quad (7)$$

一般可近似认为 $P_{\text{A}}(x, y)$ 是全局常数,因此,一旦知道了 A_{∞} 和 P_{A} ,就可以根据式(7)还原出景物的辐射强度。为此,Schechner 等人通过手工选取偏振图像中的远处天空区域来获得这两个参数。

2 自适应去雾算法

从上述过程中可以看出,Schechner 等人提出的去雾方法存在以下几点不足:1)算法涉及的有关参数需要通过人工交互选取,不便于实现计算机自动处理;2)算法认为到达成像系统的光波其偏振态主要是由大气光造成的,而场景反射辐射光波的偏振态可以忽略不计,这种假设对于近处具有较高起偏效应的景物来说将会造成较大的偏差。针对上述不足,从两个方面对该方法进行了改进,具体描述如下:

2.1 大气光信息的自动获取

假设雾是均匀分布的,那么雾最浓的地方应该是图像上无穷远处的天空区域。根据 He 等人^[7]提出的暗原色先验:绝大多数的户外无雾图像的每个局部区域都存在某些至少一个颜色通道的强度值很低的像素,但被雾干扰之后往往要比其本身亮度更大,所以被浓雾覆盖的图像区域的暗原色具有较高的强度值。因此,利用暗原色先验可以直接估算雾的浓度并找到对应于雾浓度最大的天空区域,从而实现大气光信息的自动获取。

光波的偏振态可以用 Stokes 参量 $[I \ Q \ U \ V]^T$ 来表征,其中 V 分量一般可忽略不计。当确定了 0° 参考方向后,偏振方向 θ 上的透过光强为

$$I_{\theta_i} = \frac{1}{2}(I + Q\cos(2\theta_i) + U\sin(2\theta_i)) \quad (8)$$

只要获得 K 个偏振方向的图像 $I_{\theta_i}(x, y)$ ($i = 1, \dots, K$), 就可以联立方程组求出图像 $I(x, y)$ 、 $Q(x, y)$ 和 $U(x, y)$, 由此可得到偏振度图像

$$P(x, y) = \frac{\sqrt{Q(x, y)^2 + U(x, y)^2}}{I(x, y)} \quad (9)$$

根据式(8), 定义偏振图像的暗通道为

$$I^{\text{dark}}(x, y) \equiv \min_{\theta_i \in \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K\}} \left(\min_{(s, t) \in \mathbf{W}(x, y)} (I^{\theta_i}(s, t)) \right) \quad (10)$$

式中, $\mathbf{W}(x, y)$ 是以像素 (x, y) 为中心的局部区域。

利用暗通道可以找到偏振图像中对应亮度最大的局部区域

$$\Omega = \{(x, y) \mid I^{\text{dark}}(x, y) \geq T\} \quad (11)$$

式中, T 为亮度阈值。

从而可以估计出大气光强度 A_∞ 和偏振度 P_A 分别为

$$\begin{cases} A_\infty = \frac{1}{\text{card}(\Omega)} \sum_{(x, y) \in \Omega} I(x, y) \\ P_A = \frac{1}{\text{card}(\Omega)} \sum_{(x, y) \in \Omega} P(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\text{card}(\Omega)$ 表示集合 Ω 的基数。

2.2 大气光的修复

根据式(5)(6), 大气光强为

$$A(x, y) = \frac{A_H(x, y) - A_V(x, y)}{P_A(x, y)} \approx \frac{I(x, y)P_I(x, y)}{P_A} \quad (13)$$

因此, 场景光强为

$$D(x, y) = I(x, y) - A(x, y) \quad (14)$$

从式(13)(14)可以看出, D 的估计精度与 P_A 的选取密切相关, 若 P_A 选取不当, 将会导致在把大气光当做噪声进行滤除时丢失场景部分细节。由于 $A(x, y)$ 和 $D(x, y)$ 反映了不同的信息, 因此合适的 P_A 应当使得两者之间相关性越小越好。为描述两者的相关程度, 采用互信息来度量

$$MI(A, D) = - \sum_i p_i(A) \log_2 p_i(A) - \sum_j p_j(D) \log_2 p_j(D) + \sum_i \sum_j p_{i,j}(A, D) \log_2 p_{i,j}(A, D) \quad (15)$$

式中: p_i 是灰度级 i 的分布概率; $p_{i,j}(A, D)$ 为两幅图

像灰度的联合概率分布。

互信息越大, 说明 $A(x, y)$ 和 $D(x, y)$ 之间相关性越强, 从而可以借助互信息对 P_A 进行优化。为改善互信息对重叠区域变化的敏感性, 这里采用归一化互信息

$$NMI(A, D) = \left(\sum_i p_i(A) \log_2 p_i(A) + \sum_j p_j(D) \log_2 p_j(D) \right) / \sum_i \sum_j p_{i,j}(A, D) \log_2 p_{i,j}(A, D) \quad (16)$$

参数 P_A 的优化过程可通过以下方式来实现:

$$P_A^* = P_A(1 + kB) = \underset{k \in \mathbf{Z}^+}{\text{argmin}} NMI(A, D) \quad (17)$$

式中, B 为搜索步长。取 $B = 0.01$, k 取 $[1, 50]$ 。

再根据式(2)可知, 大气光强 A 随距离成指数增长关系, 所以当场景距离由远及近变化时, 大气光强 A 也应该是由远及近遵循由强变弱的指数衰减规律。因此, 可以采用如下方式对大气光强的分布进行修正:

首先对大气光强 $A(x, y)$ 进行顺序统计滤波

$$A_0(x, y) = \frac{1}{2} \left\{ \max_{(x, j) \in \mathbf{M}(x, y)} \{A(x, j)\} + \min_{(x, j) \in \mathbf{M}(x, y)} \{A(x, j)\} \right\} \quad (18)$$

式中, $\mathbf{M}(x, y)$ 是以像素 (x, y) 为中心的局部区域。

然后对滤波后的 $A_0(x, y)$ 进行高斯平滑

$$A_C(x, y) = \frac{\sum_{(s, t) \in \mathbf{N}(x, y)} G_R(s, t) A_0(s, t)}{\sum_{(s, t) \in \mathbf{N}(x, y)} G_R(s, t)} \quad (19)$$

式中, G_R 是高斯核函数。本文取窗口大小为 5×5 , 标准差 σ 取为 0.5。

2.3 算法描述

综上所述, 提出的自适应去雾算法描述如下:

1) 偏振信息解析, 一旦获得 K 个不同偏振方向的图像, 则根据式(8)(9)联立方程组可以得到偏振度图像 $P(x, y)$ 。

2) 获取大气光信息, 根据式(10)(11)找到图像 $I(x, y)$ 和 $P(x, y)$ 中的天空区域, 然后根据式(12)估计出大气光强度 A_∞ 和偏振度 P_A 。

3) 估计大气光强, 利用式(13)–(17)对大气光强 $A(x, y)$ 进行估计, 然后利用式(18)(19)对估计的大气光强 $A(x, y)$ 进行修复。

4) 景物辐射强度估计, 根据式(7)复原得到景物的辐射强度图像。

3 实验与结果分析

为验证本文方法的可行性和有效性,利用由中科院安光所研制的线偏振成像系统在雾天气条件下获取的多组场景偏振图像进行了测试。该偏振成像

系统透过波段为 665 nm,带宽约 50 nm,采用 3 路面阵 CCD 同时成像方式,在每一路 CCD 前面均加装了线偏振器,其透过轴与所选参考方向的夹角分别为 0°、60° 和 120°,获取的偏振图像分辨率为 1 024 × 1 024 像素,量化为 8 位灰度图像。图 1 为经过图像配准等预处理之后的一组场景。



图 1 雾天条件下的 3 幅不同偏振方向图像
Fig. 1 Three images of different polarization orientation under foggy conditions

对上述 3 幅图像进行偏振信息解析,得到的结果如图 2 所示。从图 2(b)可以看出,近处景物的部分像素灰度值较亮,说明偏振度较高,因此,必须考虑它给后续处理带来的影响。

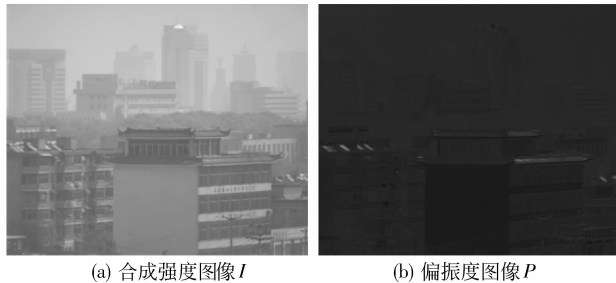


图 2 偏振信息解析结果

Fig. 2 Results of polarization information analysis

以 7 × 7 窗口获取 3 幅偏振图像对应的暗通道图像,结果如图 3(a)所示。选取图像中亮度最大的 0.3% 的像素的平均亮度作为分割阈值,自动提取图像中的天空区域,结果如图 3(b)所示。在以往的图像去雾方法中,通常把图像上具有最大灰度值的像素区域当做天空区域^[7-8],然而在实际图像中,最亮的像素点有可能是具有较高反射率的物体,例如图 2(a)中远处大楼的玻璃窗顶或近处的白色建筑物。从图 3(b)中可以看出,利用暗通道图像来获取天空区域的方法更具有鲁棒性。

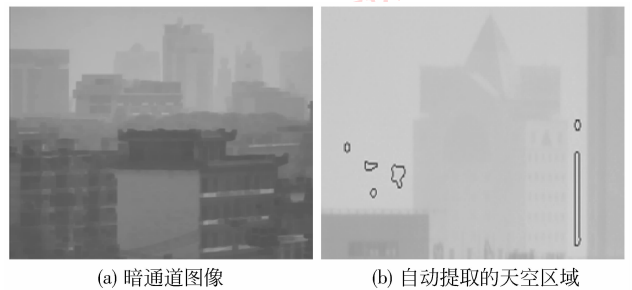


图 3 天空区域自动提取结果

Fig. 3 Automatic extraction result of sky region

利用从图像中自动提取的天空区域,根据式(12)就可以估计出 A_{∞} 和 P_A ,从而可以利用式(13)估计出大气光强的分布,其结果如图 4(a)所示。从图 2(b)中可以看出,由于近处屋顶的太阳能

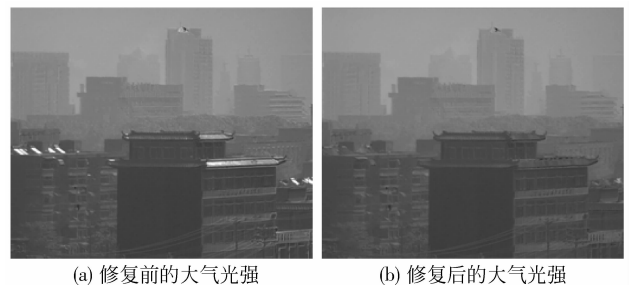


图 4 修复前后的大气光强分布图像

Fig. 4 The intensity image of airlight before and after repair

热水器和琉璃瓦具有较高的偏振度,甚至超过了大气光的偏振度 P_A ,因此得到的大气光强图像 4(a) 中出现了高亮度的异常区域。图 4(b) 是利用本文提出的修复方法得到的结果。可以看出,修复后的大气光强分布随距离呈递减趋势,近处景物的大气光强得到了明显抑制,图 4(a) 中的高亮度区域得到了较好的修复。

图 5(a) 是利用本文方法得到的最终去雾复原结果。通过与图 2(a) 进行比较后不难发现,复原后的图像在清晰度方面有了明显地改善。图 5(b) 上面是去雾前的灰度分布直方图,下面是去雾后的图像对应的灰度分布直方图,从中可以看出,复原后的图形其灰度分布范围更加广泛和均衡。图 5(c) 为近处局部景物在去雾前后的对比效果,可以看出,近处的电线、电线杆以及建筑物墙面等景物对比度及细节均得到了显著增强。图 5(d) 为图像上远处局部景物在去雾前后的对比结果,去雾后图像左侧和中间的楼房由模糊变得清楚,楼顶、窗户以及楼房的边缘等细节信息得到了有效改善,立体感更加强烈,

而在去雾前的图像右侧更远处的楼房其轮廓边缘也变得清晰可见。

为定量描述复原前后的图像质量,采用图像熵 En 、灰度方差 Gd 以及平均梯度 Ag 3 个评价指标进行定量分析。其中,图像熵是衡量图像信息丰富程度的重要指标;灰度方差反映了图像中各像素灰度值偏离图像平均值的程度;平均梯度反映了图像中的微小细节特征,同时也反映了图像的清晰度。

这里分别比较了采用全局直方图均衡化处理、Schechner 等人提出的偏振去雾方法^[8]、He 等人提出的去雾方法^[7]以及本文提出的自适应去雾方法,计算结果如表 1 所示。可以看出:在上述 4 种方法中,利用本文提出的复原方法得到的结果图像,在图像熵、平均梯度方面均最大;He 等人提出的去雾方法在图像熵和灰度方差方面要优于 Schechner 等人提出的方法,但在平均梯度方面前者则不如后者。图像熵越大,说明图像的信息越丰富;灰度方差越大,说明图像像素的灰度分布越广泛;平均梯度越大,说明图像的清晰度越好。上述计算结果表明,利

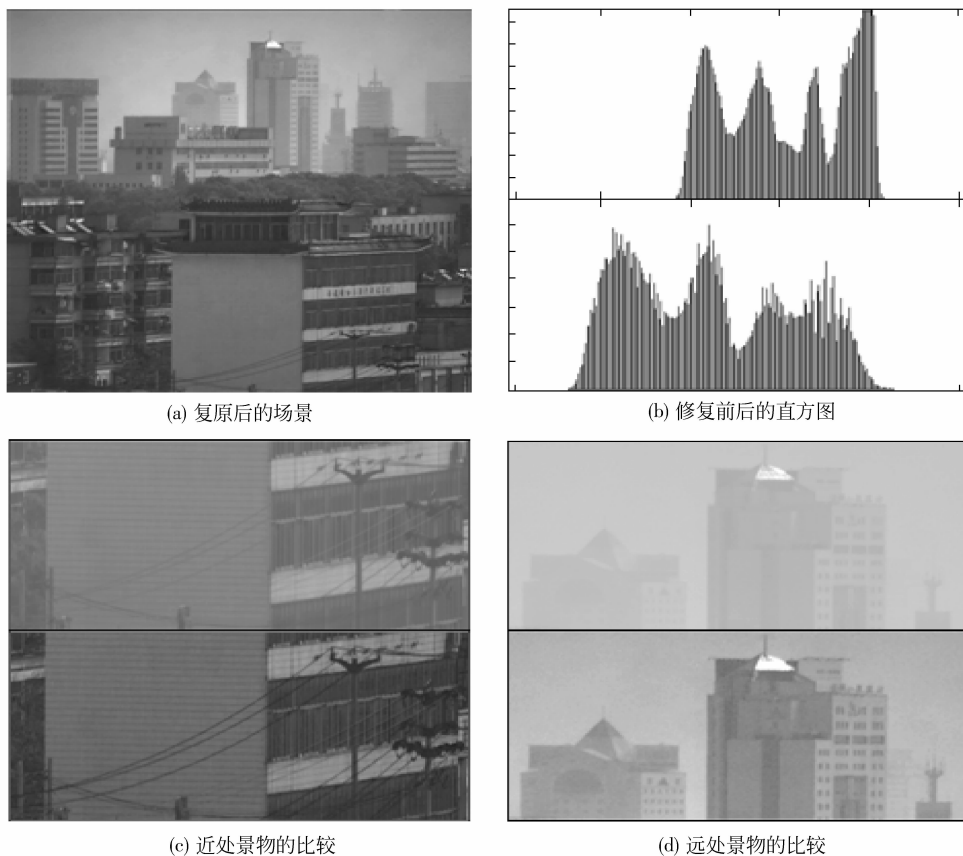


图 5 复原前后的场景比较

Fig. 5 Scene comparison before and after restoration

用本文方法得到的复原图像质量更好。

在算法时间复杂度方面,由于 Schechner 等人提出的去雾方法需要涉及人工交互操作,其中存在着诸多不确定性因素,因此这里仅对其余 3 种方法做比较。假设图像的大小为 $M \times N$,窗口大小为 $W \times H$,那么全局直方图均衡化处理的时间复杂度为 $O(M \times N)$,He 等人提出的方法为 $O(MN \times MN + M \times N \times W \times H)$,本文提出的去雾算法时间复杂度为 $O(M \times N \times W \times H)$ 。由于通常都有 $\min(M, N) \gg \max(W, H)$,因此,在计算复杂度方面本文方法要优于 He 等人提出的方法。

表 1 不同复原方法的定量比较结果

Tab. 1 Quantitative comparison results for different restoration methods

	图像熵	灰度方差	平均梯度
复原前的图像	2.662	5.648	101.4
全局直方图均衡	2.638	6.869	102.5
Schechner 的方法	3.095	5.506	104.7
He 的方法	3.101	5.989	103.6
本文方法	3.109	6.110	105.2

4 结 论

由于大气的散射作用,雾天退化图像具有对比度低、景物不清晰的特点,给应用带来诸多不便,因而对雾天退化图像进行复原处理,实现清晰成像具有十分重要的意义。针对基于偏振滤波的图像去雾算法存在不足,本文利用偏振图像暗通道,实现了大气光信息的鲁棒自动提取,并基于归一化互信息最小化原则,实现了有关参数的自动寻优。针对因图像中近处场景目标具有较高起偏效应而造成的在反

演大气光强分布时出现的异常情况,提出一种简单有效的修复方法。实验结果表明,本文提出的自适应去雾算法能够获得更好的复原结果。

参考文献 (References)

- [1] Oakley J P, Satherley B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998, 7(2): 167-179.
- [2] Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6): 713-724.
- [3] Chen Gong, Wang Tang, Zhou Heqin. A novel physics-based method for restoration of foggy day images [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(5): 888-893. [陈功,王唐,周荷琴.基于物理模型的雾天图像复原新方法[J].中国图象图形学报,2008,13(5):888-893.]
- [4] Narasimhan S G, Nayar S K. Interactive deweathering of an image using physical model [C] // Proceeding of the ICCV Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2003: 713-723.
- [5] Tan R. Visibility in bad weather from a single image [C] // Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2008: 1-7.
- [6] Fattal R. Single image dehazing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 72-80.
- [7] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [C] // Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2009: 1956-1963.
- [8] Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Polarization-based vision through haze [J]. Applied Optics, 2003, 42(3): 511-525.
- [9] McCartney E. Optics of the Atmosphere: Scattering by Molecules and Particles [M]. New York, USA: John Wiley, 1975.