

引用格式:何立风,周广彬,姚斌,等. 基于引导系数加权 and 自适应图像增强去雾算法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(9): 73-77. [HE L F, ZHOU G B, YAO B, et al. A haze removal algorithm based on guided coefficient weighted and adaptive image enhancement method[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(9): 73-77.]

基于引导系数加权 and 自适应图像增强去雾算法

何立风^{1,2}, 周广彬¹, 姚斌¹, 赵晓¹, 李笑¹

(1 陕西科技大学 电子信息与人工智能学院, 陕西 西安 710021;

2 日本爱知县立大学 信息科学学院, 日本 爱知县 长久手市 480-1198)

摘 要: 针对基于暗通道先验去雾算法易产生图像偏暗、细节信息丢失等现象, 提出了一种基于引导系数加权 and 自适应图像增强去雾算法。首先, 对原导向滤波方法进行采样和引导系数加权, 快速得到精细化的透射率; 然后, 利用 K-均值聚类将原图像标定为亮色和非亮色区域, 约束透射率和大气光值, 达到图像噪声抑制和大气光值优化的效果; 最后, 结合大气散射模型恢复图像, 并利用自适应线性对比度增强方法对恢复后的图像进行优化。实验结果表明, 与其他代表性去雾方法相比, 由本文算法所获得的去雾图像不仅能克服图像失真、细节丢失等问题, 同样在主观指标上和客观指标上都能取得较好的结果。

关键词: 暗通道先验; 图像去雾; 导向滤波; 引导系数加权; 聚类; 图像增强

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)09-0073-05

A haze removal algorithm based on guided coefficient weighted and adaptive image enhancement method

HE Li-feng^{1,2}, ZHOU Guang-bin¹, YAO Bin¹, ZHAO Xiao¹, LI Xiao¹

(1 School of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi Univ. of Science and Technology, Xi'an 710021, China; 2 Faculty of Information Science and Technology, Aichi Prefectural Univ., Aichi 480-1198, Japan)

Abstract: Aiming at the dim and detail information loss problem that occurred in dark channel prior dehazing algorithm, a haze removal algorithm based on guided-coefficient-weighted and adaptive image enhancement method was proposed in this paper. Firstly, in order to efficiently refine the transmission, a sampling and guided-coefficient-weighted method was applied to correct the original guided filter algorithm. Then, the K-means clustering method was adopted to mark the bright and non-bright regions according to the original image. It was used to restrict the range of transmission and atmospheric light, thus the noise can be suppression effectively and the atmospheric light can be well optimized. Finally, the image was restored by the atmospheric scattering model and optimized by the adaptive linear contrast enhancement method. Experimental results demonstrated that the proposed method can not only overcome the problem of image distortion and detail information loss, but also more efficient than conventional dehazing methods.

Key words: DCP; image dehazing; guided filtering; guided-coefficient-weighted; clustering; image enhancement

1 引言

目前,机器视觉已经普及在我们生活的很多场景中,如目标识别、遥感成像、交通监测等。清晰的图像是计算机视觉系统发挥其价值的必要前提。然而,在雾霾天气下,户外图像的视觉效果被大幅降低,严重影响到室外智能视觉系统的有效使用。因此,通过降低或消除图像中雾霾对场景的影响,进而得到清晰化图像,具有显著的研究价值。目前,图像去雾算法被划分为4个主流方向:①基于图像增强的去雾方法^[1-3]。②以先验知识为指导的图像去雾方法^[4-5]。③基于图像融合技术的去雾方法^[6]。④基于深度学习的去雾方法^[7-8]。由于基于深度学习的方法一般需要大量的数据集进行训练,数据集的成本仍待解决,其泛化性也是未知的,这便构成了它的局限性。

本文是在文献[4]中存在图像细节丢失、局部失真,偏暗等问题的基础上,提出了一种基于引导系数加权和自适应图像增强的去雾算法。首先对暗通道先验去雾中导向滤波算法^[9]进行引导系数加权和双线性插值,实现透射率快速细化;然后利用K-均值聚类对原图像进行亮色和非亮色区域标定,约束透射率和大气光值,达到图像噪声抑制和大气光值优化效果。最终在大气散射模型恢复图像的基础上,利用自适应线性对比度增强方法对恢复的图像做进一步优化。

2 暗通道先验和导向滤波

在图像去雾领域中,常常用到的图像恢复模型为大气散射模型:

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

式中, x 表示图像中对应像素点所处的空间位置; $I(x)$ 为原始带雾图像; $J(x)$ 为去雾算法恢复后的清晰图像;透射率 $t(x) = e^{-\beta d(x)}$,其中, $d(x)$ 表示景深, β 表示大气散射系数; A 表示大气光值,取法如下:将暗通道中所有像素的值由大到小排序,取前0.1%的像素点作为候选点,在候选点里选取前20个最亮的像素点,分别取各通道中的最大值,以此等价 A ,本文简称候选点取值法。

2.1 暗通道求解

在一幅彩色图像中,其像素点往往在某一个通道中取值最小,并且这个值很低几乎接近于0。取图像中所有像素点三通道中的最小值便构成了图像的暗通道图,定义如下:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y)) \quad (2)$$

式中, $J^{\text{dark}}(x)$ 为暗通道值; c 表示 r, g, b 三通道中的

某个通道; $\Omega(x)$ 为以像素 x 为中心的滤波区域; $J^c(y)$ 为在 $\Omega(x)$ 区域对应像素在 c 中的取值。

2.2 暗通道先验下的透射率

结合大气散射模型和暗通道先验理论,透射率模型定义如式(3)。

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{J^c(y)}{A^c}) \quad (3)$$

式中, ω 为雾的保留系数, $\omega \in [0, 1]$,目的是为了为了避免由于空间透视现象而造成的图像失真,从而对图像的真实度进行调节,一般取 $\omega = 0.95$ 。

2.3 图像恢复

在得到上面两个未知量后,图像去雾可通过大气散射模型进行复原,恢复模型定义如下:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (4)$$

式中,阈值 t_0 是防止由于透射率值在趋于0时导致去雾后图像产生噪声影响去雾效果,一般取 $t_0 = 0.1$ 。

2.4 导向滤波

通过式(3)得到粗的透射率后,文献[4]引入导向滤波方法^[9]进行优化。导向滤波本质上是一个局部线性模型,通过对输入图像与引导图像进行局部线性变换,达到对原图像平滑的效果,定义如下:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k \quad (5)$$

式中, I_i, q_i 分别为引导图像像素点,滤波输出图像像素点; a_k, b_k 为线性变换的系数; ω_k 是以 k 为中心像素点半径为 r 的局部方形窗口;为使得由引导图引导的输入图像和输出图像局部线性滤波相差最小,通过窗口中的代价函数约束,定义如下:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (6)$$

式中, ϵ 为正则化参数,用来控制平滑度, p 表示滤波输入图像。线性变换系数 a_k, b_k ,定义如下:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (7)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (8)$$

式中, $|\omega|$ 表示 ω_k 窗口中的像素个数; μ_k, σ_k 分别表示引导图像 I 中以 k 为窗口中心、 r 为半径的均值和方差; $\bar{p}_k$ 表示输入图像在窗口 ω_k 中的均值。通过上述限定条件和线性系数,滤波图像定义为:

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (9)$$

式中, $\bar{a}_i, \bar{b}_i$ 分别表示 ω_i 窗口中线性系数 a_j 和 b_j ($j \in \omega_i$)的平均值。

综上,暗通道先验去雾能取得不错的效果. 尽管如此,该算法本身仍存在一些问题:(1)导向滤波,没有考虑到窗口内像素间的差异,在图像边缘处会出现纹理模糊,造成细节信息损失;(2)候选点取值法:若候选点取值并非最远处,则会导致大气光值的错误估计,致使去雾会产生图像失真、偏暗现象.

3 改进的去雾算法

3.1 透射率计算改进

通过对导向滤波算法进行分析可知,引导系数作为透射率图恢复中的关键参数,其取值的合理与否决定着透射率图细节信息的保留程度. 为了解决原引导滤波算法中透射率粗糙问题,本小节对引导系数进行加权修正,同样地,整个过程通过双线性插值方法选择合适缩略图提高透射率的计算速度,降低运算量. 首先,结合局部方形窗口 ω_k 内的方差信息,自适应地调整正则化参数,根据局部方形窗口 ω_k 的方差定义,边缘权重 W 为:

$$W_{I_j} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\sum_{j \in \omega_k} \sigma_{I_j}^2 + \epsilon}{\sigma_{I_k}^2 + \epsilon} \quad (10)$$

式中, $\sigma_{I_j}^2$ ($j \in \omega_k$) 表示以 k 为像素中心, r 为半径的邻域方差, N 为引导图中像素的总数,正则化参数 $\epsilon = (0.001 * (I_{\max} - I_{\min}))^2$, 根据输入图像的变化幅度自适应调节. 边缘权重反映了局部窗口在整个引导图中的比重,由上式可知,邻域内方差大的像素点对应权重越大. 由于对边缘信息进行了加权,因此窗口中的代价函数重新定义如下:

$$E(a'_k, b'_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a'_k I_i + b'_k - p_i)^2 + \frac{\epsilon}{W_{I_i}} a'^2_k) \quad (11)$$

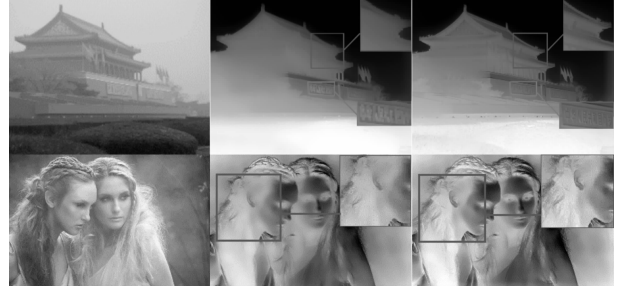
式(11)表明,邻域内方差大的像素点对应的正则化参数越小. 进一步,对式(11)做最小二乘法,加权后的线性变换系数 a_k, b_k ,修正如下:

$$a'_k = \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i \xi - \mu_k p_k \xi}{\sigma_k^2 \xi + \frac{\epsilon}{W_{I_k}}} \quad (12)$$

$$b'_k = \overline{p_k} - a'_k \mu_k \quad (13)$$

式中, ξ 表示引导图 I 和滤波输入图像 p 点乘的均值,目的是为了保持滤波过程中的线性关系.

由于灰度图像和彩色图像做引导滤波的熵值与平均梯度均相似^[10],并且灰度图像比彩色图像处得的透射率图,图 1(c)为本文算法获得的透射率图. 很明显,本文算法透射率图的细节信息显著增加.



(a)原有雾图像 (b)He 算法的透射率图 (c)本文透射率图

图 1 两种算法透射率图的比较

为验证所提优化引导系数优化算法的时效性,这里选取了图 1 中的 2 幅图像进行展开,表 1 为两种导向滤波算法的时间消耗,其分辨率大小分别为 600×450 (像素)和 $1\,024 \times 763$ (像素).

表 1 两种导向滤波算法消耗的时间

图像大小/像素	He 算法/ms	本文算法/ms
600×450	102	88
1 024×763	356	119

从表 1 可以看出,在图像分辨率增加的同时,本文算法在加权的情况下仍能快速的求出透射率图,且在时间消耗上比 He 算法成倍的降低. 综上所述,双线性插值能有效降低运算时间复杂度,修正引导系数能明显提升透射率细节信息.

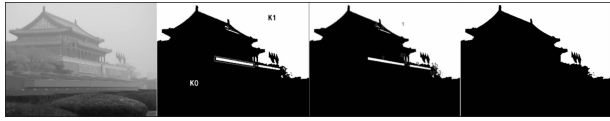
3.2 聚类限定下的透射率和大气光值优化

在图像恢复过程中,上下界限定本质上是为避免亮色区域和非亮色区域因透射率过大或过小而产生的噪声对去雾结果的影响. 透射率限定一般使用公式(4)中所提的图像恢复模型,但该模型仅仅对透射率的下界进行了限定,约束不具体,因此会存在局部区域的细节信息被强制进行不合理的修正. 为解决此问题,本文采用了一种结合 K-means 聚类的上下界限定图像恢复模型,定义如下:

$$J(x) = \begin{cases} \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A, & t(x) \in k_0 \\ \frac{I(x) - A}{\min(t(x), t_1)} + A, & t(x) \in k_1 \end{cases} \quad (14)$$

式中,限定下界 $t_0 = 0.1$;限定上界 $t_1 = 0.9$. 图 2(b)为 K-means 生成的透射率标记矩阵图, k_0 为聚类限定暗色区域, k_1 为聚类限定亮色区域. 通过标记矩阵对原透射率进行约束,有效地降低了噪声影响.

在大气光值选取的过程中,通常采用候选点法进行选取,上面分析到,这种选取方式容易产生如图 2(b)中的红框噪声区域等会被误选其中(对比其原



(a)原图像 (b)透射率标记矩阵 (c)连通域标记图 (d)大气光标记矩阵

图2 用于优化透射率和大气光值的标记矩阵图

图像位置信息,该区域属于亮色区域,但显然不是合理的候选点).基于此问题,本文在聚类限定的基础上,对标记矩阵进行了连通域标记和计算面积操作,通过选取最大面积的连通域,形成大气光值约束标记矩阵,如图2(d),有效地剔除了不合法的大气光值.

3.3 复原图像的对比度增强

大量实验表明,暗通道先验假设下经大气散射模型恢复的图像会存在图片偏暗等对比度失衡问题.针对此问题,现有解决方案多为 RGB $\rightarrow$ HSV 颜色空间转换增强,尽管在主观效果上表现较好,但丢失了大量的信息.为解决此问题,本文在对一种线性对比度增强模型进行了自适应改进的基础上,将其应用于复原图像增强阶段,定义如下,

$$J'(x) = J(x) \times c + b \quad (15)$$

式中, $J'(x)$ 表示通过线性模型优化后的图像;其中 c 表示色度调节系数; b 表示亮度调节系数.通常,图像对比度增强方法是通过判断图像整体的明暗程度,再对其进行相关光补偿.本文在对多种场景下带雾图像进行实验和分析的基础上,发现图像亮通道图 I^{bright} 可以很好的反映图像的明暗程度.这是由亮通道图取值为同一位置各通道中最大值作为其灰度值的性质决定的.本文利用亮通道图像均值 $\bar{J}(x)$ 和灰度域值 T (本文取128)的大小来衡量图像的明暗程度.结合图像质量评价方法,确定了两组最优的 c 和 b ,定义如下:

$$\begin{cases} c = 1.2, b = 5 & \bar{J}(x) \geq T \\ c = 1.5, b = 10 & \bar{J}(x) < T \end{cases} \quad (16)$$

式中,图像均值 $\bar{J}(x)$ 定义如下:

$$\bar{J}(x) = \text{mean}(\text{mean}(I^{\text{bright}})) \quad (17)$$

$$I^{\text{bright}} = \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{r, g, b\}} (J^c(y))) \quad (18)$$

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,选取了多种场景下的多种带雾图像进行了实验.通过主观视觉效果评价

和常用的客观评价方法对改进后算法同去雾算法中有代表性的 He 算法,Zhao 算法^[6],LAP 算法^[11]进行比较和分析.实验所用的计算机处理器为 Inter(R) Core(TM) i7-6700 CPU,主频为3.4 GHz,内存为8 G,开发环境为 MATLAB R2018a.

4.1 去雾后的主观效果评价

本文中主观视觉效果评价通过图3(a)中的4幅图片结合 He 算法,Zhao 算法,LAP 算法展开比较,由上到下场景依次包含:景深剧烈变化场景,人物场景,边缘密集场景.从图3(b)可见,He 算法在这几种场景中存在局部区域颜色失真、图像恢复后效果偏暗的现象.比如第1幅图中的天空区域失真,第2幅图中人物面部颜色偏暗,第3幅图中建筑物细节信息偏暗,第4幅图中的文字边界失真.由于本文算法采用透射率优化算法和大气光值优化算法,因此恢复出来的图像(图3(e))在如人物、建筑物、文字等细节处能够保持轮廓清晰,视觉效果良好.从图3(c)可以看出,Zhao 算法能很好的对图像进行去雾处理,但在处理图像中仍存在局部区域失真现象,恢复后的图像大都存在整体对比度过强的问题,比如第3幅图全局亮度过高,第4幅图中间区域颜色偏亮.本文算法通过聚类限定方式,运用线性自适应图像增强模型,较好地解决了上述问题.从图3(d)中可以看到,LAP 算法恢复的图像存在明显失真的现象,而经本文算法所恢复的图像与真实场景更接近.



(a)原图 (b)He 算法 (c)Zhao 算法 (d)LAP 算法 (e)本文算法

图3 多种场景中各去雾算法的比较

4.2 去雾后的客观模型评价

(1)峰值信噪比(PSNR):能很好地对图像进行差异性比较,取值越大,失真程度越低,如表2所示.

表 2 峰值信噪比 (PSNR) 的比较

PSNR/dB	He 算法	Zhao 算法	LAP 算法	本文算法
测试图 1	28.85	29.75	28.97	30.69
测试图 2	28.85	29.89	29.08	28.91
测试图 3	29.53	29.61	29.34	29.99
测试图 4	29.02	30.44	28.94	29.25

(2)结构相似性 (SSIM): SSIM 作为衡量两幅图像相似度的指标,其取值越大,图像相似度越高,如表 3 所示.

表 3 结构相似性 (SSIM) 的比较

SSIM	He 算法	Zhao 算法	LAP 算法	本文算法
测试图 1	0.902 3	0.544 9	0.814 2	0.933 4
测试图 2	0.558 8	0.765 2	0.676 6	0.888 5
测试图 3	0.461 8	0.460 3	0.719 3	0.877 0
测试图 4	0.253 9	0.554 6	0.569 5	0.664 5

(3)信息熵 (IE): IE 作为衡量图像中信息量丰富程度的评价方法,其大小反映平均信息量的多少,如表 4 所示.

表 4 信息熵 (IE) 的比较

IE/bit	原图	He 算法	Zhao 算法	LAP 算法	本文算法
测试图 1	7.254 2	7.435 5	7.469 7	7.534 8	7.665 3
测试图 2	7.311 8	7.055 6	7.445 8	6.934 7	7.365 8
测试图 3	7.024 4	6.874 9	7.117 6	6.817 1	7.184 6
测试图 4	7.268 9	7.538 6	7.781 6	7.222 8	7.464 1

表 2~表 4 为图 3 中四种算法去雾后的图像 (图 3(b)、(c)、(d)、(e)) 与其对应原图 (图 3(a)) 通过上述评价算法运算得到的 PSNR、SSIM、IE,表中 4 幅测试图依次为图 3(a) 中由上到下各场景下的图片.

由表 2 可知,相比于其他三种算法,本文算法在整体上对图像去雾后 PSNR 值较大,因而失真度相对较低,尤其是在边缘信息密集的图中 (如测试图 3、4),其在 PSNR 取值大的情况下同时主观视觉效果良好.在测试图 2 和测试图 4 中,由于采取了逐像素和逐 patch 融合的方法,Zhao 算法得到较高的 PSNR 值,但从图 3(c) 中可以发现,由于大气光值选取的不当,其恢复的图像亮度明显过强.由于 LAP 方法未考虑到图像各颜色通道间的关联,因而图 3(d) 中各场景下的图像表现出偏暗失真.由表 3 可知,本文算法在上述三种场景中均取得了较高的 SSIM 值,这不仅说明了本文算法能够很好地保留图像的结构信息,而且也验证了主观视觉效果评价

的有效性.从表 4 中可以看出,通过本文算法恢复的图像信息熵 IE 相比原图像均有明显提升,这得益于本文算法对透射率限定约束、大气光值优化、以及改进的自适应图像增强方法的优越性.

5 结束语

为降低暗通道去雾算法中图像细节丢失、偏暗等现象,本文提出了一种基于引导系数优化和自适应图像增强去雾算法.实验结果表明,对引导加权优化的同时利用双向插值能对透射率进行快速细化;利用 K-均值聚类算法对原图像进行二分类标记约束,能达到透射率去噪和大气光值优化的效果.对恢复后的图像利用自适应线性对比度增强方法能保证其结构相似性.如何去提升算法整体执行效率,保证处理实时性,是后续研究的方向.

参考文献:

[1] ANUPAMA A, SINGH N, TYAGI L. Hybrid dehazing technique using IDCP with histogram equalization for color image[J]. International Journal of Computer Applications, 2017, 174(1):1-5.

[2] PETRO, ANA BELÉ N, SBERT C, et al. Multi-scale Retinex[J]. Image Processing on Line, 2014 (4): 71-88.

[3] ALEXANDER Z. Fast algorithm of image enhancement based on multi-scale retinex[J]. Procedia Computer Science, 2018(131): 6-14.

[4] 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.

[5] 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.

[6] ZHAO D, XU L, YAN Y, et al. Multi-scale optimal fusion model for single image dehazing[J]. Signal Processing: Image Communication, 2019(74): 253-265.

[7] CAI B, XU X, JIA K, et al. DehazeNet: An end-to-end system for image haze removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11): 5187-5198.

[8] LIU Y, ZHAO G. PAD-Net: A Perception-Aided Single Image Dehazing Network[C]//CVPR. Salt Lake City, USA: IEEE Computer Society, 2018.