

文章编号 1004-924X(2019)10-2263-09

结合自适应雾气估计的快速单幅图像去雾

杨 燕*, 刘珑珑, 张得欣, 杨志飞

(兰州交通大学 电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:大气中水分子及微小颗粒对光的散射和吸收,使得在雾天条件下获取的图像严重降质,本文提出一种结合自适应雾气估计的快速单幅图像去雾算法。首先,该算法从大气散射模型出发,通过分析景深与亮度分量之间存在的相关关系,提出线性系数利用亮度分量来近似估计出景深,并通过最小滤波对明亮区域进行修正,得到粗略透射率;其次,观察到散射系数值与雾浓度呈正相关,从而结合雾浓度模型与指数函数提出自适应散射系数概念,估计出较准确的透射率;最后,根据大气散射模型复原出无雾图像。实验结果表明本文算法可以复原出清晰自然的无雾图像,明显提高了图像可见度,且具有较低的时间复杂度。

关键词:图像去雾;自适应散射系数;指数函数;线性系数;雾浓度模型

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192710.2263

Fast single image dehazing combined with adaptive haze estimation

YANG Yan*, LIU Long-long, ZHANG De-xin, YANG Zhi-fei

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

* Corresponding author, E-mail: yangyantd@mail.lzjtu.cn

Abstract: Owing to the scattering and absorption of light by water molecules and other tiny particles in the atmosphere, images captured in hazy conditions are inevitably seriously degraded. To address this problem, a fast single image dehazing algorithm combined with adaptive haze estimation was proposed in this paper. The algorithm began by considering the atmospheric scattering model and assumed a correlation between scene depth and luminance components. Subsequently, a linear coefficient was proposed to approximate the scene depth using the luminance components, and overly bright regions were corrected via minimum filtering to obtain a coarse transmission. As the value of the scattering coefficient was related to the haze concentration, the concept of an adaptive scattering coefficient was proposed by combining the haze concentration model with the exponential function to estimate the accurate transmission. Finally, a haze-free image was restored via the atmospheric scattering model. Experimental results demonstrated that the proposed algorithm could recover a clear, natural, and haze-free image, which significantly improves image visibility and has lower computational complexity than existing methods.

Key words: image dehazing; adaptive scattering coefficient; exponential function; linear coefficient; haze concentration model

收稿日期:2019-03-20;修订日期:2019-04-10.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No:61561030);兰州交通大学青年基金资助项目(No:2015008)

1 引言

由于光在传播过程中被浑浊介质(如微小颗粒和水分子)吸收和散射,导致在恶劣天气条件下(如雾、霾等)获取的户外图像通常会出现对比度和色彩保真度下降等现象^[1]。这在计算机视觉应用方面造成很大困难,如交通监控系统,物体检测与跟踪,图像检索和场景分析等。因此,提高图像的鲁棒性和清晰度具有十分重要的现实意义。

对于图像去雾的方法有很多,目前主要分为两大类:基于图像增强方法^[2]和基于物理模型方法^[3-4]。第一种方法是一个主观过程,一般在增强图像对比度上比较有效,但该方法容易造成图像增强过度,且不能很好地处理图像色彩饱和度问题,其代表算法有直方图均衡化^[5]、Retinex 算法^[6]、小波变换^[7]等。第二种方法是一个客观过程,该方法从图像降质的本质出发,通过深度分析来反演推出未降质图像,由于物理模型中只有原始有雾图像一个已知项,因此该方法一般是通过一些强有力的假设和先验来达到去雾的目的,这种方法由于复原图像真实自然,因此逐渐受到国内外研究人员的关注,其经典的算法是暗通道先验算法^[8]。

在基于物理模型的去雾算法中,主要有两种方法:基于多幅图像和基于单幅图像。早期的去雾方法研究主要是基于多幅图像,例如 Narasimhan 等人^[9]利用同一场景下获取的多幅图像的差异来估计场景深度,但在实际应用中很难满足这种特殊情形。基于单幅图像去雾又可分为基于深度信息的方法和基于先验知识的方法,由于这类方法复原图像更为自然,故应用更为广泛。Kopf 等人^[10]通过假设场景深度信息已知,利用大气散射模型复原出无雾图像;Meng 等人^[11]提出一种边界约束的优化去雾算法,该方法可以衰减图像噪声和增强图像的对比度,但会出现颜色失真和偏色现象;He 等人^[8]通过对无雾图像的观察,提出一种基于暗通道先验的去雾方法,该方法能取得较好的去雾效果,但 soft-matting 算法的使用增加了其计算复杂度;Zhu 等人^[12]提出一种颜色衰减先验去雾算法,通过建立有雾图像的线性模型并利用监督学习方法来恢复出场景深度信息,该方法可以复原出较多的细节信息,但仍存在一定程度残雾。Wang 等人^[3]提出一

种基于线性传输的去雾算法,该算法运行速度较快,但存在去雾越彻底,复原图像整体越暗的现象。

本文通过分析以上算法的局限性,发现一般算法很难同时具有较低的计算复杂度与较好的去雾效果,因此提出一种基于自适应雾气估计的快速单幅图像去雾算法,该算法的创新点主要在景深估计、透射率精确估计及景深区域残雾现象三个方面。

2 大气散射模型

大气散射模型广泛应用于计算机视觉研究领域,可以用来描述雾成像过程,用公式表示为:

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

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

其中: x 表示图像的像素点位置, $I(x)$ 与 $J(x)$ 分别表示有雾图像与复原后无雾图像, A 为大气光值, $t(x)$ 表示透射率, β 表示大气散射系数, $d(x)$ 为场景深度,表示场景点到相机的距离。由于 $I(x)$ 已知,只需求出 A 和 $t(x)$,即可根据式(1)复原出无雾图像 $J(x)$ 。

3 本文算法

本文算法的流程图如图 1 所示,主要分为三步:景深估计。即通过有雾图像的亮度分量构造线性函数来估计出场景深度,并采用最小滤波进行优化;自适应估计。由图像亮度分量和对图像作边缘提取操作得到雾浓度模型,根据指数函数的扩散性,将散射系数定值转化为函数来自适应的调节复原效果,结合景深得出优化透射率;大气光估计。本文采用局部大气光策略,对有雾图像的最大通道作闭操作和交叉双边滤波处理;最后结合大气散射模型复原出无雾图像。

3.1 透射率估计

3.1.1 景深估计

通过观察大量有雾图像以及数据统计发现,有雾图像的亮度值随着雾浓度变化而变化。选取一幅图像如图 2 所示,图 2(a)为有雾图像,图 2(b)分别为图 2(a)中不同景深区域的局部图,图 2(c)为图 2(b)中对应的亮度值。可以看出,近景区域雾浓度和亮度值最低,远景区域雾浓度和亮度值最高,即随着雾浓度的逐渐增加,对应亮度值逐渐增大。

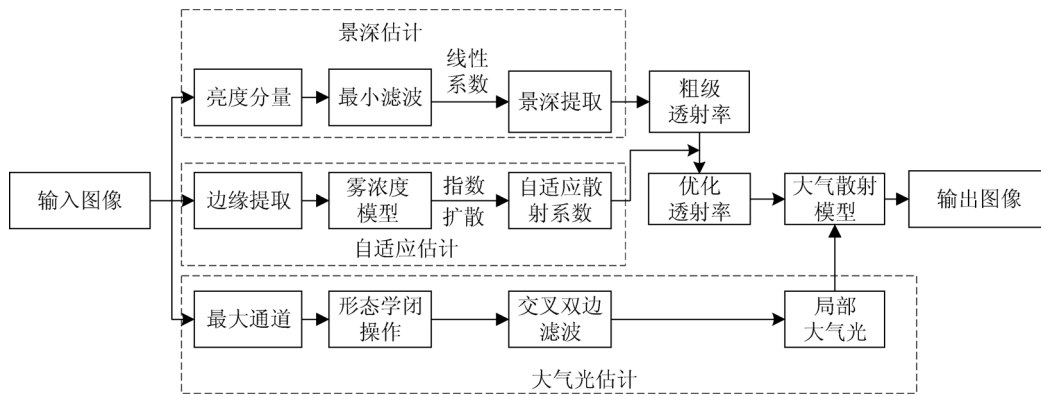


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

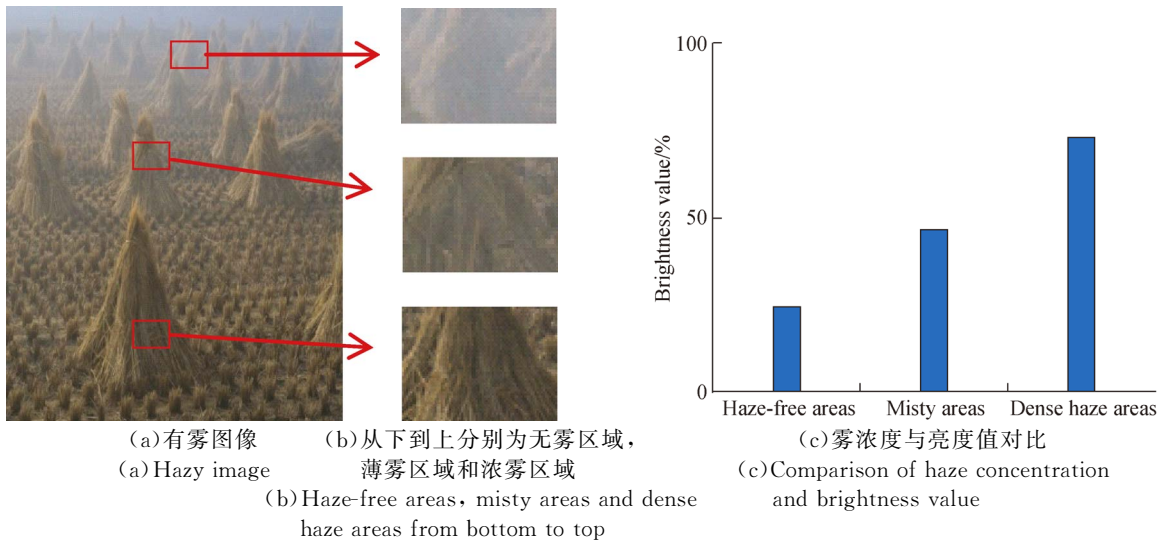


图 2 雾浓度与亮度值关系

Fig. 2 Relationship between haze concentration and brightness value

一般而言,雾浓度随着场景深度的递增而增加,因此假设场景深度与雾浓度、亮度值呈正相关:

$$d(x) \propto c(x) \propto v(x), \quad (3)$$

其中: $d(x)$ 表示场景深度, $c(x)$ 为雾浓度, $v(x)$ 表示场景亮度,可通过转换到 HSV 空间求取,但该分量在包含白色物体的图像中失效,白色物体通常具有较高的亮度值,而图像亮度分量图中白色场景通常对应景深处,因此这种情况容易导致亮度值估计不准确。如图 3(b)所示白鹅对应区域为较难处理区域,在亮度图中容易错误的判定为景深区域,从而导致景深估计不准确。为了解决这一问题,则需要考虑邻域中的每个像素,假设亮度分量局部恒定,本文采用最小滤波器对亮度分

量作滤波处理:

$$v_r(x) = \min_{y \in \Omega_r(x)} v(x), \quad (4)$$

其中: Ω 为滤波窗口,本文取 $\Omega = 21 \times 21$ 。如图 3(c)所示,经最小滤波处理后的亮度图可以较好的处理白鹅部分,但同时出现了块状效应,因此本文利用双边滤波进行优化,优化后的亮度分量图如图 3(d)所示,且图 3(b)~图 3(d)对应的深度图如图 3(e)~图 3(g)所示。

根据上文分析可知,场景深度与亮度分量呈正相关,取坐标轴 $x = v_r(x)$, $y = d(x)$,则景深 $d(x)$ 与亮度分量 $v_r(x)$ 的关系如图 4 中红色实线所示,即随着场景深度的逐渐增加,图像亮度分量逐渐增大(彩图电期刊电子版)。

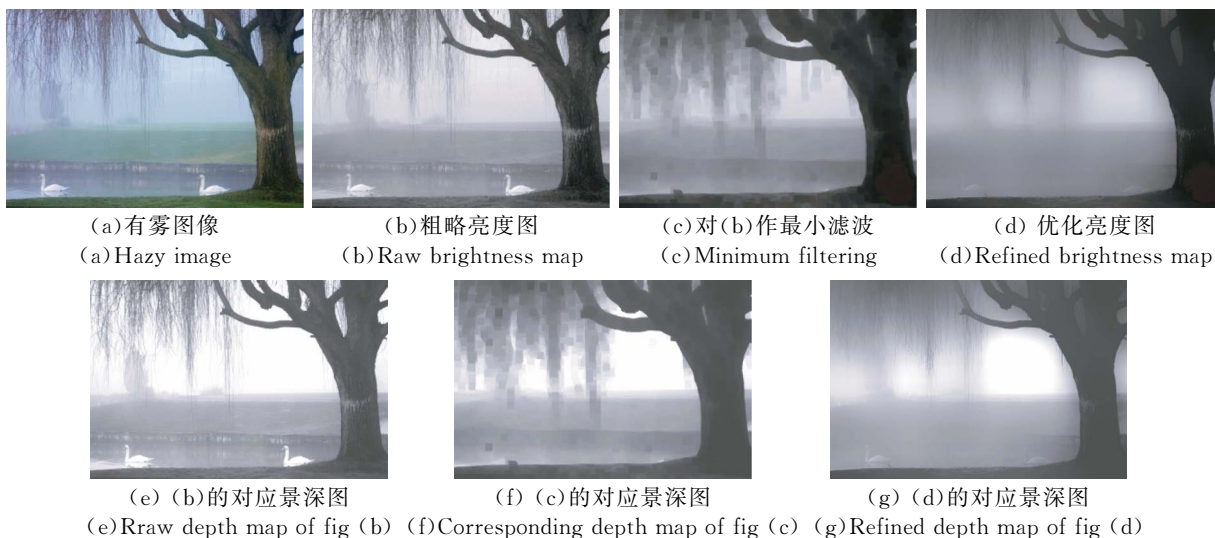


图 3 亮度图及景深图优化过程

Fig. 3 Refinement of the brightness map and the depth map

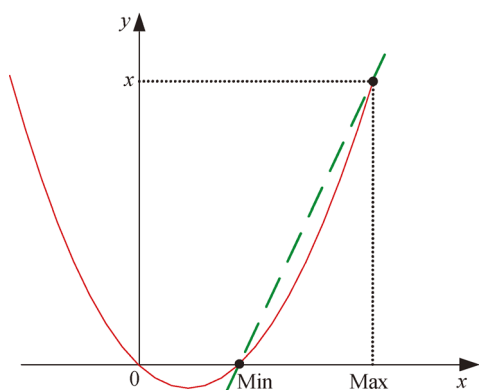


图 4 y 随 x 变化曲线

Fig. 4 Curve of changes with i

其中:Max 和 Min 分别表示 $v_r(x)$ 的最大值和最小值,当 $x=Min$ 时, $y=0$; 当 $x=Max$ 时, $y=x$ 。由于图中红色曲线的弯曲程度未知且不可求,因此在 $[Min, Max]$ 范围内,本文利用绿色直线近似表示红色曲线中分段函数,该直线可以用二次线性方程表示:

$$d(x) = a \times v_r(x) + b, \quad (5)$$

根据图 4,可得斜率 $a = \frac{v_r(x) - Min}{Max - Min}$,截距

$b = -Min$,且满足 $0 \leq \frac{v_r(x) - Min}{Max - Min} \leq 1$,为了更方便地表示和计算景深与亮度分量的关系,本文假设截距 $b = -Min \approx 0$,即景深的表达式可转化为:

$$d(x) = \frac{v_r(x) - Min}{Max - Min} \times v_r(x). \quad (6)$$

3.1.2 自适应散射系数

散射系数 β ,表示单位体积内大气在各个方向光散射的能力,即 β 间接地决定了去雾程度。根据式(2),可求出粗略透射率的表达式:

$$t'(x) = e^{-\beta \left(\frac{v_r(x) - Min}{Max - Min} \times v_r(x) \right)}. \quad (7)$$

由式(7)可知,散射系数 β 为调整因子,不同的值对应不同的去雾强度,且与透射率呈负相关。其值越大,表示散射能力越强,从而得到的透射率越小,可有效复原出景深区域;其值越小,得到的透射率越大,从而可有效恢复出近景区域。根据大气散射定律,散射系数与波长 λ 以及大气中粒子 γ 大小有关,即 $\beta(\lambda) \propto \frac{1}{\lambda^\gamma}$,由于波长以及粒子

大小未知,因此不能得出 β 值的准确范围,一般认为,在雾天条件下, $\gamma \approx 0$,可得 $\beta \approx 1$ 。本文对 β 取值做大量实验,选取具有代表性参数值效果如图 5 所示。

从图 5 中可以看出,当 β 值取值较小时,图像近景复原效果较好,但远景区域存在去雾不彻底现象;当 β 值取值较大时,能够去除景深区域雾气的干扰,但近景区域出现过饱和和偏暗现象。由此可得出结论: β 值随着景深增大而增大,即 β 与雾浓度呈正相关。

基于以上分析,本文提出一种新的思路:改进散射系数,在不同的雾浓度区域赋予不同的 β 值,从而提出自适应散射系数概念,用来代替一些算法中的 β 定值,使其根据雾浓度的大小自适应的选择不同的 β 值。根据文献[13],可得雾浓度模型为:

$$m(x) = Q_L - \alpha Q_T, \quad (8)$$

其中: $m(x)$ 为由亮度分量和边缘信息构成的雾浓度模型,反映雾浓度信息; Q_L 为亮度分量均值; Q_T 为图像边缘信息均值; α 为权重系数,取值为 $\alpha=1$ 。

雾浓度模型可有效反映雾浓度信息,考虑到指数函数的单调性和可调控性,本文提出自适应散射系数,用公式表示为:

$$\beta(x) = a^{m(x)}, \quad (9)$$

其中: a 为常数,用来控制指数函数的上升趋势及速度,从而调整 β 的取值,本文取一些值作对比,如图 6 所示, a 值越小,图像越亮,但残雾程度越大, a 值越大,去雾越彻底,但同时图像越暗,因此由图中可以看出,当 $a=2.5$ 时效果最好,从而可得到透射率的优化估计:

$$t(x) = e^{-\beta(x)} \left(\frac{v_f(x) - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \times \min_{y \in \Omega(x)} v_f(y) \right). \quad (10)$$

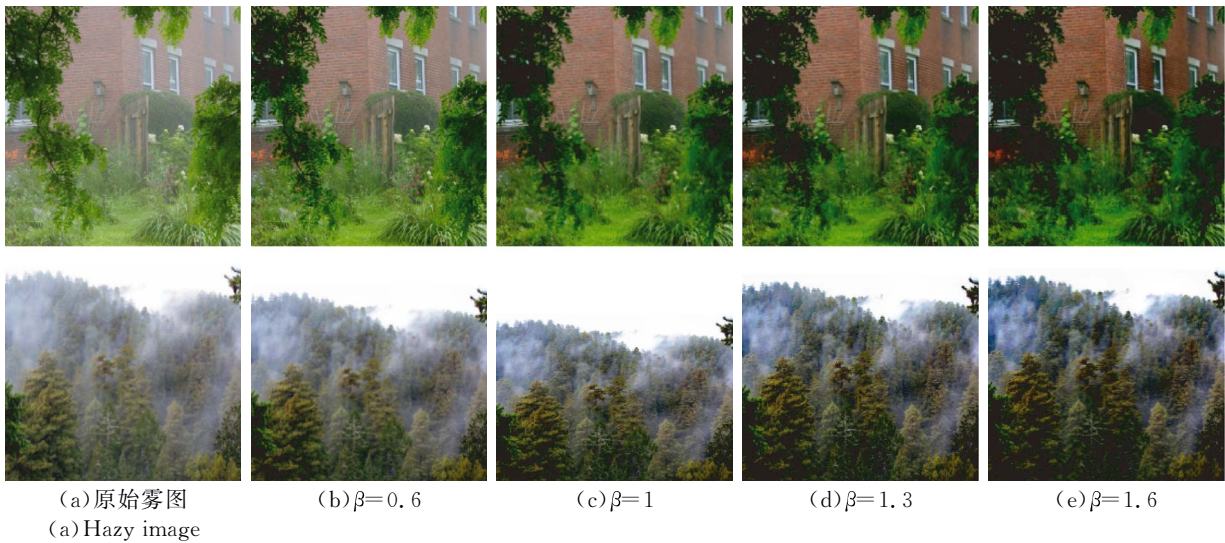


图 5 不同散射系数去雾结果

Fig. 5 Dehazing results with different scattering coefficients

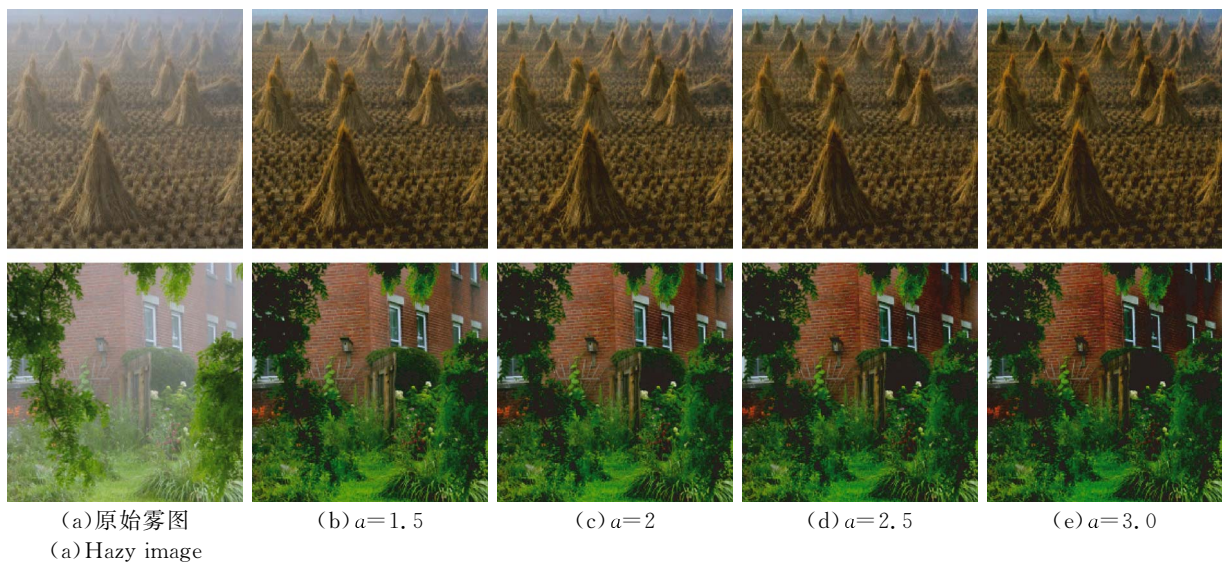


图 6 a 取不同值的去雾效果

Fig. 6 Dehazing results with different value of a

3.2 大气光估计

大气光估计的准确与否直接关系着最终复原效果,一般定义雾最不透明区域的像素值作为大气光值,但在包含明亮区域的图像中,大气光易受明亮区域影响,将图像中像素值最高的像素点错判为大气光值,使得复原图像整体偏暗。本文采取局部大气光估计算法^[14],与以往基于整幅图像不同,该算法以局部区域为基点,不同区域选取不同的大气光值,实验结果证明,该算法可以有效避免全局大气光的估计不足问题,从而有效保护复原图像质量。该算法主要分为三个步骤:

- (1) 计算输入有雾图像的最大通道 $A_{\max}(x)$;
- (2) 对最大通道图作形态学闭操作,从而消除部分像素的干扰;
- (3) 采用交叉双边滤波器消除块状效应并保持边缘特性,得到局部大气光值 $A(x)$ 。

3.3 图像复原

根据大气散射模型,上文已求得透射率 $t(x)$ 以及局部大气光 $A(x)$,由式(1)可得到复原后的无雾图像 $J(x)$:

$$J(x) = \frac{I(x) - A(x)}{\max(t(x), t_0)} + A(x). \quad (11)$$

为了防止分母趋近于 0,本文利用 t_0 来限制透射率的下限,其值设为 0.1。

4 实验结果及分析

为了验证本文算法的可行性,本文进行了大量实验,从主观评价和客观评价两方面进行实验对比。文中所有算法的运行环境为 Matlab R2014a,硬件环境为 Inter(R) Core(TM) i5-3230M CPU@2.60 GHz, 4 GRAM。

4.1 主观评价

4.1.1 与图像增强算法对比

本文分别选择了灰度变换、直方图均衡化、自适应直方图均衡以及 Retinex 算法等基于增强算法与本文算法进行对比,效果图如图 5 所示。在图 7(b)~图 7(f)中,不同算法产生的实验效果也不同。在图 7(b)~图 7(e)中,复原后图像对比度大大增加,细节信息更加丰富且整体亮度也有所提升,但图 7(b)和图 7(c)整体雾感较浓,存在去雾不彻底现象;图 7(d)与图 7(e)在边缘处出现 Halo 效应,尤其在图 7(d)第一组图像树叶边缘处与图 7(e)第三组图像中的天空区域,且图 7(b)~图 7(e)整体出现不同程度的偏色和过饱和现象。与以上 4 种算法相比,本文算法在细节恢复和色彩保真度均存在一定的优势,复原效果明显优于其它增强算法。

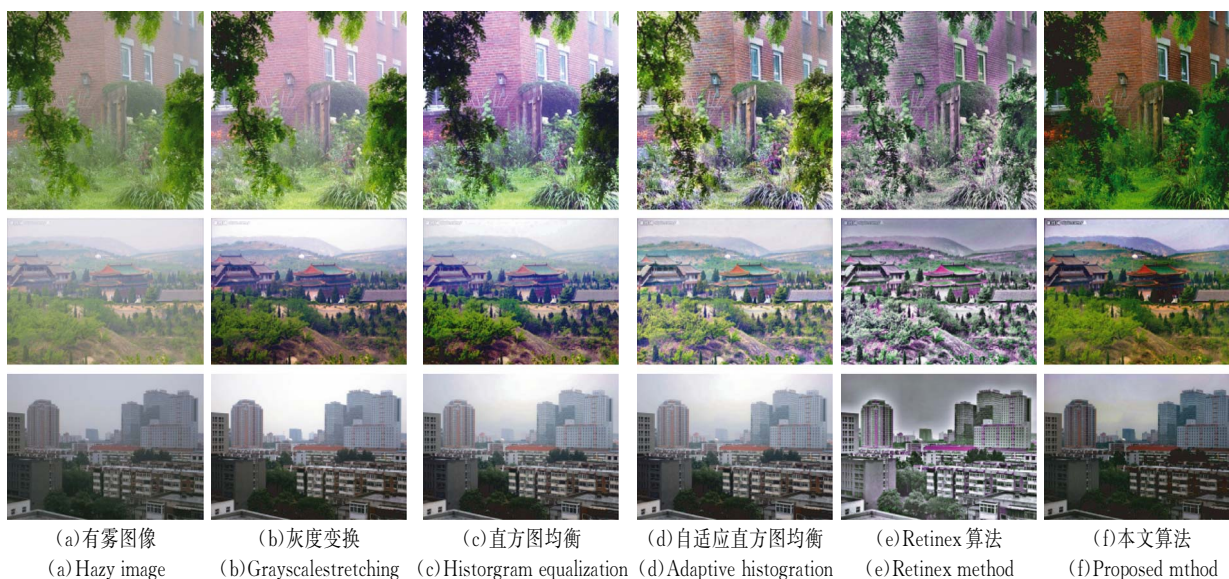


图 7 本文算法与传统图像增强算法效果对比

Fig. 7 Comparison between proposed method and traditional image enhancement methods

4.1.2 与图像复原算法对比

本文选取 He 等人^[8]的暗通道先验算法、Meng 等人^[11]的边界约束算法、Zhu 等人^[12]的颜色衰减先验算法以及 Cai 等人^[15]的基于端对端去雾算法与本文算法作对比,效果图如图 8 所示。

在图 8 中,本文分别选取了 5 组经典图像作为实验图像,如图 8(a)所示,包含景深突变图像、景深变换平缓图像、浓雾图像以及薄雾图像。从图 8(b)~图 8(f)组实验中可以看出,He 算法对于薄雾图像处理较好,但对于远景图像以及景深突变区域去雾不彻底,且在第 5 幅图像天空区域出现光晕效应;Meng 算法对于图像景深区域去雾较彻底,但该算法较好的复原效果是以牺牲色彩保真度换取的,因此复原后图像整体出现偏色现象,尤其在第 3 组和第 5 组图像天空区域出现

颜色失真现象;Zhu 算法尽管去除了大部分雾气干扰,但残雾现象仍然比较严重,且复原后图像整体偏暗;Cai 算法整体能够改善图像的主观效果,但也存在去雾不彻底现象,如第 3 组图像近景复原较好,但景深处仍存在大量残雾,且在第 5 组图像近景处偏暗。在图 8(f)本文算法中,复原后图像较好地去除了雾气干扰,恢复出大量细节信息,相比于其他算法,本文算法在去除雾气同时保持了较好的色度以及对比度,无颜色失真现象,且对于图像景深区域处理效果较好,如第 3 组图像,但由于滤波器的使用,本文算法在第 1 组图像的近景处出现偏暗现象。综上所述,本文算法在图像视觉效果以及对比度均有一定地提升,且对于景深区域也能恢复出大量的细节信息,但在近景颜色鲜艳处出现过饱和现象。

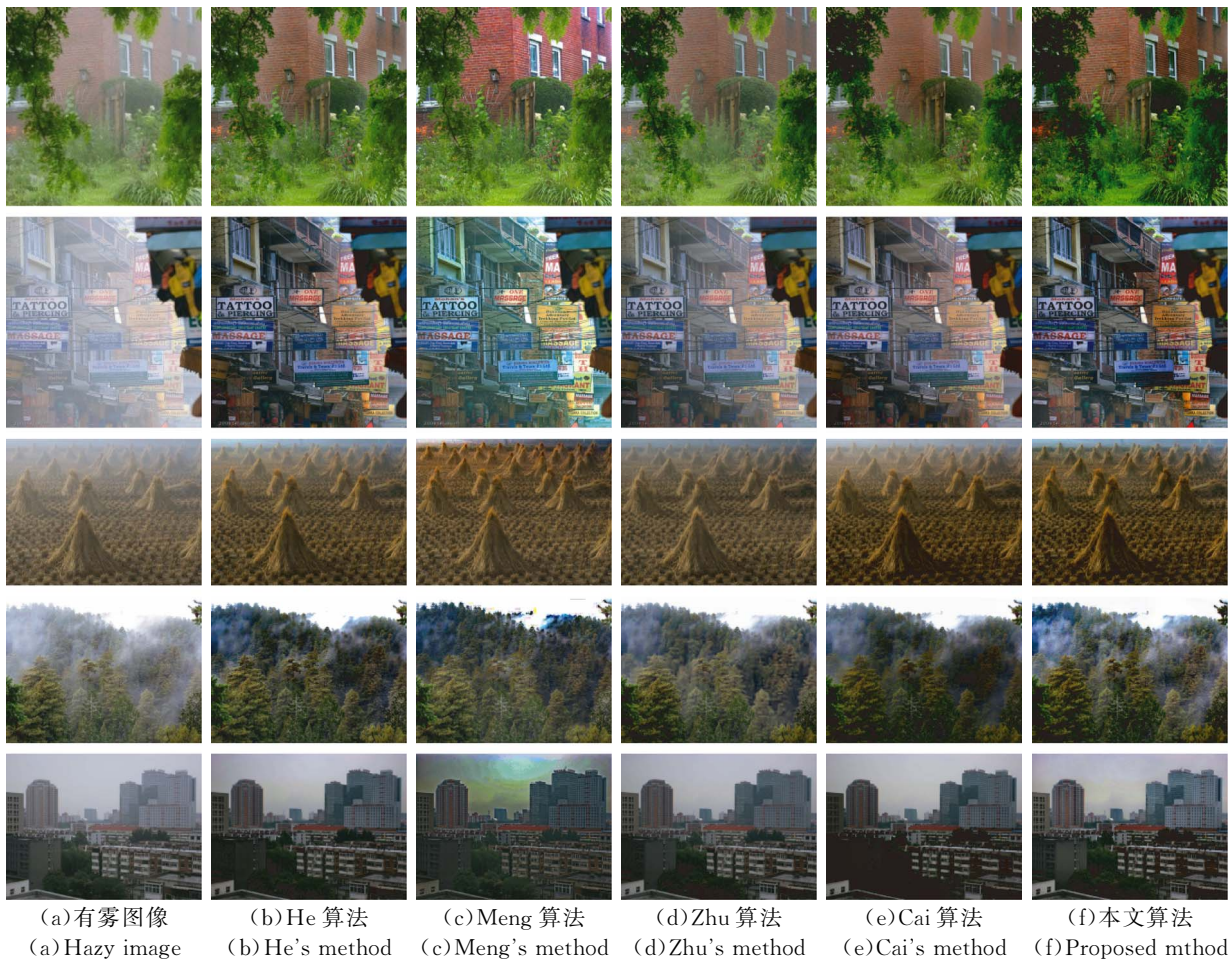


图 8 与图像复原算法对比

Fig. 8 Comparison with well-know image restoration methods

4.2 客观评价

另外,本文采用 Hautiere 等人^[16]提出的盲估算法中的可见边比值 e , 平均梯度指标比 \bar{r} 以及均方误差 MSE 作为去雾算法的客观评价指标。 e 和 \bar{r} 值越大, MSE 值越小, 算法越有效。公式如式(12)~式(14)所示:

$$e = \frac{n_r - n_0}{n_0}, \quad (12)$$

$$\bar{r} = \exp\left[\frac{1}{n_r} \sum_{P_i \in \mathcal{P}} \log r_i\right], \quad (13)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [f(i, j) - f'(i, j)]^2, \quad (14)$$

其中: n_r 和 n_0 分别表示无雾图像和有雾图像中可见边数目的集合, r_i 表示 P_i 处无雾图像与有雾图像的平均梯度比, \mathcal{P} 是表示无雾图像的可见边集合, M 和 N 表示图像的宽和高, $f(i, j)$ 表示有

雾图, $f'(i, j)$ 为复原图像, MSE 为有雾图与复原图像的均方误差, 一定程度上可反映复原图像的失真程度。三个评价指标以及运行时间的平均值对比结果如图 9 所示, 实验图像为图 8(a) 中图像。

由图 9 数据中可以看出, Meng 算法具有较高的可见边和平均梯度值, 但具有较高的均方误差值, 且对应的算法复杂度也最高; He 算法, Zhu 算法, Cai 算法以及本文算法数据分布更为均衡, 但本文算法较 He 算法的可见边, 平均梯度与算法复杂度效果更优; 较 Zhu 算法具有较高的可见边和平均梯度值, 以及较低的均方误差值; 相比于 Cai 算法而言, 本文算法各项数据都较好。因此, 从图 9 中数据来看, 本文算法可以获得较高的色彩保真度以及较好的执行效率。

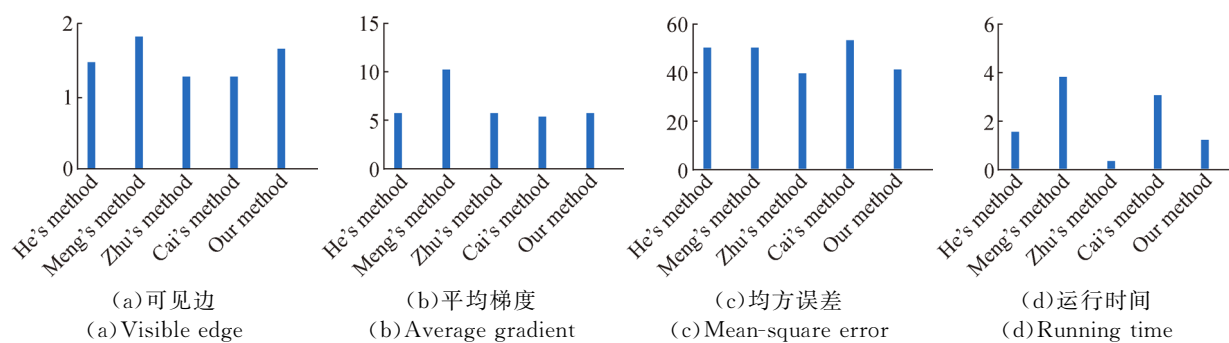


图 9 客观评价

Fig. 9 Objective evaluation

5 结论

本文算法的理论前提是假设雾图像的亮度分量与场景深度存在线性关系, 且散射系数值随着雾浓度递增呈指数扩散, 应用时应注意: 提出线性系数并通过亮度分量来估计出场景深度, 是因为自然条件下场景深度不可知; 对亮度分量作最

小滤波操作, 最终目的是消除景深图中白色物体的影响; 本文算法之所以能较好去除景深区域雾气的干扰, 关键在于结合了雾浓度模型与指数函数将散射系数定值转化为函数, 从而可以自适应的调整透射率。该算法的可行性已从主观和客观两方面进行验证, 但由于滤波器的使用, 导致该算法在图像色彩鲜艳处会出现过饱和现象, 且出现部分细节丢失现象, 这些问题作为以后的研究。

参考文献:

- [1] HE L Y, ZHAO J H, ZHENG N N, *et al.*. Haze removal using the difference-structure-preservation prior[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2017, 26(3): 1063-1075.
- [2] 范之国, 宋强, 代晴晴, 等. 全局参数估计的水下

目标偏振复原方法[J]. *光学 精密工程*, 2018(7): 1621-1632.

FAN ZH G, SONG Q, DAI Q Q, *et al.*. Underwater target polarization recovery method based on global parameter estimation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018(7):1621-1632. (in Chinese)

- [3] 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.
- [4] 杨楠,南琳,张丁一,等. 基于深度学习的图像描述研究[J]. *红外与激光工程*, 2018(2): 9-16.
YANG N, NAN L, ZHANG D Y, *et al.*. Research on interpretation based on deep learning[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018(2): 1621-1632. (in Chinese)
- [5] WANG W C, YUAN X H. Recent advances in image dehazing[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, 4(3): 410-436.
- [6] LI M D, LIU J Y, YANG W H, *et al.*. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2828-2841.
- [7] HUANG S C, YE H C H. Image contrast enhancement for preserving mean brightness without losing image features[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(5/6):1487-1492.
- [8] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [9] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Interactive (de) weathering of an image using physical models [J]. *IEEE Workshop Color Photometric Methods Comput*, 2003, 6: 1-8.
- [10] TANG K, YANG J, WANG J. Investigating haze-relevant features in a learning framework for image dehazing[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014: 2995-3002.
- [11] 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*, 2013: 617-624.
- [12] 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.
- [13] 汤春明,董燕成,孙欣,等. 单幅夜间弱照度雾霾雾霾图像的复原算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2018, 30(3):459-467.
TANG CH M, DONG Y CH, SUN X, *et al.*. Image restoration algorithm for single nighttime weakly illuminated haze image [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(3): 459-467. (in Chinese)
- [14] 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(C): 371-383.
- [15] CAI B L, XU X M, JIA K, *et al.*. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [16] 王一斌,伊诗白,吕卓纹. 自适应背景光估计与非局部先验的水下图像复原[J]. *光学精密工程*, 2019,27(2):499-509.
WANG Y B, YI SH B, LV ZH W. Under image restoration with adaptive background light estimation and non-local prior[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(2):499-509. (in Chinese)

作者简介:



杨燕(1972—),女,河南临颖人,博士,教授,硕士生导师,1995年于兰州铁道学院获得学士学位,2006年于兰州交通大学获得硕士学位,2010年于兰州大学获得博士学位,主要从事数字图像处理、智能信息处理及语音信号处理方面的研究。E-mail: yangyand@mail.lzjtu.cn



刘珑珑(1993—),女,山东菏泽人,硕士研究生,2017年于济南大学获得学士学位,主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: 1067173785@qq.com