

雾霾天气下可见光图像场景再现

李权合¹ 毕笃彦¹ 许悦雷¹ 查宇飞¹

摘要 为了再现雾霾天气下可见光图像的清晰场景,有效抑制雾霾退化造成的对比度、清晰度下降,提出了单色大气散射模型新的求解方法.首先,将单色大气散射模型类比 Retinex 模型,重新解释了大气传递图;依据大气传递图的先验知识和几点假设,建立目标函数的变分模型,将大气传递图的估计问题转化为二次规划问题.通过带约束的归一化最速下降法获取最优解,并采用多分辨率技术加速计算;在 HSI 空间的亮度分量上反解单色大气散射模型,得到反射图像,并依据大气传递图自适应校正饱和度分量.实验结果表明,新算法可有效去除雾霾,再现真实场景的对比度和清晰度,同现有去雾算法相比,本文算法取得了相似甚至更好的去雾效果.

关键词 图像去雾,场景再现,二次规划,大气散射模型

引用格式 李权合,毕笃彦,许悦雷,查宇飞.雾霾天气下可见光图像场景再现.自动化学报,2014,40(4):744-750

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00744

Haze Degraded Image Scene Rendition

LI Quan-He¹ BI Du-Yan¹ XU Yue-Lei¹ ZHA Yu-Fei¹

Abstract In order to get a clear view of the image taken under bad weather, a novel monochrome atmospheric scattering model (MASM) is proposed, which is to restrain the decline of contrast and definition caused by haze. Firstly, the MASM is reconstructed to compare with the retinex model, and this leads to our new explanation about atmospheric transmission map. Then a variational model for atmospheric transmission map is proposed, thus the transmission map estimation problem can be formulated as a quadratic programming optimization problem. The projected normalized steepest descent method is adopted to get the optimized solution, and the multi-resolution algorithm is adopted to achieve a high computational efficiency. Finally, the reflectance image on lightness component in the HSI space is computed through solving MASM and the saturation component is adjusted according to transmission map adaptively. Experimental results yield that the proposed method could remove haze effectively and playback the realistic scene's contrast and definition, and has some advantages over some existing algorithms.

Key words Image defog, scene rendition, quadratic programming, atmospheric scattering model

Citation Li Quan-He, Bi Du-Yan, Xu Yue-Lei, Zha Yu-Fei. Haze degraded image scene rendition. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(4): 744-750

目前,图像去雾技术主要分为两类:基于图像复原的算法和基于图像增强的算法.基于图像复原的算法从图像退化的物理模型出发,通过分析、求解图像降质过程的逆过程,获得各降质环节的相关参数,从而恢复出尽可能逼真的清晰图像.近来,基于单色大气散射模型(Monochrome atmospheric scattering model, MASM)的去雾算法,在基于一些先验知识和假设的前提下取得了很大进展^[1-7],例如 Fattal^[1]假设图像局部区域的反照率为常向量,以及物体表面色度与介质传播具有局部统计不相

关性.利用独立成分分析(Independent component analysis, ICA)来估计常向量反照率;Tan^[2]假设局部区域的环境光为常数,以及对比度增强显著.在马尔科夫随机场(Markov random field, MRF)模型的框架下,构造关于边缘强度的代价函数,使用图像分割理论来估计最优光照;He等^[3]则采用暗通道先验的假设,粗估计大气传递图,再借助抠图法细化之,然后反解MASM得到场景反照率.此类方法存在共性问题——对物理模型的求解是一个病态反问题,病态反问题在借助最优化工具进行求解时,往往造成巨大的计算复杂度和时间复杂度,且在大雾、浓霾条件下,此类算法失效.基于图像增强的算法不要求解大气散射模型,而是从人类视觉感受出发,直接增强图像对比度、修正图像颜色以改善图像质量,提升图像可视效果.基于颜色恒常性理论的Retinex算法^[8-11]和基于人眼视觉系统的中心/领域侧抑制机理提出的ACE(Automatic color equalization)

收稿日期 2012-07-04 录用日期 2013-08-19
Manuscript received July 4, 2012; accepted August 19, 2013
国家自然科学基金(61175029, 61372167, 61379104)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61175029, 61372167, 61379104)
本文责任编辑 戴琼海
Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai
1. 空军工程大学航空工程学院 西安 710038
1. Institute of Aeronautics and Astronautics, Air Force Engineering University, Xi'an 710038

算法^[12-13], 用于图像去雾取得了较好的效果, 可以很好地恢复景深大致相同的场景. 但此类算法的缺陷在于缺乏对景深信息的估计, 对存在不同景深的图像处理效果不好, 尤其不能有效改善景深较大处的对比度和颜色.

本文认为, 图像退化物理模型中的大气传递图由于包含场景的景深信息, 因此与场景反照图并非统计独立, 有效利用二者的相似性可以更好地恢复图像的对比度和清晰度. 新方法从求解简化的单色大气散射模型 (Simplified monochrome atmospheric scattering model, SMASM) 出发, 在估计大气传递图像时, 引入基于变分 Retinex 的光照图像估计思想, 将大气传递图的估计问题转换为二次规划 (Quadratic programming) 问题, 并采用多分辨率技术加速计算. 求解 SMASM 得到的反射图像经色彩校正后输出, 得到场景再现结果.

1 MASM 的白平衡及其简化

Narasimhan 等在 McCartney 的衰减模型和环境光模型基础上提出了单色大气散射模型^[14], 如图 1 所示, 用以描述雾、霾天气条件下的退化过程. 它认为在雾、霾天气条件下, 大气中悬浮的大量粒子对光线具有较强的散射作用: 一方面, 物体表面的反射光由于大气粒子的散射而发生衰减与前向散射, 衰减造成入射到成像系统的光线减弱, 从而成像亮度降低, 前向散射导致图像模糊、分辨力降低; 另一方面, 自然光由于大气粒子的散射作用进入成像系统对物体表面反射光造成干扰, 导致图像的饱和度、对比度的降低以及颜色的偏差. 近年来, 几乎所有基于图像复原的去雾技术都是基于该模型展开的, 其数学表达为

$$I(x) = A\rho(x)e^{-\beta d(x)} + A(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (1)$$

式中, I 为已知图像, A 为环境光, β 为大气粒子散射系数, ρ 和 d 分别为空间坐标 x 处的场景反照率和景深. $A\rho(x)e^{-\beta d(x)}$ 称为直接衰减项, $A(1 - e^{-\beta d(x)})$ 为环境光衰减项.

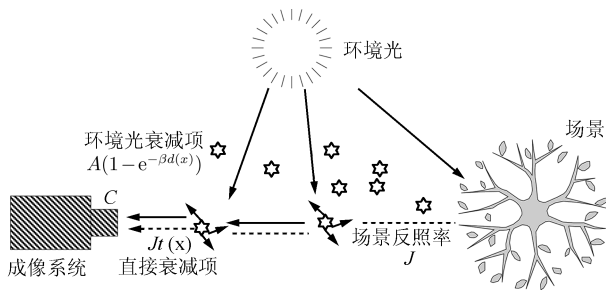


图 1 MASM 示意图

Fig. 1 Sketch map of MASM

受环境影响, 雾霾天气拍摄的图像常发生色偏, 因此首先将输入图像的大气光转换为白光^[1]. 将式 (1) 重写为向量表达式 (2):

$$I(x) = (A_r\rho_r(x) + A_g\rho_g(x) + A_b\rho_b(x))\theta(x)e^{-\beta d(x)} + (A_r + A_g + A_b)\gamma(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (2)$$

其中

$$\theta(x) = \left(\frac{A_r\rho_r(x)}{A_r\rho_r + A_g\rho_g + A_b\rho_b}, \frac{A_g\rho_g(x)}{A_r\rho_r + A_g\rho_g + A_b\rho_b}, \frac{A_b\rho_b(x)}{A_r\rho_r + A_g\rho_g + A_b\rho_b} \right)^T \quad (3)$$

$$\gamma = \left(\frac{A_r}{A_r + A_g + A_b}, \frac{A_g}{A_r + A_g + A_b}, \frac{A_b}{A_r + A_g + A_b} \right)^T \quad (4)$$

式中 A_r, A_g, A_b 分别为大气光的三个颜色分量, ρ_r, ρ_g, ρ_b 则分别表示场景对三种光谱的反照率. 显然有 $\sum \theta_c = \theta_r + \theta_g + \theta_b = 1$, $\sum \gamma_c = \gamma_r + \gamma_g + \gamma_b = 1$. 在恶劣天气环境下, 尤其是多云天气, 大气光可被视为一个常数, 通常选取图像中最亮的像素值作为环境光的估计, 但这种估计方式往往会因为误取白色像素而引入误差. 因此, 本文采用求多点平均值的方式估计环境光, 如式 (5) 所示, 以降低误差.

$$A = \sum_{i=0}^{M \times 0.1\%} \frac{\max(I_i^{HSI-I})}{M \times 0.1\%}, \quad I_{n-1}^{HSI-I} - I_n^{HSI-I} = \max(I_{n-1}^{HSI-I}) \quad (5)$$

其中, I_i^{HSI-I} 代表输入图像在 HSI 空间的亮度图, 图像大小为 M , 公式意为: 按亮度从高到低将图像像素值排序, 选取前 0.1% 个点求取像素值的平均值, 结果就是环境光的估计值.

选取输入图像中亮度为 A 的点 I_A , 则有 $(A_r, A_g, A_b) = (I_{Ar}, I_{Ag}, I_{Ab})$ 计算环境光的每个色彩所占比例 $\gamma_c = I_{Ac}/(I_{Ar} + I_{Ag} + I_{Ab})$, $c \in \{r, g, b\}$ 将式 (2) 每个颜色通道除以对应的比例, 可得:

$$I'_c(x) = \frac{I_c(x)}{\gamma_c} = (A_r\rho_r + A_g\rho_g + A_b\rho_b) \frac{\theta_c(x)}{\gamma_c} e^{-\beta d(x)} + (A_r + A_g + A_b)(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (6)$$

式中 $I'_c(x)$ 表示白光平衡后的图像 $I'(x)$ 的 c 通道分量. 为了能够正常显示 $I'(x)$, 需将各分量除以 3.

令 $(A_r\rho_r + A_g\rho_g + A_b\rho_b)\frac{\theta_c(x)}{\gamma_c}e^{-\beta d(x)}$ 表示反射图像 $J(x)$ 的 c 通道分量, $e^{-\beta d(x)} = t(x)$ 表示大气传递图, 可以得到白光平衡后的 MASM 的简化形式, 即 SMASM 为

$$I'(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (7)$$

2 SMASM 求解

2.1 SMASM 新的求解方法及大气传递图的新解释

式 (7) 可以改写为

$$I' = A - (A - J)t \quad (8)$$

由于从原图出发估计环境光 A 简单易行, 因此可将上式进一步移项操作, 得到:

$$A - I' = (A - J)t \quad (9)$$

对比 Retinex 模型

$$I = RL \quad (10)$$

可将 $(A - J)$ 等效于反照图像 R , t 等效于光照图像 L . 因此, 从引起图像退化效果的角度, t 可被重新解释为光照相关图, 它包含与场景相关的光照成分以及大气传递效率相关的成分, 进而可以采用 Retinex 估计光照图像的方法获得. 那么, 求解式 (7) 获取反射图像 J 的步骤可以归纳为

- 1) 计算 $A - I' = (A - J)t$;
- 2) 将上一步结果变换到对数域, $\log(A - J)t = \log(A - J) + \log t = j + t_l = z$, 以简化计算;
- 3) 估计 t_l ;
- 4) 计算 $(j + t_l) - t_l = j$, 结果反变换回空域得到 $A - J$;
- 5) 计算 $J = A - (A - J)$, 得到反射图像.

2.2 估计 t_l

首先明确有关 t 的几点先验知识和假设:

先验 1. 具有分片光滑的性质, 且景深越大或者景深越均匀这种光滑性质越明显;

先验 2. 由于 t 包含与场景相关的光照成分, 且目标和背景的混叠处常导致景深发生突变, 因此大气传递图和场景具有一定的相似性, 这种相似性可简化为 t_l 和 z 的相似性;

假设 1. 为了避免处理结果在图像边界处产生奇异点, 假设大气传递图在图像边界处可以平滑的延拓, 这个假设带来的结果是垂直边界方向的图像梯度为 0;

假设 2. $(A - J)t = A(1 - \rho)t$ 作为归一化图像可以约简为 $(1 - \rho)t$, 由于 $0 \leq \rho, t \leq 1$, 本文假设

$t \geq (1 - \rho)$, 那么对应应有 $t_l \geq z$. 这样假设的好处在于可以得到对比度更大的去雾结果.

基于上述先验和假设, 构造 t_l 的变分模型如式 (11) 所示:

$$\begin{aligned} \min_t F(t_l) &= \int_{\Omega} (|\nabla t_l|^2 + \alpha|t_l - z|^2) dx dy \\ \text{s.t. } t_l &\geq z \quad \text{and} \quad \langle \nabla t_l, \vec{n} \rangle = 0 \quad \text{on} \quad \partial\Omega \end{aligned} \quad (11)$$

其中, Ω 表示图像的定义域, $\partial\Omega$ 则为图像的边界, α 为惩罚因子, 是非负实数, \vec{n} 为图像边界的法向量. 第一个惩罚项 $|\nabla t_l|^2$ 约束大气传递图像具有空间光滑的性质, $\int |\nabla t_l|^2 d\Omega$ 转换为欧拉方程 (Euler-Lagrange equation, E-L) 的表达形式即为 $\Delta t_l = 0$; 第二个惩罚项 $|t_l - z|^2$ 约束大气传递图和输入图像 z 具有相似性.

式 (11) 所述能量泛函函数极值问题属于二次规划问题, 其解的充分必要条件可以归结到求解相应的 E-L 方程, 即

$$\forall (x, y) \in \Omega \left\{ \begin{aligned} \frac{\partial F(t_l)}{\partial t_l} &= \alpha(t_l - z) - \Delta t_l = 0, \\ t_l &\geq z \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

此类问题有诸多求解方法, 本文采用带约束的归一化最速下降法 (Projected normalized steepest descent, PNSD) 求解^[9], 首先通过归一化最速下降法 (Normalized steepest descent, NSD) 求解函数的极小值, 再将极小值投影的约束空间. NSD 的迭代形式为

$$t_l^{i+1} = t_l^i - \mu_{\text{NSD}}^i G^i \quad (13)$$

式中, t_l^{i+1} , t_l^i 分别为第 $i + 1$ 次和第 i 次迭代估计的大气传递图; G^i 是从 t_l^i 出发的搜索方向, 这里取在 t_l^i 处的最速下降方向, 即 $F(t_l)$ 的梯度方向, 如式 (14) 所示; μ_{NSD}^i 是从 t_l^i 出发沿方向 G^i 进行一维搜索的步长.

$$G^i = \alpha(t_l^i - z) - \Delta t_l^i \quad (14)$$

μ_{NSD}^i 的计算公式为

$$\mu_{\text{NSD}}^i = \frac{\int |G^i|^2}{\int (\alpha|G^i|^2 + |\nabla G^i|^2) d\Omega} \quad (15)$$

约束条件 $t_l \geq z$ 在迭代过程中可以通过 $\max(t_l^i, z)$ 保证. 算法数值实现过程, $\int |G^i|^2 d\Omega$ 和

$\int |\nabla G^i|^2 d\Omega$ 通过式 (16) 和式 (17) 近似:

$$\int |G^i|^2 d\Omega \approx \sum_m \sum_n G^i(m, n) \quad (16)$$

$$\int |\nabla G^i|^2 d\Omega = \int -\Delta G^i G^i d\Omega \approx \sum_m \sum_n -G^i(m, n)(G^i * \kappa_{lap})(m, n) \quad (17)$$

式中, κ_{lap} 表示拉普拉斯算子, 表达式为 $\kappa_{lap} = [0 \ 1 \ 0; 1 \ -4 \ 1; 0 \ 1 \ 0]$, “*” 为卷积。

文献 [9] 易证算法收敛性和解的唯一性, 这里不做重复证明。另外, 约束条件 $\langle \nabla t_i, \vec{n} \rangle = 0$ on $\partial\Omega$ 通过将输入图像利用边界像素扩充保证, 去雾完成后再将扩充的边界去除。

此处使用多分辨率技术加速求解, 采用高斯金字塔的构建和求解方式, 首先对原始图像在水平和垂直方向进行 2:1 下采样形成一系列不同分辨率的尺度空间图像序列, 最底层为原始图像, 最顶层为最粗糙的扩散图像。算法从最顶层开始在得到该层大气传递图估计值后, 通过双线性插值扩展输入到分辨率较高的下一层图像, 进而计算得到相应层的大气传递图像。迭代终止条件应为 $\|G^i\| \leq \varepsilon$, ε 为允许误差, 但实际应用中为了降低复杂度, 多尺度缩放级数被设为 4, 从最顶层到底层的迭代次数分别为 16 次、8 次、4 次、4 次。

2.3 饱和度和自适应校正

输入图像在完成白光平衡之后, 由 RGB 空间变换到 HSI 空间, 在亮度分量上反解单色大气散射模型, 得到反射图像, 再反变换回 RGB 空间, 输出去雾结果。但在浓雾、阴霾天气下, 场景的色彩饱和度明显降低。直观上, 大气传递图越小, 色彩饱和度越低, 为了提升去雾效果的色度匹配, 设计简单的饱和度和自适应校正方法如式 (18)~(20) 所示:

$$s' = s \cdot \varphi(t) \quad (18)$$

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1, & \text{若 } t > Thr \\ 1.6 - t, & \text{若 } t \leq Thr \end{cases} \quad (19)$$

$$t = e^{t_i} \quad (20)$$

式中, s, s' 分别为校正前后的饱和度分量, $\varphi(\cdot)$ 为经验阈值变换函数, 当大气传递率高于阈值时, 对其饱和度分量不作校正, 当其低于阈值时, 对饱和度分量则进行校正, 文中阈值 Thr 设为 0.4。

3 实验和分析

针对来自文献 [1-3] 的经典图片, 对本文算法进行了仿真实验。实验平台为 AMD 双核 CPU, 主

频 2.1 GHz, 内存 2 GB, 软件平台为 Matlab 2008a。

3.1 大气传递图的先验知识验证

式 (11) 的构造源于大气传递图的几点假设和先验知识, 其中两个假设条件在第 4.3 节去雾结果中可以得到验证, 下面通过实验验证大气传递图具有分片光滑的性质, 并且和场景具有一定的相似性。

图 2(a) 为原始图像, 图 2(b) 为图 2(a) 对应的大气传递图, 图 2(c) 是图 2(b) 的 3 维视图, 图 2(d) 则是图 2(c) 的等高线, 通过对图 2 的 4 幅子图的比较可以验证先验 1 和 2。

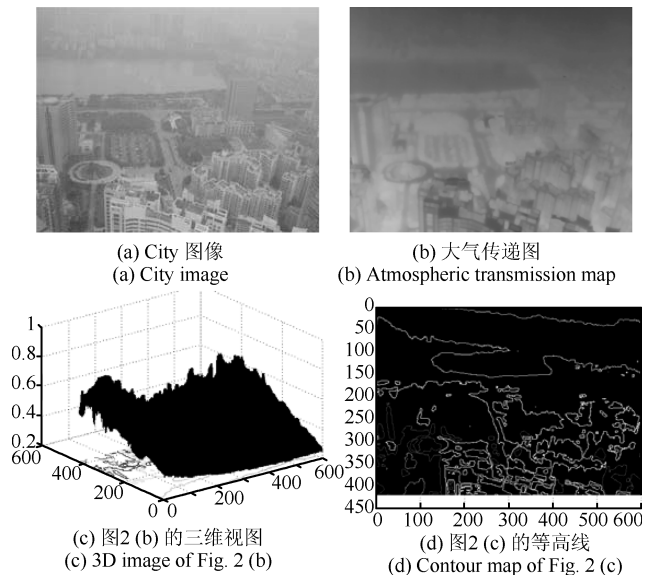


图 2 大气传递图的分片光滑性及其与原始图像相关性示意图

Fig. 2 Sketch map of atmospheric transmission map's local smooth and relativity between it and the original image

3.2 参数 α 对去雾结果的影响

令 $\alpha = [0.01, 0.1, 1.0, 10]$, 将参数的不同取值分别代入算法执行, 相应的去雾结果如图 3 所示。从图 3 中对比可见, 随着 α 的增加, 去雾结果显著变暗。由式 (11) 可知, α 越大, 大气传递图像和原始图像越相似, 从式 $\log(A - J) + \log t = j + t_i = z$ 可知, 随着 t_i 和 z 的相似性增加 $j \rightarrow 0$, 相应的 $(A - J) \rightarrow 1$, 对于归一化图像而言 $A \approx 1$, 那么 $J \rightarrow 0$ 。

3.3 对比实验

对图 3 实验结果进行主观评价, 易见 α 值为 0.1 时, 可以得到较好的去雾效果, 图 4 所示为 $\alpha = 0.1$ 时的更多实验结果。

可见, 此参数选择对其他图像亦有较好的去雾效果。为了验证本文算法的有效性, 图 5 进一步在此参数设置下, 同其他算法进行了比较。

从图 5 易见本文算法去雾效果更为显著, 对比其他算法, 去雾结果的清晰度、对比度更高, 且图像光照亦得到了较好的均衡. 实验进一步使用图像均值来衡量整体亮度, 邻域标准差平均值表征局部对比度, 对于细节边缘等对比度信息则使用基于梯度域的清晰度 (Definition) 来进行测度^[15-16], 为了改善客观评价指标的效度, 便于几种算法去雾性能的对比, 将邻域标准差平均值和基于梯度域的清晰度在原计算公式的基础上分别除以图像亮度均值, 统一为单位亮度上的对比度和清晰度. 对图 5 中的对比实验结果进行了客观评价, 结果如表 1 所示.

从客观评价结果看, 本文方法可以较好地保持图像的亮度; 去雾结果的局部对比度相对原始图像

有较大的提升, 且较 MSRCR 方法和 He 的方法具有明显的优势; 去雾结果的清晰度相对原始图像有所提升, 取得了较 MSRCR 方法和 He 的方法相近或者更好的效果.

3.4 算法复杂度比较

设图像尺寸为 M , 本文算法中的拉普拉斯矩阵模板尺寸, MSRCR 算法中的高斯模板尺寸以及 He 的方法中抠图所考虑的邻域尺寸均为 S_v . 本文算法的复杂度主要集中在第 3.2 节所述大气传递图的求解上, 此过程同 MSRCR 算法估计光照图的过程类似, 两者的计算复杂度相同, 均为 $O(S_v M)$, He 的算法复杂度主要集中在采用抠图方法细化大气传递图

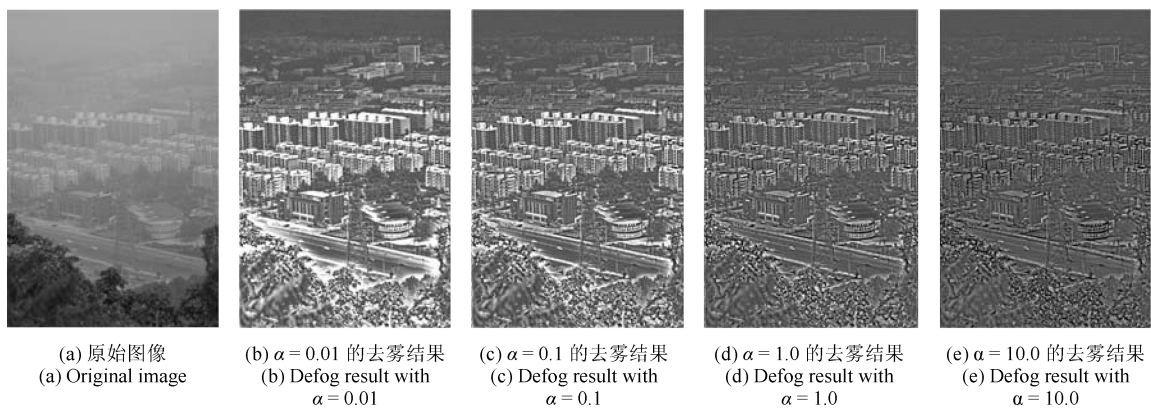


图 3 参数 α 不同取值的去雾结果

Fig. 3 Defog results corresponding to different values of α

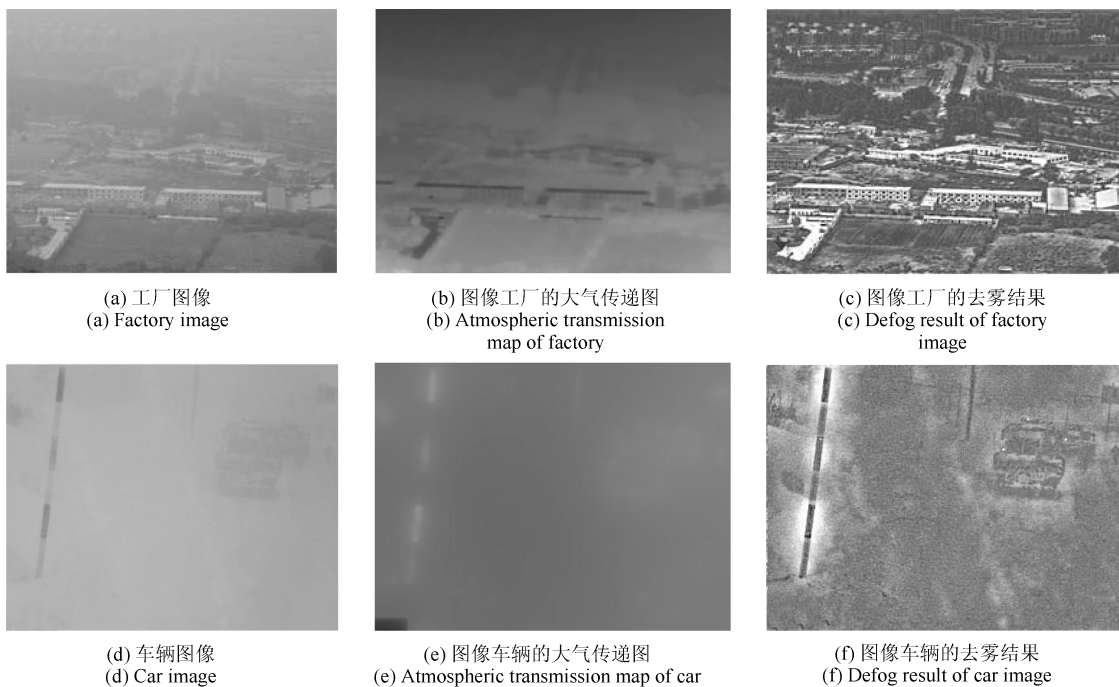


图 4 $\alpha = 0.1$ 时的更多实验结果

Fig. 4 More results with $\alpha = 0.1$

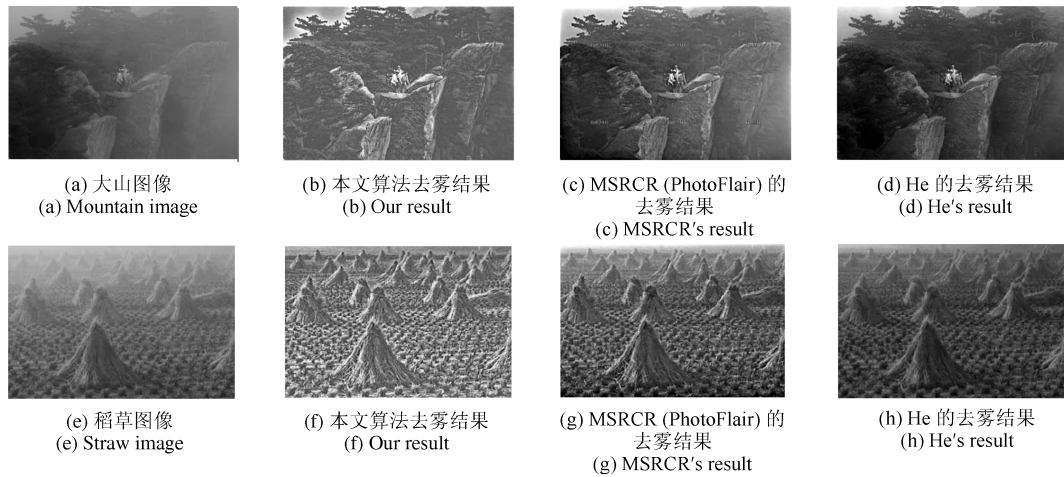


图 5 不同算法去雾比较

Fig. 6 Comparison of different algorithms' defog results

表 1 测试图像的客观评价

Table 1 Objective evaluation of the test images

图像	算法	均值	邻域标准差的均值	清晰度
No. 1	原始图像	90.3213	0.0413	1.5122
	MSRCR 结果	93.4063	0.1264	1.5312
	He 结果	63.8035	0.1463	1.5492
	本文结果	93.9711	0.1872	1.5896
No. 2	原始图像	112.7245	0.0905	1.5204
	MSRCR 结果	95.2691	0.2716	1.5499
	He 结果	79.8692	0.1924	1.5425
	本文结果	121.2378	0.3372	1.5474

上, 其计算复杂度为 $O(S_0^2 M)$. 综上, 本文方法和 MSRCR 方法具有相同的计算复杂度, 较 He 的方法计算复杂度降低.

4 结论

本文通过对单色大气散射模型的变量重组, 构造了同 Retinex 模型的等价形式, 并基于 Retinex 模型的求解方法提出了单色大气散射模型的求解新方法, 这为将基于复原的图像去雾方法和基于增强的图像去雾方法相结合提供了新的思路. 从引起图像退化效果的角度重新解释了大气传递图, 提出了大气传递图的局部光滑性及其同场景反照图非统计独立的先验, 并为提升去雾效果的对比度, 作出了大气传递图大于场景吸收率, 即 $t \geq 1 - \rho$ 的假设, 上述先验和假设为能量最小优化函数的构建和求解提供了有效的约束条件. 从实验可见, 新方法在增加浓雾深处场景的视见度方面具有较为明显的优势, 但去雾结果的色彩不能真实逼近原始图像, 且目标和“天空”交接处的伪轮廓较为严重, “天空区域”也变

的昏暗, 因此如何还原真实色彩和消除上述伪轮廓是我们今后的重点研究方向. 在本文中我们通过推导和实验证明: 文中所提出的大气散射模型求解思路以及对大气传递图的新理解具有很强的实用价值, 能够指导更好地恢复雾霾退化图像的清晰度和对比度.

References

- 1 Fattal R. Single image dehazing. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, **27**(3): 1–9
- 2 Tan R T. Visibility in bad weather from a single image. In: *Proceedings of 26th IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2008. 1–8
- 3 He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior. In: *Proceedings of 27th IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, Florida, USA: IEEE, 2009. 1956–1963
- 4 Fang Shuai, Wang Yong, Cao Yang, Zhan Ji-Qing, Rao Rui-Zhong. Restoration of image degraded by haze. *Acta Electronica Sinica*, 2010, **38**(10): 2279–2284 (方帅, 王勇, 曹洋, 占吉清, 饶瑞忠. 单幅雾天图像复原. *电子学报*, 2010, **38**(10): 2279–2284)
- 5 Yu Jing, Li Da-Peng, Liao Qing-Min. Physics-based fast single image fog removal. *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. 自动化学报, 2011, **37**(2): 143–149)

- 6 Tarel J P, Hautiere N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 2201–2208
- 7 Kratz L, Nishino K. Factorizing scene albedo and depth from a single foggy image. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 1701–1708
- 8 Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(7): 965–976
- 9 Kimmel R, Elad M, Shaked D, Keshet R, Sobel I. A variational framework for retinex. *International Journal of Computer Vision*, 2003, **52**(1): 7–23
- 10 Lei L, Zhou Y Q, Li J W. An investigation of retinex algorithms for image enhancement. *Journal of Electron (China)*, 2007, **24**(5): 696–700
- 11 Yu Jing, Li Da-Peng, Liao Qing-Min. Color constancy based visibility enhancement of color image in low-light conditions. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(8): 923–931
(禹晶, 李大鹏, 廖庆敏. 基于颜色恒常性的低照度图像能见度增强. 自动化学报, 2011, **37**(8): 923–931)
- 12 Rizzi A, Gatta C, Marini D. A new algorithm for unsupervised global and local color correction. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(11): 1663–1677
- 13 Rizzi A, Gatta C, Marini D. From Retinex to automatic color equalization: issues in developing a new algorithm for unsupervised color equalization. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, **13**(1): 75–84
- 14 Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(6): 713–724
- 15 Li Quan-He, Bi Du-Yan, He Lin-Yuan. Degradation process simulation model and its use in image enhancement. *Journal of Xidian University*, 2011, **6**(8): 185–192
(李权合, 毕笃彦, 何林远. 退化过程模拟模型及其在图像增强中的应用. 西电学报, 2011, **6**(8): 185–192)
- 16 Gao Xue-Ni, Yu Zhen-Ming, Zhang Jun, Li Tao-Shen. Multi-focus image fusion based on multi-level and iterative method. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(3): 690–694
(高雪妮, 玉振明, 张军, 李陶深. 基于多级分块迭代法的不同聚焦图像融合. 电子学报, 2011, **39**(3): 690–694)



李权合 空军工程大学航空航天工程学院博士研究生. 2010 年获得空军工程大学硕士学位. 主要研究方向为图像增强和图像恢复. 本文通信作者.

E-mail: 15399095165@163.com

(**LI Quan-He** Ph.D. candidate at the Institute of Aeronautics and Astronautics, Air Force Engineering University. He received his master degree from Air Force Engineering University in 2010. His research interest covers image enhancement and image defog. Corresponding author of this paper.)



毕笃彦 空军工程大学航空航天工程学院教授. 1997 年获得法国图尔大学博士学位. 主要研究方向为图像处理和模式识别. E-mail: biduyan@126.com

(**BI Du-Yan** Professor at the Institute of Aeronautics and Astronautics, Air Force Engineering University. He received his Ph.D. degree from Université de Tours François Rabelais, France in 1997. His research interest covers image processing and pattern recognition.)



许悦雷 空军工程大学副教授. 主要研究方向为图像处理, 模式识别.

E-mail: yueleixu@126.com

(**XU Yue-Lei** Assistant professor at Air force Engineering University. His research interest covers image processing and pattern recognition.)



查宇飞 空军工程大学讲师. 主要研究方向为图像处理, 模式识别.

E-mail: zhayufei@126.com

(**ZHA Yu-Fei** Lecturer at Air force Engineering University. His research interest covers image processing and pattern recognition.)