

基于透射率融合与多重导向滤波的单幅图像去雾

杨爱萍, 王海新*, 王金斌, 赵美琪, 鲁立宇

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

摘要 为了避免图像去雾后细节模糊和噪声放大, 将图像分解为结构层和纹理层, 并只对其结构层进行去雾。基于频域滤波思想提出透射率融合方法, 解决了现有透射率估计方法中普遍存在的块效应问题和复原图像中存在的晕轮伪影问题。针对透射率优化过程中存在的计算量大、透射率平滑与细节保持之间难以平衡等问题, 提出了多重导向滤波透射率优化方法。同时, 针对目前大气光估计易受图像中白色物体的影响, 提出自适应大气光估计方法。实验结果表明, 该算法得到的图像去雾彻底、细节清晰、颜色自然, 不仅有效抑制噪声和晕轮伪影, 而且显著提高场景对比度、饱和度。

关键词 图像处理; 图像去雾; 图像分解; 透射率融合; 多重导向滤波; 自适应大气光估计

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1210001

Image Dehazing Based on Transmission Fusion and Multi-Guided Filtering

Yang Aiping, Wang Haixin*, Wang Jinbin, Zhao Meiqi, Lu Liyu

School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract In order to avoid the details blurring and noise amplification, the image is decomposed as structural layer and texture layer, and the dehazing operation is only performed on the structural layer. The transmission fusion method based on the idea of frequency domain filtering is proposed to remove the block effects in the transmission image and the halo artifacts in the restored image. To solve the problems existed in the transmission optimization process such as the complex computation, being incapable of keeping the balance between the transmission smoothing and details preservation, we propose the multi-guided filtering method. At the same time, an adaptive atmospheric light estimation method is proposed which can be applicable to the scenes with large white objects. Experimental results show that the proposed algorithm can remove the haze effectively and the restored image has clear details and natural color. The noise and halo artifacts are suppressed remarkably, and the contrast and saturation of the scene are improved significantly.

Key words image processing; image dehazing; image decomposition; transmission fusion; multi-guided filtering; adaptive atmospheric light estimation

OCIS codes 100.2960; 100.3008; 010.1310; 100.3020

1 引 言

在雾霾天气条件下, 大气悬浮颗粒对光线的吸收和散射等作用, 导致室外拍摄的图像质量下降, 严重影响户外视觉系统发挥效用^[1]。因此, 提高雾天图像质量、降低雾霾天气对户外成像系统的不利影响具有重要的现实意义。

现有图像去雾方法可分为基于图像增强的方法、基于图像复原的方法以及基于深度学习的方法。

基于图像增强的方法直接利用图像处理算法提升图像对比度, 改善图像质量, 如直方图均衡化算法^[2]、Retinex 算法^[3]等。但是此类方法未考虑图像退化原因, 无法从根本上消除雾霾对图像质量的影响。基于图像复原的方法利用大气散射规律建立雾天图像成像模型, 通过估计模型参数恢复无雾图像。Fattal^[4]基于场景目标的表面阴影与透射率局部不相关的事实估计透射率恢复无雾图像, 但是此方法并不适用于浓雾图像。刘坤等^[5]提出基于稀疏表示

收稿日期: 2018-04-23; 修回日期: 2018-06-13; 录用日期: 2018-07-27

基金项目: 国家自然科学基金(61372145, 61472274, 61771329)

* E-mail: 18809865483@163.com

模型的单幅图像去雾方法。Trale 等^[6]提出基于中值滤波的大气耗散函数估计方法,但是该方法在景深发生突变区域难以获得令人满意的去雾效果。He 等^[7]利用暗通道先验在局部区域内估计透射率,但是得到的透射率中存在严重的块效应。为消除块效应影响,其利用软抠图方法对透射率进行优化,但是软抠图算法复杂度较高。因此,He 等^[8]随后提出基于导向滤波的透射率优化方法。但是,导向滤波将观测到的雾天图像三通道图作为导向图,使得滤波后的透射率含有丰富的纹理,导致去雾图像细节丢失严重。文献[9]利用大气光幕图像作为导向图,但复原图像中未能很好地保持边缘特征。文献[10]利用加权最小二乘法保边缘滤波器对透射率进行优化,但是去雾图像边缘处仍然含有“晕轮”效应。Meng 等^[11]通过对雾天图像边界进行约束来估计透射率,并结合上下文信息构建目标函数优化透射率,但该方法去雾后易出现色彩失真现象。

近年来,深度学习引起广泛关注,很多学者开始研究基于深度学习的神经网络去雾方法。该方法无需考虑图像退化原因,并且不需要利用不确定的先验信息,同时,与传统方法手工提取图像特征不同,该方法利用卷积操作提取图像特征信息。文献[12-13]以人工合成的有雾图像作为数据集,训练不同网络结构学习得到透射率,再利用大气散射模型恢复无雾图像。文献[14]直接训练有雾到无雾图像的端对端网络。但是该类方法一方面在去雾过程中调用网络会产生较大的内存,另一方面由于没有考虑图像退化的原因,往往出现去雾不彻底或过度增强现象。

总之,基于图像增强的方法无法从根本上消除雾霾,基于图像复原的方法也存在透射率估计不准确、易出现块效应等问题,基于深度学习的方法占用内存较大,且去雾不彻底。同时,目前大部分去雾方法都是直接对观测到的图像进行去雾处理,忽略了去雾过程对纹理细节的破坏,使得图像去雾后出现噪声放大和颜色失真现象,而大气散射效应主要对图像的结构产生影响,即大部分雾气蕴含在图像的结构层。因此,本文提出了一套新颖的图像去雾框架。首先将图像分解为结构层和纹理层,并只在结构层对图像进行去雾。在此基础上,提出一种基于频域滤波的透射率融合方法,可有效去除透射率中存在的块效应及复原图像中存在的晕轮伪影。针对目前透射率优化过程中存在的问题,提出了多重导

向滤波方法,可实现透射率平滑的同时进行边缘保持和噪声抑制。而且,为了消除白色物体对大气光取值的影响,提出了自适应大气光估计方法。

2 图像去雾基础

2.1 雾天图像成像模型

Narasimhan 等^[15]提出的大气散射模型揭示了雾天图像的退化机理,其简化模型为

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

式中: x 为像素点坐标; $I(x)$ 为雾天条件下成像设备获得的衰减后的光线强度,即有雾图像; $J(x)$ 为场景目标直接反射光强度,即待恢复的无雾图像; A 代表无穷远处的大气光强度,一般情况下假设为全局常量; $t(x)$ 为透射率,代表像素 x 处光线穿透雾的比率。大气均匀时,透射率可表示为 $t(x) = \exp[-\beta d(x)]$,取值范围是 $[0, 1]$ 。其值越大,代表受雾气影响越小。其中, β 为大气散射系数,值越大代表雾气越浓; $d(x)$ 为场景深度,代表场景目标与成像设备的距离。 $J(x)t(x)$ 为直接衰减项,表明雾气会使场景辐照度在介质中发生衰减,随场景深度增加呈指数型衰减。 $A[1 - t(x)]$ 为环境光项,用来描述大气光经散射后进入成像设备的光强度,随场景深度增加而逐渐增大。

2.2 图像分解

为了防止图像增强后出现噪声放大现象,文献[16]将图像分解为结构层 I_S (低频)和纹理层 I_T (高频),并对其结构层进行增强,对其纹理层进行去噪,得到较好的增强效果。可将图像分解表示为

$$I = I_S + I_T. \quad (2)$$

基于 TV 正则化方法^[16-17],结构层 I_S 可通过求解以下目标函数得到,即:

$$\min_{I_S} \sum_i (I_S - I_i)^2 + \lambda |\nabla I_S|, \quad (3)$$

式中 i 代表任意像素点的位置, λ 为正则化调节参数, ∇ 为梯度算子。获得结构层 I_S 后,可得到纹理层 I_T :

$$I_T = I - I_S. \quad (4)$$

3 本文算法

受文献[16]启发,为了保留图像细节并去除晕轮效应,首先对图像进行分解,并在结构层对图像去雾,将去雾后的结构层和纹理层叠加得到最终的无雾图像。去雾过程中,为了消除透射率存在的块效应,提出基于频域滤波的透射率融合方法和基于多

重导向滤波的优化算法。同时,为了避免现有大气光求解方法受景物中的白色物体影响,提出基于决

策图的自适应大气光选取方法,成功去除白色物体影响。具体算法如图 1 所示。

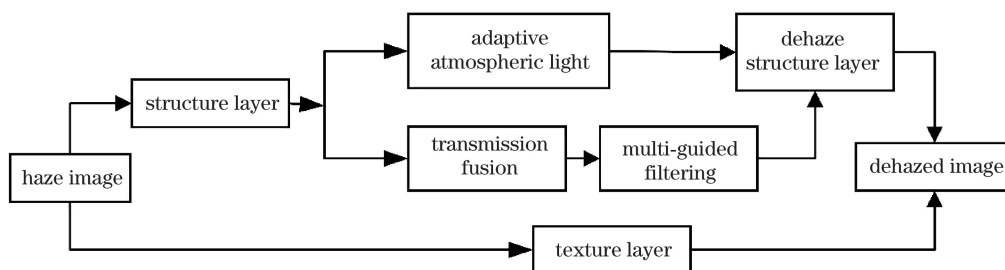


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

3.1 对图像结构层去雾

结构层代表图像的平滑部分,由于含有大部分雾气,所以只对结构层进行去雾,可较好地保留图像结构并去除大气散射影响。因此,将结构层作为输入图像并对其进行去雾,然后再与纹理层进行重组,具体过程如图 2 所示。去雾过程并不是线性过程,不能将去雾后的结构层与纹理层直接相加,为了将纹理层与结构层进行重组,可将(1)式表示为

$$J = \frac{I}{t} + A \left(1 - \frac{1}{t} \right). \quad (5)$$

将(5)式等号右边的去雾过程表示为算子 $f(\cdot)$,则可将 J 表示为 $J = f(I)$,可将去雾后的结构层 J_s 表示为 $J_s = f(I_s)$ 。由(2)式可知 $f(I) = f(I_s + I_T)$,由于纹理层在原图中所占比例远小于结构层,根据泰勒公式展开可得:

$$J = f(I) = f(I_s + I_T) \approx f(I_s) + f'(I_s)I_T = J_s + \frac{1}{t}I_T, \quad (6)$$

式中 J_s 代表去雾后的结构层, I_T 代表纹理层,利用(6)式将纹理层 I_T 和无雾结构层 J_s 重组即可得到最终的无雾图像 J 。

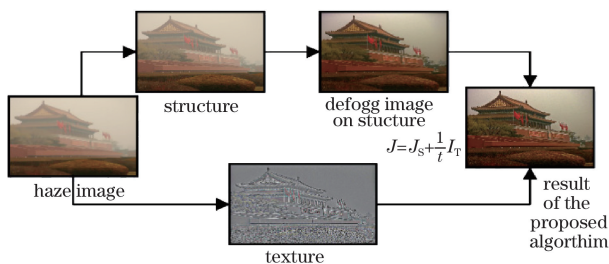


图 2 图像分解处理

Fig. 2 Image decomposition

3.2 基于频域滤波的透射率融合

基于暗通道先验估计透射率时,假设透射率在局部块内恒定不变,所用块尺寸越大越容易满足暗通道先验条件,但同时易带来严重的块效应。

块效应表现为高频信息,与真实高频相混合,导致估计得到的透射率包含较多的虚假细节,如图 3(b)所示,此时复原得到的图像易出现晕轮伪影,如图 3(c)所示。

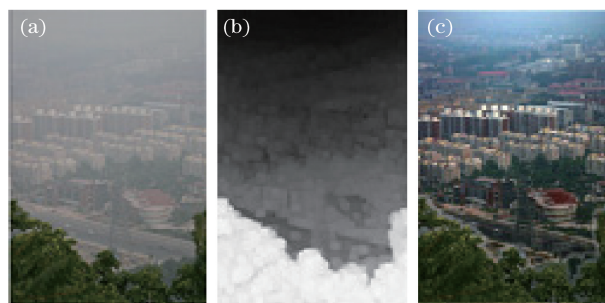


图 3 块效应和晕轮效应。(a)原图; (b)暗通道先验估计透射率;(c)恢复图像

Fig. 3 Block effects and halo effects. (a) Original image; (b) dark channel priors estimate transmittance; (c) restored image

为了滤除透射率中包含的虚假高频,对基于 He 等^[7]提出的暗通道先验得到的透射率进行傅里叶变换,并对其进行低通滤波得到透射率为

$$t_L(x) = G_L \left\{ \mathcal{F} \left\{ 1 - \alpha \min_c \left\{ \min_{y \in \Omega(x)} \left[\frac{I_c(y)}{A_c} \right] \right\} \right\} \right\}. \quad (7)$$

文献[7]中为了使去雾后图像更加接近自然场景,引入参数 α ($0 < \alpha \leq 1$) 保留场景的自然性。为了中和薄雾前提和浓雾前提下处理的两种结果,文献[7]中将其设置为 0.95。 $\Omega = 15 \times 15$, Ω 为以 x 为中心的局部区域, G_L 为高斯低通滤波算子, c 为图像的三通道之一。

为了补偿 $t_L(x)$ 丢失的图像真正高频信息,可利用高通滤波器提取点透射率的高频信息。文献[18]提出一种点透射率计算方法,但其纹理过于丰富,如图 4(a)所示。由其复原得到的图像易产生色彩失真和去雾不彻底等现象,如图 4(b)所示。

为了避免透射率中含有过于丰富的纹理信息,

利用 Trale 等^[6]提出的大气耗散函数 $V(x)$ 求解点透射率 $t_p(x)$, 即:

$$t_p(x) = 1 - V(x)/A, \quad (8)$$

式中 $V(x)$ 为大气耗散函数, A 为大气光值, $t_p(x)$

为点透射率值, 结果如图 4(c) 所示。可以看出, 本文方法得到的点透射率不包含过多纹理细节, 且具有较好的边缘保持特性, 去雾图像细节清晰, 颜色自然。

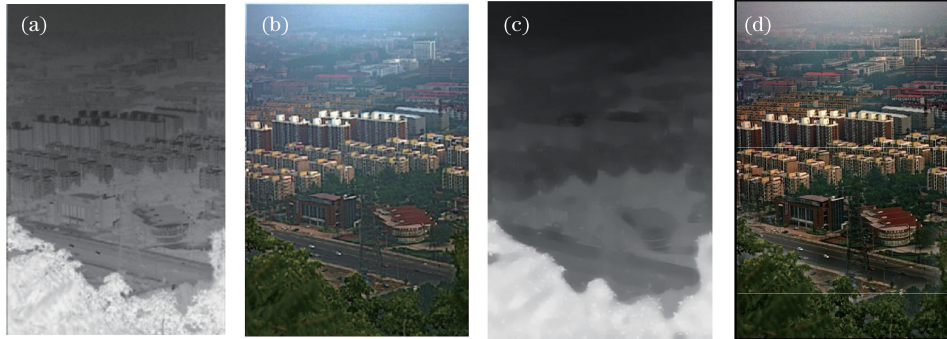


图 4 点透射率效果图对比。(a)点暗通道估计的透射率; (b)文献[18]结果; (c)本文点透射率估计; (d)本文去雾结果
Fig. 4 Comparison of point transmission map. (a) Transmission estimated by pixel-based dark color; (b) result of Ref. [18]; (c) transmission estimated by proposed method; (d) dehazing result by proposed method

在此基础上, 对 $t_p(x)$ 提取高频信息, 得到:

$$t_H(x) = G_H\{\mathcal{F}[t_p(x)]\}, \quad (9)$$

式中 G_H 为高斯高通滤波算子。将 $t_L(x)$ 和 $t_H(x)$ 在频域相加, 以补偿丢失的真正高频, 然后由傅里叶

逆变换得到融合后的透射率, 即:

$$t(x) = \mathcal{F}^{-1}\{t_L + t_H\}, \quad (10)$$

式中 \mathcal{F}^{-1} 代表傅里叶逆变换, 将融合后的透射率变换到时域。具体过程如图 5 所示。

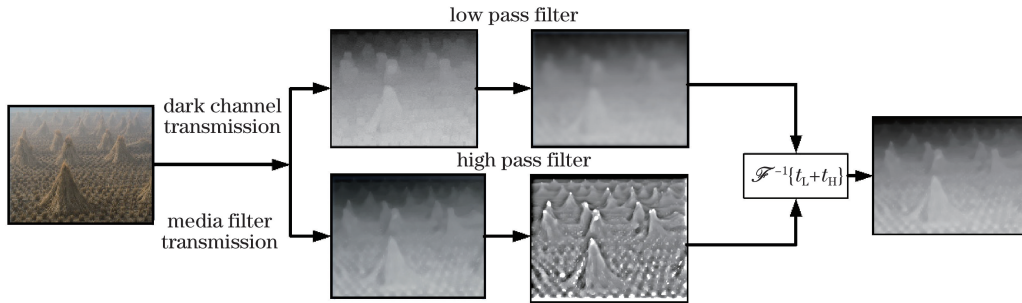


图 5 透射率融合流程图
Fig. 5 Flow chart of transmission fusion

3.3 自适应大气光估计

针对传统大气光估计方法对含有白色物体的图像失效的问题, 基于文献[19]提出的决策图像 (DI) $d(h_{i,j})$ 对暗通道前 0.1% 的像素点进行自适应选取, 使其具有更广的适用范围, 决策图像定义为

$$d(h_{i,j}) = \frac{\sqrt{(b_{i,j}^2 + g_{i,j}^2 + r_{i,j}^2) - (r_{i,j} + g_{i,j} + b_{i,j})^2/3}}{3}, \quad (11)$$

式中 i, j 为有雾图像的像素点坐标, r, g, b 为点 (i, j) 的三通道像素值, $h_{i,j}$ 代表 RGB 空间的点与对角线 $[1, 1, 1]$ 之间的距离, 称为决策图像的决策值, 如图 6 所示。决策图像由 (i, j) 点的决策值 $h_{i,j}$ 构成, 如图 7(c) 和 (f) 所示。

对大量有雾图像决策图统计可发现, 有雾图像

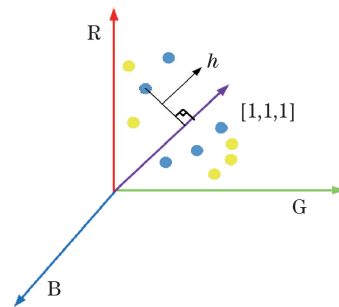


图 6 决策图像结构
Fig. 6 Structure of decision image

中像素点的决策值都集中在 10 以下, 部分图像决策图直方图分布如图 7(b) 和 (e) 所示。因此, 可选取合理的阈值 $\Delta_{ori} \in (0, 10)$ 对暗通道中前 0.1% 的像素点进行分割。若 $d(h_{i,j}) \leq \Delta_{ori}$, 则认为该像素点接近 $[1, 1, 1]$, 属于白色物体表面点, 并丢弃这个点;

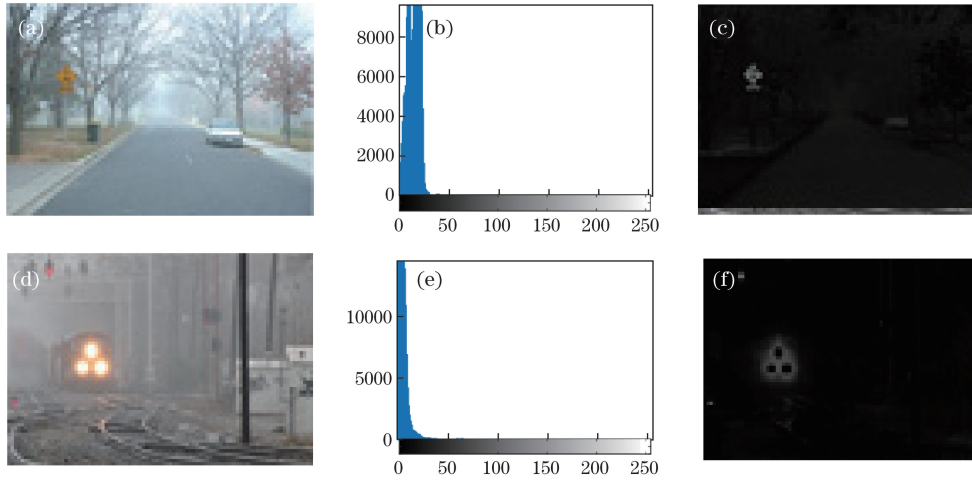


图 7 有雾图及其对应决策图像。(a)(d)原图;(b)(e)决策图像直方图;(c)(f)决策图像
Fig. 7 Hazy images and their corresponding decision images. (a)(d) Original images;
(b)(e) histograms of decision images; (c)(f) decision images

如果 $d(h_{i,j}) > \Delta_{ori}$, 则认为该像素点可用于求解大气光, 保留这个点。

研究发现, 文献[19]采用的阈值 $\Delta_{ori} = 6$ 并不具有普遍适用性。如图 8 所示, 图 8(a) 和 (c) 的暗通道前 0.1% 的像素点最大决策值小于 6, 此时求得的大气光值为 0, 所以其并不适用于具有较低决策值的图像。为了使决策图像阈值选取具有自适应性, 本文采用下式对其进行阈值约束, 即:

$$\Delta_{new} = \frac{(D_{max} - D_{min}) \times \Delta_{ori}}{d_{max} - d_{min}} + D_{min}, \quad (12)$$

式中 D_{max} 为有雾图暗通道前 0.1% 像素点的最大决策值, D_{min} 为有雾图暗通道前 0.1% 像素点的最小决策值, d_{max} 为整体图像最大决策值, d_{min} 整体图像最小决策值, Δ_{ori} 值设为 6, Δ_{new} 为更新阈值。由 (12) 式可得到自适应性大气光估计, 适用于含有大面积白色物体的场景, 具有更广的适用范围。

3.4 图像恢复

求得 A 和 t 后, 可由下式恢复无雾结构层 $J_S(x)$, 即:

$$J_S(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A, \quad (13)$$

式中 $t_0 = 0.1$ 。最后, 利用 (6) 式将去雾后的结构层 J_S 和纹理层 I_T 重组即可得到最终无雾图像 J 。

4 多重导向滤波

He 等^[8]提出的导向滤波方法, 其假设导向图像 I_{guide} 和滤波输出 q 在二维窗口 ω_k 内为局部线性关系, 即:

$$q_i = a_k I_{guide} + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (14)$$

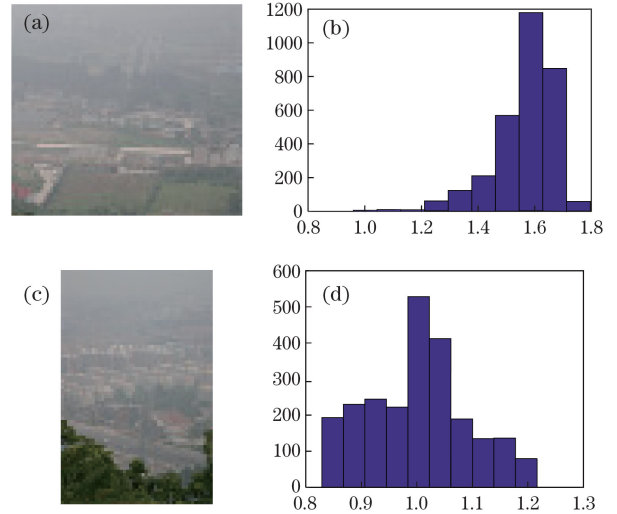


图 8 有雾图像及其对应的暗通道前 0.1% 像素点的决策值。
(a)(c)原图;(b)(d)暗通道决策图像直方图
Fig. 8 Hazy image and its corresponding decision value of 0.1% pixel for the dark channel. (a)(c) Original images; (b)(d) histograms of dark channel decision image

式中 a_k 和 b_k 为线性变换系数, 在窗口 ω_k 内为常数。由于 $\nabla q_i = a_k \nabla I_{guide}$, 则保证滤波输出与导向图像具有相同的边缘梯度特征。因此, 为了保证输出透射率图与观测到的有雾图像具有相似的边缘及结构特性, 将结构层图像 I_S 作为第一幅导向图, 将对观测图进行边缘检测得到的边缘图 I_{edge} 作为第二幅导向图。

由导向图和输出的线性关系可得:

$$t_1 = a_{k_1} I_S + b_{k_1} \quad \omega_k = \omega_1, \quad (15)$$

$$t_2 = a_{k_2} I_{edge} + b_{k_2} \quad \omega_k = \omega_2. \quad (16)$$

然后构造代价函数,即:

$$E(a_{k_1}, b_{k_1}) = \sum_{w_{k_1}} [(a_{k_1} I_S + b_{k_1} - t_1)^2 + \epsilon_1 a_{k_1}^2], \quad (17)$$

$$E(a_{k_2}, b_{k_2}) = \sum_{w_{k_2}} [(a_{k_2} I_{\text{edge}} + b_{k_2} - t_2)^2 + \epsilon_2 a_{k_2}^2], \quad (18)$$

式中 ϵ ($\epsilon > 0$) 为调整系数,用于防止 a_k 取值过大。使之取最小时,求得对应的系数 a_{k_1} 、 a_{k_2} 、 b_{k_1} 、 b_{k_2} 。最终由线性系数可获得最终透射率 t_1 和 t_2 。

由 $\nabla t_1 = a_{k_1} \nabla I_S$ 、 $\nabla t_2 = a_{k_2} \nabla I_{\text{edge}}$ 可保证滤波结果充分获得导向图的特征信息。同时,利用了结构层不含纹理信息的特点,可保证透射率 t_1 中不含过于丰富的细节信息。边缘图 I_{edge} 可提取原图的有效边缘特征,保证透射率 t_2 具有边缘保持性能。另外,将结构图和边缘图的灰度图像作为导向图像,可降低算法复杂度。与文献[8]方法中利用原有雾图像作为导向图和文献[11]利用上下文信息构建目标函数优化透射率进行算法时间比较,结果如表 1 所示,本文方法的处理时间优于其他两种方法。

表 1 不同算法的透射率优化时间

Table 1 Time of the process of transmission optimization from different algorithms

Algorithm	Image size / (pixel × pixel)	Time / s
Ref. [8]	640 × 480	0.2143
Ref. [11]	640 × 480	0.9127
Proposed	640 × 480	0.1653

为了使求得的透射率能更真实的反应场景信息,采用线性加权融合将两幅透射率图进行融合,得到最终的图像透射率 t 为

$$t = \omega_1 t_1 + \omega_2 t_2, \quad (19)$$

式中 ω_1 、 $\omega_2 \in [0, 1]$ 为相应透射率的权重值, t_1 含有有效结构信息, t_2 含有有效边缘特征。根据线性加权融合原理,随着 ω_1 的增加结构信息恢复明显,随着 ω_2 的增大边缘特征恢复明显,为了使输出透射等概率融合结构信息和边缘信息,设 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ 。

滤波半径越大,导向图会在更大的范围内进行线性输出。为了保证透射率图充分获得原图边缘特征的同时在较小范围内对结构图进行线性输出,首先要保证 $\omega_1 \leq \omega_2$ 。为避免有雾结构图和透射率的边缘特征过度相近,导致无雾图像在边缘处产生“光晕效应”, ω_2 不宜过大。根据文献[8]中提供的常用滤波半径值,对几组半径值组合进行实验。如图 9 所示, $\omega_1 = 2$ 、 $\omega_2 = 2$ 、 $\omega_1 = 4$ 、 $\omega_2 = 2$ 以及 $\omega_1 = \omega_2 = 4$ 时,透射率优化结果中边缘特征不明显; $\omega_1 = 2$ 、 $\omega_2 = 8$ 、 $\omega_1 = 4$ 、 $\omega_2 = 8$ 时,由于 ω_2 过大导致边缘特征过度保留,墙体纹理过度暴露,造成恢复图像含有伪影现象; $\omega_1 = 2$ 、 $\omega_2 = 4$ 时可在获得原图整体结构信息时充分保留原图边缘特征。

如图 10 和图 11 所示,本文多重导向滤波方法可保留更多图像细节,复原图像远景视觉良好。

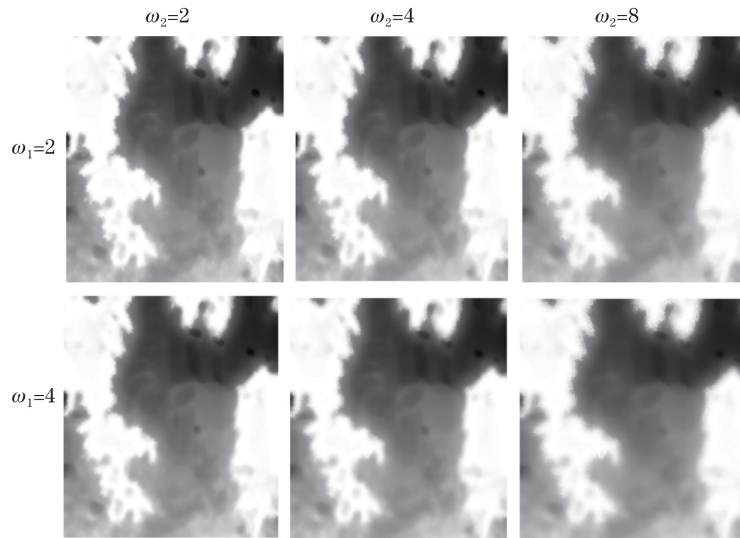


图 9 不同滤波半径的透射率优化结果

Fig. 9 Transmission optimization results with different filtering radius

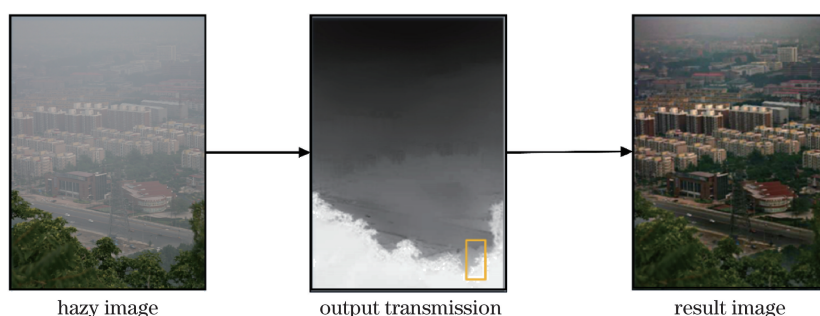


图 10 以原图为导向图滤波过程

Fig. 10 Filtering with the original image as the guided image

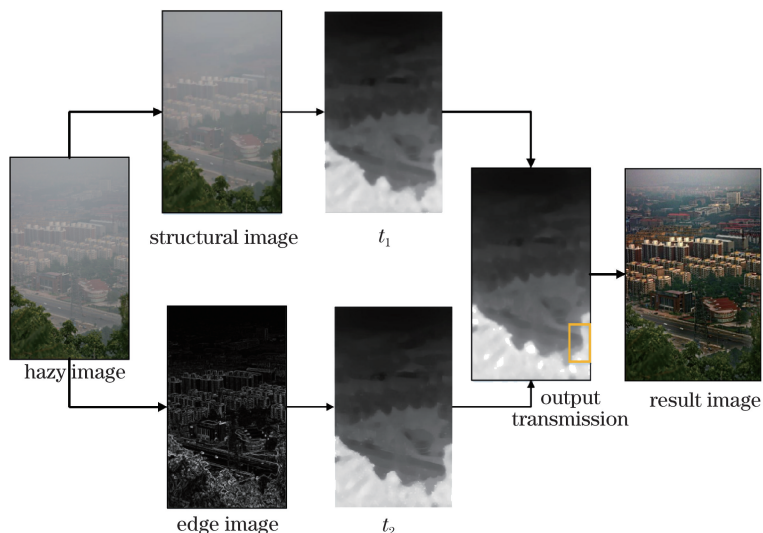


图 11 多重导向滤波过程

Fig. 11 Processes of multi-guided filtering

5 实验与结果分析

为了全面评价本文算法的有效性,分别从主观和客观两方面对算法进行分析,并与主流方法进行对比。其中客观评价指标选择去雾图像新增可见边之比 $e^{[20]}$ 以及可见边的规范化均值 $r^{[20]}$ 。

5.1 与融合类方法对比

为了验证本文方法的去雾效果,将该方法与目前较为流行的融合类方法进行比较。分别是基于块暗通道与点暗通道融合的透射率估计方法^[18]、基于多幅深度图融合的方法^[21]和基于暗通道理论的多幅不同区域尺寸的透射率图融合方法^[22],对比结果如图 12~14 所示。文献[18]中应用的点透射率纹理信息过于丰富,透射率估计不准确,导致图 12 中稻田颜色过饱和。文献[21]利用多幅深度图融合过度估计了透射率,图 13 中的小车底部以及垃圾桶颜色退化较为严重,且远处白房子处去雾不彻底,边缘信息不明显。文献[22]采用多幅不同尺寸区域的透射率相融合,但图 14 中森林近景处仍

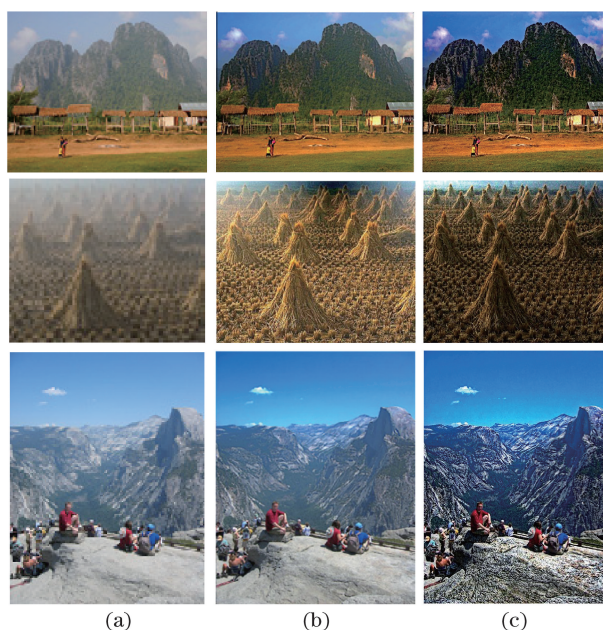


图 12 对比结果图。(a)原图;(b)文献[18]方法;(c)本文方法
Fig. 12 Comparison results. (a) Original images; (b) method in Ref. [18]; (c) proposed method

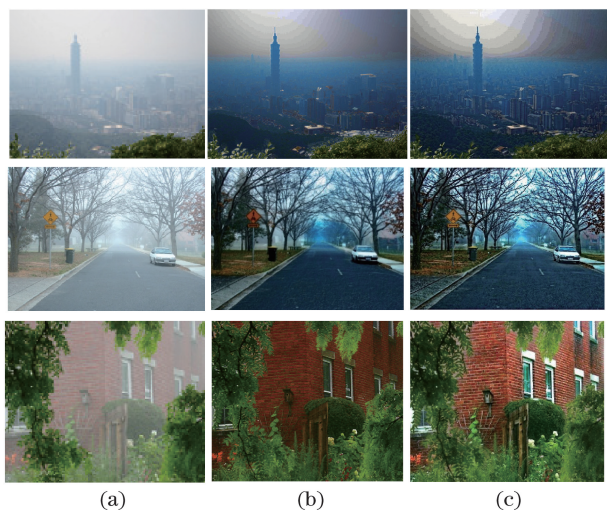


图 13 对比结果图。(a)原图;(b)文献[21]方法;(c)本文方法
Fig. 13 Comparison results. (a) Original images;
(b) method in Ref. [21]; (c) proposed method

然留存大量雾气且天安门图像中远景处树枝边缘不清晰。相比之下,本文方法利用透射率融合方法在避免块效应产生的同时求得了更加精确的透射率,在透射率优化过程保留了更多的边缘信息,且利用自适应估计方法避免了白色物体对大气光估计的影响,所以得到的去雾图像颜色自然,去雾彻底,且远处景物边缘清晰可见。

表 2 为不同算法的客观评价指标 e 、 r 值对比结果对比图像分别为图 12~14,每幅图分别包含三幅

表 2 不同融合算法的客观评价指标值

Table 2 Objective evaluation index of different fusion algorithms

Index	Ref. [18]	Proposed	Ref. [21]	Proposed	Ref. [22]	Proposed
e	0.06	0.22	0.27	0.34	0.82	0.89
	0.20	0.10	0.06	0.15	0.08	0.09
	-0.16	0.05	0.05	0.08	0.59	0.59
r	1.43	2.20	2.34	2.25	2.65	3.27
	3.69	2.89	1.29	2.45	1.33	2.09
	1.27	3.06	1.10	1.81	1.53	3.05

5.2 与非融合方法类方法对比

为了证明本文算法与非融合类方法相比同样具有较好的效果,将该算法结果与目前较为流行的非融合方法进行对比,分别为基于边界约束的透射率估计方法^[11]、基于暗通道理论的去雾算法^[7]和基于中值滤波的大气耗散函数估计方法^[6]。对比结果如图 15 所示,其中文献[11]在某些图像的处理结果中存在色彩失真现象,文献[7]与文献[6]方法都存在过高估计透射率的问题,文献[6]方法的结果在部分区域会出现颜色过饱和现象,如在天空区域颜色会

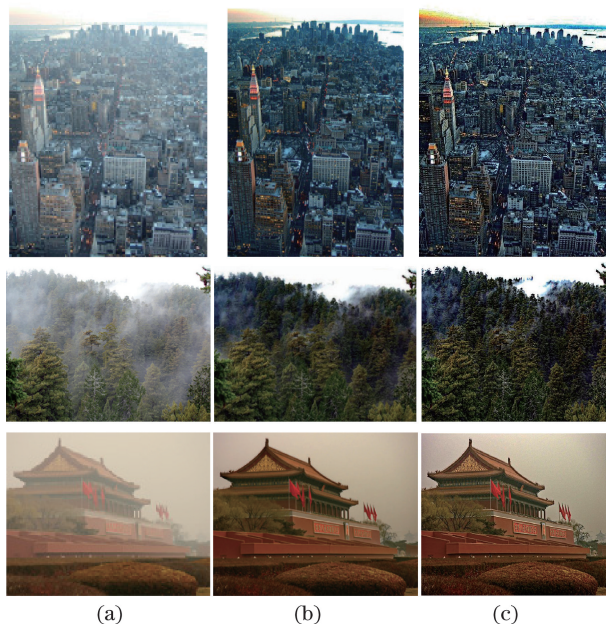


图 14 对比结果图。(a)原图;(b)文献[22]方法;(c)本文方法
Fig. 14 Comparison results. (a) Original images;
(b) method in Ref. [22]; (c) proposed method

不同场景图像,因此每列数据包含三行客观评价指标值。可以发现,与其他融合方法相比,本文方法在求解透射率过程中避免了虚假高频信息的产生,并且在优化过程中利用边缘导向图保留了原图像的边缘信息,在多幅图的对比结果中具有较高的可见边之比以及可见边的规范化均值。

暗一些。文献[7]方法则更侧重于保持原图场景信息,造成去雾不彻底现象。相比于非融合方法,本文方法融合了暗通道方法得到的准确低频信息和中值滤波方法得到的准确高频信息,进而获得了更为准确的透射率,而且避免了白色物体对大气光值估计的影响,因此可以较好地恢复出景物的色彩以及结构信息,且饱和度适中、去雾彻底、视觉效果较为清晰,远处景物边缘清晰可见,如图 15 中红圈部分。

5.3 与深度学习方法对比

为了证明本文算法优于深度学习方法,将该方



图 15 本文方法与传统方法结果对比。(a)原图;(b)文献[11];(c)文献[6];(d)文献[7];(e)本文方法

Fig. 15 Comparison results of proposed method and traditional methods. (a) Original images;

(b) method in Ref. [11]; (c) method in Ref. [6]; (d) method in Ref. [7]; (e) proposed method

法与深度学习方法的结果进行对比。分别为基于端对端网络求解透射率方法^[13]和基于多尺度卷积神经网络的透射率求解方法^[12]。对比结果如图 16 所示,可以看出,图 16(b)中文献[13]的算法由于没有考虑图像退化过程,仅对数据集中有雾图像进行特

征提取,导致网络泛化能力较差,对真实图像的透射率恢复不准确,去雾效果不彻底,只在近景处去除了一些雾气,而本文则利用融合算近景处去除了一些雾气;而本文方法则利用融合算法得到更精确的透射率实现整体去除雾霾,山体纹理清晰可见,近景石

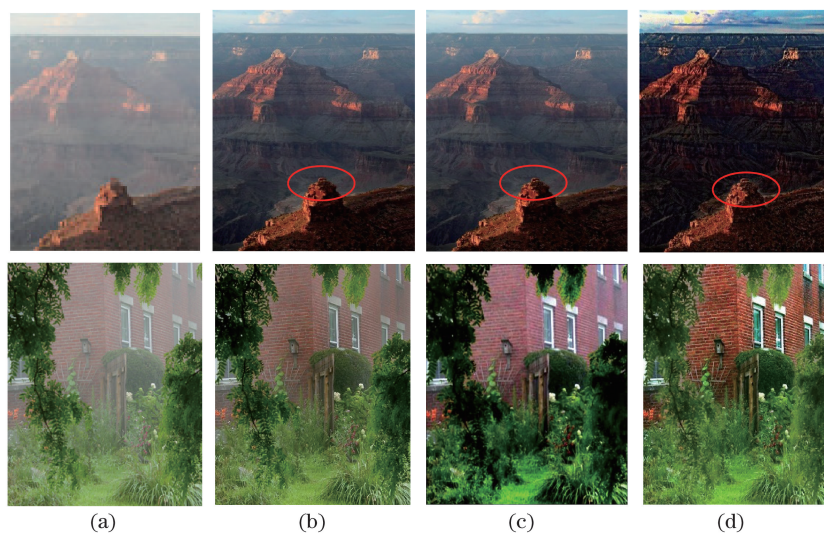


图 16 本文方法与深度学习方法结果对比。(a)原图;(b)文献[13];(c)文献[12];(d)本文方法

Fig. 16 Comparison of results of proposed method and deep learning methods. (a) Original images;

(b) method in Ref. [13]; (c) method in Ref. [12]; (d) proposed method

头周围无其他方法中常见的晕轮效应,如图中的红圈部分。同时,本文算法处理的树叶颜色更加符合原图,而文献[12]的处理结果因透射率过大导致树叶变黑。

6 结 论

针对目前图像去雾算法存在的缺陷,提出了基于透射率融合与多重导向滤波的单幅图像复原方法。首先,仅对结构层去雾,可以解决去雾过程中造成的细节模糊问题。然后,针对现有透射率求解算法难以去除块效应问题,提出了基于频域滤波的透射率融合方法。在此基础上,应用多重导向滤波对透射率进行优化处理,可有效保持结构平滑与边缘保留的平衡。最后,为了避免白色物体影响大气光值选取,提出了自适应大气光求解方法,可有效避免白色物体的影响。本文方法去雾图像对比度高,图像清晰,色彩自然,无晕轮伪影。但是,为避免噪声放大问题,该方法仅对结构层进行去雾处理,未对含有噪声的纹理层进行去噪处理,导致重组后的图像仍然含有一定程度的噪声,影响图像视觉质量,所以后续研究过程将进一步探究如何实现降低算法成本的同时提高图像视觉质量。

参 考 文 献

- [1] Guo H, Xu X T, Li B. Study on image dehazing methods based on dark channel prior[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(4): 0410002.
郭翰, 徐晓婷, 李博. 基于暗通道先验的图像去雾方法研究[J]. *光学学报*, 2018, 38(4): 0410002.
- [2] Xu H T, Zhai G T, Wu X L, *et al.* Generalized equalization model for image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2014, 16(1): 68-82.
- [3] Liu H B, Yang J, Wu Z P, *et al.* A fast single image dehazing method based on dark channel prior and Retinex theory[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(7): 1264-1273.
刘海波, 杨杰, 吴正平, 等. 基于暗通道先验和 Retinex 理论的快速单幅图像去雾方法[J]. *自动化学报*, 2015, 41(7): 1264-1273.
- [4] Fattal R. Single image dehazing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 72-80.
- [5] Liu K, Bi D Y, Wang S P, *et al.* Single image dehazing based on sparse feature extraction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(3): 0310001.
刘坤, 毕笃彦, 王世平, 等. 基于稀疏特征提取的单幅图像去雾[J]. *光学学报*, 2018, 38(3): 0310001.
- [6] Tarel J P, Hautière N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*, 2009: 2201-2208.
- [7] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 1956-1963.
- [8] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [9] Han Z T, Lu W, Yang S Y, *et al.* Improved natural image dehazing algorithm based on guided filtering[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2015, 9(10): 1256-1262.
韩正汀, 路文, 杨舒羽, 等. 基于导向滤波优化的自然图像去雾新方法[J]. *计算机科学与探索*, 2015, 9(10): 1256-1262.
- [10] Park H, Park D, Han D K, *et al.* Single image haze removal using novel estimation of atmospheric light and transmission[C]//*IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2014: 4502-4506.
- [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] Ren W Q, Liu S, Zhang H, *et al.* Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks[C]//*European Conference on Computer Vision*, 2016: 154-169.
- [13] 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.
- [14] Li B Y, Peng X L, Wang Z Y, *et al.* AOD-net: all-in-one dehazing network[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017: 4780-4788.
- [15] Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the atmosphere[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 48(3): 233-254.
- [16] Li Y, Guo F F, Tan R T, *et al.* A contrast enhancement framework with JPEG artifacts suppression[M]. *Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer, 2014, 8690: 174-188.
- [17] Xu L, Yan Q, Xia Y, *et al.* Structure extraction from texture via relative total variation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): 139-148.
- [18] Wang Z L, Feng Y. Fast single haze image enhancement[J]. *Computers & Electrical Engineering*,

- 2014, 40(3): 785-795.
- [19] Wang J B, Lu K, Xue J, *et al.* Single image dehazing based on the physical model and MSRCR algorithm[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(9): 2190-2199.
- [20] Hautière N, Tarel J P, Aubert D, *et al.* Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges[J]. Image Analysis & Stereology, 2008, 27(2): 87-95.
- [21] Wang Y K, Fan C T. Single image defogging by multiscale depth fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(11): 4826-4837.
- [22] Yu S Y, Zhu H, Fu Z F, *et al.* Single image dehazing using multiple transmission layer fusion[J]. Journal of Modern Optics, 2016, 63(6): 519-535.