

基于二次约束与雾气分布的图像复原算法

张华卫, 贾文娟*, 张金龙, 李攀峰

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对最小滤波导致的光晕、伪影及透射率估计不足引起的天空失真等问题, 提出了一种基于二次约束与雾气分布的去雾算法。首先, 利用 Canny 检测算子得到有雾图像的粗纹理分布, 在场景深度的基础上得到有雾图像的雾气分布图。其次, 根据图像特征, 提出了一种基于自适应雾气系数的二次约束模型, 估计出清晰图像的最小通道图, 并利用大气散射模型得到粗略透射率。然后通过自适应下边界约束与双边滤波进行透射率优化, 并通过形态学操作改进局部大气光。最后根据复原模型得到去雾图像。实验表明, 所提算法在主、客观评价中均取得了理想的效果, 较好解决了去雾图像中的光晕、伪影与天空失真等问题。

关键词 遥感; 图像复原; Canny 检测; 雾气分布; 二次约束; 自适应优化

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2228001

Image Restoration Algorithm Based on Quadratic Constraint and Haze Distribution

Zhang Huawei, Jia Wenjuan*, Zhang Jinlong, Li Panfeng

School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract Aiming at the problems of halo and artifacts caused by minimum filtering as well as sky distortion caused by insufficient transmittance estimation, one dehazing algorithm is proposed, which is based on quadratic constraints and haze distributions. Firstly, the Canny detection operator is used to obtain the coarse texture distributions of hazy images, and the mist distribution maps of hazy images are obtained on the basis of scene depth. Second, according to the image characteristics, a quadratic constrain model based on adaptive haze coefficients is proposed to estimate the minimum channel of clear images, and the atmospheric scattering model is used to obtain rough transmittance. Third, the transmittance is optimized through adaptive lower boundary constraints and bilateral filtering, and local atmospheric light is improved through morphological operations. Finally, the dehazing images are obtained according to the restoration model. Experiments show that the proposed algorithm has achieved ideal results in both subjective and objective evaluations, and it can better solve the problems including halos, artifacts, and sky distortion in dehazing images.

Key words remote sensing; image restoration; Canny detection; haze distribution; quadratic constraint; adaptive optimization

OCIS codes 280.1310; 100.2000; 100.3020

1 引言

在雾霾等恶劣天气条件下, 由于大气中悬浮颗粒与杂质粒子的吸收与散射作用, 摄像设备采集到

的图像会出现对比度下降、颜色失真、视觉模糊等现象, 这对计算机视觉的进一步研究造成了极大的影响。因此雾天图像的清晰化处理具有重要的研究价值。

收稿日期: 2020-12-04; 修回日期: 2021-01-07; 录用日期: 2021-01-21

基金项目: 甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室开放课题(20181102)

通信作者: *1473513328@qq.com

基于大气散射模型的去雾方法^[1-4]近些年取得了快速的发展,这类方法主要以大气散射模型为依据,借助先验条件或者假设信息,得到透射率与大气光的估计,进而得到清晰图像。如 He 等^[5]提出了著名的暗通道先验理论算法,该算法认为,清晰图像的暗通道趋于 0,暗通道先验算法对近景区域的处理效果较好,但对于天空等高亮区域,其暗通道并不为 0,反而是一个较大的值,因此暗通道算法在天空等高亮区域是失效的。Fattal^[6]提出了一种单幅图像去雾算法,由于该算法基于独立成分估计透射率,因此透射率估计不准确,去雾结果存在较为严重的偏色问题。Meng 等^[7]提出了一种几何边界约束透射率上下边界的算法,该算法对非天空区域的处理效果较好,但天空区域的透射率估计过小,导致复原结果存在失真现象。Yang 等^[8]提出了一种以边缘保持函数代替最小滤波拟合暗通道的去雾算法,该算法利用幂律压缩和线性衰减克服了最小滤波的局限性,进而得到了较为准确的透射率,但是一些含有超远景区域的图像会产生一定的失真现象。Xu 等^[9]提出了一种结合暗通道和亮通道先验理论的去雾算法,该算法通过观察大量有雾与无雾图像,发现在大多有雾图像中,某些像素至少有一个颜色通道的强度较大,且该强度趋近于无雾图像的大气光强度。该算法取得了不错的复原结果,但由于透射率估计不准,复原结果局部区域仍然存在失真现象。

近年来,随着深度学习的发展,基于神经网络的图像去雾算法也取得了较快的发展^[10-12]。如 Zhu 等^[13]提出了一种基于颜色衰减先验假设的去雾算法,并采用监督学习来训练模型参数。Cai 等^[14]提出了一种基于端到端神经网络的去雾算法。Ren 等^[15]提出了一种以多尺度卷积神经网络来训练透射率并以细尺度网络优化透射率的方法。Li 等^[16]将透射率与大气光合并为一个变量,提出了一种多尺度网络结构(AOD-Net),该网络消除了大气光与透射率分开训练的误差,取得了较好的复原效果,但该算法复原结果整体偏暗。Liu 等^[17]提出了一种残差网络结构,并结合有雾图像及其假设或者先验信息,估计了透射率,进而得到复原结果。但这类方法没有考虑到图像退化的本质,且以合成图像为训练集,因此其复原效果的稳定性较差,对真实户外有雾图像的适用性较低。

综上所述,本文以最小通道代替暗通道处理,利用 Canny 检测得到有雾图像的粗级纹理分布,并结合自适应二次约束模型得到清晰图像的最小通道估

计。在局部大气光的基础上,利用多尺度形态学操作得到大气光优化结果,消除了局部大气光存在的局部高亮现象。利用雾气系数得到透射率自适应下边界阈值,解决了浓雾区域去雾不彻底的问题。

2 背景

在雾天场景下,大气散射模型被用来描述有雾图像的形成过程,其表达式为

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

式中: x 为图像像素坐标; $I(x)$ 为有雾图像; $J(x)$ 为无雾图像; $t(x)$ 为透射率; A 为全局大气光。图像去雾就是在已知有雾图像的条件下通过估计透射率和大气光,恢复出无雾图像。但是传统的暗通道需要经过最小值滤波,因此这种方法鲁棒性较低,在视觉上表现为去雾图像颜色失真和光晕等现象。对(1)式两端作最小值操作,可得

$$\min_{c \in \{r, g, b\}} [I^c(x)] = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left\{ J(x)t(x) + A[1 - t(x)] \right\}, \quad (2)$$

式中: c 为彩色图像的红(r)、绿(g)、蓝(b)颜色通道; $I^c(x)$ 为有雾图像的颜色通道。

He 等^[5]认为,在(2)式的基础上进行最小滤波,便可得到有雾图像和无雾图像的暗通道图,且无雾图像的暗通道强度趋于 0。但是最小滤波往往会引入块状效应,进而导致去雾图像的光晕和伪影,因此本文以最小通道代替暗通道。则透射率表达式为

$$t(x) = \frac{A - I_{\min}^c(x)}{A - J_{\min}^c(x)}, \quad (3)$$

式中: $I_{\min}^c(x)$ 为有雾图像的最小通道; $J_{\min}^c(x)$ 为无雾图像的最小通道。Zhu 等^[13]利用训练学习的方式在 HSV(Hue, Saturation, Value)空间得到了有雾图像的景深分布,其表达式为

$$d(x) = \theta_0 + \theta_1 v(x) + \theta_2 s(x), \quad (4)$$

式中: θ_0 为景深模型参数, $\theta_0 = 0.121779$; θ_1 为亮度分量权重, $\theta_1 = 0.959710$; θ_2 为饱和度分量权重, $\theta_2 = -0.780245$; $v(x)$ 和 $s(x)$ 分别为有雾图像的亮度分量和饱和度分量。

3 本文算法

3.1 雾气分布

在有雾图像中,根据图像特征,雾浓度的分布与景深呈正相关,即在近景区域雾气分布值较低,在远景区域雾气分布值较高;在雾浓度高的区域,光线的穿透能力较弱,导致其对应的透射率较小;在雾浓度

低的区域,光线容易穿过,其对应的透射率较大。因此本文提出有雾图像的雾气分布模型来获得透射率估计。雾浓度与景深呈正相关,即

$$H(x) \propto d(x), \quad (5)$$

式中: $H(x)$ 为雾气分布。雾气分布导致有雾图像的纹理等信息不可见,因此本文结合景深分布,定义了一种自适应雾气分布模型,表达式为

$$H(x) = d(x) - \epsilon g(x), \quad (6)$$

式中: ϵ 为纹理系数; $g(x)$ 为雾天图像的粗糙纹理。考虑到算法复杂度问题,本文以 Canny 算子检测的方式获取有雾图像的粗糙纹理分布。Canny 检测通过高斯模板消除噪声杂点,并对梯度幅值进行非极

大值抑制,最后通过连接边缘和双阈值检测得到结果。其表达式为

$$g(x) = \text{edge}[I(x)], \quad (7)$$

式中: $I(x)$ 为有雾图像; $\text{edge}(\cdot)$ 为检测函数。利用交叉双边滤波对雾气分布图进行平滑处理,由于不同景深处的雾浓度分布不同,雾浓度较高的区域具有较大的亮度值,而有雾图像的亮度分量较为平滑,仅反映了亮度信息,因此本文在对雾气分布图进行滤波平滑处理时,引导图选用有雾图像的亮度分量。本文的一组真实雾图及其雾气分布如图 1 所示。可以看出,在景深区域其雾气分布值较高,在近景区域雾气分布值较低。

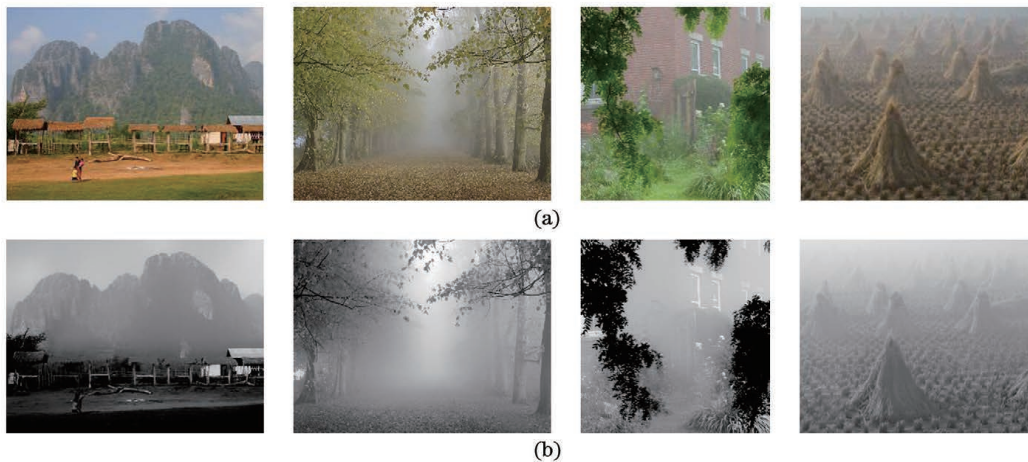


图 1 一组真实雾图及其雾气分布。(a)有雾图像;(b)雾气分布图

Fig. 1 Real hazy images and their haze distribution. (a) Hazy images; (b) haze distribution maps

3.2 二次约束模型与透射率估计

如前所述,在景深区域,雾浓度较高,图像退化较严重;在近景区域,雾浓度较低,图像退化缓慢。则对于清晰图像而言,在景深区域衰减快,在近景区域衰减较慢。本文根据上述特性,提出了一种自适应二次约束模型,用以估计清晰图像的最小值通道,其表达式为

$$F(x) = ax^2 + bx + k, \quad (8)$$

式中: a 为二次项参数; b 为一次项参数; k 为常数。

通常二次项系数决定着约束模型的宽度,一般二次函数模型的图形分布如图 2 所示。可以看出,定值系数很难反映出不同雾浓度区域的衰减情况。因此本文在雾气分布的基础上,进一步以自适应系数的方式得到二次约束模型。

为了提高约束模型的宽适性,本文以自适应系数代替定值系数。由于雾浓度的分布影响着图形退化的程度,因此本文以雾气分布为条件,获取二次约束模型的系数。考虑到雾气分布与图像的亮度相

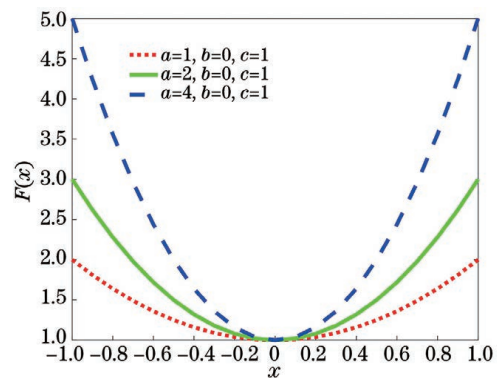


图 2 不同系数的二次函数

Fig. 2 Quadratic functions with different coefficients

关,雾浓度较高区域的亮度值高,反之亦然。二次项系数求取算法如下。

输入:有雾图像

输出:自适应约束系数

1) 根据雾气分布模型获得有雾图像的雾气分布图 $H(x)$ 。

2) 对雾气分布图逐像素求取均值,获得二次项

系数 a 。

3) 将有雾图像转至 HSV 颜色空间,提取其亮度分量 $v(x)$,根据亮度分布,提取其灰度均值,进而得到一次项系数 b 。具体表达式为

$$\begin{cases} a = \text{mean}[H(x)] \\ b = \text{mean}[v(x)] \end{cases} \quad (9)$$

则清晰图像的最小通道计算式为

$$J_{\min}^c(x) = aI_{\min}^c(x)^2 + bI_{\min}^c(x) + c \quad (10)$$

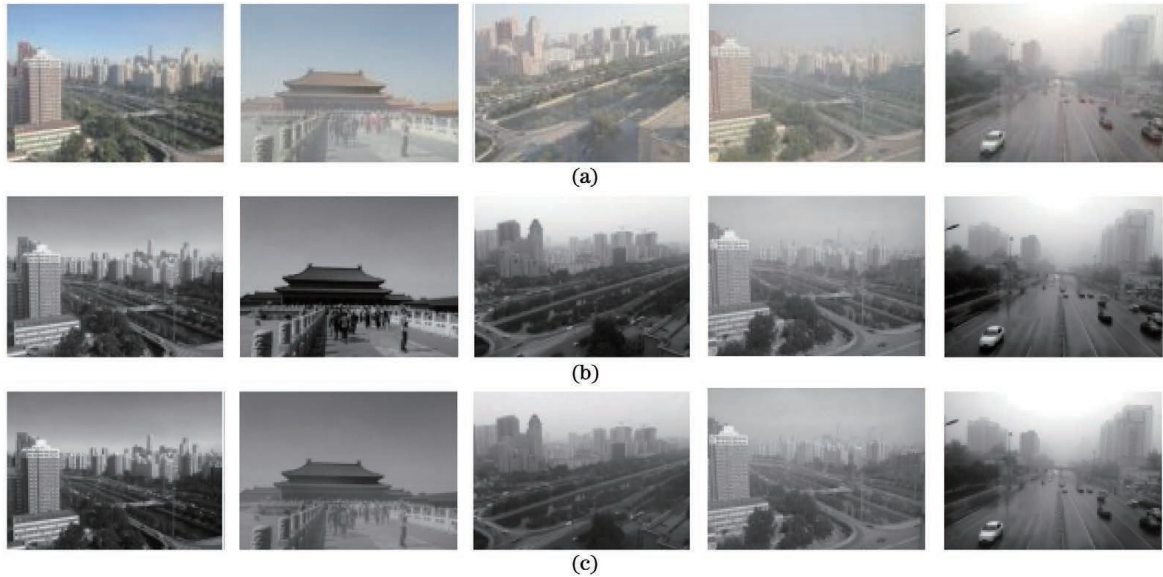


图 3 最小通道对比图。(a)测试集的有雾图像;(b)测试集标准的最小通道;(c)本文的最小通道

Fig. 3 Comparison among minimum channels. (a) Hazy images in test set; (b) standard minimum channels in test set; (c) our minimum channels

为了说明本文二次约束模型的有效性,采用均方误差(MSE)函数对本文估计的最小通道与标准最小通道进行对比分析。均方误差表达式为

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_{\min}^c - g_{\min}^c|^2 \quad (11)$$

式中: N 为测试图像的总个数; i 为图像个数。

约束模型准确性验证算法如下。

考虑到图像特征,即映射前后像素值不应该发生溢出现象,因此 c 的值为 0。为了验证二次约束模型的准确性,在 RESIDE 数据集^[18]中随机选取 5 幅图像,本文所提二次约束下的最小通道与真实最小通道的对比如图 3 所示。可以看出,无论是近景区域还是景深区域,本文所得结果均与真实最小通道图取得了较好的吻合。

输入:测试集的有雾图像

输出:MSE 指标

1) 求取测试集有雾图像的标准最小通道 g_{\min}^c 。

2) 利用本文二次约束模型求取本文最小通道 f_{\min}^c 。

3) 结合(11)式求取 MSE 指标。图 3 所示的

5 幅测试集图像的 MSE 指标如表 1 所示。

表 1 均方误差指标

Table 1 MSE index

Image No.	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5
MSE	0.0017	0.0039	0.0014	0.0021	0.0022

则根据(3)式,可得到本文粗糙透射率。为了防止图像像素值溢出,本文对透射率进行自适应下边界约束处理。如前所述,天空等景深区域的透射率往往很小,结合有雾图像特征,本文采取亮度分量和饱和度图像的差值均值作为下边界约束阈值,并利用双边滤波对其进行平滑处理。即透射率为

$$t_0(x) = \frac{A - I_{\min}^c(x)}{A - J_{\min}^c(x)} \quad (12)$$

$$t(x) = \max\{t_0(x), \text{mean}[v(x) - s(x)]\} \quad (13)$$

式中: $t_0(x)$ 为初始透射率。

选择文献[5]、[7]的算法作为对比,透射率对比结果如图 4 所示。从图 4 可以看出,对于天空区

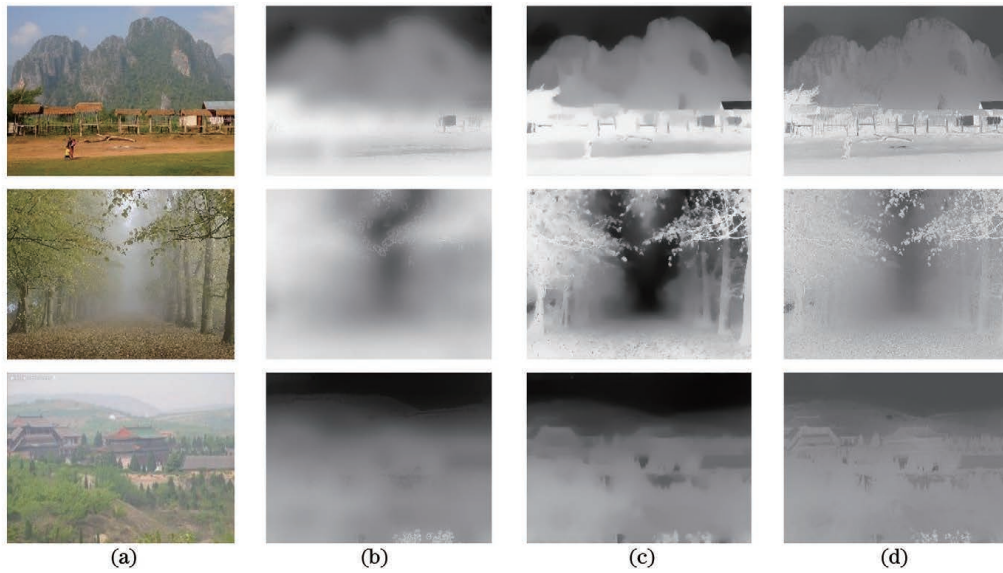


图 4 透射率对比图。(a)有雾图像;(b)文献[5]方法;(c)文献[7]方法;(d)本文方法

Fig. 4 Transmittance comparison. (a) Hazy images; (b) method in Ref. [5]; (c) method in Ref. [7]; (d) our method

域,文献[5]方法与文献[7]方法的估计结果偏小,这将导致去雾结果在天空区域发生明显的颜色失真。本文考虑到不同景深处雾浓度的分布,获得了准确的透射率。

3.3 大气光改进

在图像去雾算法中,除了透射率,大气光也是非常重要的参数,大气光的估计会影响去雾图像的亮度,如果估计过高,则去雾结果偏暗,如果估计过低,则去雾结果偏亮。Sun 等^[19]为了解决全局大气光估计不准确问题,提出了以局部大气光代替全局大气光的方法。局部大气光相较于全局大气光而言更加准确,其求取方法是首先提取有雾图像的亮度分量,其次对亮度分量进行形态学闭操作,最后对其进行交叉双边滤波处理以消除高亮细节。但局部大气光进行形态学操作时,利用的是单一尺度形态学滤波核,很难适应亮度特征不同的图像。为了克服局部大气光的局限性,本文利用不同尺度的形态学滤波核对其进行改进,改进算法如下。

输入:有雾图像

输出:改进后的局部大气光

1) 提取有雾图像的亮度分量 $v(x)$ 。

2) 选取两个不同的形态学操作尺寸,圆形结构的滤波核参数分别为 $s_1 = \min(W, H)/10$, $s_2 = \min(W, H)/20$,其中 W 和 H 分别为有雾图像的宽和高。具体为

$$A_1 = \text{imclose}[v(x), s_1], \quad (14)$$

$$A_2 = \text{imclose}[v(x), s_2], \quad (15)$$

式中: A_1 为大尺寸下的局部大气光; A_2 为小尺寸下的局部大气光; $\text{imclose}(\cdot)$ 为闭操作。

3) 为了消除形态学处理后大气光存在的局部过亮问题,使用交叉双边滤波处理对步骤 2) 的两组输出分别进行平滑操作,并得到本文大气光。本文大气光表达式为

$$A = \frac{A_1 + A_2}{2}. \quad (16)$$

本文大气光图、去雾图像与局部大气光图的对比结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,局部大气



图 5 大气光图的对比及去雾图像的对比。(a)有雾图像;(b)文献[19]的局部大气光图;(c)文献[19]的结果;(d)本文的大气光图;(e)本文的结果

Fig. 5 Comparison between atmospheric light images as well as that between dehazing images. (a) Hazy image; (b) local atmospheric light image in Ref. [19]; (c) result in Ref. [19]; (d) atmospheric light image proposed here; (e) result proposed here

光在近景区域的估计偏高,导致其去雾图像在近景区域的视觉效果并不自然。本文大气光较为准确,去雾图像的亮度适宜,颜色自然。

3.4 图像复原

根据(1)式可得,去雾图像的复原表达式为

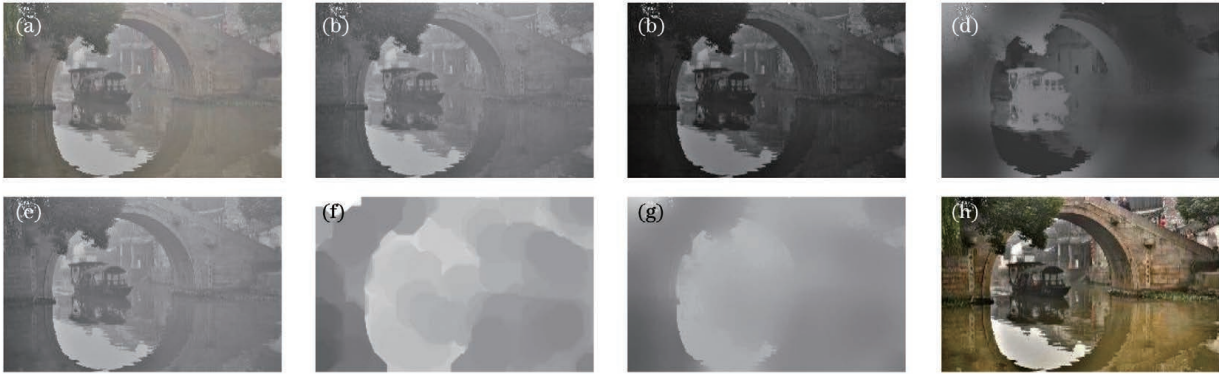


图 6 本文整体去雾示意图。(a)有雾图像;(b)有雾图像的最小通道;(c)清晰图像的最小通道;(d)透射率;(e)亮度分量;(f)经形态学处理的亮度分量;(g)改进的局部大气光;(h)复原结果

Fig. 6 Schematic of overall dehazing proposed here. (a) Hazy image; (b) minimum channel of hazy image; (c) minimum channel of clear image; (d) transmittance; (e) luminance component; (f) morphologically processed luminance component; (g) improved local atmospheric light; (h) restoration result

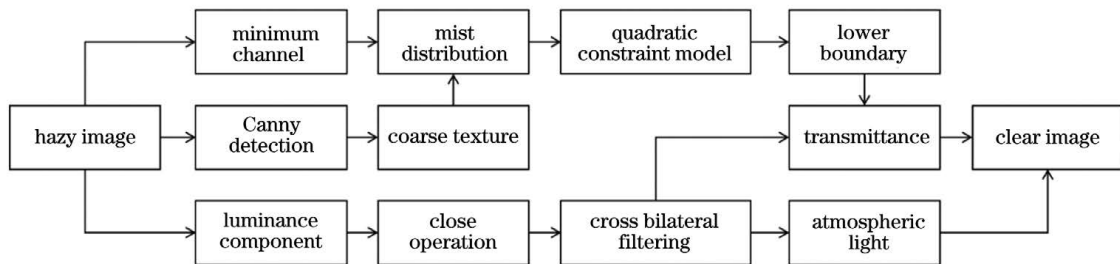


图 7 本文算法的原理框图

Fig. 7 Block diagram of proposed algorithm

4 实验结果

本文算法基于 Matlab 编程语言实现,实验环境为 MatlabR2016b,计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5-3230M CPU @ 2.60 GHz,操作系统为 Win10 环境 64 位系统。为了验证所提算法的有效性和可行性,将分别从主观评价和定量指标分析两个方面进行实验对比。对比算法选择 He 等^[5]提出的暗通道先验算法、Meng 等^[7]提出的边界约束算法、Yang 等^[8]提出的 Haze Removal 算法、Cai 等^[14]提出的 Dehaze-Net 算法及 Ren 等^[15]提出的 MSCNN 算法。

4.1 主观评价

本文在景深分布的基础上,提出了一种雾气分布图计算模型。为了证明所提算法的有效性和宽适性,在进行主观评价实验时,从真实有雾图像和测试集图

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A. \quad (17)$$

代入本文所得的大气光与透射率即可求出去雾图像。本文一组去雾图像如图 6 所示,本文整体算法的原理框图如图 7 所示。

像两方面进行实验对比分析,其中测试集图像从 RESIDE 数据集^[18]中随机选取,所有图像尺寸均为 480×640。对于真实有雾图像,本文根据雾图特征,将其分为含有天空和不含天空分别进行对比。含有天空的雾图复原对比如图 8 所示,不含天空的雾图复原结果如图 9 所示,测试集对比结果如图 10 所示。

从图 8、9 可以看出,对于真实环境下含有天空和不含天空的有雾图像,He 等^[5]的结果在近景区域去雾彻底,颜色自然,但在景深突变区域发生了明显的光晕和伪影,且由于该算法在天空区域的失效性,天空发生了严重的颜色失真问题;Meng 等^[7]对透射率作了较多的约束,算法复杂度较高,其去雾图像的颜色与亮度均发生了严重的失真;Yang 等^[8]为了解决最小值滤波引入的光晕和伪影问题,利用一种幂律压缩函数求取有雾图像的暗通道图,较好地

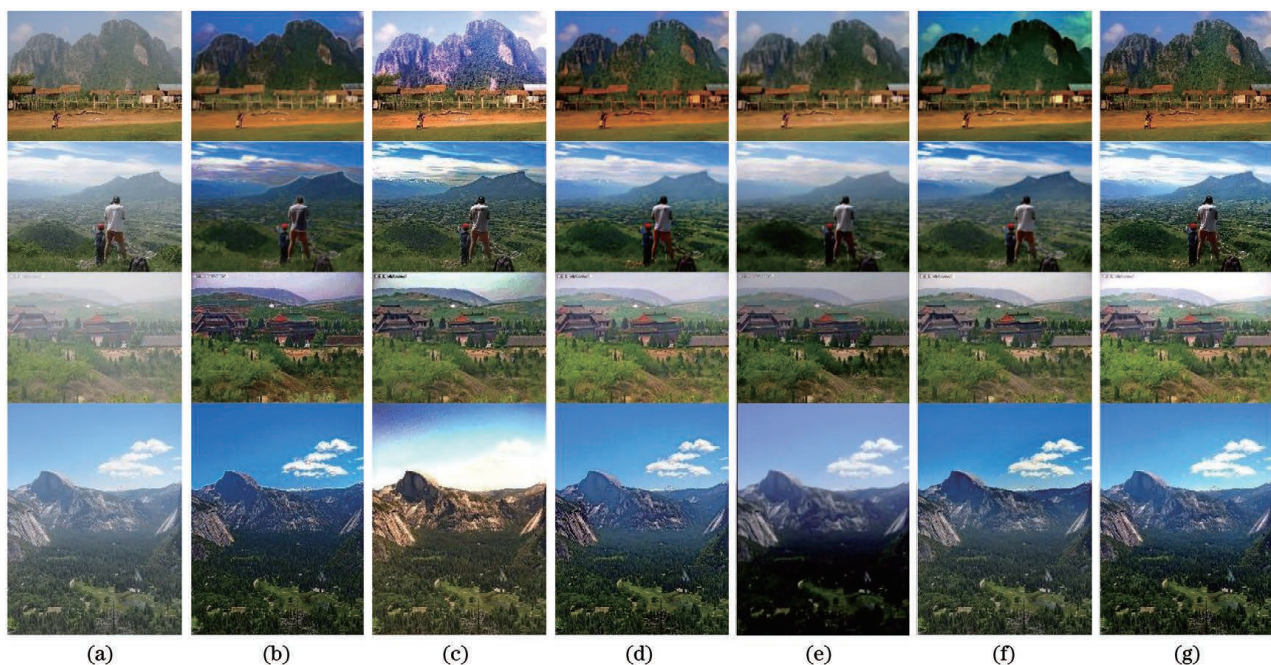


图 8 含有天空的雾图复原结果。(a)有雾图像;(b)He 等的结果;(c)Meng 等的结果;(d)Yang 等的结果;(e)Cai 等的结果;(f)Ren 等的结果;(g)本文结果

Fig. 8 Restoration results of hazy images with sky areas. (a) Hazy images; (b) results by He *et al*; (c) results by Meng *et al*; (d) results by Yang *et al*; (e) results by Cai *et al*; (f) results by Ren *et al*; (g) our results



图 9 不包含天空的雾图复原结果。(a)有雾图像;(b)He 等的结果;(c)Meng 等的结果;(d)Yang 等的结果;(e)Cai 等的结果;(f)Ren 等的结果;(g)本文结果

Fig. 9 Restoration results of hazy images without sky areas. (a) Hazy images; (b) results by He *et al*; (c) results by Meng *et al*; (d) results by Yang *et al*; (e) results by Cai *et al*; (f) results by Ren *et al*; (g) our results

消除了光晕与伪影,但对于浓雾图像,该算法存在去雾不彻底的问题;Cai 等^[14]的 Dehaze-Net 算法与 Ren 等^[15]的 MSCNN 算法均是基于神经网络的去

雾算法,对于真实环境下的有雾图像,此类方法鲁棒性较低,复原结果整体偏暗且留有残雾;本文从雾气浓度分布出发,估计出了较为准确的透射率,对于真

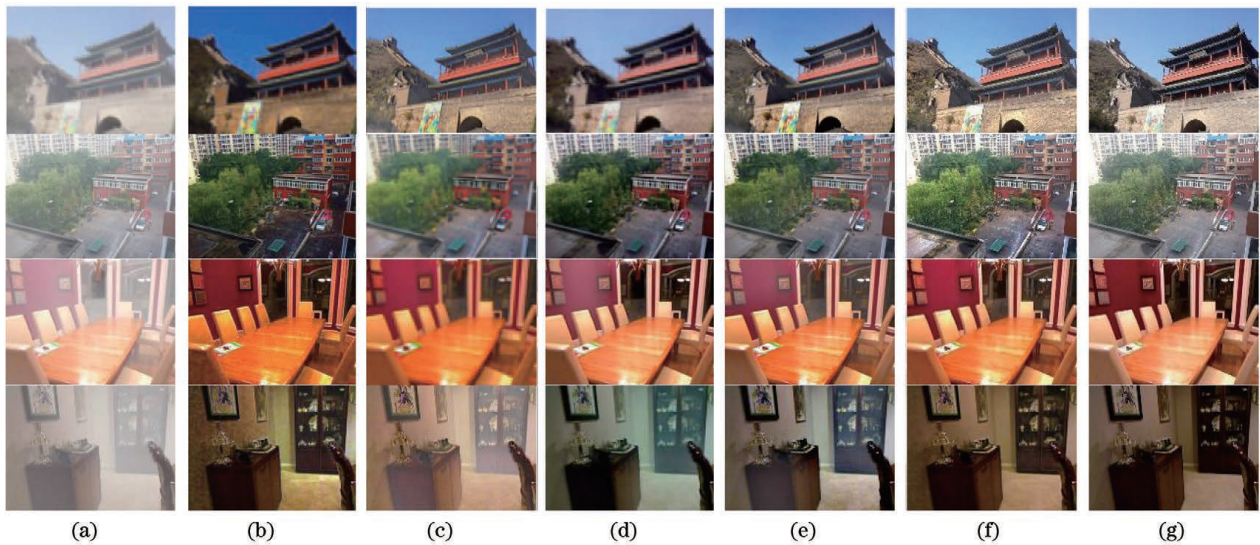


图 10 测试集复原结果对比。(a)有雾图像;(b)He 等的结果;(c)Yang 等的结果;(d)Cai 等的结果;(e)Ren 等的结果;(f)本文结果;(g)真实无雾图像

Fig. 10 Comparison among restoration results in test set. (a) Hazy images; (b) results by He *et al*; (c) results by Yang *et al*; (d) results by Cai *et al*; (e) results by Ren *et al*; (f) our results; (g) real dehazed images

实环境下含有天空的有雾图像,本文算法能彻底去雾,去雾图像亮度清晰,颜色自然。

从图 10 所示的测试集对比图可以看出,He 等^[5]的去雾结果存在颜色偏移严重的问题,Meng 等^[7]的结果与 Yang 等^[8]的结果存在轻微的去雾不彻底现象。在 Cai 等^[14]与 Ren 等^[15]的结果中,颜色保持较好,但去雾图像整体偏暗。本文算法在测试集上同样取得了优异的表现。

4.2 客观评价

主观评价往往具有片面性,为了进一步表明所提算法的有效性,本文从定量指标的角度进行各算法对比。对于真实环境下的有雾图像,采用无参考图像质量评价方法^[20-22],选择新增可见边 e 、平均梯度 r 、饱和像素点 σ 和运行时间 t 作为客观指标。其中前两个指标越大越好,后两个越小越好。对于测试集复原图像,采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)作为评价指标,这两个指标均是越大越好。上述各指标的数学表达式分别为

$$e = \frac{n_1 - n_0}{n_0}, \quad (18)$$

表 2 真实雾图各算法的指标对比

Table 2 Index comparison among methods for real hazy images

Index	Method in Ref. [5]	Method in Ref. [7]	Method in Ref. [8]	Method in Ref. [14]	Method in Ref. [15]	Our method
e	0.2110	0.1801	0.2247	0.1864	0.1879	0.2314
r	1.3473	1.2249	1.3578	1.3348	1.3409	1.3613
σ	0.0048	0.1590	0.0022	0.0036	0.0029	0.0022
t / s	2.2164	2.8764	2.1707	2.4100	2.4636	2.1979

$$r = \exp\left(\frac{1}{n_1} \sum_{p_i \in \Delta} \text{lb } r_i\right), \quad (19)$$

$$\sigma = \frac{n_s}{W \times H}, \quad (20)$$

$$S_{\text{SSIM}} = \frac{(2\mu_i\mu_o + \omega_1)(2\delta + \omega_2)}{(\mu_i^2 + \mu_o^2 + \omega_1)(\delta_i^2 + \delta_o^2 + \omega_2)}, \quad (21)$$

$$P_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{255}{\sqrt{|f_i - f_o|^2}}, \quad (22)$$

式中: p_i 为像素处的可见边; r_i 为像素处的梯度比; n_s 为饱和像素点数; S_{SSIM} 为结构相似性; P_{PSNR} 为峰值信噪比; o 为输出图像即去雾图像; n_1 和 n_0 分别为有雾图像和无雾图像的可见边数; Δ 为无雾图像可见边集合; W 和 H 为图像的尺寸; μ_i 和 μ_o 分别为有雾图像和清晰图像的均值; δ 为协方差; ω_1 , ω_2 为避免分母为 0 的常数; f_i 和 f_o 为数据集清晰图像和本文去雾图像。本文对图 8、9 所示的 9 幅真实雾图进行客观指标的计算对比,并取 9 幅图像的指标均值为最终评价指标,真实雾图各算法的客观指标对比如表 2 所示,测试集图像各算法的客观指标如表 3 所示。从表 2 和表 3 可以看出,无论是真

表 3 测试集图像各算法的指标对比

Table 3 Index comparison among methods for images in test set

Index	Method in Ref. [5]	Method in Ref. [8]	Method in Ref. [14]	Method in Ref. [15]	Our method
PSNR	18.9706	20.6146	20.3633	20.4742	20.6179
SSIM	0.8974	0.9578	0.9479	0.9518	0.9693

实环境下的户外有雾图像还是测试集图像,本文算法均取得了理想的结果。结合主、客观评价结果可知,本文所提去雾算法具有较高的有效性。

5 结 论

最小滤波引入的块状效应往往导致去雾图像在景深突变区域发生光晕、伪影等现象,以最小通道代替暗通道,对有雾图像不进行最小滤波处理,较好地消除了光晕和伪影现象。根据雾气分布与景深正相关的关系,结合 Canny 检测提出了一种雾气分布模型。利用雾气分布系数提出了一种二次约束模型,估计了清晰图像的最小通道,进而得到了透射率。在局部大气光的基础上,使用两个不同尺寸的形态学滤波核,获得了更加准确的大气光估计。通过实验发现,所提算法对真实的有雾图像和测试集图像均具有理想的去雾效果,且在客观评价中也取得了满意的结果。所提算法成功地消除了光晕、伪影和天空区域失真问题,具有较高的有效性。

参 考 文 献

- [1] Liu Z L, Fu Y. Image dehazing algorithm based on adaptive constraint correction of transmittance [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161003.
刘增力, 付钰. 基于透射率自适应约束修正的图像去雾算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 161003.
- [2] 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. 基于暗原色先验的图像去雾方法研究 [J]. *光学学报*, 2018, 38(4): 0410002.
- [3] Hu W, Gao Y. Single image dehazing method based on self-adaptive bilateral-filtering with boundary restriction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(24): 241505.
胡薇, 高银. 基于边界限制的自适应双边滤波单幅图像去雾算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(24): 241505.
- [4] Li Y M, Zhang X J, Xie B W. An improved dark channel prior image dehazing algorithm based on fusion luminance model [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(22): 221002.
李雅梅, 张旭佳, 谢秉旺. 基于亮度模型融合的改进暗通道先验图像去雾算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(22): 221002.
- [5] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [6] Fattal R. Single image dehazing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-9.
- [7] Meng G F, Wang Y, Duan J Y, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization [C] // 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 617-624.
- [8] Yang Y, Wang Z W. Haze removal: Push DCP at the edge [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 1405-1409.
- [9] Xu Y S, Guo X Q, Wang H Y, et al. Single image haze removal using light and dark channel prior [C] // 2016 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), July 27-29, 2016, Chengdu, China. New York: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [10] Qian W, Zhou C, Zhang D Y. CIASM-net: a novel convolutional neural network for dehazing image [C] // 2020 5th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), May 15-18, 2020, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2020: 329-333.
- [11] Li C Y, Guo C L, Guo J C, et al. PDR-net: perception-inspired single image dehazing network with refinement [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2020, 22(3): 704-716.
- [12] Zhang J, Tao D C. FAMED-net: a fast and accurate multi-scale end-to-end dehazing network [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 72-84.
- [13] Zhu Q S, Mai J M, Shao L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [14] 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.
- [15] Ren W Q, Liu S, Zhang H, et al. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks[M] //Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer Vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9906: 154-169.
- [16] Li B Y, Peng X L, Wang Z Y, et al. AOD-net: all-in-one dehazing network [C] //2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 4780-4788.
- [17] Liu R S, Fan X, Hou M J, et al. Learning aggregated transmission propagation networks for haze removal and beyond[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30 (10): 2973-2986.
- [18] Li B Y, Ren W Q, Fu D P, et al. Benchmarking single-image dehazing and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28 (1): 492-505.
- [19] 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: 371-383.
- [20] Mei W, Li X. Single image dehazing using dark channel fusion and haze density weight [C] //2019 IEEE 9th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC), July 12-14, 2019, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2019: 579-585.
- [21] Bi G L, Ren J Y, Fu T J, et al. Image dehazing based on accurate estimation of transmission in the atmospheric scattering model [J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(4): 1-18.
- [22] Guo F, Cai Z X. Objective assessment method for the clearness effect of image defogging algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(9): 1410-1419. 郭璠, 蔡自兴. 图像去雾算法清晰化效果客观评价方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(9): 1410-1419.