

DOI:10.16136/j.joel.2023.02.0219

基于天空区域分割与置信度图导向融合的去雾方法研究

孙开伟*, 冉 雪, 李 彦, 宣立德

(重庆邮电大学 数据工程与可视计算重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 基于暗通道先验的去雾算法总是存在复原结果中天空区域处理不佳等问题, 为了进一步优化对传输函数的估计, 本文提出一种基于置信度图导向融合的传输函数优化方法。首先, 将雾天图像的天空区域分离出来, 以达到对天空区域的优化; 计算窗口级暗通道与像素级暗通道, 以平滑传输函数在物体边缘并保留小于窗口尺寸的细节特征; 最后, 计算窗口级暗通道与像素级暗通道之间的置信度图, 以其为导向对两者进行融合得到优化的传输函数图, 实现图像去雾。实验结果表明, 本文算法可达到很好的复原结果优化效果。

关键词: 图像去雾; 暗通道先验; 天空区域分割; 置信度导向融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2023)02-0147-09

Dehazing algorithm based on sky region segmentation and reliability map guided fusion

SUN Kaiwei*, RAN Xue, LI Yan, XUAN Lide

(Key Laboratory of Data Engineering and Visual Computing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The sky region in the restoration results for dehazing algorithm based on dark channel prior always exists the drawbacks such as halos. In order to further optimize the estimation of transmission function, this paper proposes a transmission function optimization method based on reliability map guided fusion. Firstly, the sky region of the hazy image is segmented and optimized; the window level dark level channel and pixel dark level channel are calculated to ensure the smoothness of the transmission function at the edge of the objects and the outstanding of the detail features smaller than the window size; finally, the reliability map between window level dark channel and pixel level dark channel is calculated. The refine transmission function map is obtained to realize image dehazing by the fusion of these two dark channels through the guidance of the reliability map. The experimental results show that the estimation of transmission function optimized by the proposed method could achieve fine image dehazing effects.

Key words: image dehazing; dark channel prior; sky region segmentation; reliability guided fusion

0 引 言

水滴、灰尘以及其他空气中的悬浮粒子, 统称为气溶胶, 对进入成像系统的光进行多次散射, 从而形成半透明的大气光, 造成雾天图像模糊, 目标物难以辨认。利用图像去雾技术^[1]可解决雾天图

像降质的问题, 在雾天环境下探测目标等人类活动中有着广泛的应用。

针对图像去雾的问题, 现有多种方法加以解决: TAN 等^[2]从增强雾天图像对比度的角度进行去雾, 使用马尔科夫随机场 (Markov random field, MRF) 的框架估计雾天图像的大气光值。

* E-mail: 1820859914@qq.com

收稿日期: 2022-03-31 修订日期: 2022-05-25

基金项目: 国家自然科学基金 (61806033)、重庆市教委项目 (KJCXZD2020027) 和重庆市自然科学基金面上项目 (cstc2019jcj-msxmX0021) 资助项目

FATTAL等^[3]通过假定表面阴影和传输函数之间的局部无关性以估计传输函数,但是这个统计特性在雾天图像的浓雾区域会失效。TAREL等^[4]使用双边滤波或中值滤波的方式对雾天图像进行滤波以获得对大气光的均匀估计,从而复原目标图像。BERMAN等^[5]提出的雾线模型使用几百种颜色对无雾图像进行近似,并利用KD-tree聚类算法将像素进行聚类,且每一类形成一个雾霾线,以雾霾线模型估计传输函数并复原雾天图像。HE等^[6]对大量户外无雾图像进行统计分析,提出基于暗通道先验的去雾算法。MENG等^[7]对暗通道先验作进一步优化和改进,将传输函数的边界约束建模成一个最优化问题,以重新估计传输函数。WANG等^[8]为了解决天空区域出现的光圈及光晕等缺点,采用形态学腐蚀膨胀等操作将雾天图像的天空区域分离出来,对天空区域的传输函数进行优化,解决天空区域处理效果不佳的问题。

作为图像去雾的关键参数,传输函数在细节部分的处理情况往往反映在去雾结果之中。上述从图像对比度等角度入手^[9]的对传输函数的估计方法中,往往丧失了传输图像中的细节特征,或者估计得到的传输函数对于天空区域的处理效果不佳。本文以HE等^[6]的暗通道先验估计传输函数为基础,计算雾天图像的多个尺度级别的暗通道图像,并对其进行融合。可达到复原雾天图像时,既抑制天空区域的光圈效应,同时突出目标细节特征的目的。

针对大气散射模型中的传输函数,本文提出一种优化方法:首先,将雾天图像的天空区域分离出来,根据雾天图像与大气光之间的索引图抑制传输函数中天空区域带来的光圈等效应;然后,根据原雾天图像分别计算得到其窗口级暗通道图像和像素级暗通道图像;最后,计算两个级别暗通道图像的置信度图,以置信度图为导向,将两者进行融合,以获得优化的传输函数图像。通过对比实验,本文算法得到的优化传输函数在抑制光圈和突出细节等方面具有有效性。

1 雾天图像复原原理

1.1 大气散射模型

通常使用大气散射模型^[10]描述雾天图像的形成过程。大气散射模型认为,目标辐射光在向成像系统传输时,受到大气中的粒子的吸收等作用而衰减;太阳光等环境光受到粒子的散射作用而形成大气散射光,大气散射光是造成雾天图像降质的主要原因。雾天环境下拍摄获取的雾天图像的总光强为衰减的

目标光和大气散射光的线性叠加,且两者占总光强的比例由传输函数决定。

对于雾天环境中探测系统获得的图像,其大气散射模型通常可表示为:

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

式中, I 为探测系统获取图像的总光强, J 为复原得到的未经衰减和散射的无雾目标图像, A 为无穷远处的大气光向量, $t(x)$ 为传输函数, x 为图像中像素的坐标, $I(x)$ 、 $J(x)$ 和 A 均为RGB颜色空间的三维向量, $t(x)$ 为标量。

传输函数为描述雾天图像成像过程的关键因素,因环境光包含多种光源,且大气中悬浮粒子等气溶胶成分复杂,故其形成过程很难用完整具体的数学表达式描述。通常,可以认为传输函数与两个因素有关,即场景深度和大气散射系数^[11]:

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

式中, $d(x)$ 为场景深度,表示在像素 x 处目标场景与成像系统之间的距离; β 为大气散射系数。式(2)表明场景辐射随着场景深度 d 呈指数衰减。

1.2 大气光向量的求解

现有多种大气光向量的估计方法。对于大气散射模型中的大气光向量 A ,最直观的方法是手动选取雾天图像中的天空区域的像素以计算大气光值,但是手动估计的方法过程比较繁琐,无法在实际操作中应用。本文选取一种自动估计的方法,即文献^[6]的估计方法:首先计算雾天图像的暗通道图像,选取雾天图像中对应于暗通道图像灰度值从大到小前0.1%的像素,计算雾天图像每一个颜色通道在这些像素处的灰度值均值,获得的大气光值则构成大气光向量 A 。

1.3 雾天图像的复原

本文首先依据1.2节中的算法估计大气光向量 A 。计算天空区域像素的索引图像,将天空区域分离单独处理,以抑制天空区域的光圈等不良现象;分别计算窗口级暗通道图像与像素级暗通道图像;计算置信度图,依据置信度图将窗口级暗通道与像素级暗通道融合,以获得优化的传输函数;在估计得到大气光向量 A 和传输函数 t 后,即可依据大气散射模型复原清晰的无雾目标图像。

复原式由式(3)给出:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A, \quad (3)$$

式中, t_0 为传输函数的下界,通常取值为0.1,以防止传输函数的值过小而不符合真实情况。

2 暗通道先验理论

2.1 暗通道先验理论

HE 等^[6]对大量户外无雾图像进行研究,发现图像的非天空区域里,某些像素总是至少有一个颜色通道的灰度值很低。对于一幅无雾图像 J ,定义其暗通道图像 J^{dark} 如下:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left\{ \min_{y \in \Omega(x)} [J^c(y)] \right\}, \quad (4)$$

式中, J^c 为图像 J 的 c 通道灰度图像, $\Omega(x)$ 为以像素 x 为中心的矩形窗口。HE 等^[6]对超过 5 000 多幅随机挑选的无雾图像进行验证,发现暗通道先验适用于大部分室外无雾图像。

$$\frac{I^c(x)}{A^c} = \frac{J^c(x)}{A^c} t(x) + 1 - t(x), \quad (5)$$

对其两边取最小化操作,可得:

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in \{r, g, b\}} \left[\frac{I^c(y)}{A^c} \right] \right\} = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in \{r, g, b\}} \left[\frac{J^c(y)}{A^c} \right] \right\} t(x) + 1 - t(x). \quad (6)$$

由于暗通道先验图像 J^{dark} 的像素灰度值趋向于 0,可得传输函数为:

$$t(x) = 1 - I_{\min}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in \{r, g, b\}} \left[\frac{I^c(y)}{A^c} \right] \right\}. \quad (7)$$

最后,使用软抠图^[12]或导向滤波^[13]的方法对传输函数进行优化,并结合得到的大气光向量,进而可以复原无雾目标图像。

2.2 天空区域的分割及优化

对于天空区域灰度值较大的区域,基于暗通道先验估计得到的传输函数的值趋向于 0,导致复原结果中的天空区域的灰度值受较低传输函数值影响而失真^[14]。为了避免复原结果中天空区域的不良效应,文献^[6]无区分地对传输函数的值设置一个下限,这样的做法难以克服传输函数中的缺点,因为下限的值太小则难以抑制光圈等不良效应,下限值太大则造成天空区域的去雾效果不够理想。

为了解决天空区域处理效果不佳的问题,需要将天空区域分离出来。以图 1 为例,说明本文中天空区域的分割方法:首先将雾天图像(图(a))转化为灰度(图(b)),然后计算该灰度图在水平方向和垂直方向上的梯度,以获得灰度图的梯度幅值图像(图(c));对梯度幅值图像进行直方图统计,天空区域的梯度幅值往往很小,趋向于 0,因此可依据直方图设置梯度幅值的阈值,小于该阈值的像素灰度值直接设置为 0,大于该阈值的像素灰度值直接设置为 1,得到一幅二值图像(图(e));对该二值图像进行腐蚀操作,从而达到将天空区域和目标景物区域分离的目的。

针对分离出来的天空区域传输函数不够准确带来光圈等缺点,可对暗通道先验估计过程的中间量作处理以达到对天空区域效果优化的目的。

首先定义雾天图像的最小颜色分量 $I_c(x)$:

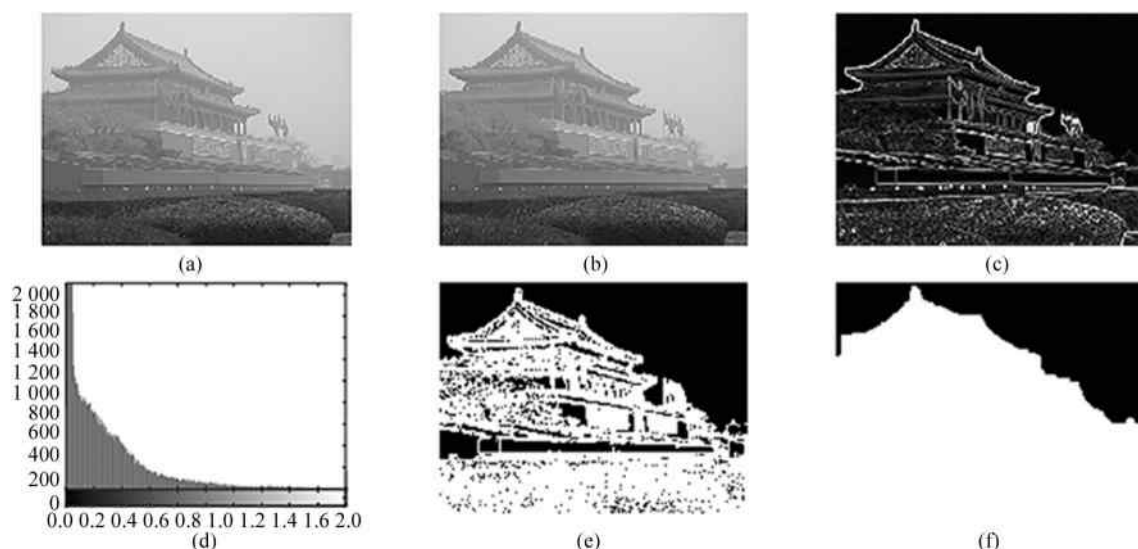


图 1 天空区域分割流程: (a) 雾天图像; (b) 雾天灰度图像; (c) 梯度幅值图像; (d) 梯度幅值直方图; (e) 二值图像; (f) 分割结果

Fig. 1 The flowchart of the sky region segmentation: (a) The hazy image; (b) The hazy gray image; (c) The gradient amplitude image; (d) The histogram of the gradient amplitude image; (e) The binary image; (f) The segmentation result

$$I_c(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left[\frac{I^c(y)}{A^c} \right], \quad (8)$$

式中, $I_c(x)$ 表示对雾天图像每一像素处的三通道归一化像素灰度值取最小值。文中若直接将其作为中间量去估计传输函数, 则仍然无法避免天空区域的光圈和光晕等不良效应, 故应对其进行修正。

如式(2)中的传输函数表达式所述, 由于天空距离成像系统有很深的景深, 且雾天环境下的大气散射系数 β 较大, 则对于天空区域, 传输函数的值趋向于 0, 当 $t(x) \rightarrow 0$ 时, $I(x) \rightarrow A$, 因此, I 与 A 在天空区域十分近似。因此, 结合通过梯度阈值分割得到的天空区域, 定义雾天图像 I 与大气光向量 A 之间的相似索引为:

$$S(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\omega_1 \sum_{c \in \{r, g, b\}} [I^c(x) - A^c]^2\right\}, & \text{if } x \in \Omega \\ 0, & \text{if } x \notin \Omega \end{cases}, \quad (9)$$

式中, Ω 表示分割出来的天空区域处像素坐标的集合, $\exp(\cdot)$ 表示指数运算。

由于图像去雾的过程是基于传输函数的对比度增强的过程, 对天空区域过度去雾以及光圈等现象问题可通过减小雾天图像天空区域的最小颜色分量 $I_c(x)$ 来控制, 因此对式(8)中的 $I_c(x)$ 分量重新修正如下:

$$I_c(x) = I_c(x) \cdot [1 - \omega_2 \cdot S(x)]. \quad (10)$$

式(9)和式(10)中的系数 ω_1 与 ω_2 均为常数, 系数 ω_1 控制 $S(x)$ 趋向于 0 的速度, 系数 ω_2 控制最小颜色分量 $I_c(x)$ 中的最大比例减少。本文中系数 ω_1 与 ω_2 分别取值为 10 和 0.2, 均为经验值。

2.3 置信度图导向融合方法

为了保证暗通道先验估计得到的传输函数在物体边缘地带尽可能的平滑, 可利用局部窗口最大值滤波的保边特性以减轻在估计 $I_{\min}$ 时局部窗口最小值滤波引起的非线性问题。在对 $I_{\min}$ 计算局部窗口最大值时, 首先对其进行局部均值平滑, 则有:

$$\mu_{\min}(x) = \frac{1}{r^2} \sum_{y \in \Omega(x)} I_{\min}(y), \quad (11)$$

式中, 滤波半径 r 的取值为 3。对 $\mu_{\min}$ 进行局部窗口最大值滤波, 可得窗口级暗通道图像 I_β 为:

$$I_\beta(x) = \max_{y \in \Omega(x)} [\mu_{\min}(y)]. \quad (12)$$

总体上, 窗口级暗通道图像 I_β 已达到对传输函数很好的优化效果, 但是其与形态学中开运算十分类似, 往往不能保留小于矩形窗口尺寸中的微小细节。当图像中的细节放大至像素级别时, I_β 则变

得不够可靠, 因此引入像素级暗通道图像 I_ρ :

$$I_\rho(x) = I_c(x) \frac{\mu_\beta(x)}{\mu_c(x) + \varphi}, \quad (13)$$

式中, μ_β 与 μ_c 分别为 I_β 和 I_c 的均值平滑滤波图像, φ 为取值很小的常数以防止除数为 0。

窗口级暗通道图像能够达到对物体边缘平滑的目的, 但是对于比窗口尺寸小的细节部分, 不能够达到理想的复原效果, 而像素级暗通道图像能够保留足够的细节。因此, 应将两者进行融合, 以达到更好的优化传输函数的目的。首先由窗口级暗通道图像生成置信度图, 通过置信度图将窗口级暗通道图像与像素级暗通道图像进行融合, 则可获得优化的传输函数图像, 复原结果证明, 复原无雾图像既保留了深度边缘特征, 也取得了良好的去雾效果。

置信度图衡量图像中某个特定区域对窗口级暗通道图像 I_β 的依赖程度, 且 I_β 对于小于窗口尺寸的边缘细节是不可靠的估计。所以, 构造置信度图为局部均方误差 μ_ϵ 的函数, μ_ϵ 包含两个部分: 一是 I_β 与 $\mu_{\min}$ 之间差值, 因为 $\mu_{\min}$ 相比于 I_β 能够较少地保留边缘, 因此两者之间差值在物体边缘地带有很强的响应; 二是 I_β 与 I_ρ 之间差值, 因此两者之间的差值能够最大限度地放大被 I_β 忽略的小于窗口尺寸的细节。故定义局部均方误差 μ_ϵ 为:

$$\mu_\epsilon(x) = \frac{1}{r^2} \sum_{y \in \Omega(x)} \{[I_\beta(y) - \mu_{\min}(y)]^2 + [I_\beta(y) - I_\rho(y)]^2\}. \quad (14)$$

当场景辐射几乎被大气光遮挡时, μ_ϵ 趋向于 0, 在雾气较小的区域, $\mu_\epsilon(x)$ 增强由于窗口级暗通道图像 I_β 而丢失物体边缘和微小细节, 数学上表达置信度图 α 为:

$$\alpha(x) = 1 - \frac{\mu_\epsilon(x)}{\mu_\epsilon(x) + \xi}, \quad (15)$$

式中, ξ 系数控制窗口级暗通道在优化的传输函数中的贡献程度。窗口级暗通道对于雾天图像像素灰度值均方误差值小于 ξ 的细节局部区域有主要贡献; 像素级暗通道对于雾天图像像素灰度值均方误差大于 ξ 的物体边缘区域具有主要贡献。本文中, ξ 的取值为 0.0025。

使用置信度图 α 将窗口级暗通道图像 I_β 与像素级暗通道图像 I_ρ 进行融合, 该融合过程将图像的前景半透明细节与背景相融合, 从而生成一个新的融合图像, 且前景中细节的半透明程度取决于 $\alpha(x)$ 的值。计算提供背景信息的窗口级暗通道置信权重图

为 $I_{\alpha\beta}$:

$$I_{\alpha\beta}(x) = \alpha(x) \cdot I_{\beta}(x). \quad (16)$$

通常,置信度图 α 的变化比较剧烈,为了使融合过程更加平滑,通过对 α 和 $I_{\alpha\beta}$ 局部均值滤波的方式去除不连续的部分。结合提供前景信息的像素级暗通道图像 I_{ρ} ,计算融合后的暗通道图像 I_{dark} 为:

$$I_{\text{dark}}(x) = I_{\rho}(x) \cdot [1 - \mu_{\alpha}(x)] + \mu_{\alpha\beta}(x). \quad (17)$$

通过融合,则可得到能够保留深度边缘特征和细节平滑特征的传输函数图为:

$$t(x) = 1 - \omega \cdot I_{\text{dark}}(x), \quad (18)$$

式中,引入系数 ω 以防止去雾太过彻底而引起的图像颜色失真,其取值通常为 0.95。

3 实验结果和分析

为了验证本文去雾方法的有效性,选取同样的雾天图像数据从主观和客观两个方面进行评价。本文放大的编程语言为 C++,所有对比实验都在

Windows 1064 位操作系统下进行,硬件配置为 Intel (R) Core(TM) i7-9700 CPU@3.00 GHz,8.0 GB RAM。

3.1 主观评价分析

以图 2 一组数据及其中间计算过程的各个分量说明本文对传输函数进行优化的算法,即通过置信度图将窗口级暗通道图像与像素级暗通道图像融合,以得到优化的传输函数。图 2(a)为原雾天图像;图 2(b)为窗口级暗通道图像,由该暗通道复原出的目标图像无法突出小于窗口尺寸的细节的特征;图 2(c)为能够较好保留目标细节的像素级暗通道图像,由该暗通道复原出的目标图像能够减少由局部块状窗口滤波带来的光圈效应;图 2(d)为由窗口级暗通道图像生成的置信度图;通过置信度图将窗口级暗通道图像与像素级暗通道图像融合,即可获得优化的传输函数图 2(e);图 2(f)为优化的传输函数的复原结果,能够保留边缘的细节特征并抑制光圈效应。

图3将暗通道先验复原方法与本文的窗口级暗

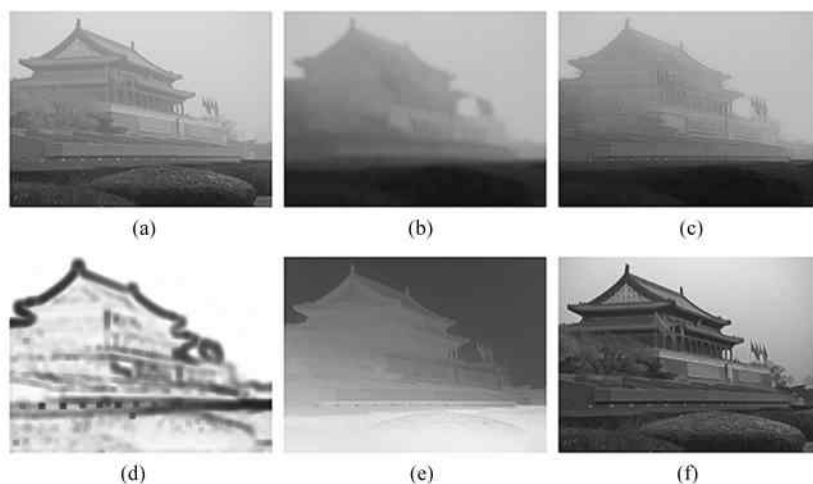


图 2 本文算法去雾流程:(a) 雾天图像;(b) 窗口级暗通道图像;(c) 像素级暗通道图像;(d) 置信度图;(e) 传输函数图;(f) 复原结果

Fig. 2 The dehazing process of this paper: (a) Hazy image; (b) Block dark channel image; (c) Pixel dark channel image; (d) The reliability map; (e) The transmission map; (f) Recovery result

通道和像素级暗通道复原方法进行对比,并给出相应的复原结果。图 3(a)为对原雾天图像中的每一个像素作最小值滤波获得的传输函数及其对应的复原结果。这种传输函数估计方法往往过分估计真实的雾气比例,因此去雾结果中的目标区域的色彩饱和,且天空区域出现了明显的光圈等现象。

图 3(b)为暗通道先验获得的传输函数及其相应的复原结果,该传输函数由对矩形窗口作最小值滤波获得。因为矩形窗口最小值滤波具有有线性特

征,因此复原结果中的边缘地带会有明显的光晕效应。

窗口级暗通道提供对传输函数的边缘保留估计,减少了非天空区域的暗通道先验估计传输函数失败的概率,且避免复原结果中目标区域色彩过于饱和。图 3(c)所示窗口级暗通道估计传输函数的方法避免了原始暗通道先验估计传输函数的缺点,相比于原始的暗通道先验算法,该复原结果具有较好的色彩饱和度,并可有效地抑制光晕效应。

图3(d)为像素级暗通道图像及其相应的复原结果。因为是对雾天图像中雾气的像素估计,无法保留场景辐射的真实对比度。但是,像素级暗通道图

像中对局部均值量化很好地解决了图3(b)复原结果中目标场景色彩过饱和的问题。

图4所示为本文算法的复原结果与其余去雾算

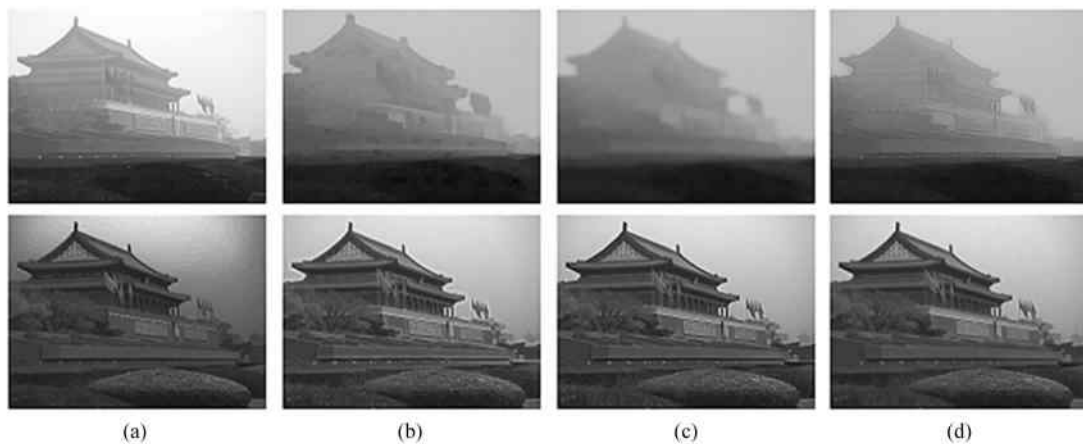


图3 各中间分量及其复原结果:(a) I_c 及其复原结果;(b) $I_{\min}$ 及其复原结果;(c) I_p 及其复原结果;(d) I_p 及其复原结果

Fig. 3 Different components and their recovery results:(a) I_c and its recovery result;(b) $I_{\min}$ and its recovery result;

(c) I_p and its recovery result;(d) I_p and its recovery result

法的复原结果的对比。本文选取文献[4]—[6]中的去雾算法复原结果与本文算法复原结果进行对比。选取的4组数据从左至右分别为玩偶(dolls)、天鹅(swan)、森林(forest)和南瓜(pumpkin),图4(a)—图4(d)分别为这4组数据的原雾天图像及其不同去雾算法复原结果。图4(a)中,HE等^[6]的去雾算法复原结果出现了明显的过度去雾的现象,即复原结果的色彩过于饱和;文献[4]与文献[5]去雾算法的复原结果则出现了明显的颜色失真现象,即复原结果的色彩明显偏离原始雾天图像;而本文算法的复原结果在去除雾霾的同时,可以很好地保留景物的原有色彩。图4(b)中,本文算法复原结果的近景部分避免了文献[5]与文献[6]复原结果中去雾太过彻底导致亮度较暗的问题,同时避免了文献[4]在该区域颜色失真的问题;对于远景部分,虽然避免了文献[4]复原结果中的目标和背景融为一体,难以辨认的问题,但是在凸显并探测目标物方面不如文献[5]与文献[6]的复原效果。图4(c)中,以矩形窗口圈出相同的树叶和树枝部分以供细节对比。文献[6]与文献[4]的复原结果在景深变化较大的树叶区域有光晕效应,而本文算法复原结果可有效地克服光晕效应;文献[5]去雾算法的复原结果则在该区域出现明显的去雾不彻底现象,远景区域的目标难以分辨。图4(d)中,以矩形窗口圈出相同的天空区域以比较

不同去雾算法对天空区域的处理情况。文献[6]在该区域的复原结果出现了大量的噪声;文献[4]与文献[5]在该区域的复原结果则出现了明显的色彩偏差;本文算法在该区域的复原结果既可以有效地抑制噪声,同时保留天空区域原有的色彩。

本文算法是针对暗通道先验估计传输函数的缺点作进一步改进,为了进一步说明本文算法在天空区域处理效果上的优势,将本文算法与暗通道先验算法进行对比。以图5中的一组复原结果及其传输函数图像为例:主观上看,文献[6]中的复原结果中的天空区域出现了大量的光圈,且在景物与天空区域连接的部分有明显的光晕,说明文献[6]中的去雾算法对天空区域处理效果不佳,且在景物与天空交接的景深不连续区域对传输函数估计不够准确;与之对比,本文算法的复原结果可以很明显地克服天空区域的光圈效应,且消除了景物与天空连接部分的光晕现象。选取文献[6]中的算法与本文算法的复原结果和传输函数矩形框中的相同天空区域,计算两者的复原结果在该区域的平均梯度分别为4.9830和1.8955,计算两者的传输函数在该区域的平均梯度分别为0.7650和0.0832,说明本文算法的复原结果和传输函数在天空区域均更加平滑,可有效地抑制文献[6]中的算法的复原结果中的光圈效应,与前面的主观分析是一致的。

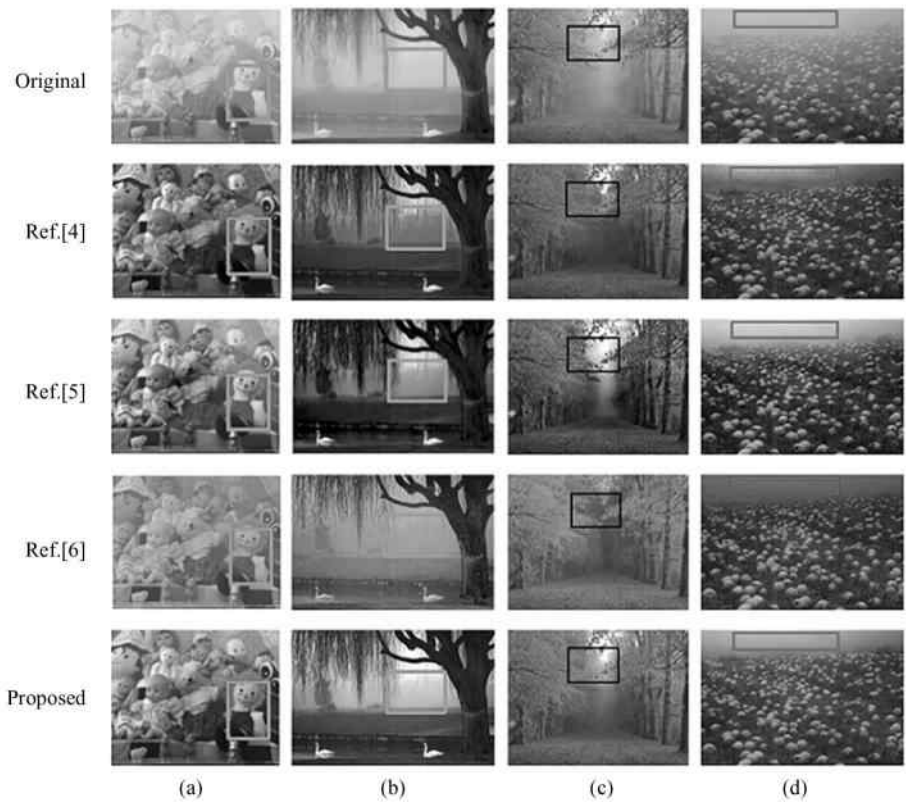


图 4 复原结果主观对比分析: (a) 玩偶图片; (b) 天鹅图片; (c) 森林图片; (d) 南瓜图片
Fig. 4 Subjective comparison analysis for recovery results: (a) Doll picture;
(b) Swan picture; (c) Forest picture; (d) Pumpkin picture

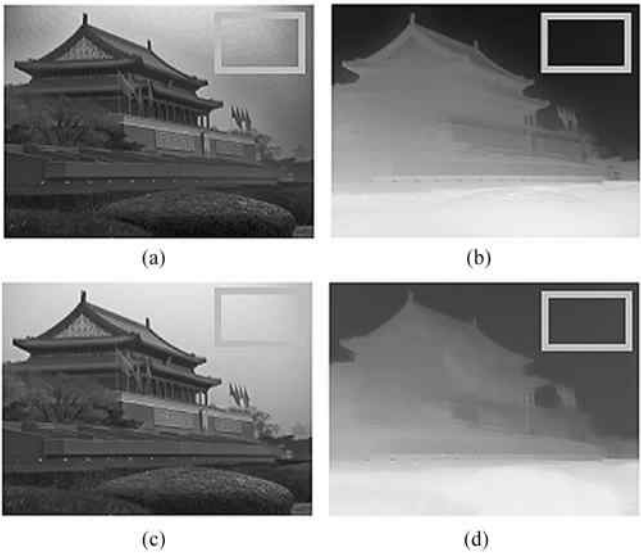


图 5 天空区域复原结果对比分析: (a) HE 去雾算法复原结果; (b) HE 去雾算法传输函数图;
(c) 本文算法复原结果; (d) 本文算法传输函数图
Fig. 5 The comparison analysis for sky region in recovery results:
(a) The recovery result for HE's dehazing algorithm;
(b) The transmission function map for HE's dehazing algorithm;
(c) The recovery result for the proposed algorithm;
(d) The transmission function map for the proposed algorithm

3.2 客观评价分析

采用均方误差 MSE 和平均梯度 $AVG-GRAD$ 对 3.1 节中的 4 组数据的文献[4]—[6]以及本文复原结果进行客观分析与对比。 MSE 计算复原结果与原雾天图像之间的像素灰度值差值的平方均值, $AVG-GRAD$ 计算复原结果像素灰度值的梯度值的均值。通常,在一定范围内,两者的数值越大,说明复原效果越好。

4 组数据及其不同去雾算法的复原结果的 MSE 值与 $AVG-GRAD$ 值如表 1 所示。对于本文去雾算法, Dolls 的 $AVG-GRAD$ 值取得最大值, Swan 和 Forest 的 MSE 取得最大值, Pumpkins 的 MSE 和 $AVG-GRAD$ 均取得最大值,有效说明本文去雾算法相比于这 4 组数据在 MSE 和 $AVG-GRAD$ 上均具有一定的优势,且本文算法复原结果取得的极值个数最多,在整体上也优于文献[4]—[6]中的去雾算法。通过客观数据对比分析,说明本文去雾算法能够获得较为清晰的雾天复原结果,由此说明本文去雾算法的有效性,与 3.1 节中的主观分析也是一致的。

表 1 客观评价结果

Tab.1 The objective evaluation results

		HE	BERMAN	TAREL	Proposed
Dolls	MSE	0.033 9	0.016 4	0.009 4	0.021 7
	$AVG-GRAD$	7.180 7	6.678 8	5.801 6	7.582 7
Swan	MSE	0.013 2	0.020 0	0.005 8	0.023 0
	$AVG-GRAD$	7.374 0	9.712 2	10.173 3	7.856 2
Forest	MSE	0.003 0	0.003 9	0.002 6	0.004 7
	$AVG-GRAD$	9.747 5	13.550 6	13.042 3	9.598 9
Pumpkins	MSE	0.013 4	0.001 3	0.015 4	0.018 2
	$AVG-GRAD$	9.367 6	9.875 5	9.558 6	9.920 5

4 结 论

本文针对暗通道先验去雾算法复原结果存在的天空区域处理效果不佳、景深变化较大区域存在光晕等现象^[15],提出了一种基于置信度图融合的暗通道先验改进的去雾算法。首先将雾天图像的天空区域分离出来,并计算天空区域的雾天图像与大气光之间的索引图,以此对天空区域进行优化;然后,针对暗通道先验估计传输函数存在的问题,分别计算窗口级暗通道图像与像素级暗通道图像;最后,计算置信度图,以其为导向将窗口级暗通道图像与像素级暗通道图像融合,以得到优化的传输函数。实验结果证明,本文算法在处理天空区域以及突出目标细节等方面均具有优势。但是,本文算法仍是对暗

通道先验去雾算法的改进,应依据相关思路提出独立的去雾算法,提升创新性。

参考文献:

- [1] LI Y F, REN J B, HUANG Y F. Remote sensing image haze removal algorithm using deep learning [J]. Application Research of Computers, 2021, 38(7): 6.
李玉峰, 任静波, 黄煜峰. 基于深度学习的遥感图像去雾算法[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(7): 6.
- [2] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image [C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2008, June 24-26, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 1-8.
- [3] FATTAL R. Single image dehazing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-9.
- [4] TAREL J P, HAUTIERE N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image [C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, ICCV 2009, September 29-October 2, Kyoto, Japan. New York: IEEE, 2009: 2201-2208.
- [5] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S, et al. Non-local image dehazing [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2016, June 17-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 1674-1682.
- [6] HE K, SUN J, TANG X, et al. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33: 2341-2353.
- [7] 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, ICCV 2013, December 3-6, 2013, Sydney, Australia. New York: IEEE, 2013: 617-624.
- [8] WANG G Y, REN G H, JIANG L H, et al. Single image dehazing algorithm based on sky region segmentation [J]. Information Technology Journal, 2013, 12(6): 1168-1175.
- [9] GAO T, LIU M N, CHEN T, et al. A far and near scene fusion defogging algorithm based on the prior of dark-light channel [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(10): 9.
高涛, 刘梦尼, 陈婷, 等. 结合暗亮通道先验的远近景融合去雾算法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(10): 9.
- [10] PANG Y, NIE J, XIE J, et al. BidNet: Binocular image dehazing without explicit disparity estimation [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2020, June 13-19, 2020, Seattle,

- WA, USA. New York: IEEE, 2020: 5930-5939.
- [11] WANG Z, PAN Z K, WANG G D, et al. A variational model for single image dehazing and denoising[J]. Computer Simulation, 2019, 36(2): 171-177.
王治, 潘振宽, 王国栋, 等. 噪声抑制的单幅图像去雾变分模型[J]. 计算机仿真, 2019, 36(2): 171-177.
- [12] PU H F, LI Z, LI L R. Research of dehazing algorithm based on dark channel prior[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2010011.
蒲亨飞, 李震, 李良荣. 基于暗通道先验的去雾算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2010011.
- [13] HE K, SUN J, TANG X, et al. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [14] LIU C, YANG Y. A single image defogging algorithm based on adaptive wavelet fusion[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2020, 31(3): 318-325.
刘策, 杨燕. 基于自适应小波融合的单幅图像去雾算法[J]. 光电子 • 激光, 2020, 31(3): 318-325.
- [15] WU D, GUO F J, HUANG F, et al. Underwater image enhancement algorithm based on color attenuation prior and visual saliency[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2020, 31(9): 891-896.
吴迪, 郭凤姣, 黄峰, 等. 基于颜色衰减先验和视觉显著性的水下图像增强算法[J]. 光电子 • 激光, 2020, 31(9): 891-896.

作者简介:

孙开伟 (1987—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事机器学习、数据挖掘以及大数据分析方面的研究。