

基于图像特征量和小波变换的去雾算法

何立风^{1,2}, 袁朴^{1*}, 周广彬¹, 苏亮亮¹, 陆泊帆¹

¹陕西科技大学电子信息与人工智能学院, 陕西 西安 710021;

²日本爱知县立大学信息科学学院, 爱知 长久手 480-1198

摘要 针对传统的暗通道先验去雾算法存在着光晕伪影、图像偏暗、细节丢失的问题,提出了一种基于图像特征量和小波变换的去雾算法。首先,通过引入灰度共生矩阵方法求取图像纹理特征复杂度作为约束条件,利用动态滑动窗口解决了暗通道图中的虚假纹理及块效应问题;其次,结合图像亮度特征利用K-Means均值聚类算法标定亮暗区域来优化大气光值、透射率图;最后,针对大气散射模型恢复图像的偏暗、细节特征丢失问题,使用基于小波变换的图像增强技术提高图像的对比度。实验结果表明,所提算法能够较好地恢复场景和细节特征,在峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)、平均绝对误差(MAE)方面表现较好。

关键词 图像处理; 灰度共生矩阵; 纹理特征复杂度; 导向滤波; 小波变换; 图像增强

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0210021

Defogging Algorithm Based on Image Features and Wavelet Transform

He Lifeng^{1,2}, Yuan Pu^{1*}, Zhou Guangbin¹, Su Liangliang¹, Lu Bofan¹

¹School of Electrical and Information Engineering and Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China;

²School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University, Nagakute, Aichi 480-1198, Japan

Abstract Aiming at the problems of halo artifact, dark distortion and detail loss in traditional dark channel prior defogging algorithms, a defogging algorithm based on image features and wavelet transform is proposed. First, The gray-level co-occurrence matrix method is introduced to obtain the complexity of image texture features as a constraint condition, and the problem of false texture and blocking effect in dark channel images is solved by use of dynamic sliding window; second, combined with the image brightness information, K-Means clustering algorithm is used to calibrate the bright and dark areas to optimize the atmospheric light value and transmittance map; finally, aiming at the problems of darkening and loss of detail features in the restored image of atmospheric scattering model, the image enhancement technology based on wavelet transform is used to improve the image contrast. The experimental results show that the proposed algorithm can recover the scene and detail features well, and performs well in peak signal to noise ratio (PSNR), structural similarity index (SSIM), and mean absolute error (MAE).

Key words image processing; gray-level co-occurrence matrix; texture feature complexity; guided filtering; wavelet transform; image enhancement

收稿日期: 2021-05-14; 修回日期: 2021-05-31; 录用日期: 2021-06-11

基金项目: 国家自然科学基金(61971272)

通信作者: *271298011@qq.com

1 引言

近年来,雾霾天气出现的频率越来越高。在这种恶劣天气下获得的户外图像大都存在能见度差、细节丢失等问题,这些问题严重影响计算机视觉系统的性能,例如,在行人车辆检测^[1]、自动驾驶^[2]、遥感图像处理^[3]等方面的应用。因此,图像去雾处理技术是一种具有应用价值和实际意义的技术。因为户外图像的雾气浓度是未知的,所以这项技术也是一项具有挑战性的工作。

目前,图像去雾处理技术大致可以分为两类。

1) 基于传统方法的去雾算法。张赛楠等^[4]基于视网膜皮层理论提出了一种改进的增强算法,该算法利用一个中心自适应调节拟合函数来替换原来的对数型调节函数,有效扩展了图像的动态范围; Ibrahim 等^[5]提出了局部直方图均衡去雾算法,该算法对像素的邻域进行技术处理直接提升雾霾图像的视觉效果,能够较好地表达图像特征,但是时间复杂度较高; Ancuti 等^[6-7]提出了一种基于融合策略的图像去雾算法,解决了去雾图像中的晕影问题; Li 等^[8]在多尺度融合框架基础上,引入更多特征计算权重图,改善了增强图像的视觉效果; He 等^[9]提出的暗通道先验(DCP)算法根据颜色通道里至少有一个通道的值趋于零的结论,最终通过大气散射模型获得了无雾图像。2) 基于深度学习的去雾算法。Tang 等^[10]利用图像特征来推断图片的场景深度,然后通过逆推大气物理散射模型得到清晰的无雾图像; Cai 等^[11]提出端到端去雾算法,该算法利用大气散射模型在输出透射率图的基础上恢复最终的无雾图像; Li 等^[12]直接使用轻量级的卷积神经网络生成清晰的无雾图像; Bharath 等^[13]使用单一的模块、条件生成的对抗网络直接对有雾图像进行处理。

关于图像去雾的研究还有很多,文献[14-16]中提出了大量关于图像去雾的研究和改进的方法。本文基于 DCP 先验知识,提出了一种基于图像特征量和小波变换的去雾算法。首先引入灰度共生矩阵方法求取图像的灰度共生矩阵特征量,并且结合纹理特征模型获得图像的复杂度作为约束条件,使用动态滑动窗口重构暗通道图; 利用重构的暗通道图和图像亮度信息约束大气光值、透射率图; 利用大气散射模型获得无雾图像; 最后使用基于小波变换的图像增强技术进一步优化无雾图像。

2 背景原理

2.1 大气散射模型

在计算机视觉领域和图像学中,常用大气散射模型来描述雾霾天气下图像的质量下降过程,该物理模型可表示为

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

式中: $I(x)$ 是输入的有雾图像; $J(x)$ 是去雾后的清晰图像; A 是整幅图像的大气光强度值; $t(x)$ 是光线的透射率。

2.2 暗通道先验

He 等^[9]通过对大量户外图像特征进行观察、统计、分析并总结规律,提出暗通道先验理论:除了天空和其他大面积白色区域以外的图像局部块,一幅无雾图像的 RGB 颜色通道中至少有一个颜色通道的像素强度值很低甚至趋于零,并称这个通道图为暗通道图。

$$J_{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left[\min_{C \in \{R, G, B\}} J_C(y) \right] \rightarrow 0, \quad (2)$$

式中: J_C 代表 RGB 彩色图像的一个颜色通道; $\Omega(x)$ 是以像素点 x 为中心的一个局部区域; J_{dark} 是对应的暗通道。

计算全局大气光的方法如下。首先在原图对应的暗通道图中选取像素最大的前 0.1% 的像素值作为候选像素,然后在原始有雾图像中寻找对应像素位置最大像素点的值作为大气光的取值。在整幅图像的大气光强度值 A 已知的前提下,结合(1)式可以得到透射率,

$$t(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left[\min_{C \in \{R, G, B\}} \frac{I^C(y)}{A^C} \right]. \quad (3)$$

为了保证视觉的空间透视感,引入了一个常数 $\omega = 0.95$ ($0 < \omega < 1$), (3) 式可以改写为

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left[\min_{C \in \{R, G, B\}} \frac{I^C(y)}{A^C} \right]. \quad (4)$$

为了防止透射率趋于 0 时,去雾后图像产生噪声影响去雾效果,引入常数 $t_0 = 0.1$ 。则无雾图像的表达式为

$$J(x) = A + \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]}. \quad (5)$$

3 所提算法

3.1 所提算法流程

针对暗通道先验理论算法中最小值滤波方法

采用固定大小的滑动窗口容易产生光晕效应及天空区域或者白色景物去雾失效等问题,提出一种基

于图像特征量和小波变换的去雾算法。所提算法流程如图 1 所示。

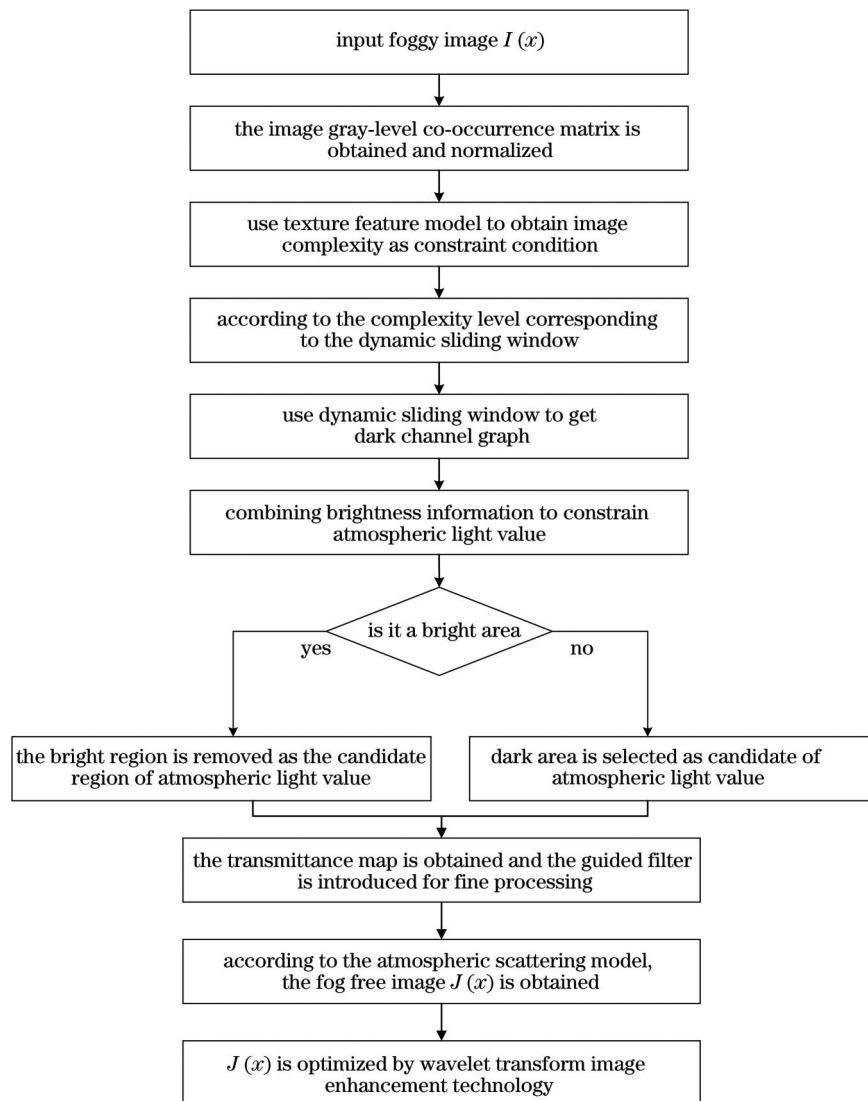


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

1) 首先引入灰度共生矩阵方法求取图像的灰度共生矩阵,然后经过归一化处理得到灰度共生矩阵的 5 个特征量,最后根据(6)式计算图片的复杂度。

2) 基于 HRRSD 数据集,利用步骤 1) 中复杂度计算方法获得每张图像的复杂度并进行排序分类,获得复杂度阈值。

3) 根据不同的复杂度阈值选取合适尺寸大小的滑动窗口 $\Omega(x)$,利用动态滑动窗口构建暗通道图。

4) 引入图像的亮度信息约束,利用 K-Means 算法将图像分为亮色区域及非亮色区域。选取非亮色区域作为大气光值的候选区域,以提高大气光值

的精确度。

5) 根据(4)式求取透射率图的过程中,对亮色区域进行光补偿,以提高透射率图的质量。并使用引导滤波对透射率图进行精细化处理。

6) 利用(5)式求恢复后的无雾图像,并基于小波变换的图像增强技术进行进一步的优化。

3.2 重构暗通道图

3.2.1 纹理特征模型

所提算法基于图像的纹理特征来研究图像的复杂度,使用灰度共生矩阵提取图像的纹理特征。基于文献[17]引入图像纹理复杂度计算模型,表达式为

$$F=A_1W_J+A_2W_H+A_3W_G+A_4W_Q+A_5W_{COV}, \quad (6)$$

$$W_J=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^kG(i,j)^2, \quad (7)$$

$$W_H=-\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^kG(i,j)\log G(i,j), \quad (8)$$

$$W_G=\sum_{n=0}^{k-1}n^2\sum_{|i-j|=n}G(i,j), \quad (9)$$

$$W_Q=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^k\frac{G(i,j)}{1+(i-j)^2}, \quad (10)$$

$$W_{COV}=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^k\frac{(i\cdot j)G(i,j)-u_iu_j}{S_iS_j}, \quad (11)$$

$$u_i=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^ki\cdot G(i,j), \quad (12)$$

$$u_j=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^kj\cdot G(i,j), \quad (13)$$

$$S_i^2=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^kG(i,j)(i-u_i)^2, \quad (14)$$

$$S_j^2=\sum_{i=1}^k\sum_{j=1}^kG(i,j)(j-u_j)^2, \quad (15)$$

式中: A_i 为各指标的权重系数, $i=1, 2, \dots, 5$; W_J 表示能量; W_H 表示熵 (Entropy); W_G 表示对比度; W_Q 表示同质性; W_{COV} 表示相关性。

3.2.2 建立复杂度约束条件

使用 HRRSD 数据集获取每张图片的灰度共生矩阵, 选取矩阵中有关纹理分析的特征量根据 (6) 式求取数据集中每张图像的纹理复杂度大小 F , 并基于图像纹理复杂度对图像进行排序, 将数据集图像分为简单纹理图像 ($0 \leq F < 0.5862$)、中等纹理图像 ($0.5862 \leq F < 0.6181$)、复杂纹理图像 ($0.6181 \leq F < \infty$) 3 个等级。为了验证复杂度阈值的合理性, 对 4 张简单纹理图像、4 张中等纹理图像、4 张复杂纹理图像进行了阈值合理性检测, 分别如图 2~4 所示, 复杂度的结果如表 1 所示。

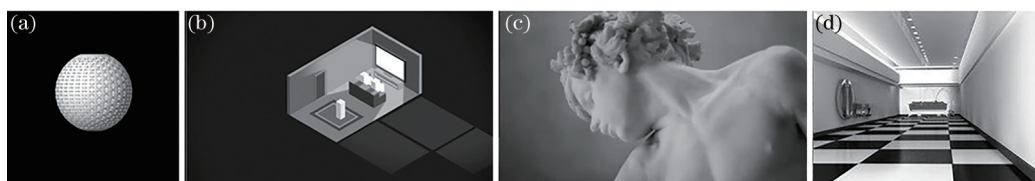


图 2 简单纹理图像

Fig. 2 Simple texture images

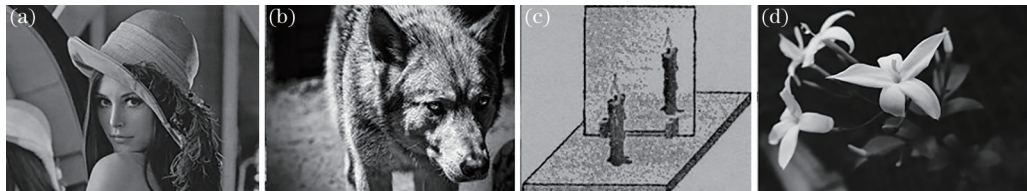


图 3 中等纹理图像

Fig. 3 Middle texture images



图 4 复杂纹理图像

Fig. 4 Complex texture images

表 1 纹理图像的复杂度

Table 1 Complexity of texture images

Scence	Simple texture image	Middle texture image	Complex texture image
(a)	0.4988	0.6074	0.6635
(b)	0.4649	0.6156	0.6186
(c)	0.5802	0.5926	0.7240
(d)	0.5773	0.5875	0.6386

3.2.3 选取合适滑动窗口

在求取暗通道的过程中, 滑动窗口 $\Omega(x)$ 的大小是唯一需要确定的参数。传统的方法在求取暗通道时使用固定大小的滑动窗口, 在使用较小的 $\Omega(x)$ 求取复杂纹理图像的暗通道图时, 获得的暗通道图有虚假纹理; 使用较大的 $\Omega(x)$ 求取简单纹理图像的暗通道时会增加暗通道的计算时间。因此,

需要考虑图像的局部细节,给每个图像找到合适的 $\Omega(x)$ 大小可以减少暗通道图的虚假纹理并降低计算时间^[18]。

Cheng 等^[19]使用 3×3 的 $\Omega(x)$ 求解暗通道图,但当图像纹理复杂度较高时,较小的 $\Omega(x)$ 会导致暗通道图产生虚假纹理。Jeong 等^[20]使用 15×15 的 $\Omega(x)$ 求解暗通道图,但当图像纹理复杂度较小时,较大的 $\Omega(x)$ 会浪费时间。经过对大量简单、中等、复杂纹理复杂度去雾图像进行实验,最终选取的滑动窗口大小如下。

$$\Omega(x) = \begin{cases} 3, & \text{Simple} \\ 8, & \text{Middle} \\ 15, & \text{Complex} \end{cases} \quad (16)$$

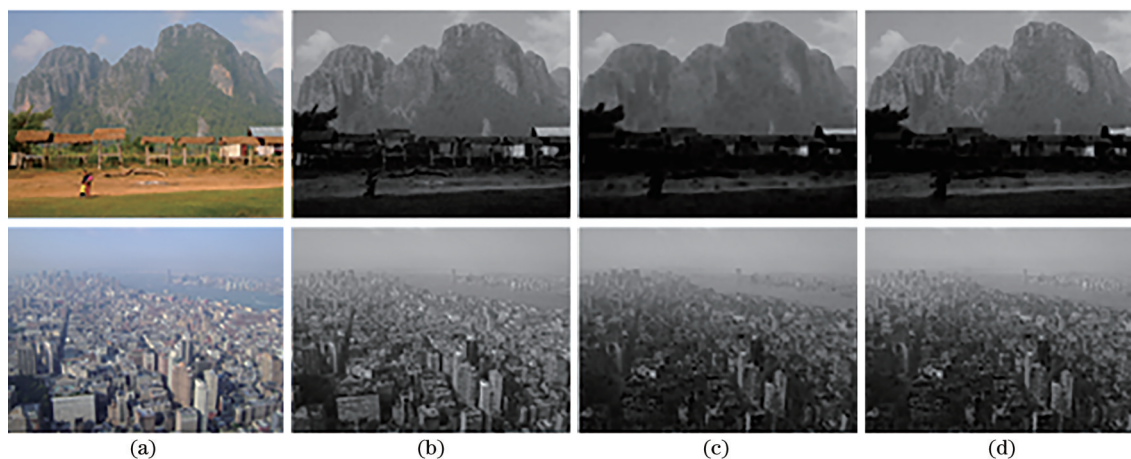


图 5 暗通道结果对比。(a)雾图;(b) Cheng 的算法;(c) Jeong 的算法;(d) 所提算法

Fig. 5 Comparison of dark channel results. (a) Foggy map; (b) Cheng's algorithm; (c) Jeong's algorithm; (d) proposed algorithm

表 2 求取暗通道图时间对比

Scence	Cheng's algorithm	Jeong's algorithm	Proposed algorithm
Chart 1	0.4471	0.9335	0.5094
Chart 2	1.4663	2.7992	1.7851

3.3 分区域求解透射率图和大气光值

3.3.1 建立亮度特征约束

暗通道图的质量在开展大气光值的估计工作和完成透射率图的求取任务中发挥至关重要的作用。对大量天空区域及白色区域进行亮度分析后,引入图像的亮度信息阈值作为约束条件:图像的亮度信息小于等于 0.8162 的区域为非亮色区域(D);图像的亮度信息大于 0.8162 的区域为亮色区域(L)。

对于有雾图像 $I(x)$,图像的非亮色区域 D 满足暗通道先验原理,但是图像的亮色区域 L 较为复杂:

3.2.4 使用动态滑动窗口重构暗通道图

对输入的有雾图像 $I(x)$ 进行局部区域划分,根据(6)式求取局部区域的纹理复杂度大小 F 。根据 F 进行复杂度等级的划分,并根据(16)式选取合适大小的 $\Omega(x)$,然后根据(2)式求解暗通道图。

图 5 为不同算法暗通道结果对比图。从图中可以看出,对比 Cheng 的算法,所提算法在局部复杂纹理部分,例如第 1 幅图的茅草屋及第 2 幅图的城市楼房部分,暗通道图能够较好地削弱虚假纹理及消除部分白色区域的影响。为验证所提重构暗通道图方法的时效性,所提算法选取了图 5 中的两幅图像进行展开,表 2 为 3 种算法进行暗通道图计算的时间消耗,其中的 Chart 1、Chart 2 依次为图 5(a)中的图片。

图像中天空区域或者亮度值较高的白色物体不符合暗通道先验原理,可能会导致大气光值、透射率图不准确。为提高大气光值、透射率图的精确度,首先通过局部图像的亮度信息获取初步亮暗区域的分类,然后分别求取亮暗区域的亮度平均值作为 K-Means 聚类算法的基准值 L-light、D-light,最后利用 K-Means 聚类算法进行亮暗区域的精确分类。基于图像亮度特征的 K-Means 聚类算法的输入为有雾图像的局部图像的亮度特征信息;输出为 L、D 亮暗区域的两个聚类簇。具体步骤如下。

- 1) 以初步分类的 L 区域和 D 区域的平均亮度信息 L-light 和 D-light 分别作为类的初始中心。
- 2) 在每次迭代中,对任意一个样本,分别求其到两个中心的欧氏距离,并将该样本归到距离最短的中心所在类。
- 3) 利用均值方法更新聚类中心。
- 4) 对所有的聚类中心,重复步骤 2)、步骤 3),

直到簇不发生变化。

3.3.2 求解大气光值

大气光值位于原始图像中雾气浓度最大的区域,估计值对去雾图像的亮度有很大的影响。天空区域及白色区域亮度与雾气浓度最大的区域亮度相差不大,可能会导致大气光值产生于天空区域或者白色区域,影响大气光值的精确度。以符合暗通道先验原理的非亮色区域D作为获取大气光值的候选区域,可以避免天空区域及白色区域对大气光值的影响。

3.3.3 求解透射率图

为提高透射率图的质量,结合亮暗区域的特征,分区域对透射率图进行求解。亮色区域L的暗通道图会偏亮,在根据(4)式求取透射率图时,透射率图会偏暗,因此需要对其进行光补偿,提高透射率图的质量;非亮色区域D可根据(4)式求取透射率图。最后使用引导滤波对透射率图进行精细化处理。

3.4 基于小波变换的图像增强技术

基于小波变换的图像增强技术实质上通过小波变换把图像信号分解成不同子带,对不同子带应用不同的算法来增强不同频率范围内的图像分量,突出不同尺度下的近似和细节,从而达到增强图像层次感、对比度的目的。

根据小波的多分辨率分析原理对图像进行多级的二维离散小波变换,可以将图像分解成包含图像近似信号的低频子带和包含图像细节信号的高频子带。小波变换的分解过程如下:首先抽取出原图像的每一行,进行小波分解,获得水平方向的高、低频信息;其次抽取出原图像的每一列,进行小波分解,获得垂直方向的高、低频信息;然后将水平、垂直方向的高、低频信息保存到图像中;最后将这两幅图像都叠加到同一幅图像中进行开运算、高斯滤波和阈值二值化后,最终获得比较好的高低频分解效果。基于小波变换的图像增强技术流程图如图6所示。

所提算法对低频子带进行非线性对比度增强,用来增强图像的对比度;对高频部分进行小波阈值去噪处理,减少噪声对图像的影响,表达式分别为

$$g(x, y) = C' \times \ln[f(x, y) + 1], \quad (17)$$

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}, \quad (18)$$

式中: C' 为常数,用于使变换后的图像 $g(x, y)$ 的灰度值的范围符合要求; $f(x, y)$ 为低频子带; σ 表示 $D_{\text{MAD}}/0.6754$, D_{MAD} 为首层小波分解系数绝对值的中间值,0.6745为高斯噪声标准方差的调整系数;

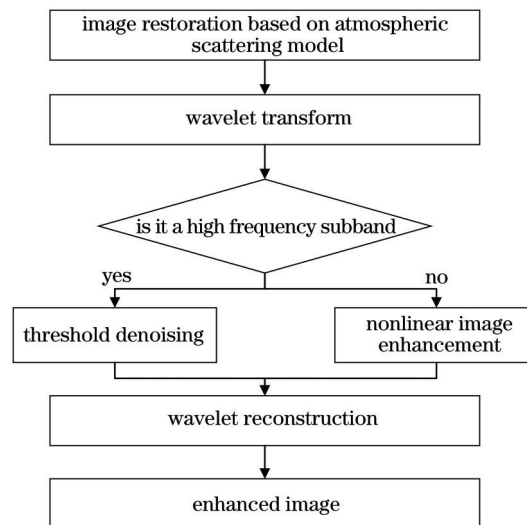


图6 图像增强技术流程图

Fig. 6 Flow chart of image enhancement technology

N 为信号的长度。

4 分析与讨论

为验证所提算法的有效性和优势,将所提算法与具有代表性的Retinex算法^[4]、直方图(Histogram)算法^[5]、DCP算法^[9]、AODnet算法^[12]、WCAL算法^[21]、CAP算法^[22]进行了比较和分析。实验平台为MATLAB 8.5.0,系统为Windows 10企业版,处理器为Inter(R) Core(TM) i5-7200U CPU,主频为2.50 GHz,内存为8 GB。

4.1 去雾后主观效果评价

图7为7种算法在4幅雾图上的去雾结果。从图7(h)中可以看出,所提算法结果图的整体对比度较强,场景更加逼真。对于第1幅图片,所提算法结果图的整体建筑物颜色恢复得更加逼真,Histogram结果建筑物颜色也较好,但是该算法恢复的图像去雾不彻底,有颜色失真的现象,例如屋顶;对于第2幅图,DCP、CAP的结果图与所提算法结果图差不多,但是仔细观看,所提算法对于图片下方的小玩具恢复较好,CAP、WCAL恢复出来的小玩具颜色偏暗,虽然DCP结果图去雾效果较好,但是产生了虚假纹理,AODnet结果图整体颜色失真;对于第3幅图,所提算法结果图更加逼真,尤其在图像右侧的墙面,CAP结果图的右侧墙面恢复得较好,但是图片左侧的红色墙体恢复的颜色偏暗,AODnet去雾不彻底;对于第4幅图,所提算法结果图纹理特征清晰,图像亮度高,虽然Histogram结果图的亮度也高,但是去雾效果不明显,DCP、WCAL、AODnet

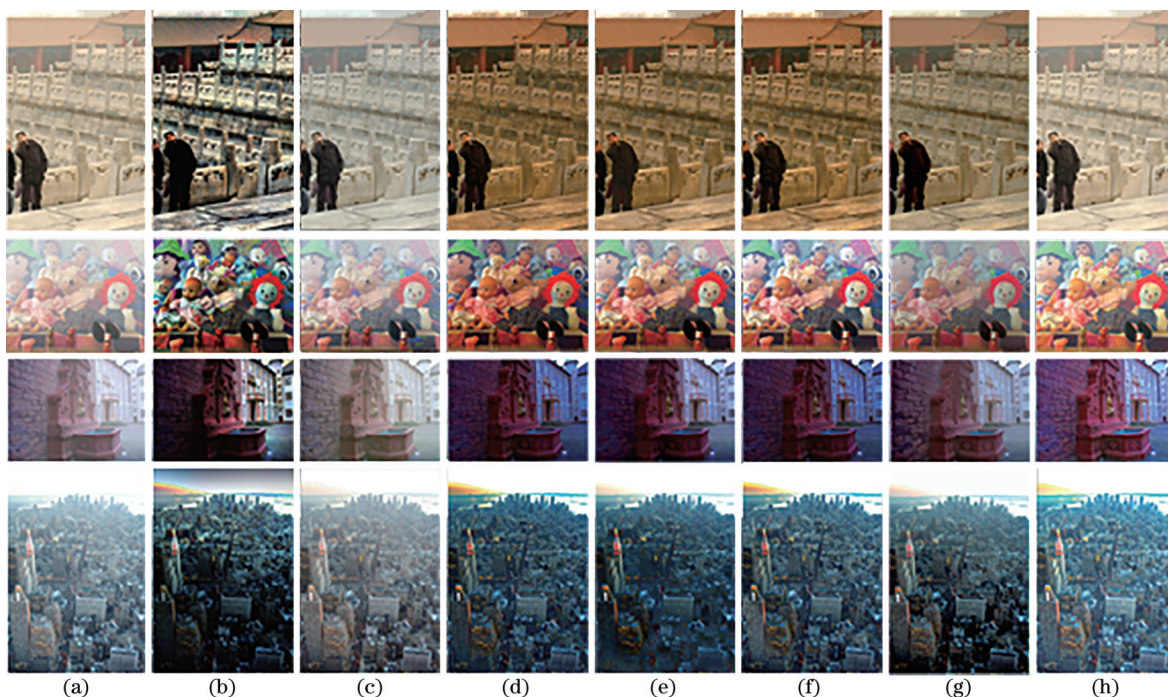


图 7 第 1 组去雾图像结果对比。(a)雾图;(b) Retinex;(c) Histogram;(d) DCP;(e) CAP;(f) WCAL;(g) AODnet;(h)所提算法
 Fig. 7 Comparison of defogging image results of group 1. (a) Foggy map; (b) Retinex; (c) Histogram; (d) DCP; (e) CAP; (f) WCAL; (g) AODnet; (h) proposed algorithm

结果图细节特征也较好,但是结果偏暗。总结而言,所提算法对大气光值的约束提高了大气光值的精确度,小波变换的图像增强技术提高了图像的对比度,并且增加了图像的层次感,使图像更加清晰。

图 8 为 7 种算法在另外 4 幅雾图上的去雾结果。从图 8(h)中可以看出,所提算法结果图的整体去雾结果细节特征丰富。对于第 1 幅图,所提算法结果图的树干部分并没有产生晕影,而 DCP、WCAL 树干部分都产生了晕影,虽然其他算法结果图没有晕

影,但是 Retinex 结果图失真,Histogram 结果图去雾效果不明显,CAP 结果图轨道中间的空地部分恢复较暗,AODnet 结果去雾不彻底;对于第 2 幅图,除了 Retinex 结果图失真外,Histogram 结果图去雾效果不明显且有噪点,AODnet 产生了虚假纹理,其他结果图效果较好,但是所提算法结果图关于图中字的部分及树木部分的细节特征更丰富;对于第 3 幅图,所提算法结果图细节特征丰富且亮度高,DCP、CAP 结果图关于图中树林部分比较模糊;对于第 4

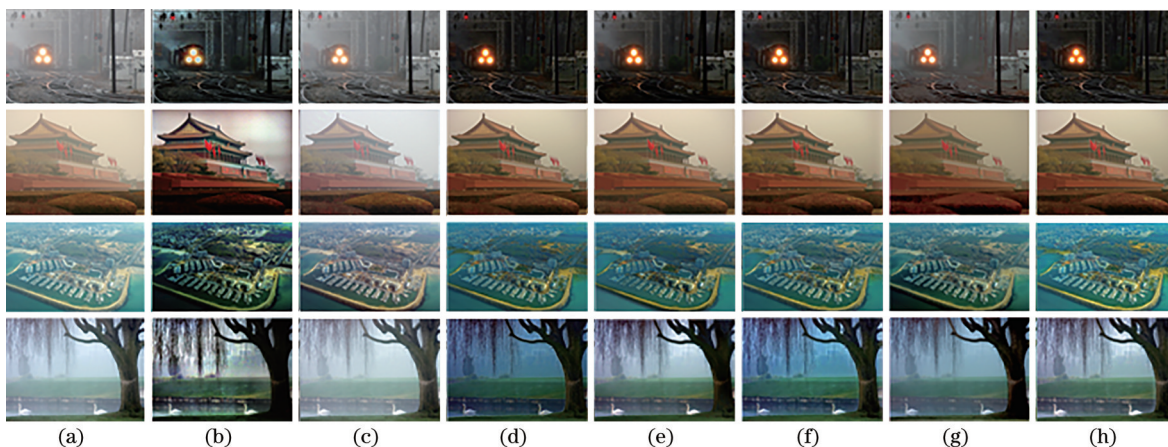


图 8 第 2 组去雾图像结果对比。(a)雾图;(b) Retinex;(c) Histogram;(d) DCP;(e) CAP;(f) WCAL;(g) AODnet;(h)所提算法
 Fig. 8 Comparison of defogging image results of group 2. (a) Foggy map; (b) Retinex; (c) Histogram; (d) DCP; (e) CAP; (f) WCAL; (g) AODnet; (h) proposed algorithm

幅图,在图中柳条部分,所提算法结果图较清晰,并且对于图中远处的目标恢复得较好。总结而言,所提算法利用动态滑动窗口恢复的暗通道图质量高,减少了虚假纹理,增加了无雾图像的细节特征。

4.2 去雾后客观指标评价

为了更加客观地说明所提算法的有效性,从峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)、平均绝对误差(MAE)等角度进行了分析。PSNR能很好地对图像进行差异性比较,取值越大,失真程度越低;SSIM作为衡量两幅图像相似度的指标,取值越大,图像相似度越高;MAE是所有单个观测值与算术平均值的偏差的绝对值的平均,取值越小,误差越少。

表3~5为图7中7种算法去雾后的图像[图7(b)、(c)、(d)、(e)、(f)、(g)、(h)]与对应雾图[图7(a)]通过上述评价算法得到的PSNR、SSIM、MAE值,表

中Chart 1到Chart 4依次为图7(a)中由上到下各场景的图片。

表6~8为图8中7种算法去雾后的图像[图8(b)、(c)、(d)、(e)、(f)、(g)、(h)]与其对应雾图[图8(a)]通过上述评价算法得到的PSNR、SSIM、MAE值,表中Chart 1到Chart 4依次为图8(a)中由上到下各场景的图片。

从表3~8可以看出,Histogram的PSNR非常大,表示失真程度最小,但是从主观角度而言,该算法去雾不彻底。由于Retinex恢复的图像严重失真,所以该算法的PSNR指标最小。Retinex的SSIM特别小,与主观角度恢复的图像色彩失真、大量细节特征丢失的情况吻合。Histogram的MAE极小是去雾不彻底导致的。

表3 图7峰值信噪比比较

Table 3 Comparison of PSNR of Fig.7

unit: dB

Scence	Retinex	Histogram	DCP	CAP	WCAL	AODnet	Proposed algorithm
Chart 1	10.9587	23.0561	10.9990	11.9396	11.3116	13.9132	13.7878
Chart 2	9.9780	20.9669	10.6416	14.0010	18.7101	15.0389	15.6016
Chart 3	10.224	28.4263	9.3239	10.6516	14.0078	11.6788	12.3738
Chart 4	10.1431	23.9172	13.8098	11.8986	15.9496	14.1048	14.8098

表4 图7结构相似性比较

Table 4 Comparison of SSIM of Fig.7

Scence	Retinex	Histogram	DCP	CAP	WCAL	AODnet	Proposed algorithm
Chart 1	0.4960	0.9050	0.6823	0.8276	0.7959	0.8534	0.8525
Chart 2	0.5311	0.8525	0.6748	0.8134	0.8559	0.6012	0.7340
Chart 3	0.4452	0.9137	0.5019	0.5889	0.6346	0.7280	0.7058
Chart 4	0.4879	0.8754	0.6789	0.5910	0.6092	0.7331	0.8161

表5 图7平均绝对误差比较

Table 5 Comparison of MAE of Fig.7

Scence	Retinex	Histogram	DCP	CAP	WCAL	AODnet	Proposed algorithm
Chart 1	62.2255	12.7317	68.7801	62.3113	67.3827	50.8440	49.9077
Chart 2	73.8861	7.0425	72.0452	47.1987	25.2281	44.3323	44.4614
Chart 3	74.5684	26.3235	83.4217	73.4215	46.6256	67.0295	65.5872
Chart 4	75.3603	20.6518	53.5850	56.0483	30.5701	45.8105	45.2285

表6 图8峰值信噪比比较

Table 6 Comparison of PSNR of Fig.8

unit: dB

Scence	Retinex	Histogram	DCP	CAP	WCAL	AODnet	Proposed algorithm
Chart 1	9.6676	21.0184	7.8501	8.5712	7.9678	10.0796	8.4615
Chart 2	13.1346	30.7154	16.7033	17.8175	16.5041	16.0150	16.7922
Chart 3	10.2640	19.2118	11.8290	12.2183	14.1432	13.6444	14.2980
Chart 4	11.8787	29.6082	9.3636	14.2290	11.2589	14.3899	14.7609

表 7 图 8 结构相似性比较

Table 7 Comparison of SSIM of Fig.8

Scence	Retinex	Histogram	DCP	CAP	WCAL	AODnet	Proposed algorithm
Chart 1	0.5147	0.8943	0.3666	0.4400	0.4022	0.4365	0.4886
Chart 2	0.5716	0.8371	0.9035	0.9377	0.8704	0.8750	0.9056
Chart 3	0.5574	0.8444	0.7378	0.7935	0.6786	0.8118	0.8480
Chart 4	0.4469	0.8632	0.5867	0.7773	0.6190	0.7681	0.8254

表 8 图 8 平均绝对误差比较

Table 8 Comparison of MAE of Fig.8

Scence	Retinex	Histogram	DCP	CAP	WCAL	AODnet	Proposed algorithm
Chart 1	81.8289	21.7929	99.8205	94.1425	98.7351	90.6882	92.8781
Chart 2	49.7468	5.0035	32.9911	26.0372	34.7034	39.0464	38.7951
Chart 3	75.8735	6.3259	61.1944	58.3784	44.4876	52.1731	52.9149
Chart 4	58.6972	21.7929	81.4539	45.9020	64.4528	55.4463	53.3221

5 结 论

针对传统去雾算法进行去雾处理时,存在细节模糊、颜色失真的问题,提出了一种基于图像特征量和小波变换的去雾算法。实验结果表明:基于图像复杂度的约束,利用动态滑动窗口重构暗通道图的方法,能够改善暗通道图的虚假纹理及块效应问题;结合图像亮度信息,K-Means 聚类算法能够提高大气光、透射率图的精确度;小波变换的图像增强技术能够提高图像的对比度效果,增强图像的细节特征。

参 考 文 献

- [1] Lou J, Zhu W, Wang H, et al. Small target detection combining regional stability and saliency in a color image[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(13): 14781-14798.
- [2] Baomar H, Bentley P J. An intelligent autopilot system that learns flight emergency procedures by imitating human pilots[C]//2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), December 6-9, 2016, Athens, Greece. New York: IEEE Press, 2016: 1-9.
- [3] Sandeep M S. Remote sensing image dehazing using guided filter[J]. *International Journal Research Studies Computer Science and Engineering*, 2014, 1: 44-49.
- [4] Zhang S N, Wu Y D, Zhang H Y, et al. Haze image enhancement method based on improved single-scale Retinex[J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(6): 698-702.
张赛楠, 吴亚东, 张红英, 等. 改进的单尺度 Retinex 雾天图像增强算法[J]. *激光与红外*, 2013, 43(6):

698-702.

- [5] Ibrahim H, Kong N S P. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2007, 53(4): 1752-1758.
- [6] Ancuti C O, Ancuti C. Single image dehazing by multi-scale fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(8): 3271-3282.
- [7] Ancuti C, Ancuti C O, Haber T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 81-88.
- [8] Li Y N, Miao Q G, Liu R Y, et al. A multi-scale fusion scheme based on haze-relevant features for single image dehazing[J]. *Neurocomputing*, 2018, 283: 73-86.
- [9] 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.
- [10] Tang K T, Yang J C, Wang J. Investigating haze-relevant features in a learning framework for image dehazing[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 2995-3002.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Bharath Raj N, Venkateswaran N. Single image haze removal using a generative adversarial network [C]//2020 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WiSPNET), August 4-6, 2020, Chennai, India. New York: IEEE Press, 2020: 37-42.
- [14] Liu K, Li X J. De-hazing and enhancement methods for underwater and low-light images[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(19): 1910003.
刘柯, 李旭健. 水下和微光图像的去雾及增强方法[J]. 光学学报, 2020, 40(19): 1910003.
- [15] Chen Y, Lu C T. Single image dehazing based on superpixel segmentation combined with dark-bright channels[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161023.
陈永, 卢晨涛. 基于超像素分割和暗亮通道结合的单幅图像去雾[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161023.
- [16] Qu C, Bi D Y. Haze image restoration based on multi-prior constraints[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 181014.
曲晨, 毕笃彦. 基于多先验约束的雾霾图像复原[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18): 181014.
- [17] Chen Y Q, Duan J, Zhu Y, et al. Research on the image complexity based on texture features[J]. Chinese Optics, 2015, 8(3): 407-414.
陈燕芹, 段锦, 祝勇, 等. 基于纹理特征的图像复杂度研究[J]. 中国光学, 2015, 8(3): 407-414.
- [18] Lee S, Yun S, Nam J H, et al. A review on dark channel prior based image dehazing algorithms[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2016, 2016(1): 1-23.
- [19] Cheng Y J, Chen B H, Huang S C, et al. Visibility enhancement of single hazy images using hybrid dark channel prior[C]//2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, October 13-16, 2013, Manchester, UK. New York: IEEE Press, 2013: 3627-3632.
- [20] Jeong S, Lee S. The single image dehazing based on efficient transmission estimation[C]//2013 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), January 11-14, 2013, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2013: 376-377.
- [21] He L F, Zhou G B, Yao B, et al. A haze removal algorithm based on guided coefficient weighted and adaptive image enhancement method[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(9): 73-77, 82.
何立风, 周广彬, 姚斌, 等. 基于引导系数加权和自适应图像增强去雾算法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(9): 73-77, 82.
- [22] 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.