

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108074

结合图像分层与暗通道的雾霾图像增强^{*}

彭熙舜 陆安江 龙纪安 丁洁 唐鑫鑫
(贵州大学大数据与信息工程学院 贵阳 550025)

摘要:为了解决雾霾天气下图像的去雾与增强问题,提出了一种结合图像分层与暗通道的去雾增强算法。该算法首先对输入图像建立暗通道模型,估计出大气光值与透射率,对图像进行去雾复原,接下来对图像进行双边滤波变换,将低频图像信息中像素的灰度级地区进行拉伸或压缩,将高频图像信息进行归一化处理,然后利用归一化的直方图与非线性S曲线进行灰度变换,最后利用加权融合方式将低频与高频图像信息进行有效地合并,得到输出图像。实验结果表明,该算法在3组图像中的平均梯度与信息熵的均值分别是0.0734、7.1733,均优于其余3种算法,并且该算法的对比度与时耗的均值分别为422.6与0.76,具有一定的可行性。

关键词:去雾增强;暗通道模型;图像分层;双边滤波

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Haze image enhancement combining image layering and dark channel

Peng Xishun Lu Anjiang Long Ji'an Ding Jie Tang Xinxin
(School of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In order to solve the problem of image defogging and enhancement in haze weather, this paper proposes a defogging and enhancement algorithm that combines image layering and dark channels. The algorithm first establishes a dark channel model for the input image, estimates the atmospheric light value and transmittance, and restores the image by defogging. Next, the image is subjected to bilateral filtering and transformation to stretch the gray-level area of the pixels in the low-frequency image information. Or compress, normalize the high-frequency image information, then use the normalized histogram and nonlinear S-curve to perform gray-scale transformation, and finally use the weighted fusion method to effectively merge the low-frequency and high-frequency image information to obtain output image. Experimental results show that the average gradient and information entropy of the algorithm in the three sets of images are 0.0734 and 7.1733, respectively, which are better than the other three algorithms, and the average contrast and time consumption of the algorithm are 422.6 and 0.76, respectively. It is feasible.

Keywords: dehazing enhancement; dark channel model; image layering; bilateral filtering

0 引言

随着科技的不断进步,大气的污染也变得越发严重,工业重地出现雾霾现象也慢慢成为常态。因此,在雾霾天气下对拍摄的图像进行有效地处理与增强成了当下热点。然而,拍摄的物体在成像的过程中容易受到大气介质的影响^[1],此时获取的图像存在对比度低,局部细节模糊等问题^[2]。因此,需要对雾霾图像进行去雾处理,细节还原,对比度增强,以此来提高图像的成像质量。

目前在图像去雾增强领域主要有基于Retinex的模型算法,直方图均衡算法,暗通道算法等。文献[3]提出了一

种改进后的Retinex去雾算法,该算法针对于图像中出现光晕以及图像亮度过高导致传统Retinex处理效果不佳的情况,提出了对图像进行反色处理,并利用低通滤波算子来减少图像光晕问题。然而,这种方法在局部细节上处理的不够完善,其原因在于,在拍摄图像的背景中,天然存在着大量的低频分量,而图像内的物体或场景会由于自身的背景属性与之类似,从而隐藏在背景中。因此,虽然该算法对图像中的光晕进行了处理,但同时也会造成一部分背景图像损失。

文献[4]提出了一种基于改进的直方图均衡化算法,这是一种典型的空域增强方法,来源于传统的直方图均衡化

收稿日期:2021-10-12

*基金项目:国家自然科学基金(61865002)、国家重点研发计划重点专项(2021YFE0107700)、贵州大学“双一流”研究重大项目(GDSYL2018001)资助

技术,因此该算法的结构简单,复杂度较低。然而,这种算法本质上是在调整全局像素的强度,这是因为它的变换函数是在基于全局像素强度的统计下所建立的,在局部特征上还缺少针对性的加强。因此,运用该算法处理增强后的图像容易出现边缘特征损失,局部特征模糊等问题。文献[5]提出了一种基于暗通道先验的图像去雾增强方法,这种方法首先是利用四叉树对大气的光值进行估计,然后用白平衡进行简化,之后利用暗通道对天空区域进行优化,最终利用简化后的大气散射模型与色调调整得到去雾增强后的图像。然而,这种方法容易产生图像局部过度增强与增强不足的缺点,并且由于该算法的结构复杂度较高,在时效性上不具备优势。

本文提出了一种结合图像分层与暗通道的雾霾图像增强算法。该算法首先对其进行建立暗通道模型^[6],估计出输入图像的大气光值与透射率,之后对其进行去雾^[7],并将去雾后的图像进行图像分层,对低频图像信息与高频图像信息分别进行处理^[8],最后通过加权融合,得到最终的输出图像。

1 结合图像分层与暗通道的算法

本文所提出的结合图像分层与暗通道的去雾增强算法流程如图1所示。

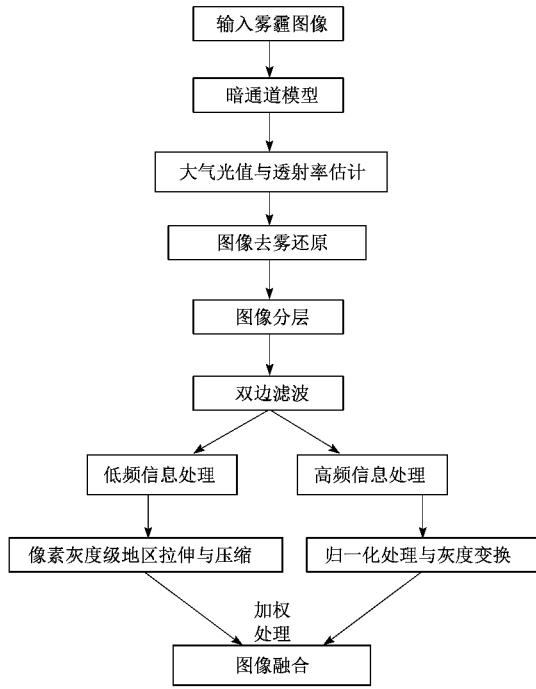


图1 本文所提出的算法流程

1.1 暗通道模型

本文主要研究的是对雾霾天气下的图像进行去雾增强。近代学者发现,对有雾图像中某个像素的周围执行三通道与邻域最小滤波后,得到的结果逼近于0。这意味着在给出任意一幅图像 J ,图中某个像素的邻域内大概率存

在一个三通道最小值逼近0的像素^[8],那么图像 J 的暗通道 $J^{dark}(x)$ 可以表示为:

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} J_c(y)) \rightarrow 0 \quad (1)$$

式中: Ω_x 表示像素 x 的邻域, y 表示邻域内的像素,而 \min_c 表示此时的三通道取最小值。 J_c 代表了图像 J 的颜色通道中的一个通道。为了便于理论研究,通常情况下,有雾图像可以用数学表达式来描述,如式(2)所示。

$$I(x) = J_0(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (2)$$

式中: I 表示有雾图像的像素值, J_0 表示处理后的无雾图像像素值, A 表示大气光值, $t(x)$ 代表了透射率,反映的是场景反射光的衰减程度。大气光值 A 是一个常数,本文根据实验调整,将 A 设置为 250。因此,可以对式(2)进行变换,得到转换后的式(3),即:

$$\frac{I(x)}{A} = \frac{J_0(x)}{A}t(x) + 1 - t(x) \quad (3)$$

接下来对等式两边进行两次最小滤波处理,可以得到式(4),即:

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I_c(y)}{A} \right) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{J_c(y)}{A} \right) t(x) + 1 - t(x) \quad (4)$$

事实上,由式(4)可以看出,其并没有对 $t(x)$ 做最小滤波处理,这是因为暗通道提出者 He 支持局部透射率是恒定的假设。结合式(4)可以把 $J_c(x)$ 部分视为 0,那么可以得到式(5),即:

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I_c(y)}{A} \right) = 1 - t(x) \quad (5)$$

对式(5)的等式两边进行变化化简得到:

$$t(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I_c(y)}{A} \right) \quad (6)$$

1.2 大气光值与透射率估计

在现实生活里,大气中必定存在一些悬浮物,而理想状态的透射率是 1,因此,需要增加一个调节变量 w ,通常情况下,将其设置为 0.95。那么可以得到式(7),即:

$$t(x) = 1 - w \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I_c(y)}{A} \right) \quad (7)$$

事实上,通过式(7)得到的透射率图像还是存在一些问题,比如在暗通道先验与不满足局部透射率恒定的区域内,利用式(7)得到的透射率都不是准确的,存在一定的误差。因此,还需要对其进行进一步的优化。通常情况下,应该通过无穷远处的目标来计算大气光值^[9],但是,在图像处理过程中,不能直接利用输入图像来确定某个目标是无穷远的,因此需要做出一些改进。通过在暗通道图像中找到最亮的前 0.1% 个像素,并且将它们在图像中的最高像素值作为大气光值,可以近似的得到较为准确的结果。得到透射率图与大气光值 A 的数值后,可以通过式(8)得到复原图像:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A \quad (8)$$

还需要注意的是,在某些特殊情况下,图像中的远处目标物体的透射率可能会出现数值为0的情况。那么式(8)就会失去意义,因此需要增加一个透射率的下限,最小时 $t_{\min}(x)=0.1$ 。因此可以得到式(9),即:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_{\min})} + A \quad (9)$$

1.3 图像分层模型

对图像进行简单地去雾之后,接下来需要进行图像增强,本文利用的图像分层的方法来实现图像的细节增强。通常情况下,图像在空间域上可以分为高频部分与低频部分^[10],高频主要体现在图像细节上,低频主要体现在图像的背景信息。在一张图片中,体现出低频特性的区域像素比较多,这样使得图片的整体视觉效果突出,面积较大的目标也容易被展现出来,具有很强的空间相关性。图像中低频细节部分的灰度值变化的较为缓慢,而具备高频特性的像素灰度值通常变化的幅度较大,在空间上的相关性偏低,并且它们的分布是相互孤立的,这种情况通常体现在图像中的物体边缘,局部细节纹理方面。

1) 高斯滤波增强

有关图像分层的算法中,常见的是采用高斯滤波的方法对图像进行分层处理,高斯滤波在图像处理中常用于降噪研究,属于空域滤波器,是一种线性平滑滤波^[11],其原理是利用高斯函数对输入的图像进行处理,被处理后的像素区域中,每一个像素的权重都是不同的,是一种加权平均滤波。由于图像是二维的,所以对输入图像进行处理的高斯函数也是二维的。然而,由于标准差与高斯核大小的选取比较随意,导致采用高斯滤波处理的图像会容易出现图像模糊,细节损失的问题,因此本文利用双边滤波进行图像分层处理。

2) 基于双边滤波的图像增强

首先,对低频图像信息进行处理,这是为了增强目标物体与背景之间形成的反差,利用线性变换对像素较多的灰度级地区进行拉伸,反之,对像素较少的灰度级地区进行压缩处理^[12],即:

$$f_{\text{out}}(x, y) = \begin{cases} 0, & f_{\text{in}}(x, y) \leq \min \\ 255 \times \frac{f_{\text{in}}(x, y) - \min}{\max - \min}, & \min < f_{\text{in}}(x, y) < \max \\ 255, & f_{\text{in}}(x, y) \geq \max \end{cases} \quad (10)$$

式中: $f_{\text{in}}(x, y)$ 表示经过双边滤波之后的图像信息,而 $f_{\text{out}}(x, y)$ 表示经过非线性变换后的图像,max则代表了原始图像的低频信息中截取像素数目较少的灰度级之后,其灰度级范围的最大值,反之,min则表示灰度级范围的最小值。

接下来需要对图像中的高频信息部分进行处理,与低频图像信息相比,高频图像信息的动态变化范围相对较小。因为图像是由高频图像信息与低频图像信息相加组成,所

以高频信息可以通过图像与低频信息做差得到,其灰度值主要集中在0级范围,因此实际处理中需要进行归一化^[13],即:

$$g(x, y) = (G(x, y) - G_{\min}(x, y)) / (G_{\max}(x, y) - G_{\min}(x, y)) \quad (11)$$

式中: $G_{\max}(x, y)$ 代表了高频信息中的最大灰度值,反之 $G_{\min}(x, y)$ 代表了低频信息中的最小灰度值, $G(x, y)$ 表示还未处理的像素点灰度值, $g(x, y)$ 表示经过处理后的像素点灰度值。

对高频图像信息进行归一化后,还需要利用归一化的直方图对其进行灰度变换处理^[14],将它映射到(0, 255)这个区域范围的灰度级内。之后,采用非线性S曲线对高频图像信息进行灰度变换,图像经过归一化处理后,其灰度值变化范围的对称点趋近于0.5,即:

$$g_{\text{out}}(i, j) = \begin{cases} 255 \times 0.5 \times \frac{a^{g(i, j)} - 1}{a^{0.5} - 1}, & 0 \leq g(i, j) \leq 0.5 \\ 255 \times 0.5 \times \left[\frac{1 - a^{1-g(i, j)}}{a^{0.5} - 1} + 2 \right], & 0.5 \leq g(i, j) \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $g(i, j)$ 表示图像经过归一化后的高频信息灰度值, $g_{\text{out}}(i, j)$ 表示经过增强处理后的高频图像信息,变量a代表可控函数的斜率大小,它的大小与高频信息的增强效果呈正相关。

1.4 低频与高频图像的加权融合

最后,需要对经过处理后的低频图像信息与高频图像信息进行加权融合,在融合的过程中,需要将增强对比度后的低频信息与目标纹理细节突出的高频信息进行有效地结合^[15],充分的将二者的优势显现出来。本文利用式(13)进行图像融合,即:

$$f_{\text{final}}(x, y) = p \cdot f'_1(x, y) + (1 - p) f'_2(x, y) \quad (13)$$

式中: $f_{\text{final}}(x, y)$ 表示最终得到的图像,p代表了最终得到的输出图像中高频信息的比例,p的大小需要根据图像的实际情况进行调试,值越小,那么说明高频图像信息的占比小,输出图像的细节纹理方面就不太理想,值越大,那么可能会造成图像锐化,理想情况下,p的取值范围在(0.5, 0.7)这个范围,本文进行图像处理所选取p值为0.6。

2 图像质量评价指标

经过去雾增强后的图像需要一些判断的指标来验证其图像质量的优劣。目前主要的图像质量评价方法分为两种:主观评价与客观评价。前者主要是根据人们对图像的第一印象来进行主观意识上的判断,没有具体的标准,并且由于个人的审美差异,会导致出现的评判结果出现误差,因此当下选择一个合理的客观评价方法成了重中之重。在现有的客观评价方法里,基本上是通过计算机处理来得到评判结果。

2.1 对比度

图像的对比度指的是图像中不同敏感程度的度量,具

体指的是最大灰度值与最小灰度值之间的差。对比度的有两种不同的表达形式,本文采用的如式(14)所示。

$$C = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i,j}^2 - \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i,j} \right)^2 \quad (14)$$

对比度 C 越大,那么图像呈现出来的层次越丰富,细节纹理越清晰,对比度越小,图像会出现模糊现象,影响视觉感受。

2.2 平均梯度

图像的平均梯度 G ,指的是图像的边界灰度差异,即灰度变化率的大小,如式(15)所示。

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{1}{2} [(f_{i,j} - f_{i+1,j})^2 + (f_{i,j} - f_{i,j-1})^2]} \quad (15)$$

平均梯度 G 越大,那么图像表现细节纹理的能力就越强,图像也就越清晰。

2.3 信息熵

图像的信息熵 H 代表了图像的信息丰富程度,其具体指的是图像的信息量大小, H 越大,那么图像的灰度级范围越大,细节纹理的表达能力越强,图像也就越清晰。反之, H 越小,那么灰度级范围越小,图像的信息量也越小,图像本身也越模糊,具体计算如式(16)所示。

$$H = - \sum_{k=0}^{255} p(k) \log_2 p(k) \quad (16)$$

式中: $p(k)$ 代表图像中第 K 个灰度级像素出现的概率, $p(k)$ 的具体计算如式(17)所示。

$$p(k) = \frac{A_k}{M \times N} \quad (17)$$

式中: A_k 表示第 K 个灰度级上包含的像素个数。需要注意的是,当 $p(k)$ 取值为 0 时,为了保证公式有意义,将 $p(k) \log_2 p(k)$ 的取值设定为 0。

3 实验结果分析

为了检测本文所提算法的有效性,除了使用公共数据

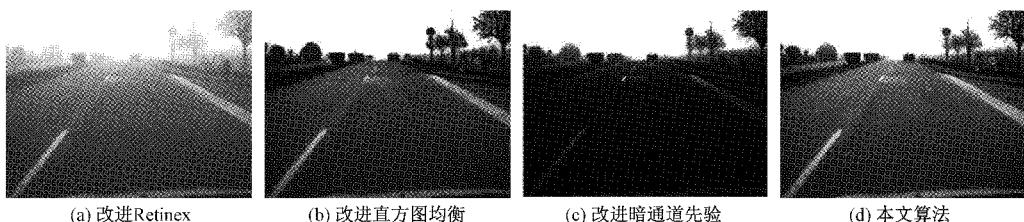


图 3 交通道路雾霾图像的去雾增强结果

的 Retinex 算法较为明显,但由于该算法的结构简单,所以在局部细节上还有一定的局限性,这主要是因为其本质上的图像处理方式是调节全局像素的强度。如图 3(b)中,道路两旁的树木只有具体的轮廓,但没有细节纹理;图 4(b)中的建筑群之间,无法分辨间隙,图像中部的树木也没有进行具体的细节处理;图 5(b)中的背景建筑没有楼层之间的层次感。

集之外,本文还选取了 3 张具有代表性的雾霾图像,如图 2 所示,即 2 张不同雾霾程度的城市航拍图像与 1 张交通道路雾霾图像进行验证。

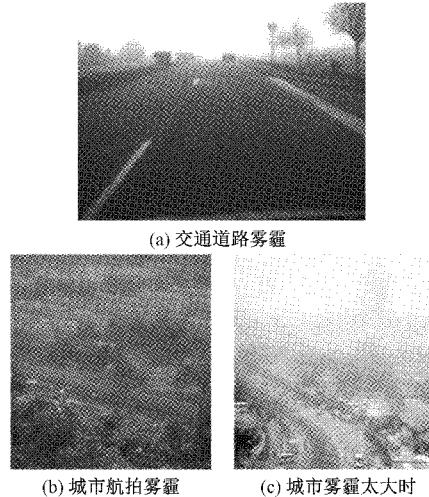


图 2 实验雾霾原图

本文所做实验是在 Windows10 操作系统下完成,CPU 配置参数:Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ CPU@2.60 GHz, GPU 配置参数:NVIDIA GeForce GTX 960M,利用的软件是 MATLAB 2019。接下来分别采用上文所提出的改进后的 Retinex 算法,改进的直方图均衡化算法,改进的暗通道先验算法,以及本文所提出的结合图像分层与暗通道的算法对 3 张雾霾图片进行去雾增强。如图 3~5 所示,利用改进的 Retinex 算法进行去雾增强效果较差,这是因为图像中的目标与背景属性相似,在处理过程中,会造成背景损失,局部细节较差。如图 3(a)中,交通道路尽头模糊,小车轮廓不明显,道路尽头两旁的树木没有得到体现;图 4(a)中左上角的建筑群轮廓模糊,图像中部的铁塔不清晰;图 5(a)中的背景建筑与图像中部的树木模糊。

利用改进的直方图均衡化算法,去雾效果相对与改进



利用改进的暗通道先验算法,虽然能有效地进行去雾处理,但是容易造成过度增强的现象。如图 3(c)中,相比于上述两种算法,该算法将交通道路两旁的树木较为清晰的还原,但是图像中限速 30 的路标较为模糊,并且路面的双车道分界线也不清晰。图 4(c)中的建筑群与铁塔等目标在局部细节上存在模糊现象。图 5(c)中能够清晰地看见过度增强的像素点,天空已经失真。

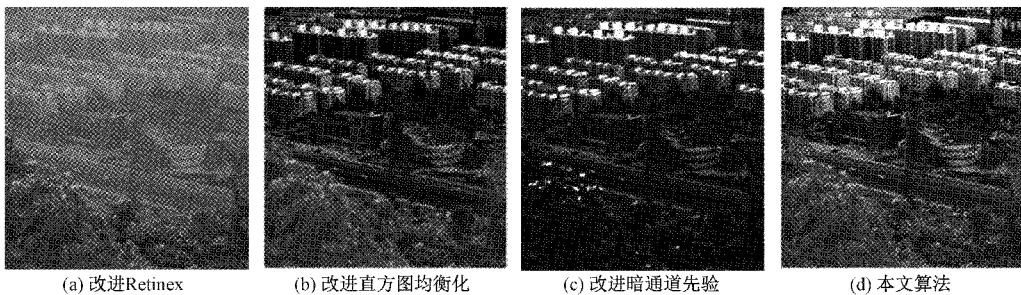


图4 城市航拍雾霾图像的去雾增强结果

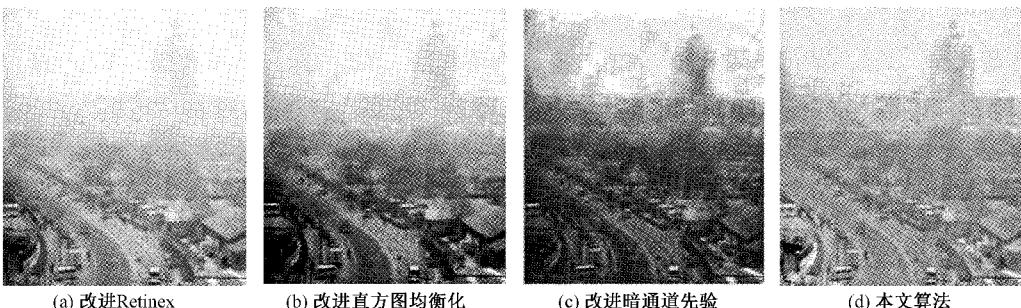


图5 城市雾霾程度偏大时图像的去雾增强结果

接下来,运用上文提到的客观评价指标来对这3组图片进行数据采集,如表1与2所示,由于改进的Retinex算法处理结果明显不如其余3种算法,因此不参与接下来的对比;由表2可知,从平均梯度的均值方面看,本文所提算法的效果最好,相比于改进的直方图与暗通道算法,分别提升了31%、23%;从信息熵的均值方面看,本文所提算法的相比于改进的直方图与暗通道算法分别提升了14%、10%。

对比度均值最高的是改进的暗通道先验算法,平均值为444.2,这是因为该算法对图像存在过度增强所导致的,不但没有增强图像的清晰度,反而降低了图像质量,所以其平均梯度与信息熵的均值都不如本文所提新算法。而改进的直方图均衡化算法由于自身的结构简单,复杂度低,因此在时效性最高,平均时耗为0.33,但同时自身的去雾增强能力也因此降低,因此其对比度、平均梯度、信息熵均值明显低于本文所提算法。

表1 3组图像的客观评价结果

| 图像分类 | 图像标注 | 算法 | 对比度 | 平均梯度 | 信息熵 | 时间/s |
|-------------------|-------|-------------|-------|--------|--------|------|
| 第1组交通 雾霾图像 | 图3(a) | 改进的 Retinex | 293.7 | 0.0265 | 4.6334 | 0.68 |
| | 图3(b) | 改进的直方图 | 355.4 | 0.0517 | 5.9678 | 0.31 |
| | 图3(c) | 改进的暗通道 | 435.5 | 0.0565 | 6.2522 | 0.86 |
| | 图3(d) | 本文算法 | 413.4 | 0.0692 | 7.1478 | 0.74 |
| 第2组城市 航拍雾霾图像 | 图4(a) | 改进的 Retinex | 285.1 | 0.0256 | 5.5260 | 0.78 |
| | 图4(b) | 改进的直方图 | 370.3 | 0.0593 | 6.8175 | 0.35 |
| | 图4(c) | 改进的暗通道 | 487.6 | 0.0628 | 6.8598 | 1.05 |
| | 图4(d) | 本文算法 | 465.7 | 0.0793 | 8.1278 | 0.78 |
| 第3组城市雾霾 程度偏大图像 | 图5(a) | 改进的 Retinex | 244.7 | 0.0229 | 4.5821 | 0.67 |
| | 图5(b) | 改进的直方图 | 330.8 | 0.0571 | 6.1457 | 0.32 |
| | 图5(c) | 改进的暗通道 | 409.4 | 0.0602 | 6.4254 | 0.93 |
| | 图5(d) | 本文算法 | 388.6 | 0.0714 | 7.5145 | 0.75 |

表2 4种算法的客观指标平均值分析

| 算法 | 对比度 均值 | 平均梯度 均值 | 信息熵 均值 | 平均 时间/s |
|-------------|-----------|------------|-----------|------------|
| 改进的 Retinex | 274.5 | 0.0250 | 4.9197 | 0.71 |
| 改进的直方图 | 352.1 | 0.0560 | 6.3097 | 0.33 |
| 改进的暗通道 | 444.2 | 0.0598 | 6.5123 | 0.95 |
| 本文算法 | 422.6 | 0.0734 | 7.1733 | 0.76 |

实验结果表明,本文所提出的结合图像分层与暗通道的雾霾图像去雾增强算法在最终的图像输出表达上优于其余3种现有的算法,具有一定的可行性。

4 结 论

本文针对雾霾天气下的图像去雾与增强提出了结合图像分层与暗通道的雾霾图像去雾增强算法。该算法首先使用暗通道模型对图像进行处理,估计出大气光值与透射率,进行图像去雾还原。然后利用图像分层将去雾图像二次处理增强,分别对图中的低频图像信息与高频图像信息进行增强处理,实验结果表明,该算法不仅能够有效地将雾霾图像进行去雾,还可以增强图像中目标物体的纹理细节,具备一定的可行性。未来将对该算法进行结构上的优化,降低复杂度,提高时效性,争取在实际应用场景中达到实时去雾增强处理的效果。

参考文献

- [1] 范新南,治舒悦,史朋飞,等.改进大气散射模型实现的图像去雾算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(7):1148-1155.
- [2] HAO X, TAN Y, WANG W, et al. Image dehazing by incorporating markov random field with dark channel prior [J]. Journal of Ocean University of China, 2020, 19(3):551-560.
- [3] 卫凯龙,张武凤,姜峰,等.基于Retinex算法的暗区图像改进方法[J].国外电子测量技术,2021,40(9):13-17.
- [4] 刘兴瑞.自适应直方图均衡处理下船舶视频监控图像去雾算法[J].舰船科学技术,2020,42(16):70-72.
- [5] 张驰宇,贾银亮,梁康武.基于暗通道的单幅图像快速

去雾算法[J].电子测量技术,2017,40(10):143-147.

- [6] 黄小芬,林丽群.基于暗通道先验的单幅图像快速去雾算法[J].计算机工程与设计,2021,42(9):2585-2591.
- [7] 鞠铭烨,张登银.基于先验知识与大气散射模型的图像增强算法[J].电子学报,2017,45(5):1218-1225.
- [8] YANG Y, LONG W, LI Y, et al. Image defogging based on amended dark channel prior and 4-directional L1 regularisation [J]. IET Image Processing, 2021, 15(11):2477-2454.
- [9] 唐斌,申红婷,龙文.使用局部大气光的单幅图像去雾算法[J].科学技术与工程,2021,21(26):11246-11252.
- [10] 郭玥,于希明,王少军,等.遥感图像云检测的多尺度融合分割网络方法[J].仪器仪表学报,2019, 40(6):31-38.
- [11] SALAZAR-COLORES S, ARREGUÍN J, ECHEVERRI C O, et al. Image dehazing using morphological opening, dilation and Gaussian filtering[J]. Signal, Image and Video Processing, 2018, 12(7):1329-1335.
- [12] WANG W, SHENG H, CHEN Y, et al. A fast, edge-preserving, distance-regularized model with bilateral filtering for oil spill segmentation of SAR images[J]. Journal of Oceanology and Limnology, 2021, 39(4):1198-1210.
- [13] 王佳坤.基于最小矩形包围的图像归一化研究[J].科学技术与工程,2013,13(25):7577-7579.
- [14] 王智奇,李荣冰,刘建业,等.基于同态滤波和直方图均衡化的图像增强算法[J].电子测量技术,2020, 43(24):75-80.
- [15] 吴亮,刘国英.非下采样 Shearlet 变换耦合边缘制约的遥感图像融合算法[J].电子测量与仪器学报,2019, 217(1):99-105.

作者简介

彭熙舜,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、信息与信号处理。

E-mail:PeterPeng1997@163.com

陆安江(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为信息与信号处理。

E-mail:1321670647@qq.com