

文章编号:1007-2780(2023)02-0225-11

基于矩阵复原和暗通道理论的单色 遥感图像去雾算法

刘纪伟, 王晓东*, 李云辉

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要: 遥感图像在成像过程中, 容易受到云层和雾霾天气的影响, 形成带雾图像; 同时在下传时, 会受到多种因素影响(如发送接收误码、电离层和对流层的随机变化对信号形成扰动等), 使图像信息丢失或掺杂噪声。本文针对信息丢失的带雾单色遥感图像, 提出了基于矩阵复原和暗通道理论的单色遥感图像去雾算法, 通过基于交替方向乘法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)的矩阵复原算法与传统暗通道理论相结合, 有效实现了信息丢失下的遥感雾图复原。通过主观评价和客观评价相结合的方式, 将本文算法与经典算法对比。结果表明, 本文算法得到的结果在直观视觉上效果更好, 且相对于信息丢失 30% 的雾图, 6 个场景的平均信息熵提升 1.665 2, 平均峰值信噪比提升 11.702 9, 平均结构相似性提升 0.814 6, 客观评价指标结果优异。进一步在不同比例信息丢失情况下进行实验, 结果表明, 即使在信息大量丢失的情况下, 依然能够得到清晰的复原去雾图像。

关键词: 图像去雾; 单色遥感图像; ADMM; 暗通道理论

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/CJLCD.2022-0192

Dehazing algorithm of monochromatic remote sensing image based on matrix restoration and dark channel theory

LIU Ji-wei, WANG Xiao-dong*, LI Yun-hui

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, China)

Abstract: In the imaging process, the remote sensing images are easily affected by clouds and haze weather, and forms foggy images. At the same time, when the data are downloaded, they are affected by various factors (such as transmission and reception errors, signals disturbed by random changes in the ionosphere and troposphere, etc.) making the image information lost or doped with noise. This paper proposes a dehazing algorithm for monochrome remote sensing images based on matrix restoration and dark channel theory for foggy monochrome remote sensing images with information loss. Combined with the matrix restoration based on ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers) and dark channel theory, the restoration of remote sensing fog map under the condition of information loss is effectively realized. By combining subjective evaluation and objective evaluation, the algorithm in this paper is

收稿日期:2022-06-08; 修订日期:2022-06-21.

基金项目:国家自然科学基金(No. 62005266, No. 52105536)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 62005266, No. 52105536)

*通信联系人, E-mail: wangxd@ciomp. ac. cn

compared with the classical algorithm. The results show that the results obtained by the algorithm in this paper are more intuitive and visually effective, and compared with the fog map with 30% information loss, the six scenes have better visual effects. The average information entropy is improved by 1.665 2, the average peak signal-to-noise ratio is improved by 11.702 9, and the average structural similarity is improved by 0.814 6. The objective evaluation index results are excellent. Further experiments are carried out in the case of different proportions of information loss, and the results show that the clear restoration and dehazing image can still be obtained even when a large amount of information is lost.

Key words: image dehazing; monochrome remote sensing image; ADMM; dark channel theory

1 引言

在遥感图像的成像过程中,大气云层和空气中的水汽、粉尘等悬浮粒子形成的雾霾通常会使得目标物的反射光发生散射、被吸收、增加杂散光,造成图像对比度下降、细节丢失、色彩失真,从而降低图像质量。同时,在下传过程中,恶劣的工作环境使得遥感图像容易引入强噪声、丢失信息,由此得到信息不全的带雾遥感图像,影响地物目标的识别、分类、观测等。现有的图像去雾算法主要针对 RGB 三通道图像,而遥感图像多是全色单通道图像,且雾气分布呈白色,导致单色遥感图像去雾具有较高的挑战性。因此,针对单色遥感图像复原去雾的研究具有重要意义。

现有的图像去雾算法主要可以分为以下 3 类:(1)基于图像增强的去雾算法。根据图像的灰度分布,通过拉伸补偿对比度、亮度、色彩饱和度等突出图像的细节信息,提升图像的视觉观感,常用方法包括直方图均衡化、小波变换以及基于 Retinex 理论的算法等^[1-3]。从另一角度而言,基于图像增强的算法又可分为全局增强和局部增强算法^[4-7],其中前者主要作用是提升图像整体的对比度;后者针对图像的局部纹理特征,通过对图像的局部区域等细分单元进行变换处理,突出图像的细节特征,提升抗噪能力。(2)基于图像复原的去雾算法。可以分为两类,一类是基于先验统计信息,通过统计高低质量图像的亮度等信息,复原出高质量的无雾图像^[8-9]。另一类是基于物理模型,研究相机成像过程中的大气扰动的影响,分析雾霾等引起图像质量下降的原因,构建相应的数学模型,以观测到的雾霾图像为输入,通过估算透射率等未知参数,反演计算复原出无雾图像^[10-16]。由于依据的是大气散射机理模型,该

类方法具有较强的鲁棒性,效果较为显著。(3)基于深度学习的去雾算法。近年来随着人工智能的发展,越来越多的研究人员使用深度学习的方法实现图像去雾,主要分为端对端和非端对端的网络模型。Dong 等人提出了一种基于 U-Net 架构的多尺度特征融合去雾网络,成功恢复了高分辨率图像的空间信息^[17]。Pang 等人提出了一种双目图像去雾网络,通过左右两幅图像的相关性得到去雾损失函数,达到更好的去雾效果^[18]。Zheng 等人提出了多导向双边滤波卷积神经网络,实现了高分辨率 4K 图像去雾^[19]。

综上所述,现有去雾算法多是针对特定场景下的彩色图像去雾,对于单色且可能存在信息丢失的遥感图像去雾研究尚不充分,因此本文提出了一种基于矩阵复原和暗通道理论的单色遥感图像复原去雾算法。为了解决图像在成像和传输过程中噪声过大和图像信息丢失的问题,首先采用交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)对图像进行去噪复原,随后将去噪复原后的图像采用单色暗通道算法去雾,最后对实验图片进行主观评价,同时采用对比度、信息熵、峰值信噪比和结构相似性等指标进行客观评价。结果表明,与其他去雾算法相比,本文所提方法具有优越性。

2 ADMM 方法及暗通道理论基础

2.1 ADMM 方法

ADMM 主要用于解决凸优化问题,引入一致性约束方法实现优化问题的解耦,将集中式问题并行求解,其主要思想是将原函数等价地分解成若干个可求解的子函数并求解全部子函数,然后通过协调全部子函数,从分块的数据集中获得

相同的全局参数解,得到全局变量最优解^[20-23]。

ADMM算法针对二决策域分块问题可以用如式(1)所示的表示方式:

$$\begin{cases} \min_{x,z} f(x) + g(z), \\ \text{s. t. } Ax + Bz = b \end{cases}, \quad (1)$$

该表达式也被称为解耦约束式,其中 $x \in R^n$, $z \in R^m$, x, z 分别属于“ x 子函数”和“ z 子函数”,为共享变量, n 与 m 可以不相等,即子函数的参数维度不同。 A, B, b 为共享变量的约束矩阵。将目标函数 $L(x, z, y)$ 代入解耦约束式,可得:

$$L(x, z, b) = f(x) + g(z) + M^T(Ax + Bz - b) + \frac{\omega}{2} \|Ax + Bz - b\|_2^2, \quad (2)$$

其中: M 为乘子向量、 ω 为常数惩罚因子。由此其中一个子函数的一个共享变量作为未知变量,其余视为已知变量,便可得到全局迭代方程:

$$\begin{cases} x^{k+1} = \arg \min_x L(x, z^k, b^k) \\ z^{k+1} = \arg \min_z L(x^{k+1}, z, b^k) \end{cases}, \quad (3)$$

每完成一轮迭代,则更新乘子向量 M ,其迭代公式如式(4)所示:

$$M^{k+1} = M^k + \omega(Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - b), \quad (4)$$

最后根据实际问题,设置ADMM的收敛判据,其收敛判据的表达形式如式(5)所示:

$$\begin{cases} \|r^{k+1}\|_2^2 = \|Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - b\|_2^2 \leq \epsilon_{\text{pri}} \\ \|s^{k+1}\|_2^2 = \|\rho A^T B(b^{k+1} - b^k)\|_2^2 \leq \epsilon_{\text{dual}} \end{cases}, \quad (5)$$

其中: r^{k+1}, s^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代后的原始残差和对偶残差, ρ 为对偶残差公式系数, $\epsilon_{\text{pri}}, \epsilon_{\text{dual}}$ 为两残差容忍最大值^[24-26]。

2.2 暗通道理论基础

暗通道去雾理论最早由何凯明博士在2009年提出,他提出了一个基本假设,认为在绝大多数非天空的局部区域内,某一些像素点至少会有一个通道的灰度值较低,即比较暗的状态,由RGB三通道中取最小值组成灰度图,再对这张灰度图进行滤波,即暗通道去雾理论,其主要是基于如式(6)所示的物理模型:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)), \quad (6)$$

其中: $I(x)$ 为去雾前图像, $J(x)$ 为理想无雾图像, $t(x)$ 为介质透射率, A 为大气光成分。

何凯明博士对5 000多幅无雾图像进行统

计,发现约75%的像素值为0,90%的像素值处于非常低的区间,由此提出暗通道理论,即对于一幅无雾图像,其暗通道可以表示为:

$$J_{\text{dark}} = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} (J^c(y)) \right), \quad (7)$$

其中: $J^c(y)$ 为 J 的任意一个颜色通道, $\Omega(x)$ 为像素点 x 处的窗口。根据暗通道理论, $J_{\text{dark}} \rightarrow 0$ 。

由式(6)和式(7)可以得到透射率的理想模型表达式如式(8)所示:

$$t(x) = 1 - \min_{x \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\frac{I_c(x)}{A_c} \right) \right). \quad (8)$$

在现实生活中,无论多晴朗的天气,大气中的悬浮粒子也会是遥感图像产生一定的雾气的感觉,因此为在去雾的同时保留一定程度的自然效果,引入了一个 $[0, 1]$ 之间的模糊系数 ω , ω 通常取0.95,对理想透射率进行修正,即:

$$t(x) = 1 - \omega \min_{x \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\frac{I_c(x)}{A_c} \right) \right). \quad (9)$$

对于大气光值 A ,通常取暗通道图中亮度前1%的像素,在原始雾图中取对应亮度最高的像素点灰度值作为大气光值 A 。

在实际处理图像的过程中,如果透射率值过低,会使得推导出的无雾图像偏白,因此要对透射率设一个下限值 t_0 , t_0 通常取值为0.1,由此可得出无雾图像表达式如式(10)所示:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A. \quad (10)$$

3 本文算法

现有图像去雾算法大多针对RGB三通道的图像。本文针对单色遥感图像去雾及其在传输过程中存在的噪声过大和信息丢失问题,在传统的暗通道理论上结合ADMM算法,实现了单色遥感图像的复原去雾。

遥感图像在成像和传输过程中存在的噪声、信息丢失及雾气干扰,可以解耦为去噪复原和去雾两个子问题。由此,可以将问题描述成如式(11)所示的形式:

$$Y = HX + N, \quad (11)$$

其中: Y 为信息丢失带雾图像, X 为带雾图像, N 为加性噪声。由上文给出的带雾图像成像过程

可以得出:

$$Y = (J(x)t(x) + A(1-t(x))) + N, \quad (12)$$

则带雾图像 X 可通过最小化如下问题求得:

$$\begin{aligned} \arg \min_{HX, N} \text{rank}(HX) + \lambda \|N\|_{1,1}, \\ \text{s. t. } Y = HX + N, \end{aligned} \quad (13)$$

其中: $\text{rank}(\cdot)$ 为矩阵的秩, λ 为系数。由上文提到的 ADMM 的计算方法可以得出 X , 具体如式(14)所示:

$$L(HX, N, M, \omega) = \text{rank}(HX) + \lambda \|N\|_{1,1} + \langle M, Y - HX - N \rangle + \frac{\omega}{2} \|Y - HX - N\|_F^2, \quad (14)$$

再由上文中暗通道理论的计算方法, 可以得出:

$$J(x) = \frac{\left[\arg \min_{HX, N} L(HX, N, M, \omega) \right] - A}{\max[t(x), t_0]} + A = \frac{\left[\begin{array}{l} \arg \min_{HX, N} \text{rank}(HX) \\ + \lambda \|N\|_{1,1} \\ + \langle M, Y - HX - N \rangle \\ + \frac{\omega}{2} \|Y - HX - N\|_F^2 \end{array} \right] - A}{\max[t(x), t_0]} + A. \quad (15)$$

本文的算法流程如图 1 所示。将单色遥感图像变换为三通道图像, 采用基于 ADMM 的复原去噪算法进行去噪复原, 将复原去噪的图像进行去雾处理。首先根据灰度值计算出灰度图像的暗通道值, 随后根据计算结果估算透射率和大气光值, 最后计算得到复原后的无雾图像。

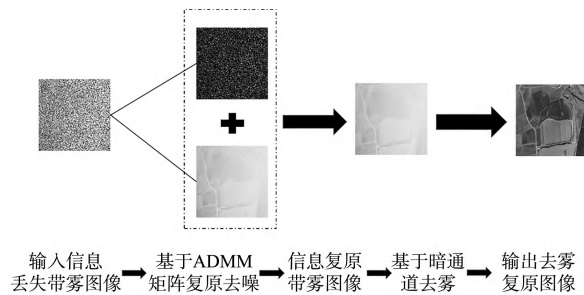


图 1 本文算法流程框图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm in this paper

4 实验及结果分析

本文从长光卫星网站中分别选取了卫星和无人机遥感图像, 选择多种不同应用场景, 包括

农田、城市、建筑、海洋、河流、山脊, 验证本文算法的普适性和鲁棒性。分别进行了去雾实验、图像信息丢失去雾实验以及不同程度图像信息丢失去雾实验, 验证方法的有效性。模拟雾图的成像机理, 通过人工合成雾的方式得到带雾图像, 然后对比原始图像、带雾图像及去雾图像的结果。

4.1 评价指标和对比算法

分别从主观评价和客观指标评价的角度与经典算法对比。本文根据算法应用场景, 选取了基于图像增强的算法 1、算法 3、算法 4、算法 5 以及基于图像复原的算法 2、算法 6 作为对照, 验证本文算法的优越性。本文选取的算法 1 为 AGCWD (Adaptive Gamma Correction with Weighting Distribution), 该方法通过伽马校正和亮度像素的概率分布来提高调灰暗图像亮度的自动变换; 算法 2 为 DCTSVD (Discrete Cosine Transform Pyramid and Singular Value Decomposition), 该方法将低频子带图像的奇异矩阵与其全局直方图均衡化的奇异矩阵结合起来, 估计均衡化后的低子带图像的奇异值矩阵, 实现去噪和增强图像对比度; 算法 3 为 GIHE (Gradient and Intensity Histogram), 该方法将梯度引入强度直方图均衡化中, 有效保护了图像的亮度信息, 实现图像的去雾增强; 算法 4 为 IMSVD (Image Enhancement based on Singular Value Decomposition), 该方法通过图像分解、可调对比度增强、降噪、图像合成 4 个步骤, 结合亮度和颜色分量, 有效实现了图像的去噪和去雾增强; 算法 5 为 RHESVD (Regularized-Histogram Equalization), 该方法利用正则直方图均衡化和离散余弦变换来提高图像质量; 算法 6 为 NPIC (Naturalness Preserved Image Enhancement), 该方法利用高质量图像获取的先验多层亮度统计信息, 有效实现图像去雾增强。选择的客观评价指标有对比度、结构相似性、峰值信噪比以及信息熵。

图像对比度计算公式为:

$$C = \left(\frac{1}{h + w - 1} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w (X(i, j) - \mu_X)^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (16)$$

其中: h 为图像的高度, w 为图像的宽度, $X(i, j)$ 为图像的像素点, C 为标准差, μ_X 为像素灰度均值。

图像结构相似性计算公式为:

$$SSIM = f(l(x, y), c(x, y), s(x, y)), \quad (17)$$

其中: $l(x, y)$ 为亮度比较, $c(x, y)$ 为对比度比较, $s(x, y)$ 为结构比较,SSIM为结构相似性。

图像峰值信噪比计算公式为:

$$PSNR = 10 \lg \frac{(2n-1)^2}{\frac{1}{h \times w} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w (I(i, j) - J(i, j))^2}, \quad (18)$$

其中: $I(i, j)$ 为无噪声原始图像, $J(i, j)$ 为噪声图像,PSNR为峰值信噪比。

图像信息熵计算公式为:

$$S = - \sum_{i=1}^{256} p(i) \log_2 [p(i)], \quad (19)$$

其中: $p(i)$ 为灰度值为*i*的像素所占比例, S 为信息熵。

4.2 图像去雾结果对比

4.2.1 主观评价

对于7种不同算法进行去雾实验,对于带雾图像的去雾处理结果如图2所示。可以看出,算

法1在多种场景下颜色偏亮,使得局部区域出现过度饱和,细节丢失;算法2在农田和城市两个场景下具有一定的去雾增强效果,但是在河流场景下,去雾效果并不显著;算法3去雾效果较为显著,但是存在着部分区域过亮;算法4可以有效增强对比度,提升视觉感知效果,但是整体色泽偏暗;算法5去雾效果不明显,图像依然存有薄雾效果;算法6有一定的去雾效果,但是从海洋去雾图中可以看出,图中依然存有微量雾气干扰;本文算法相较于其他算法,可以有效去除雾气干扰,较为彻底地去除整张图像中的雾气效果,在增强视觉感知效果的同时,尽可能地保留图像的细节。因此,本文算法普遍适用于多种应用场景。

从上面的分析可以看出,算法3的去雾处理效果相对显著。图3为本文算法与无雾原图、带雾图像以及算法3处理结果的对比。可以看出,本文算法的处理结果与无雾原图基本可以保持一致,能够实现高效去雾。然而,算法3在图像右上部分的去雾结果偏亮,与原图差别较大。

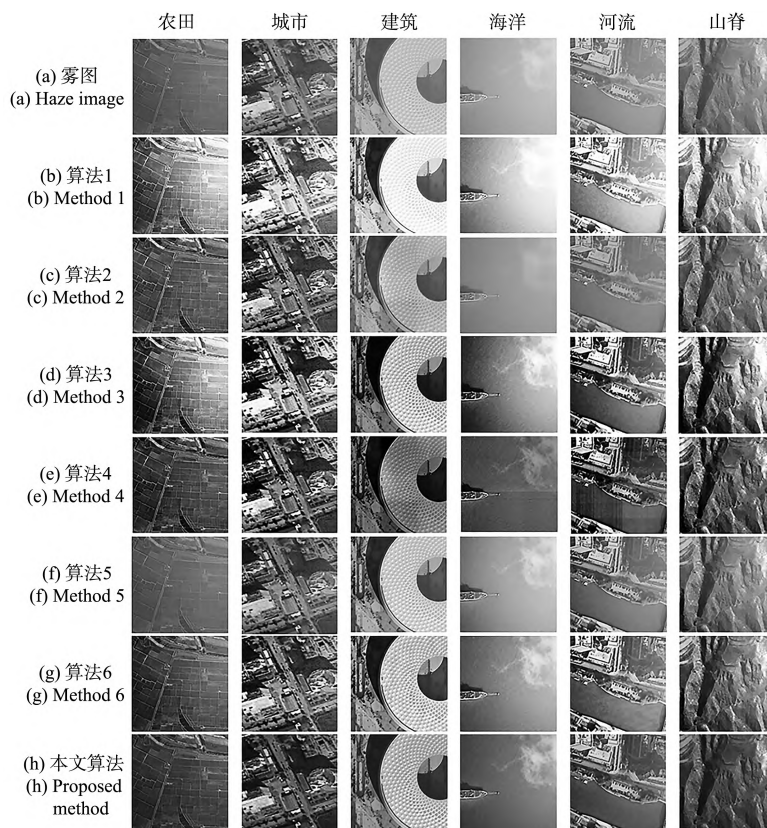


图2 图像去雾结果图

Fig. 2 Image dehazing result map

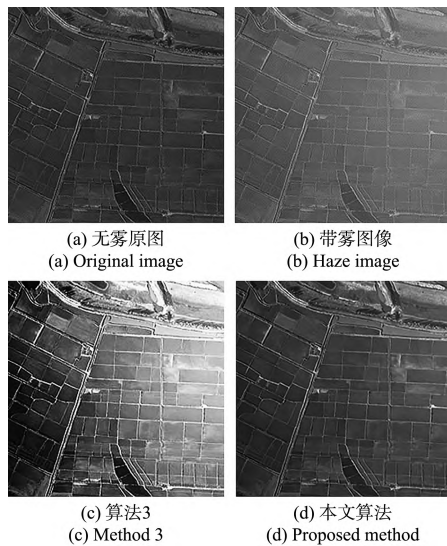


图3 农田场景细节展示图

Fig. 3 Details of the farmland scene

4.2.2 客观评价

本文通过对比不同算法的峰值信噪比、结构

相似性、对比度,客观评价图像去雾效果的优越性,计算结果如表1所示。结合主观评价结果,可以看出,算法1可以有效提升图像的对比度,但与原图像具有较差的结构相似性,图像细节信息丢失较为严重;算法2对图像的对比度提升并不显著,去雾增强效果不明显;算法3对图像的对比度增强较为明显,但在部分场景下,图像的结构相似性和峰值信噪比较差,算法适用范围具有局限性;算法4在多个评价指标中都有较好的表现,可以有效实现图像的去雾;算法5和算法6均能实现一定程度的对比度拉伸,实现图像的部分去雾,但与原图的结构相似性、细节信息存在差异;本文算法相对于原始输入雾图,6个场景的平均对比度提升14.7489、平均峰值信噪比提升8.2789,平均结构相似性提升0.1491,在一定程度上有效提升了雾图的对比度,同时相对于原始图像具有极高的峰值信噪比和结构相

表1 图像去雾客观评价指标计算结果

Tab. 1 Calculation results of objective evaluation index for image dehazing

		农田	城市	建筑	海洋	河流	山脊	平均值
雾图	对比度	18.612 1	16.873 3	21.912 6	37.751 7	33.995 2	26.447 9	25.932 1
	峰值信噪比	14.251 2	11.530 0	11.300 7	14.172 5	18.963 9	9.578 2	13.299 4
	结构相似性	0.869 3	0.864 0	0.705 6	0.819 5	0.886 5	0.585 7	0.788 5
算法1	对比度	55.084 0	37.508 3	46.515 0	60.776 6	63.458 5	53.047 1	52.731 6
	峰值信噪比	9.105 3	9.666 1	9.429 5	10.342 2	19.256 4	7.069 5	10.811 5
	结构相似性	0.668 2	0.846 6	0.777 7	0.768 7	0.894 2	0.587 5	0.757 2
算法2	对比度	29.790 0	15.329 2	20.744 4	53.051 8	39.560 4	35.197 6	32.278 9
	峰值信噪比	16.261 9	14.316 8	13.185 0	17.003 0	20.550 9	11.288 0	15.434 3
	结构相似性	0.794 0	0.865 2	0.684 7	0.876 4	0.894 4	0.670 2	0.797 5
算法3	对比度	65.356 5	56.228 5	61.903 9	73.298 5	76.734 2	70.474 4	67.332 7
	峰值信噪比	10.656 9	13.255 5	15.756 8	14.503 7	17.104 3	10.509 2	13.631 1
	结构相似性	0.643 9	0.878 8	0.903 3	0.839 3	0.826 9	0.711 0	0.800 5
算法4	对比度	39.274 6	25.216 6	58.794 9	63.444 7	55.650 8	50.968 8	48.891 7
	峰值信噪比	19.465 3	24.347 9	19.392 8	19.095 0	11.940 3	14.914 4	18.192 6
	结构相似性	0.798 8	0.927 3	0.860 0	0.892 1	0.802 5	0.796 3	0.846 2
算法5	对比度	38.191 4	37.332 2	51.275 6	58.131 3	65.198 2	48.849 8	49.829 8
	峰值信噪比	17.533 9	14.923 2	15.058 2	17.523 2	22.329 5	11.753 8	16.520 3
	结构相似性	0.873 0	0.933 1	0.897 7	0.904 7	0.910 2	0.757 7	0.879 4
算法6	对比度	18.612 1	28.193 6	35.674 7	44.559 3	56.811 1	37.914 2	36.960 8
	峰值信噪比	14.251 2	12.642 2	14.757 7	16.779 3	24.451 5	10.102 4	15.497 4
	结构相似性	0.869 3	0.907 3	0.860 4	0.889 1	0.976 1	0.684 7	0.864 5
本文算法	对比度	29.479 5	31.752 5	41.431 7	48.692 3	58.025 2	34.704 7	40.681 0
	峰值信噪比	22.981 0	20.477 3	19.814 0	26.819 3	21.589 0	17.789 1	21.578 3
	结构相似性	0.950 5	0.972 8	0.941 5	0.971 2	0.946 9	0.842 9	0.937 6

似性,在提升视觉效果的同时,兼顾了图像的细节信息。

4.3 图像信息丢失复原去雾实验

模拟图像传输等引起图像信息丢失的过程,将人工合成雾图信息丢失30%,即随机将30%的像素值置为0,然后对原始图像、细节丢失带雾图像及复原去雾图像进行对比。

4.3.1 主观评价

图像信息丢失复原去雾的结果如图4所示,结合图2中的原始雾图,可以看出当图像信息丢失

30%后,不同场景下图像的大部分细节信息丢失,很难从图像中捕获有用信息。从图4可以看出,算法1、2和算法4、5、6均不能有效去除噪声,复原图像的基本信息,实现复原去雾;算法3可以复原部分图像的细节信息,降低一部分噪声,去除原始雾图中的部分雾气,但其噪声干扰依然严重,视觉效果较差;对比图2中实验结果,本文算法可以有效地复原出绝大部分图像的细节信息,同时实现了图像有效去雾,因此具有很高的实际应用价值。

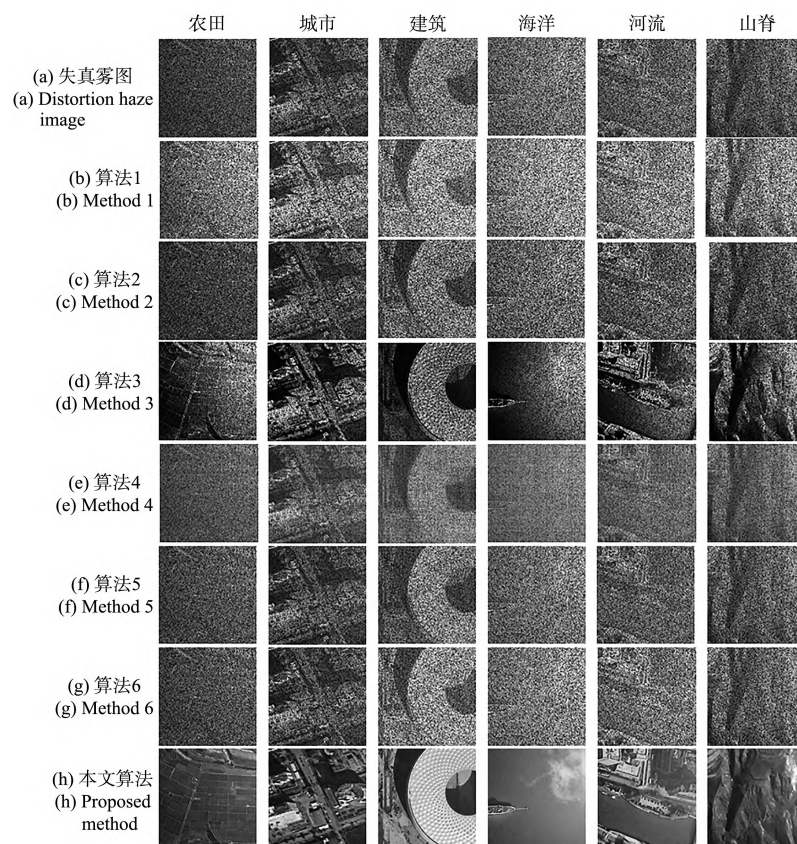


图4 信息丢失30%雾图复原去雾结果

Fig. 4 Restoration and dehazing results of 30% information loss haze image

4.3.2 客观评价

信息丢失遥感雾图的复原去雾主要是为了复原图像中细节信息,提升图像的应用价值,增强图像的视觉观感。因此本文选择信息熵以及对原始信息完整无雾图像的峰值信噪比和结构相似性来客观评价算法的复原去雾效果。

图像的复原去雾客观评价指标结果如表2所示。结合主观视觉效果,从计算结果可以看出,

算法1、2、5、6的3个指标均未明显提升,图像复原去雾效果不显著;算法3的结构相似性有一定提升,恢复了部分图像细节,但是与原始图像依然有较大差距,信息恢复完整性较差;算法4的信息熵有小幅提升,但是结构相似性变化很小,图像信息恢复较少;本文算法相对于信息丢失30%的雾图,6个场景的平均信息熵提升1.6652、平均峰值信噪比提升11.7029,平均结构相似性提

表 2 图像复原去雾客观评价指标计算结果

Tab. 2 Calculation results of objective evaluation indexes for image restoration and dehazing

		农田	城市	建筑	海洋	河流	山脊	平均值
信息丢失雾图	信息熵	5.246 9	5.109 1	5.369 0	5.940 8	5.392 1	5.595 8	5.442 3
	峰值信噪比	12.048 1	8.946 4	9.022 1	10.819 2	7.742 2	9.417 7	9.666 0
	结构相似性	0.054 1	0.013 7	0.058 4	0.115 8	0.038 2	0.045 6	0.054 3
算法 1	信息熵	5.157 5	4.863 5	5.086 3	5.703 1	5.036 5	5.401 5	5.208 1
	峰值信噪比	7.546 4	7.213 2	6.852 6	8.075 6	7.175 1	6.362 9	7.204 3
	结构相似性	0.039 0	0.010 9	0.045 6	0.083 9	0.027 1	0.030 2	0.039 5
算法 2	信息熵	5.397 0	5.448 9	5.812 9	6.041 3	5.808 4	5.796 2	5.717 5
	峰值信噪比	12.467 4	9.300 7	9.394 1	11.249 3	7.784 8	9.912 0	10.018 0
	结构相似性	0.062 0	0.015 6	0.072 7	0.136 9	0.045 9	0.055 4	0.064 7
算法 3	信息熵	5.165 9	5.036 1	5.274 0	5.770 5	5.301 6	5.460 5	5.334 8
	峰值信噪比	10.088 4	9.184 9	10.088 1	11.443 8	7.137 9	10.430 4	9.728 9
	结构相似性	0.129 1	0.042 2	0.174 6	0.247 3	0.111 2	0.193 7	0.149 7
算法 4	信息熵	6.604 3	6.736 3	6.969 6	7.259 3	7.288 3	7.096 9	6.992 5
	峰值信噪比	12.422 4	13.682 7	10.979 2	11.787 8	10.473 5	10.123 3	11.578 2
	结构相似性	0.063 3	0.032 5	0.073 2	0.131 6	0.066 2	0.058 9	0.070 9
算法 5	信息熵	5.398 3	5.223 3	5.531 0	5.985 2	5.462 7	5.731 8	5.555 4
	峰值信噪比	10.887 1	8.076 2	7.920 9	10.659 0	7.511 8	8.396 7	8.908 6
	结构相似性	0.050 9	0.012 6	0.058 0	0.117 6	0.037 1	0.043 2	0.053 2
算法 6	信息熵	5.3433	5.194 0	5.302 5	5.939 4	5.598 1	5.595 8	5.495 5
	峰值信噪比	10.658 8	8.925 6	9.127 4	10.822 3	7.783 2	8.760 6	9.346 3
	结构相似性	0.046 0	0.014 1	0.060 2	0.114 2	0.041 3	0.041 9	0.052 9
本文算法	信息熵	6.778 5	6.921 0	7.116 8	7.483 8	7.207 7	7.137 2	7.107 5
	峰值信噪比	22.534 9	19.782 1	19.739 2	26.358 7	23.207 2	16.591 4	21.368 9
	结构相似性	0.855 7	0.930 6	0.844 9	0.951 3	0.894 1	0.737 2	0.868 9

升 0.814 6, 均有明显提高, 可以有效复原出原图像的细节信息, 且与表 1 中信息完整雾图相比, 本文算法可以实现有效去雾, 图像结构信息更接近原始无雾图像。

4.4 不同比例图像信息丢失复原去雾实验

将带雾图像的图像信息分别保留 50%、60%、70% 和 80%, 使用本文算法对其进行复原去雾, 将所得结果应用信息熵以及对原始信息完整无雾图像的峰值信噪比和结构相似性来客观评价本文算法在不同恶劣情况下的复原去雾效果, 验证本文算法具有较宽的适用范围。

4.4.1 主观评价

对不同比例信息丢失的图像复原去雾结果如图 5 所示。可以看出, 本文算法在图像信息不全, 原始图像信息不同比例丢失的情况下, 均可以有效复原出图像的主要信息, 同时消除图像中的雾气分布。在仅保留 50% 图像信息的图像中, 图像中的景物可辨识度极低, 本文算法可以有效复原出图像中的大部分景物, 同时相较于图中左侧信息完整的雾图, 本文算法处理后的图像很好地去除了图中的雾气, 提升了图像的视觉观感。

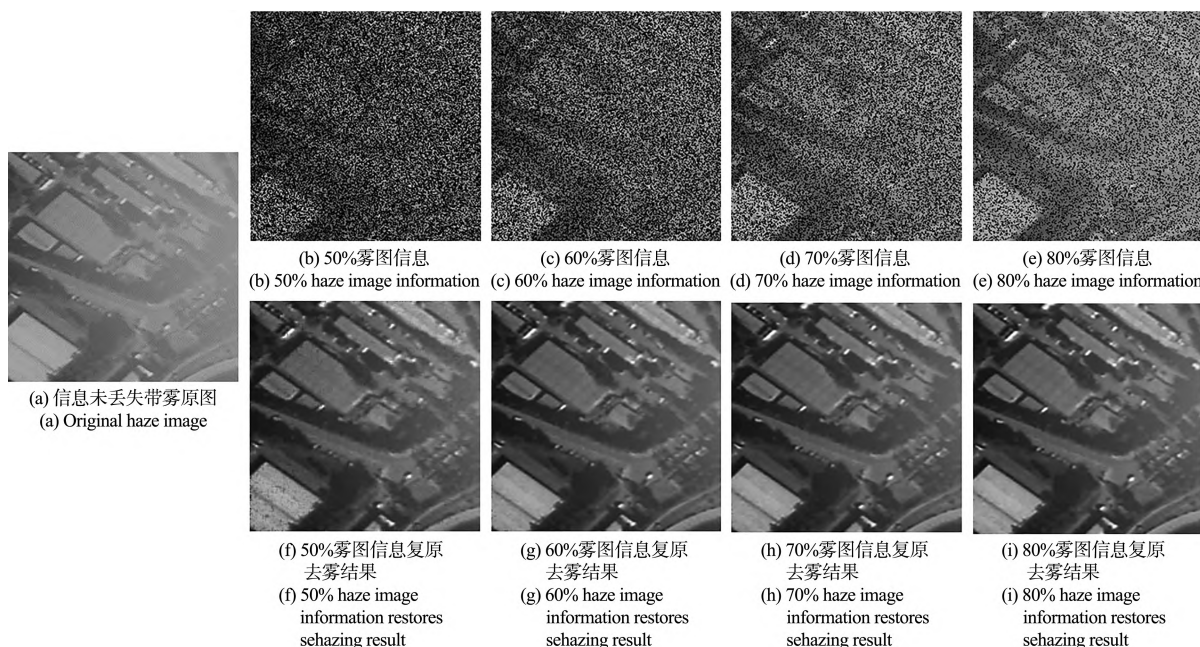


图 5 不同比例信息丢失图像复原去雾结果

Fig. 5 Restoration and dehazing results of images with different proportions of information lost

4. 4. 2 客观评价

针对不同比例雾图信息丢失的复原去雾结果客观评价指标如表 3 所示。可以看出,在信息丢失 20% 的情况下,可以观测到的图像与原图的结构相似性也仅为 0.035 4,峰值信噪比极低,信息熵较小,可辨识信息较少。通过本文算法处理后,信息丢失 20% 的输入图像相对于原图的结构

相似性提升到了 0.596 4,图像的信息熵和峰值信噪比也明显提升,可捕获信息明显增多,算法具有较强的复原去雾效果。

5 结 论

本文提出了一种基于 ADMM 矩阵复原和暗通道理论的单色遥感图像去雾算法,实现了信息丢失情况下的图像复原去雾。通过主观评价与客观指标分析相结合,综合评判信息完整和信息丢失情况下的图像去雾结果。对比了 6 种经典图像去雾算法在多场景下的去雾效果以及在不同比例信息丢失情况下的复原去雾结果,实验结果表明,本文算法对于信息丢失 30% 的雾图,6 个场景的平均信息熵提升 1.665 2,平均峰值信噪比提升 11.702 9,平均结构相似性提升 0.814 6,指标提高显著,具有较好的复原去雾效果,能够在去除噪声恢复原图像有用结构信息的同时,提升图像的视觉效果,有利于图像的观测和信息获取,同时证明本文算法具有宽适性和较好的鲁棒性。

表 3 不同比例信息丢失雾图复原去雾客观评价指标计算结果

Tab. 3 Calculation results of objective evaluation indexes for restoration and dehazing of fog images with different proportions of information loss

图像信息比例	信息熵	峰值信噪比	结构相似性
50% 图像信息	4.177 3	8.879 0	0.019 8
	7.104 8	11.516 9	0.529 5
60% 图像信息	4.783 2	8.602 1	0.021 1
	7.105 9	11.880 5	0.591 3
70% 图像信息	5.329 5	8.334 3	0.027
	7.113 1	11.888 8	0.596 1
80% 图像信息	5.807 1	8.079 3	0.035 4
	7.134 5	11.678 6	0.596 4

参 考 文 献 :

[1] 贺长秀. 图像去雾算法研究进展[J]. 现代计算机, 2020(28):47-51.

- HE C X. Research progress on image dehazing algorithm [J]. *Modern Computer*, 2020(28): 47-51. (in Chinese)
- [2] 蒋华伟, 杨震, 张鑫, 等. 图像去雾算法研究进展[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(4): 1169-1181.
JIANG H W, YANG Z, ZHANG X, *et al.* Research progress of image dehazing algorithm [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2021, 51(4): 1169-1181. (in Chinese)
- [3] 张登银, 鞠铭焯, 钱雯. 图像去雾算法研究现状与展望[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2020, 40(5): 101-111.
ZHANG D Y, JU M Y, QIAN W. Research status and prospect of image dehazing algorithm [J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2020, 40(5): 101-111. (in Chinese)
- [4] HUANG S C, CHENG F C, CHIU Y S. Efficient contrast enhancement using adaptive Gamma correction with weighting distribution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(3): 1032-1041.
- [5] SUN Z B, FENG W Q, ZHAO Q, *et al.* Brightness preserving image enhancement based on a gradient and intensity histogram [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2015, 24(5): 053006.
- [6] HA C, KIM W, JEONG J. Remote sensing image enhancement based on singular value decomposition [J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(8): 083101.
- [7] FU X Y, WANG J Y, ZENG D L, *et al.* Remote sensing image enhancement using regularized-histogram equalization and DCT [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(11): 2301-2305.
- [8] ATTA R, GHANBARI M. Low-contrast satellite images enhancement using discrete cosine transform pyramid and singular value decomposition [J]. *IET Image Processing*, 2013, 7(5): 472-483.
- [9] WANG S H, LUO G. Naturalness preserved image enhancement using a *priori* multi-layer lightness statistics [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(2): 938-948.
- [10] 何涛, 赵婷, 徐鹤. 基于暗通道先验的单幅图像去雾新算法[J]. 计算机科学, 2021, 48(7): 219-224.
HE T, ZHAO T, XU H. Novel algorithm of single image dehazing based on dark channel prior [J]. *Computer Science*, 2021, 48(7): 219-224. (in Chinese)
- [11] 李力, 胡潇, 彭军. 基于暗通道先验的航拍图像去雾效果优化[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 108-114.
LI L, HU X, PENG J. Fog removal effect optimization of aerial image based on dark channel prior [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2021, 33(1): 108-114. (in Chinese)
- [12] 孙乐乐, 席一帆, 吕悦. 基于暗通道先验的去雾改进算法[J]. 电子设计工程, 2021, 29(4): 48-52.
SUN L L, XI Y F, LV Y. An improved algorithm of fog removal based on the prior of dark channel [J]. *Electronic Design Engineering*, 2021, 29(4): 48-52. (in Chinese)
- [13] 王蓉, 孙勇智, 马连伟. 基于改进加权融合暗通道算法的图像去雾研究[J]. 浙江科技学院学报, 2021, 33(1): 52-58.
WANG R, SUN Y Z, MA L W. Research of image defogging based on improved weighted-fusion dark channel algorithm [J]. *Journal of Zhejiang University of Science and Technology*, 2021, 33(1): 52-58. (in Chinese)
- [14] 周文舟, 范晨, 胡小平, 等. 多尺度奇异值分解的偏振图像融合去雾算法与实验[J]. 中国光学, 2021, 14(2): 298-306.
ZHOU W Z, FAN C, HU X P, *et al.* Multi-scale singular value decomposition polarization image fusion defogging algorithm and experiment [J]. *Chinese Optics*, 2021, 14(2): 298-306. (in Chinese)
- [15] 黄鹤, 李昕芮, 宋京, 等. 多尺度窗口的自适应透射率修复交通图像去雾方法[J]. 中国光学, 2019, 12(6): 1311-1320.
HUANG H, LI X R, SONG J, *et al.* A traffic image dehaze method based on adaptive transmittance estimation with multi-scale window [J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(6): 1311-1320. (in Chinese)
- [16] 李鹏飞, 何小海, 卿粼波, 等. 暗通道融合亮通道优化的夜间图像去雾算法[J]. 液晶与显示, 2021, 36(4): 596-604.
LI P F, HE X H, QING L B, *et al.* A nighttime image dehazing algorithm optimized by dark channel fusion with bright channel [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(4): 596-604. (in Chinese)
- [17] DONG H, PAN J S, XIANG L, *et al.* Multi-scale boosted dehazing network with dense feature fusion [C]//2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle: IEEE, 2020.

- [18] PANG Y W, 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). Seattle: IEEE, 2020.
- [19] ZHENG Z R, REN W Q, CAO X C, *et al.* Ultra-high-definition image dehazing *via* multi-guided bilateral learning [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021.
- [20] RECHT B, FAZEL M, PARRILO P A. Guaranteed minimum-rank solutions of linear matrix equations *via* nuclear norm minimization [J]. *SIAM Review*, 2010, 52(3): 471-501.
- [21] 李晖晖, 鱼轮, 张良, 等. 暗通道约束和交替方向乘法优化的湍流图像盲复原[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(1): 103-109.
LI H H, YU L, ZHANG L, *et al.* Dark channel constraint and alternated direction multiplier optimization of turbulence degraded image blind restoration [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2018, 36(1): 103-109. (in Chinese)
- [22] 高珠珠. 基于暗原色先验和二阶变分模型的图像去雾[D]. 青岛: 青岛大学, 2020.
GAO Z Z. Image dehazing based on dark primary color prior and second-order variational model [D]. Qingdao: Qingdao University, 2020. (in Chinese)
- [23] 李吉, 赵丽娜, 侯旭珂. 通过随机排序的交替方向乘法法的矩阵恢复[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2017, 44(3): 123-128.
LI J, ZHAO L N, HOU X K. Matrix recovery by randomly permuted alternating direction method of multipliers (ADMM) [J]. *Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 44(3): 123-128. (in Chinese)
- [24] 杨燕, 金正猛, 蒋晓连, 等. 保持泊松噪声图像细节的快速变分去噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 172-176.
YANG Y, JIN Z M, JIANG X L, *et al.* Fast variational algorithm based on detail preserving for Poisson noise removal [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(20): 172-176. (in Chinese)
- [25] 查志远. 基于稀疏表示与低秩模型的图像复原算法研究[D]. 南京: 南京大学, 2018.
ZHA Z Y. Research on image reconstruction algorithm based on sparse representation and low rank model [D]. Nanjing: Nanjing University, 2018. (in Chinese)
- [26] 陈小莉. 基于交替乘法法的图像去模糊技术研究[J]. 电子设计工程, 2019, 27(5): 189-193.
CHEN X L. Study of image deblurring technology based on alternate direction multiplier [J]. *Electronic Design Engineering*, 2019, 27(5): 189-193. (in Chinese)

作者简介:



刘纪伟(1993—),男,吉林长春人,硕士,助理研究员,2020年于西安光学精密机械研究所获得硕士学位,主要从事空间光学遥感成像、电子学软硬件设计及图像处理方面的研究。E-mail: liujiwei@ciomp. ac. cn



王晓东(1970—),男,吉林长春人,博士,研究员,2003年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要研究方向为空间光学遥感成像及信息处理技术。E-mail: wangxd@ciomp. ac. cn