

煤矿井下采掘工作场景非均质图像去雾与增强技术

张旭辉 解彦彬 杨文娟 张超 万继成 董征 王彦群 蒋杰 李龙

引用本文:

张旭辉, 解彦彬, 杨文娟, 等. 煤矿井下采掘工作场景非均质图像去雾与增强技术[J]. 煤田地质与勘探, 2025, 53(1): 245–256.

ZHANG Xuhui, XIE Yanbin, YANG Wenjuan, et al. A dehazing and enhancement algorithm for heterogeneous images of underground mining environments in coal mines[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2025, 53(1): 245–256.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.12363/issn.1001-1986.24.09.0602>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

煤矿掘进工作面低照度视频增强技术研究

Research on low illumination video enhancement technology in coal mine heading face

煤田地质与勘探. 2023, 51(1): 309–316 <https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.22.09.0689>

煤矿井下自动加卸钻杆靶标图像清晰化方法研究

Image sharpening method of automatic loading and unloading drill pipe target in underground coal mine

煤田地质与勘探. 2023, 51(5): 180–187 <https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.22.11.0885>

基于图像融合和改进阈值的管道机器人探测图像增强方法

A pipeline robot detection image enhancement method based on image fusion and improved threshold

煤田地质与勘探. 2019, 47(4): 178–185 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2019.04.027>

煤矿井下硬煤层顺层长钻孔分段压裂强化瓦斯抽采技术及应用

Enhanced gas drainage technology by staged fracturing in long bedding borehole in hard coal bed of underground coal mine and its application

煤田地质与勘探. 2022, 50(8): 72–81 <https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.22.04.0229>

基于DC-UNet的煤矿掘进巷道断面裂隙图像检测方法

A DC-UNet-based image processing method for detecting fractures along roadway sections of coal mines

煤田地质与勘探. 2024, 52(12): 1–9 <https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.24.08.0509>

煤矿井下近钻头随钻测量技术研究现状和发展趋势

Research status and development trend of near-bit MWD in underground coal mine

煤田地质与勘探. 2023, 51(9): 10–19 <https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.23.05.0278>



移动阅读

张旭辉, 解彦彬, 杨文娟, 等. 煤矿井下采掘工作场景非均质图像去雾与增强技术[J]. 煤田地质与勘探, 2025, 53(1): 245–256. doi: [10.12363/issn.1001-1986.24.09.0602](https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.24.09.0602)

ZHANG Xuhui, XIE Yanbin, YANG Wenjuan, et al. A dehazing and enhancement algorithm for heterogeneous images of underground mining environments in coal mines[J]. Coal Geology & Exploration, 2025, 53(1): 245–256. doi: [10.12363/issn.1001-1986.24.09.0602](https://doi.org/10.12363/issn.1001-1986.24.09.0602)

煤矿井下采掘工作场景非均质图像去雾与增强技术

张旭辉^{1,2}, 解彦彬¹, 杨文娟^{1,2}, 张 超¹, 万继成¹, 董 征¹, 王彦群¹, 蒋 杰¹, 李 龙¹

(1. 西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054;

2. 陕西省矿山机电装备智能检测重点实验室, 陕西 西安 710054)

摘要: 【目的】针对煤矿井下采掘作业中采煤和除尘活动引发尘雾分布不均及复杂光照条件, 导致视频图像模糊不清、信息量和细节丢失等问题, 提出了一种井下采掘工作场景非均质图像去雾与增强技术。【方法】首先对雾图进行区域分割, 计算不同亮度区域的全局暗通道环境光均值, 并与通过自适应伽马矫正和多尺度高斯滤波得到的局部亮通道环境光进行加权融合, 以获得精确的环境光估计。为了保证图像细节的同时实现自然去雾效果, 采用多尺度融合矫正技术处理透射图, 并利用联合双边滤波得到精细化的透射图, 结合大气散射模型, 实现尘雾图像的清晰化。针对去雾后的图像整体较暗且对比度不足, 进一步采用修正白平衡处理, 将图像转换到 HSV 空间, 提出自适应饱和度矫正和改进对比度增强算法, 并结合拉普拉斯锐化提升图像的细节和对比度。【结果和结论】通过选取 DCP、MRP、OSFD、MF-LIME、CEEF 5 种算法处理真实典型的场景图像, 并采用多项指标与本研究算法处理结果进行对比实验, 结果表明: 与新颖优秀算法的最优指标对比, 提出算法相比 CEEF 在平均梯度的平均提升约为两倍, 提升了图像的清晰度; 相比 MRP 的信息熵平均降低约为 1%, 保留了更多图像信息; 相比 OSFD 的标准差平均提升约为 6%, 改善了图像对比度; 相比 CEEF 的 FADE 平均降低约为 23%, 能更有效地降低尘雾密度且运行速度较快, 表现出更优越的性能。提出的算法能够有效提高煤矿井下采掘工作场景中模糊图像的视觉效果和图像质量, 增强了其在工程应用中的实用性。

关键词: 区域分割; 暗亮通道融合; 对比度增强; 修正白平衡; 自适应饱和度矫正; 采掘作业

中图分类号: TD421 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1986(2025)01-0245-12

A dehazing and enhancement algorithm for heterogeneous images of underground mining environments in coal mines

ZHANG Xuhui^{1,2}, XIE Yanbin¹, YANG Wenjuan^{1,2}, ZHANG Chao¹, WAN Jicheng¹,
DONG Zheng¹, WANG Yanqun¹, JIANG Jie¹, LI Long¹

(1. College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Monitoring, Xi'an 710054, China)

Abstract: [Objective] In coal mines, the uneven distribution of dust haze and complex illumination conditions caused by underground coal mining and dust removal lead to blurred video images, as well as the loss of information and details. Hence, this study proposed a dehazing and enhancement algorithm for heterogeneous images of underground mining environments. [Methods] Initially, hazy images were segmented into zones with different brightness values, for which the average ambient light intensity of global dark channels was calculated. The calculation results were integrated through weighting with the ambient light of local bright channels, which was obtained using adaptive gamma correction and multiscale Gaussian filtering. Consequently, accurate ambient light intensity estimates were determined. To pre-

收稿日期: 2024-09-25; 接收日期: 2024-12-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(52104166); 陕西省重点研发计划项目(2023-YBGY-063)

第一作者: 张旭辉, 1972 年生, 男, 陕西凤翔人, 博士, 教授, 博士生导师。E-mail: zhangxh@xust.edu.cn

© Editorial Office of Coal Geology & Exploration. OA under CC BY-NC-ND

serve image details while achieving natural dehazing effects, transmission maps were processed using multiscale fusion correction technology and were then refined using joint bilateral filtering. Afterward, clear hazy images were obtained using the atmospheric scattering model. To further enhance the overall brightness and contrast of the dehazed images, white balance correction was performed. Specifically, images were converted into the hue-saturation-value (HSV) color space. Then, the details and contrast of images were enhanced using the proposed adaptive saturation correction and improved contrast enhancement algorithm, as well as Laplacian sharpening. [Results and Conclusions] Images of typical, actual scenarios were processed using five algorithms: dark channel prior (DCP), maximum reflectance prior (MRP), optimal-scale fusion-based dehazing (OSFD), multiscale fusion – low light image enhancement (MF-LIME), and contrast enhancement and exposure fusion (CEEF). The processing results of these algorithms were those of the proposed algorithm based on multiple indicators. The results indicate that compared to the above novel and excellent algorithms in terms of their optimal indicators, the proposed algorithm exhibited that: (1) The average gradients were approximately twice those obtained by CEEF, suggesting elevated image clarity. (2) The average information entropy decreased by approximately 1% compared to that of MRP, implying more information preserved. (3) The standard deviation increased by approximately 6% on average compared to OSFD, representing improved image contrast. (4) The average fog aware density evaluator (FADE) value by approximately 23% compared to CEEF, implying an effective reduction in the haze. Therefore, the proposed algorithm can effectively improve the visual effects and quality of blurred images of underground mining environments in coal mines, exhibiting high utility in engineering.

Keywords: regional segmentation; dark-light channel fusion; contrast enhancement; white balance correction; adaptive saturation correction; mining operations

随着煤矿智能化、无人化发展推动人工智能和图像处理技术在智慧矿山建设中的应用发展意义重大,对于保障作业安全、提高生产效率具有至关重要的作用^[1-2]。然而,井下采掘设备作业环境常常伴随着光照不均,开采煤尘和喷雾降尘形成不同浓度的雾区,从而影响视频监控和图像采集的清晰度和可见度^[3-4],对远程操控、人员识别、图像分割和视觉定位带来极大困难。因此,对采掘工作场景尘雾图像进行深度去雾和图像增强具有重要的现实意义和应用价值^[5]。

目前国内外针对井下图像去雾技术主要分为 3 大类^[6]: 基于非物理模型的图像增强技术,基于深度学习的图像去雾技术,基于物理模型的图像复原技术。基于非物理模型的图像增强技术根据应用需求增强有用信息,削弱或消除无用信息,从而突出细节,提高对比度,使图像更加清晰可辨。单幅图像增强算法应用比较广泛的有: Retinex 算法^[7],直方图均衡化算法化(histogram equalization, HE)^[8],偏微分方程算法^[9],小波变换算法^[10]等。针对煤矿井下有雾图像增强研究,许多学者基于 Retinex 算法进行改进和延伸,结合双边滤波和多尺度 Retinex 可以提升图像清晰度和亮度,但在不均匀雾霾下效果不佳^[11]。通过自适应伽马校正和多权重融合 Retinex 可以去除尘雾并增强细节,但在高亮度区域容易造成失真和噪声放大^[12]。

基于深度学习的图像去雾技术相比传统的图像增强技术,能根据图像自身的特征学习复杂的去雾模型,从而实现更加精准和高效的图像去雾效果。其中端到端网络和逐层处理技术可以有效提升去雾效果^[13-14],有学者利用 MAXIM 网络优化局部与全局处理^[15],而无

监督学习网络 CycleGAN 能够在无配对数据的情况下实现图像间的转换,注意力机制的引入提升了抗干扰能力,增强了矿井图像的去雾和细节保留^[16],但此类方法的去雾效果受采集的数据集影响且模型可解释性不强。

基于物理模型的图像复原技术主要是基于大气散射物理学模型^[17],分析自然图像的统计规律以及雾霾对图像的影响,得到图像中存在的一些映射关系,推导出有雾图像形成的过程,并进行逆向运算以恢复出清晰图像。其中最具有代表性的是暗通道先验去雾(dark channel prior, DCP)^[18],利用自然图像中的局部对比度和颜色饱和度的统计规律,通过寻找图像的暗通道来估计雾的浓度,并据此进行去雾处理。但该算法在估计大气光值时通过遍历图像的方法会导致计算量过大,并且在像素数量较少的情况下,可能难以有效地分析区域之间的亮度变化趋势。通过引入引导滤波^[19]精细化透射图可以有效消除光晕效应,取得较好的复原效果。然而,暗通道先验对低对比度区域的边界和细节的分析能力有限。结合井下的特殊环境,不同学者对大气散射模型参数估计和暗通道先验方法进行了改进和补充。结合暗原色原理和主成分分析能提升煤矿井下雾尘图像的清晰度,但独立求解透射率与大气光值可能影响去雾效果^[20]。通过分析尘雾分布特征进行区域分割,利用颜色衰减和大气散射模型能降低雾浓度并改善图像照度,但运算复杂度较高,近光点可能过曝^[21]。利用图像混合技术和亮度调整可提高图像亮度,但细节增强和浓雾区域去雾效果有限,高亮区域效果不自然。通过调节光照,使用单尺度 Retinex 算法和引导滤波等技术能解决过曝和噪声问题,但会抑制整体亮度^[22-23]。

综上所述, 针对采掘工作面图像尘雾分布不均和多光源影响, 现有算法在环境光估计不全面和透射图估计困难容易造成浓雾区域去雾效果不明显, 图像增强后效果不自然, 提出一种井下采掘工作场景图像去雾与增强技术, 可以有效降低去雾图像的不均匀雾浓度, 提高对比度和清晰度, 改善图像的视觉效果和信息丰富度。

1 去雾算法基本原理

1.1 暗通道先验去雾算法

在计算机视觉中, 雾天图像退化模型常用于模拟雾霾等恶劣天气对图像造成的视觉效果, 该模型最初由 E. J. McCartney 等^[17]提出, 分为衰减模型和环境光模型 2 个部分。模型表达式为:

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

为了从有雾图像 $I(x, y)$ 恢复得到清晰无雾图像 $J(x, y)$, 需要对模型进行归一化和最小化运算得到:

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

He Kaiming 等^[18]发现, 在无雾彩色图像中, 非天空区域的颜色通道值通常接近 0, 代表局部区域内最小值。通过滑动窗口在图像上寻找最小通道值即可得到整个图像的暗通道 $J^d(x, y)$, 表达式为:

$$J^d(x, y) = \min_{(x, y) \in \Omega(x, y)} [\min J^c(x, y)] = 0 \quad (3)$$

将式(3)代入式(2)化简可得透射率分布 $t(x, y)$:

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

为了防止去雾太彻底, 恢复的图像不自然, 一般设置 ω 为 0.95。在暗通道图像中, 最亮的像素区域通常反映了大气光的影响。通过选取这些最亮像素, 并在原图中找到对应的最亮点, 计算它们的平均亮度, 可以估计大气光值 A , 进而还原清晰图像, 具体公式为:

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

1.2 亮通道原理

在图像处理中, 亮通道是与暗通道相对应的概念^[24]。暗通道是图像中受雾霾等影响而变暗的区域的最小像素值通道, 而亮通道 $I^l(x, y)$ 则是最大像素值通道, 表达式为:

$$I^l(x, y) = \max_{(x, y) \in \Omega(x, y)} [\max I^c(x, y)] \quad (6)$$

亮通道通过提取图像中的高亮区域来捕捉大气光信息。与暗通道相比, 亮通道不易受局部阴影或低光照

影响, 更能准确反映大气光强度。因此, 亮通道像素点强度更加趋近于大气光强度, 即:

$$I^l(x, y) \rightarrow A^l(x, y) \quad (7)$$

亮通道通常基于局部亮度进行估计, 这意味着它提供了更全面的背景参考, 有助于更准确地捕捉到大气光的强度。由以上可知, 用有雾图像的亮通道作为大气光强度的估计是有意义的。

2 总体方案

去雾算法流程如图 1 所示, 首先通过区域分割和暗亮通道环境光融合策略获得精确环境光, 对不同尺度透射图融合矫正并使用联合双边滤波细化透射图, 结合大气散射模型恢复去雾图像并通过通道矫正和图像锐化增强图像对比度和色彩, 从而实现图像的清晰化处理。

3 暗亮通道融合的图像去雾算法

3.1 区域分割

采煤机在工作时会产生大量粉尘, 在喷雾降尘的过程中也会造成大量浓雾, 再者井下通风不佳导致工作区的浓雾很难减退, 非工作区的薄雾很难消散, 进而影响雾浓度的分布。

尘雾图像中的每个灰度像素值代表了该位置的亮度信息。对于雾气图像, 浓雾区域的亮度值一般较高, 薄雾区域的亮度值相对较低。通过对图像像素值进行平方运算, 亮区域(浓雾)与低亮区域(薄雾)之间的差距被显著放大, 使得这 2 个区域的边界更加明显。定义图像亮度差异为:

$$G'(x, y) = f(x, y) \times f(x, y) \quad (8)$$

但由于井下存在人工光源过亮可能会导致光源与浓雾区域分割困难, 会使大气光值的估计不够准确, 因此设定阈值上限为 0.85 作为光源区域的分割边界, 阈值下限的设定受到不同图像大小和雾浓度的影响, 并且决定浓雾和非浓雾区域分割的准确性, 因此, 本文改进了一种自适应阈值分割方法。首先将图像从 RGB 转换为 HSV 空间, 然后根据颜色衰减先验理论计算雾浓度图 $g(x, y)$, 具体的计算公式为:

$$g(x, y) = \frac{v(x, y) - s(x, y)}{v(x, y) + s(x, y) + h(x, y)} \quad (9)$$

采用上式得到的浓度图虽然能够反映雾霾浓度, 但容易受到亮度和色相的影响, 通过将图像划分为多个像素块并计算像素块内的饱和度均值和方差, 利用饱和度均值越高, 方差越小, 雾浓度修正值越小的原理建立映射关系, 对浓度图的每个像素块进行修正并计算修正后的雾浓度均值 $F(x, y)$, 同时引入 V 通道的全局亮度均值

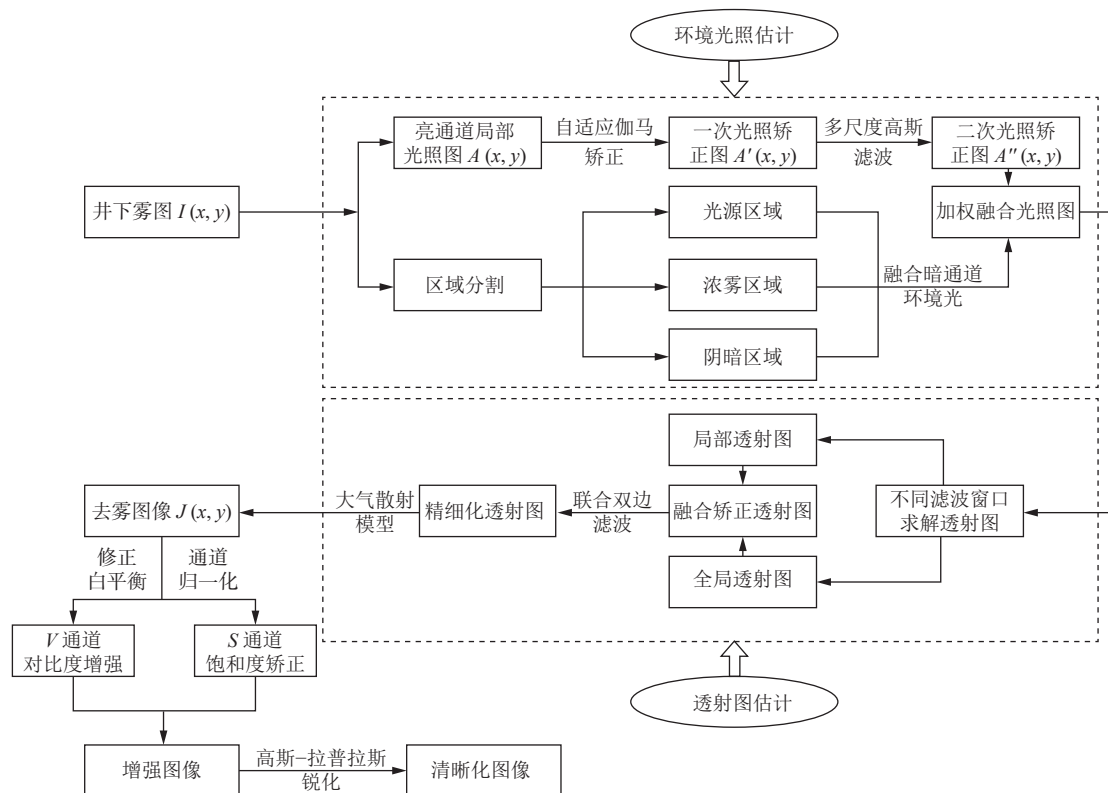


图 1 煤矿井下采掘工作场景非均质图像去雾与增强算法的总体流程

Fig.1 Overall process of the dehazing and enhancement algorithm for heterogeneous images of underground mining environments of coal mines

$L(x)$, 则设定阈值下限的表达式为:

$$T_{\min} = L(x) \times F(x, y) \quad (10)$$

则总的表达式为:

$$P(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } T_{\min} \leq G'(x, y) \leq 0.85 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

通过结合雾浓度和光照水平从而适应不同的光照条件和尘雾浓度, 最后结合开运算除去图像中的小物体和噪声, 平滑边界得到最终的浓雾分割图。为了防止不均匀光照被分割为浓雾, 根据文献 [4] 中雾浓度的检测方法, 将浓雾区域的像素阈值设置为总像素数目的 20% 进行筛选得到浓雾连通域。对比图 2a 和图 2b 可以明显看出光源区域和低亮度区域都被分割了出来, 从而得到精确的浓雾区域分割图。通过雾区分割处理后, 将光源区域、低亮区域和浓雾区域分割开来。

3.2 大气光值估计

暗通道先验算法估计大气光时, 这个估计的大气光值通常是一个全局的估计常值, 并没有考虑图像中的局部光照变化。同时, 由于暗通道值通常反映了雾霾场景下的天空光照强度, 但这种假设可能受到局部特征的影响, 例如阴影或局部反射等, 从而导致大气光估计不准确, 导致去雾不彻底。

为了使大气光能够更准确地反映光照变化, 先获得

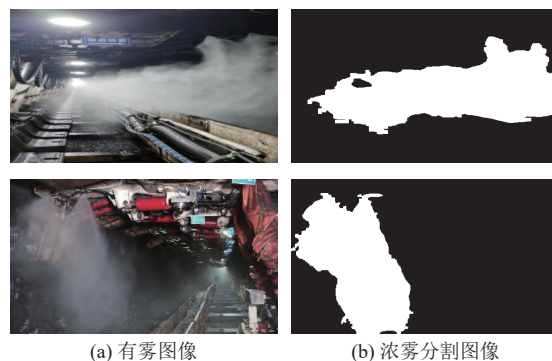


图 2 浓雾图像分割

Fig.2 Image segmentation for dense haze

有雾图像每一个像素的 RGB 3 通道最大值, 得到一幅亮度图, 为了保留更多的局部特征减少边缘模糊, 在这幅亮度图像中, 以每一个像素为中心采用大小为 3×3 的滤波窗口, 以窗口中的像素最大值代替中间像素灰度值, 进而得到有雾图像的亮通道, 也称为初始光照分布 $A(x, y)$ 。

由于井下采掘和降尘会使空气中悬浮大量的颗粒物和水滴, 光线会被散射和吸收, 导致图像中的暗区域和亮区域细节丢失、对比度降低, 从而使光照矩阵估计不均匀。同时, 在对有雾图像的暗区域进行光照估计时, 采用较小的滤波窗口对初始光照矩阵进行估计可能会导致整体亮度较低且像素值容易溢出, 因此, 需要对初

始光照分布暗区进行适当提亮,亮区进行适当抑制。使用改进自适应伽马矫正调节大气光,具体公式为:

$$A'(x,y) = 1 - \alpha \left| A(x,y)^{\frac{1}{4}} - 1 \right|^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

亮度调节因子 α 的取值为 $[0,1]$,较大的 α 值会使去雾不彻底,较小的 α 值使细节减少,因此设定 $\alpha = 0.5$,在去雾较好的同时可以保留更多细节。由图 3a 和图 3b 对比可以看出,自适应伽马矫正后的浓雾区域过渡更加自然均匀。

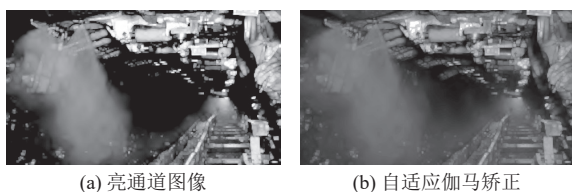
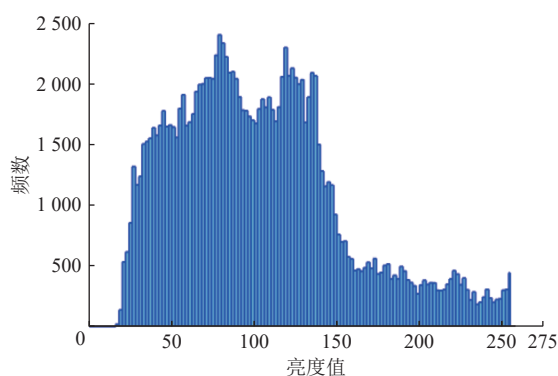


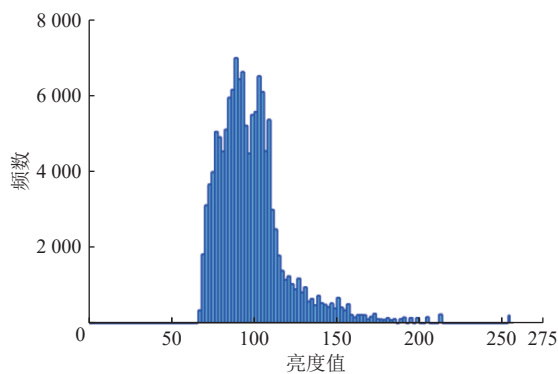
图 3 亮度调整

Fig.3 Brightness adjustment

结合图 4 中 2 个直方图可以看出,未经过伽马矫正的光照分布直方图分布较为宽广,且存在较多亮度较高和较低值;伽马矫正后的直方图分布与未经过矫正相比更为窄高,且亮度分量数据两边较亮和较暗的特征数量值明显减少,噪声和不均匀光照影响减少,有助于更精确地估计环境光。



(a) 伽马矫正前



(b) 伽马矫正后

图 4 伽马矫正前后光照分布直方图对比

Fig.4 Histograms showing the comparison of illumination distributions before and after gamma correction

为了对光照分布进一步估计,同时防止恢复无雾图像出现边缘锐化泛白等不自然现象,采用多尺度高斯函数对一次光照分布调整的结果 $A'(x,y)$ 进行二次矫正,得到矫正后的光照分布 $A''(x,y)$,使用的滤波核窗口和方差分别为 3、15、27 和 25、50、100,其表达式为:

$$A''(x,y) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 G'[A'(x,y), r_i, \varepsilon_i] \quad (13)$$

为了更准确地估计大气光值,结合 3.1 节分割的不同区域分别通过选取暗通道最亮的前 0.1% 的像素,在原始雾图 $I(x,y)$ 找到对应的点计算它们的平均亮度,并对得到的 3 个亮度值平均作为全局大气光值 A_1 ,并与二次矫正后的光照分布调整结果在对应位置做加权融合,得到最终大气光图。针对井下低亮度、雾气较重的场景,因为暗通道能更好地反映污染严重的区域,设定 A_1 的权值为 0.8, $A''(x,y)$ 的权值为 0.2。表达式为:

$$A'''(x,y) = A''(x,y) \times 0.2 + A_1 \times 0.8 \quad (14)$$

经过多尺度矫正后算法能适应不同尺度特征从而更精准地估计光照,适用于更多场景和光照条件。对比图 5a 和图 5b 可以看出,经过光照矫正的大气光图降低了图中物体亮度的影响,使浓雾局部区域内的大气光强度与周围大气光相交更加柔和,并且平滑了噪声和纹理。

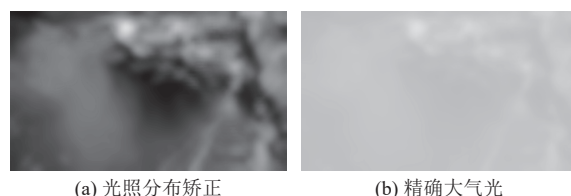


图 5 光照矫正

Fig.5 Illumination correction

3.3 透射率估计与图像恢复

在进行透射图估计时,采用较小的滤波窗口可以保持图像细节和边缘,但可能会导致去雾图像亮区过饱和,暗区细节丢失,而较大的滤波窗口可以使图像更加平滑,颜色恢复自然,但会存在去雾不彻底,影响浓雾区域的细节恢复。文献[25]采用 8 100 张加噪点图像通过不同的滤波窗口进行处理后与清晰图像从多个指标进行评估统计。在处理多数场景图像时,发现 3×3 和 5×5 的小尺寸滤波窗口以及 11×11 和 13×13 的大尺寸滤波窗口能够达到最优的图像质量指标,而 7×7 和 9×9 的滤波窗口恢复的图像整体质量较差。因此,选取 3×3 的小滤波窗口最大化保留井下图像局部复杂的纹理和细节,为了在噪声平滑和细节保留间取得平衡,使透射图包含更多的尺度信息,同时考虑到井下图像的分辨率和处理效率,选取 15×15 的大滤波窗口可以适应更多的井下场景

和噪声水平,从而提出一种新的透射图融合方法:

$$t = \max(t_1^{\beta_1} \times \beta_1 + t_2^{\beta_2} \times \beta_2, T_{\min}) \quad (15)$$

为了确保两个尺度的透射图都能够在对比度上达到一致,将两个对比度调节因子设定为同一值 λ ,当 $0 \leq \lambda \leq 1$,图像的对比度会被减弱从而失去去雾效果,当 $\lambda > 2$ 时,图像的对比度被极大增强导致暗区过暗和亮区过曝,当 $1 < \lambda < 2$ 时,可以在保证细节和图像自然度的同时,提升去雾效果和图像清晰度。选用大量测试图片确定融合参数的选取,以图2中的第二幅有雾图像为例,测试了不同 λ 取值对去雾和整体视觉效果的影响。因为对比度调节因子对透射图的影响远大于缩放因子,所以设 $\beta_1 = \beta_2 = 0.5$,当 λ 取不同值时针对透射图融合改进的去雾图像效果如图6所示。

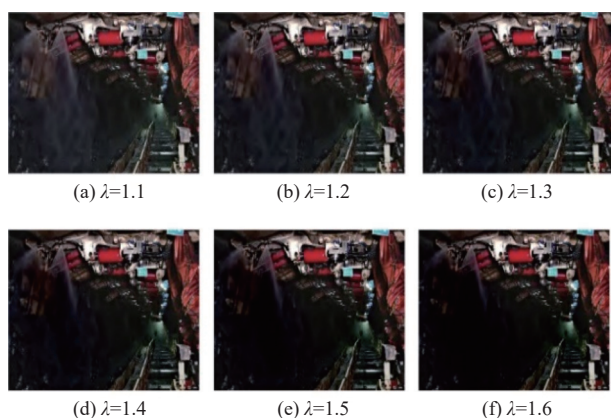


图6 不同 λ 取值的去雾效果

Fig.6 Dehazing effects under varying λ values

通过对比可以看出,当 $\lambda = 1.3$ 时可以保证有效去除暗区浓雾的同时保留了更多的铲板细节,过大或过小的取值会导致暗区信息大量丢失或去雾效果不佳。因此设定 $\lambda = 1.3$ 。

为了进一步提高图像对比度和信息量并防止场景亮度变化过大,需要选取对应的缩放因子进行加权融合,采用标准差、灰度均值和信息熵对缩放因子进行评估。标准差越大图像对比度越大,灰度均值越大整体亮度越高,信息熵越大图像信息量越丰富。为了使指标的变换更加广泛并有明显的规律,采取固定一个参数为0.9,对另一个参数进行调整从而得到不同参数的对比曲线,在通过不断修改缩放因子对3项指标进行多次评估的过程中发现如图7和图8所示的变化规律。当对两个缩放因子设置参数值并对参数进行交换时,对灰度均值的影响远大于另外两个指标的影响,随着缩放因子差值的增大,3项指标的差异也在不断变大。已知测试图像的灰度均值、标准差和信息熵分别为84.204、43.723和7.306,因此,为了防止去雾过于彻底导致图像亮度下降过大,灰度值分布更加极端(靠近0或255),使信息熵和

对比度有所下降,综合考虑3项指标和图像的视觉效果,最终选择 $\beta_2 = 0.2$, $\beta_1 = 0.9$ 。

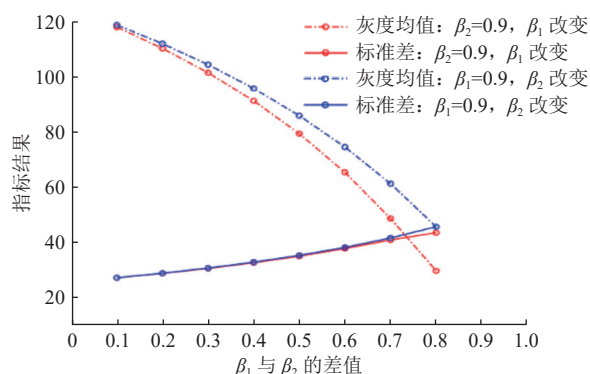


图7 缩放因子取值对灰度均值和标准差的影响

Fig.7 Impacts of scale factor on average gray value and standard deviation

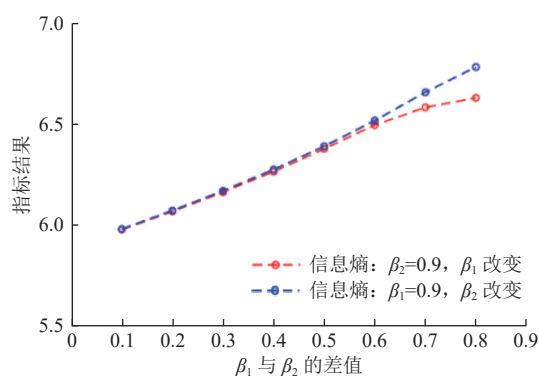


图8 缩放因子取值对信息熵的影响

Fig.8 Impacts of the scale factor on information entropy

针对不同尺寸滤波窗口和融合滤波窗口得到的透射图分别如图9所示。

融合滤波窗口得到的透射图如图9c所示,对比图9a和图9b可以看出,融合图像的透射图对比度有了明显增强,细节进一步提升,同时有雾区域的透射率进一步降低即透射图变暗,使得浓雾区域去雾效果更加显著,图像更加清晰。为了进一步说明融合策略的效果,采用平均梯度、信息熵和感知雾密度预测模型(fog aware density evaluator, FADE)^[26]对去雾图像进行评价。平均梯度越大,图像越清晰;信息熵越大,图像信息越丰富;FADE越小图像的雾密度越小,得到的结果见表1。

通过对3项指标对比可以看出,3×3的滤波窗口相比15×15的滤波窗口恢复的去雾图像平均梯度提高了10.86%,信息熵和FADE分别降低了5.42%和46.67%,具有更多的细节和更低的雾密度,但去雾后图像会使暗区过黑暗造成煤壁和裂纹细节信息丢失,从而导致信息熵下降过多。而采用融合滤波后的图像平均梯度相比15×15的滤波窗口提高了7.88%,信息熵和FADE分别下降了1.87%和33.83%,在保留更多图像信息和较低

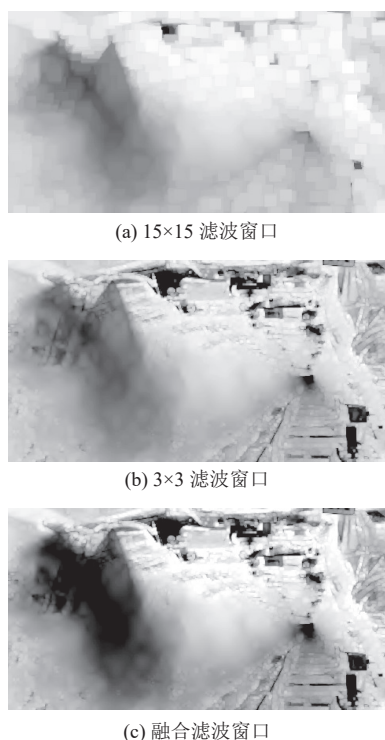


图 9 透射图优化

Fig.9 Transmission map optimization

表 1 不同滤波窗口去雾图像的评价结果
Table 1 Assessment results of dehazed images based on filtering using varying windows

窗口大小	平均梯度	信息熵	FADE
3×3滤波窗口	66.143	6.280	0.216
15×15滤波窗口	59.663	6.640	0.405
融合滤波窗口	64.357	6.516	0.268

雾浓度的同时提高了细节和清晰度。最后采用联合双边滤波对融合透射图进行优化得到精确透射图,结合精确大气光代入式(5)即可进行图像去雾。在进行无雾图像恢复的过程中,透射率太小趋近于 0 时可能会导致无雾图像 $J(x,y)$ 偏大,因此引入阈值调整参数 $t_0=0.1$,则去雾公式修改为:

$$J(x,y) = \frac{I(x,y) - A(x,y)}{\max[t(x,y), t_0]} + A(x,y) \quad (16)$$

为了防止像素值溢出使去雾后图像整体变暗导致信息丢失和色彩失真,对恢复图像像素截断操作并进行色彩白平衡校正使颜色更加自然,同时为了进一步保持图像的整体亮度,引入修正因子 $\varphi = 1.2$ 对恢复图像进行乘积修正得到去雾后图像如图 10 所示,图 10a 组为有雾图片,图 10b 组为基于暗亮通道融合去雾的清晰图片,通过对比可以看出改进后的算法能有效除去雾气,使得原本被雾遮挡的区域和细节变得清晰可见,明显增强了图像细节和亮度。但处理后的图像仍存在局部对比度和清晰度不足的问题,因此还需要进一步进行图像增强。

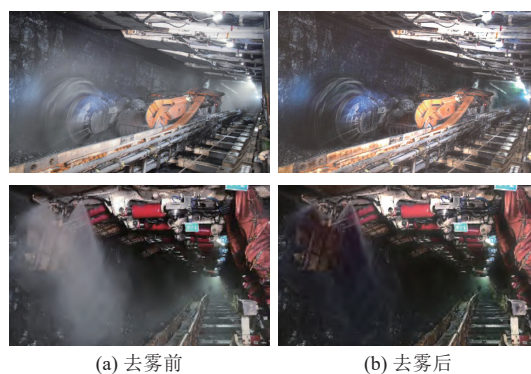


图 10 去雾前后效果对比

Fig.10 Comparison of the images before and after dehazing

3.4 去雾图像增强算法

由于去雾后图像依然存在对比度和饱和度降低,细节不足的问题,需要进行饱和度校正和对比度调整,因此提出去雾图像增强算法,算法处理流程为:将去雾后的 RGB 图像转换为 HSV 图像空间,然后分离 H (色调)、 S (饱和度)、 V (明度)三通道并对 S 和 V 通道单独进行处理,最后将处理后的 S 、 V 通道和 H 通道合并,进行细节增强得到增强后的目标图像,具体流程如图 11 所示。

针对去雾图像整体亮度和对比度降低的问题,可对 V 通道进行对比度增强,限制对比度自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)是一种局部增强方法,通过限制对比度的增加来防止图像失真^[27-28]。此外,CLAHE 使用插值方法处理图像块之间的边界,确保图像的整体一致性,从而更好地保留图像细节并提高图像对比度,但容易出现局部对比度过增强。伽马矫正可以调整图像的整体亮度和对比度,而 CLAHE 可以调整局部对比度,两者结合可以更全面地增强图像的各个部分。同时为了防止过度补偿,通过归一化伽马矫正的 CLAHE 处理保留了图像的全部动态范围特征,使对比度增强更加自然明显^[29]。

为了解决去雾后图像存在非浓雾区域整体饱和度较低和浓雾区域饱和度较高的问题,提出一种饱和度自适应矫正算法对 S 通道饱和度分量进行自适应调整,具体表达为:

$$S'(x,y) = S(x,y) \times \left(\exp(-0.5 \times |R_s - 1|) + \frac{2}{\pi} \times \arctan(k \times (T - D_v)) \right) \quad (17)$$

当原像素点雾浓度较高时,含有 R_s 项的部分小于 1,含有 D_v 项的部分为负值对饱和度进一步降低;当原像素点雾浓度较低或无雾时,含有 R_s 项的部分趋于 1,含有 D_v 项的部分为正值对饱和度进一步增强,通过调整可以使得去雾图像的饱和度更加平滑和自然。

为了进一步提高井下图像的清晰度并平滑噪声,采

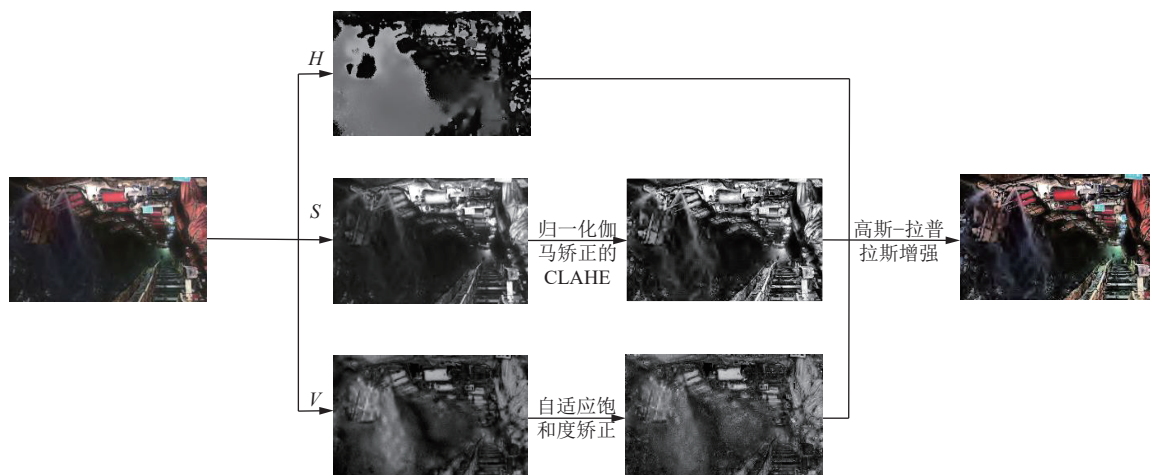


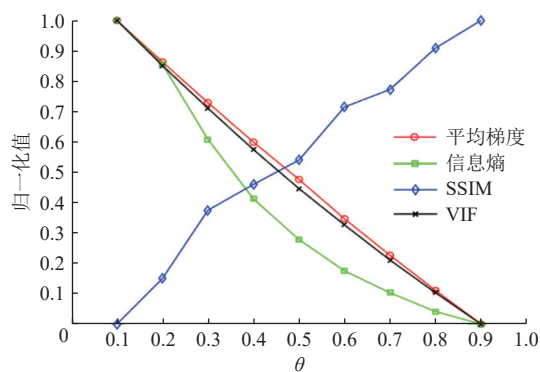
图 11 HSV 通道增强算法

Fig.11 Image enhancement algorithm based on HSV channels

用高斯-拉普拉斯对图像的边缘进行检测。首先通过高斯滤波减少高频噪声,计算经过高斯平滑后的图像的二阶导数,最后通过卷积将高斯-拉普拉斯算子(Laplacian of Gaussian, LoG)应用于图像,以突出边缘信息从而在边缘检测时得到更清晰的结果。定义的 LoG 算子如下:

$$\text{LoG} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

通过对每个原图像素点和拉普拉斯处理的图像进行加权融合来锐化图像,为了增强细节的同时防止细节过增强导致图像不自然,需要确定合理的融合参数,设定原图和处理后图像的加权系数分别为 θ 和 $1-\theta$ 。采用平均梯度、信息熵、SSIM 和视觉信息保真度(visual information fidelity, VIF)^[30]进行评估,平均梯度是基于特征量的度量,数值越大图像越清晰;信息熵是基于信息量的度量,数值越大图像信息量越多;SSIM 是基于结构相似性的度量,因为它能够量化去雾图像与清晰图像的结构相似性,SSIM 越大结构越相似去雾图像越清晰自然。但由于在井下环境中获取清晰无雾的对照图像较为困难,且人工造雾的效果并不理想,因此,通过图 10 中的去雾图像与增强图像获得 SSIM 参数值。虽然去雾图像会使不均匀雾背后的图像信息显示,但会使亮度较低或较高区域的细节结构几乎全部弱化或过增强,造成图像细节丢失,从而与清晰图像在结构上存在较大差异,但为了保证增强后图像与去雾图像保持一定的结构相似性防止不自然,因此 SSIM 的参数值不宜过低;VIF 是基于人类视觉感知的度量,数值越大保留更多的视觉信息,图像质量越高。对 4 项指标进行最大最小值归一化至 [0,1],步长为 0.1 进行数据分析,不同的 θ 值对图像指标的影响如图 12 所示。

图 12 不同的 θ 值对图像指标的影响Fig.12 Impacts of θ on image quality metrics

通过对比发现随着 θ 的增大,平均梯度、信息熵和 VIF 均下降,而 SSIM 一直提升。当 $0.2 < \theta \leq 0.3$ 时,信息熵的下降和 SSIM 的增加变化均达到最大,如果选择更高的 θ 值会使相似度提升较小,但其余指标下降较多。因此,为了达到图像质量,清晰度和信息量最大化的同时防止图像相似度差异过大,设定原图和处理后图像的加权系数分别为 0.3 和 0.7。

4 实验结果与分析

4.1 数据集图像选取

实验图像来自于真实的煤矿井下采掘作业和喷雾降尘过程中的有雾图像 150 张构成的数据集,部分数据集图像如图 13 所示,可以看出复杂的人工光源和不均匀的尘雾分布是造成采掘场景清晰化程度低,视觉效果差的最主要原因。因此,为了验证算法在处理此类场景的有效性和先进性,选取 4 张具有代表性的不同浓度尘雾的综采工作面工作和非工作场景图像,与 DCP^[18]、MRP^[31]、OSFD^[32]和 MF-LIME^[33]以及 CEEF^[34]5 种算法从主观和客观两个方面进行对比实验,DCP 为基础的暗通道先验算法,MRP 和 OSFD 是针对夜间低照度

有雾图像存在人工光照不均和可见度低的问题,结合大气散射模型和环境先验估计模型参数实现图像清晰化的算法,MRP 算法核心思想在于一种新的最大反射率先验估计,可以使得去雾后图像亮度提高,OSFD 算法通过提出一种最佳尺度的最大反射率先验,通过将色彩矫正和雾霾去除分开处理,可以有效去除色偏和不均匀雾。MF-LIME 是基于 Retinex 模型和多尺度融合的低照度图像去雾算法^[33,35],其优势在于亮度均衡和细节增强。CEEF 算法是针对直方图均衡化算法进行的改进和进一步融合,提出保色直方图均衡化(color-preserving AHE, CP-AHE)来提高输入模糊图像的全局对比度,使低照度朦胧场景保留精细的细节,并减少夜间除雾方法的彩色伪影。本文所有算法均在 Intel(R)Core(TM)i7-9750H CPU@2.60 GHz, Win10 为操作系统的计算机设备上运行, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2060, 编程语言为 Python 和 Matlab。



图 13 部分数据集图像

Fig.13 Partial images in the datasets

4.2 定性分析

场景 1 和场景 3 为采煤机工作时的尘雾图像(图 14), 场景 2 和场景 4 为喷雾除尘时的尘雾图像。针对 4 种场景,采用 MF-LIME 算法对于非均匀雾和浓雾区域几乎失去去雾能力,但对少量雾和无雾区域的细节和亮度具有很大的提升,但由于点光源和大片浓雾影响,导致去雾后整体场景亮度过亮,视觉效果欠佳,而其余算法均实现了不同程度的去雾,且场景恢复较为自然。针对场景 1 浓雾区域较少且雾浓度较低,环境亮度较高的情况,DCP 在整体去雾的同时降低了图像的亮度和对比度,但使煤壁和落煤区域的细节大量丢失,OSFD 相比 MRP 算法在保持截割头区域和煤壁清晰化的同时对远处工作面的雾尘也有一定程度的降低,CEEF 算法对于薄雾的去雾具有较好的效果,但去雾后图像的整体亮度降低,而本文算法在实现更彻底去雾的同时增强了煤壁和远处工作面的亮度和细节。场景 2 浓雾区域较大且雾浓度较高,环境亮度较高的情况,虽然 4 种算法均无法实现彻底去雾,但是本文算法在实现雾浓度降低同时使顶部护帮板显示更加清晰完整,运输区域的黑色箱子整个凸显出来,顶部区域的灯光也得到了抑制,防止了光源过度发散。场景 3 和场景 4 均为低照度环境下雾浓度分布不均匀的情况,DCP 算法去雾效果优于文献 MRP 和 OSFD,但均会使图像细节和轮廓大量丢失,而 OSFD 相比文献 MRP 算法对浓雾去除的效果和色彩的恢复更加自然,但依然存在浓雾区域去雾效果一般,薄雾区域去雾不彻底的情况,而且在暗区的亮度没有适当增强导致采煤机的整体轮廓显示不全,运输区域模糊不清,CEEF 算法在浓雾区域存在明显色偏,而本文算法达到无差别更有效去雾,使大量细节和浓雾遮挡物体显

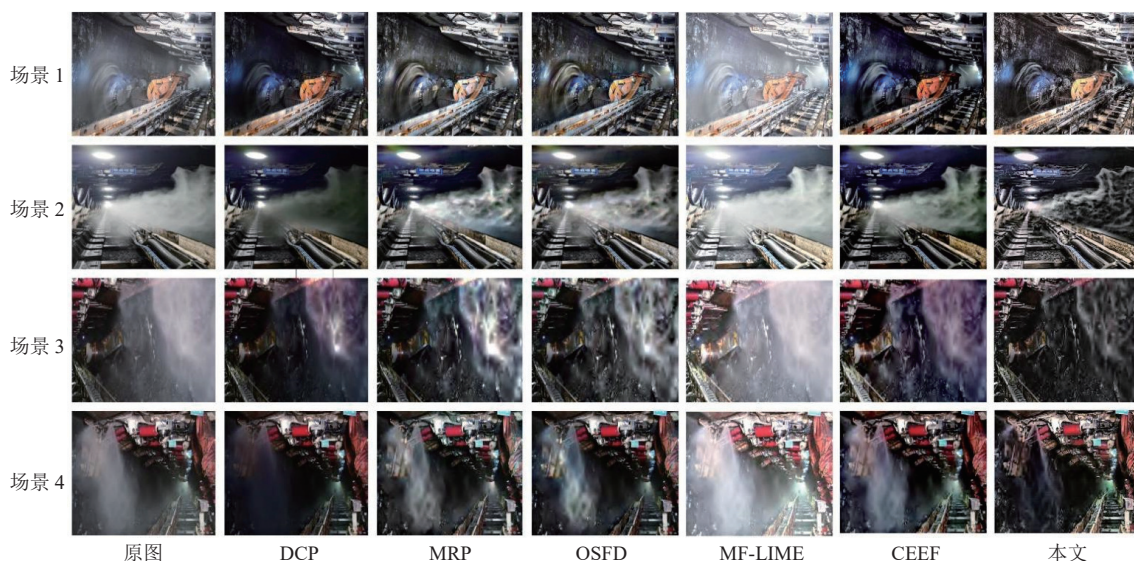


图 14 不同算法在不同场景下的去雾效果对比

Fig.14 Comparison of dehazing effects of different algorithms for different scenarios

现的同时对暗区的采煤机和输送区域的整体亮度和饱和度均有明显提升,实现了对比度增强和清晰化去雾的效果。

4.3 定量分析

由于定性分析受到个体主观感受和主观偏好的影响,存在一定的主观性和不确定性。因此,为了提高评价的客观性和可重复性,对算法进行定量分析。选取了图像去雾领域常用的 4 个性能指标:平均梯度、信息熵、标准差和雾浓度估计(FADE)进行定量分析^[36]。

表 2 不同算法的图像评价结果
Table 2 Image assessment results of different algorithms

方法	平均梯度				信息熵				标准差				FADE			
	场景1	场景2	场景3	场景4	场景1	场景2	场景3	场景4	场景1	场景2	场景3	场景4	场景1	场景2	场景3	场景4
原始图像	58.500	44.667	30.725	55.929	7.543	7.775	7.468	7.306	51.414	60.775	52.150	43.723	0.645	0.858	1.011	0.600
DCP	65.255	43.056	36.101	54.667	7.270	7.181	6.945	6.641	58.660	46.250	39.769	43.198	0.332	0.523	0.482	0.468
MRP	98.640	61.390	59.328	77.381	7.666	7.734	7.524	7.425	62.900	62.300	52.835	53.236	0.239	0.371	0.338	0.298
OSFD	86.229	61.613	55.958	71.727	7.578	7.700	7.513	7.318	59.507	64.781	57.890	52.127	0.240	0.349	0.349	0.287
MF-LIME	81.903	64.700	55.380	86.725	7.297	7.643	7.470	7.533	43.900	58.366	50.147	53.516	0.721	0.862	1.001	0.671
CEEF	90.166	64.460	63.872	85.069	6.968	7.206	7.313	7.220	59.539	60.763	45.513	52.090	0.131	0.242	0.242	0.181
本文算法	182.536	120.350	117.566	141.700	7.760	7.589	7.391	7.430	72.357	63.236	51.834	60.562	0.152	0.172	0.145	0.143

图像信息熵是衡量图像复杂度的指标,表示像素灰度分布的不确定性。高信息熵意味着图像包含丰富信息。在煤矿井下,去雾后图像信息熵的提升表明可以从处理后的图像中获取更多的信息。各种去雾算法的信息熵见表 2,可以看出由于 6 种算法压缩了像素值的变化范围,在处理场景 2 图像信息时出现信息熵低于原图,并且在雾面积较大且不均匀的情况下去雾后会使得像素值趋向一致,对比度增大也会使暗区和亮区的信息丢失,从而导致信息熵有所降低,对于场景 1 和场景 4 经过本文算法处理后图像的信息熵均有不同程度的提升,且都优于其他算法,在处理场景 3 的图像时本文算法略有降低,但与信息熵最优的 MRP 算法相比,本文算法处理后的图像信息熵平均降低约为 1%。

图像标准差衡量亮度或灰度变化,反映图像对比度。高标准差意味着高对比度和丰富细节,而低标准差则表示图像较为平坦,对比度低。在煤矿井下,去雾后图像标准差的增加通常表示图像对比度和亮度的提升,各种去雾算法的标准差见表 2,可以看出本文算法在处理场景 1 和场景 4 中的标准差相比,MRP 算法分别提升了 15.03% 和 13.76%,对比度明显提升,本文算法相比较于 OSFD 在场景 2 和场景 3 的标准差虽然略低,但在浓雾的去除和细节的恢复更加明显,同时本文算法与平均标准差最优的 OSFD 算法处理后图像的标准差相比平均提升约为 6%。

平均梯度是衡量图像变化的指标,高梯度值意味着图像边缘和细节清晰,而低梯度值则表示图像较为模糊。在煤矿井下,高梯度值表明去雾图像更加清晰。各种去雾算法的平均梯度见表 2,可以看出 DCP 处理后的图像相比原图在平均梯度略有降低,而其余算法处理后的图像均有明显提升,并且本文算法相比其他算法在不同环境的各种场景均具有更高的平均梯度值,梯度增量约为 MRP 和 CEEF 的 2 倍,图像清晰度更高。

FADE 进行井下去雾图像的效果评价,可以提供无参考、准确且全面的评价标准。这种方法能够适应不同雾状环境,减少对主观评价的依赖,更能直接证明算法的去雾效果。表 2 中,本文算法虽然在场景 1 的雾密度略高于 CEEF,但在对其余场景进行去雾后均达到了极低的雾密度,相比 CEEF 的 FADE 平均降低约为 23%,算法的适应性更强,去雾和增强后的图像质量更好。

表 3 给出了针对不同场景不同算法的处理时长,该时长是对同一张图像进行 20 次运算处理的平均耗时。通过对比可以发现,由于 MRP、OSFD 计算复杂度较高,虽然处理后的图像在场景 2 和场景 3 的信息量和标准差两个指标优于本文算法,但在每张场景图像的处理耗时都要远远超过 DCP 和本文算法,MF-LIME 相比 CEEF 虽然具有较快的处理速度,但其综合效果远远不如其余算法。相比 DCP,本文算法的时间成本略高,但处理速度快于其他算法,且在多个指标都达到了很好的效果。

表 3 不同算法处理时间对比结果
Table 3 Comparison of the processing time of different algorithms

场景	处理时间/s					
	DCP	MRP	OSFD	MF-LIME	CEEF	本文算法
1	0.168	1.256	1.058	0.682	1.433	0.362
2	0.085	1.085	1.015	0.381	0.719	0.162
3	0.062	0.723	0.811	0.262	0.423	0.125
4	0.058	0.660	0.831	0.247	0.345	0.111

5 结论

(1) 针对井下采掘作业场景图像尘雾分布不均造成细节模糊, 对比度不足和浓雾区域可见度低的问题, 提出了一种暗亮通道融合去雾及图像增强方法, 实现了复杂环境图像可见度和清晰度的提高。

(2) 通过融合全局暗通道与局部亮通道环境光得到精确环境光, 采用不同的滤波窗口恢复透射图进行融合矫正, 并联合双边滤波实现透射图精细化, 结合大气散射模型进一步降低了不均匀雾浓度, 显示了更多细节信息。

(3) 针对去雾图像亮度偏暗, 对比度不足的问题通过修正色彩白平衡、自适应饱和度和对比度调整, 并强化图像细节, 有效增强了去雾图像的亮度、对比度和色彩表现。

(4) 通过数据集采集并针对不同工作状态和尘雾分布的作业场景进行对比实验, 实验结果表明: 提出的算法在不同场景下均能有效降低尘雾密度, 且具有较高的平均梯度和标准差, 在保留图像信息的同时实现了细节提升和清晰化, 为采掘场景目标识别, 图像分割等任务提供了有效的解决方案。由于研究内容具有一定的针对性, 无法取得全面的指标最优且复杂的环境信息会影响去雾图像的质量, 因此针对去雾图像的质量恢复和更有效的局部增强策略将是下一步的研究重点。

符号注释:

A 为大气光值; A^c 为第 c 个颜色通道对应的大气光值, $c \in (B, G, R)$; $A(x, y)$ 为初始光照分布; $A^l(x, y)$ 为全局大气光值; $A'(x, y)$ 为一次光照分布调整结果; $A''(x, y)$ 为二次矫正后的光照分布; A''' 为最终大气光; B 、 G 、 R 为颜色通道; $F(x, y)$ 为雾浓度均值; D_v 为去雾图像与有雾图像的归一化亮度差值; $f(x, y)$ 为有雾图像的归一化灰度图; G' 为高斯滤波; $G'(x, y)$ 为亮度差异图; $g(x, y)$ 为雾浓度图; $h(x, y)$ 为像素点色调的归一化值; $I^c(x, y)$ 为有雾图像每个 RGB 颜色通道的像素灰度值; $I(x, y)$ 为有雾图像; $J(x, y)$ 为清晰无雾图像; $J^d(x, y)$ 和 $I^l(x, y)$ 分别为无雾图像的暗通道和有雾图像的亮通道; $J^c(x, y)$ 为无雾图像的每个颜色通道的像素灰度值; k 为缩放因子; $L(x)$ 为 V 通道的全局亮度均值; $P(x, y)$ 为阈值分割图; R_s 为去雾图像与有雾图像的归一化饱和度比值; r_i 为不同尺寸的滤波窗口; i 为滤波窗口顺序号, $i=1, 2, 3$; $s(x, y)$ 为像素点饱和度的归一化值; $S(x, y)$ 为需要调整的饱和度值; $S'(x, y)$ 为调整后的像素饱和度值; t 为融合后透射图; t_0 为阈值调整参数; $t(x, y)$ 为透射率分布; t_1 为 15×15 滤波窗口得到的粗透射图; t_2 为 3×3 滤波窗口得到的细透射图; T 为亮度差异阈值; T_{\min} 为分割最小阈值; $v(x, y)$

为像素点亮度的归一化值; α 为亮度调节因子; β_1 和 β_2 分别为不同的缩放因子; $\Omega(x, y)$ 为滤波器窗口; ω 为调整参数; ε_i 为不同的方差; φ 为整体亮度修正因子; θ 和 $1-\theta$ 分别为原图和处理后图像的加权系数; λ_1 和 λ_2 为对比度调节因子。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

参考文献(References)

- [1] 魏文艳. 综采工作面智能化开采技术发展现状及展望[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(增刊 2): 244–253.
WEI Wenyan. Development status and prospect of intelligent mining technology of longwall mining[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(Sup.2): 244–253.
- [2] 程德强, 钱建生, 郭星歌, 等. 煤矿安全生产视频 AI 识别关键技术研究综述[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(2): 349–365.
CHENG Deqiang, QIAN Jiansheng, GUO Xingge, et al. Review on key technologies of AI recognition for videos in coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(2): 349–365.
- [3] LIU Zhigang, CAO Anye, GUO Xiaosheng, et al. Deep-hole water injection technology of strong impact tendency coal seam: A case study in Tangkou Coal Mine[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2018, 11(2): 12.
- [4] 郭志杰, 南柄飞, 王凯. 煤矿井下视频雾浓度检测及实时去雾方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(3): 31–38.
GUO Zhijie, NAN Bingfei, WANG Kai. Research and application of video fog concentration detection and real-time fog removal method in underground coal mine[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(3): 31–38.
- [5] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1): 1–27.
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1–27.
- [6] 谢勇, 贾惠珍, 王同罕, 等. 图像去雾算法综述[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(12): 2765–2774.
XIE Yong, JIA Huizhen, WANG Tonghan, et al. Overview of image defogging algorithms[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(12): 2765–2774.
- [7] YU Zhe, SUN Bangyong, LIU Di, et al. STRASS dehazing: Spatio-temporal retinex-inspired dehazing by an averaging of stochastic samples[J]. *Journal of Renewable Materials*, 2022, 10(5): 1381–1395.
- [8] XU Zhiyuan, LIU Xiaoming, JI Na. Fog removal from color images using contrast limited adaptive histogram equalization[C]//2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China. IEEE, 2009: 1–5.
- [9] FANG Faming, LI Fang, YANG Xiaomei, et al. Single image dehazing and denoising with variational method[C]//2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing. Zhejiang. IEEE, 2010: 219–222.
- [10] JIAN Muwei, LIU Xiangyu, LUO Hanjiang, et al. Underwater image processing and analysis: A review[J]. *Signal Processing: Im-*

- age Communication, 2021, 91: 116088.
- [11] 张立亚, 郝博南, 孟庆勇, 等. 基于 HSV 空间改进融合 Retinex 算法的井下图像增强方法[J]. 煤炭学报, 2020, 45(增刊 1): 532–540.
ZHANG Liya, HAO Bonan, MENG Qingyong, et al. Method of image enhancement in coal mine based on improved retex fusion algorithm in HSV space[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(Sup.1): 532–540.
- [12] 苏波, 李超, 王莉. 基于多权重融合策略的 Retinex 矿井图像增强算法[J]. 煤炭学报, 2023, 48(增刊 2): 813–822.
SU Bo, LI Chao, WANG Li. Mine image enhancement algorithm based on retinex using multi-weight fusion strategy[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(Sup.2): 813–822.
- [13] CAI Bolun, XU Xiangmin, JIA Kui, et al. DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(11): 5187–5198.
- [14] LI Yunan, MIAO Qiguang, OUYANG Wanli, et al. LAP-net: Level-aware progressive network for image dehazing[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 3275–3284.
- [15] TU Zhengzhong, TALEBI H, ZHANG Han, et al. MAXIM: Multi-axis MLP for image processing[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 5759–5770.
- [16] 王媛彬, 郭亚茹, 刘佳, 等. 基于注意力机制和空洞卷积的 CycleGAN 煤矿井下低照度图像增强算法[J/OL]. 煤炭科学技术: 1–10[2024-01-23]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2402.TD.20240119.1728.013>
WANG Yuanbin, GUO Yaru, LIU Jia, et al. Low illumination image enhancement algorithm of CycleGAN coal mine based on attention mechanism and Dilated convolution[J/OL]. Coal Science and Technology: 1–10[2024-01-23]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2402.TD.20240119.1728.013>
- [17] MCCARTNEY E J, HALL F F. Optics of the atmosphere: Scattering by molecules and particles[J]. 1977, 30(5): 76–77.
- [18] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Single image haze removal using dark channel prior[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, FL, USA. IEEE, 2009: 1956–1963.
- [19] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397–1409.
- [20] 吴开兴, 张琳, 李丽宏. 煤矿井下雾尘图像清晰化算法[J]. 工矿自动化, 2018, 44(3): 70–75.
WU Kaixing, ZHANG Lin, LI Lihong. Sharpening algorithm for underground images with fog and dust[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(3): 70–75.
- [21] 赵猛, 任志浩, 褚海峰, 等. 基于大气散射模型的采煤工作面尘雾图像清晰化算法[J]. 煤炭学报, 2023, 48(8): 3312–3322.
ZHAO Meng, REN Zhihao, CHU Haifeng, et al. Dust and fog image-sharpening algorithm based on atmospheric scattering model in coal face[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(8): 3312–3322.
- [22] 张旭辉, 杨红强, 白琳娜, 等. 煤矿掘进工作面低照度视频增强技术研究[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(1): 309–316.
ZHANG Xuhui, YANG Hongqiang, BAI Linna, et al. Research on low illumination video enhancement technology in coal mine heading face[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(1): 309–316.
- [23] 张旭辉, 麻兵, 杨文娟, 等. 煤矿井下非均匀照度图像去噪研究[J]. 工矿自动化, 2024, 50(2): 1–8.
ZHANG Xuhui, MA Bing, YANG Wenjuan, et al. Research on denoising of uneven lighting images in coal mine underground[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(2): 1–8.
- [24] PANAGOPOULOS A, WANG Chaohui, SAMARAS D, et al. Estimating shadows with the bright channel cue[M]//KUTULAKOS K N., ed. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012: 1–12.
- [25] RUBEL O, LUKIN V, RUBEL A, et al. Selection of lee filter window size based on despeckling efficiency prediction for sentinel SAR images[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(10): 1887.
- [26] CHOI L K, YOU J, BOVIK A C. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3888–3901.
- [27] 周辉奎, 章立, 胡素娟. 改进直方图匹配和自适应均衡的水下图像增强[J]. 红外技术, 2024, 46(5): 532–538.
ZHOU Huikui, ZHANG Li, HU Sujuan. Underwater image enhancement based on improved histogram matching and adaptive equalization[J]. Infrared Technology, 2024, 46(5): 532–538.
- [28] PISANO E D, ZONG Shuquan, HEMMINGER B M, et al. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms[J]. *Journal of Digital Imaging*, 1998, 11(4): 193.
- [29] SHI Zhenghao, FENG Yaning, ZHAO Minghua, et al. Normalised gamma transformation-based contrast-limited adaptive histogram equalisation with colour correction for sand-dust image enhancement[J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(4): 747–756.
- [30] ZHANG Xingchen. Benchmarking and comparing multi-exposure image fusion algorithms[J]. *Information Fusion*, 2021, 74: 111–131.
- [31] ZHANG Jing, CAO Yang, FANG Shuai, et al. Fast haze removal for nighttime image using maximum reflectance prior[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 7016–7024.
- [32] ZHANG Jing, CAO Yang, ZHA Zhengjun, et al. Nighttime dehazing with a synthetic benchmark[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. Seattle WA USA. ACM, 2020.
- [33] ANCUTI C O, ANCUTI C, DE VLEESCHOUWER C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(1): 379–393.
- [34] LIU Xiaoning, LI Hui, ZHU Ce. Joint contrast enhancement and exposure fusion for real-world image dehazing[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2022, 24: 3934–3946.
- [35] ZHANG Wenhao, LI Ge, YING Zhenqiang. A new underwater image enhancing method via color correction and illumination adjustment[C]//2017 IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP). St. Petersburg, FL, USA. IEEE, 2017: 1–4.
- [36] 王效灵, 胡志杰, 徐帅帅, 等. 改进暗通道先验和策略性融合的图像去雾算法[J]. 计算机工程, 2023, 49(10): 212–221.
WANG Xiaoling, HU Zhijie, XU Shuaishuai, et al. Image dehazing algorithm using improved dark channel prior and strategic fusion[J]. Computer Engineering, 2023, 49(10): 212–221.

(责任编辑 郭东琼)