

一种基于暗亮通道分割融合的低照度环境图像去尘雾及增强方法

樊红卫^{1,2}, 张超¹, 曹现刚^{1,2}, 刘金鹏¹, 张旭辉^{1,2}, 赵寒³

(1. 西安科技大学机械工程学院, 陕西西安 710054; 2. 西安科技大学陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 陕西西安 710054; 3. 陕西彬长胡家河矿业有限公司, 陕西咸阳 713600)

摘要: 受煤矿井下粉尘、水雾和低照度环境影响, 对皮带运输系统的监测图像精准识别极为困难。针对现有去尘雾方法的图像处理结果和效率欠佳的问题, 提出一种基于暗亮通道分割融合的低照度环境图像去尘雾及增强方法。首先利用阈值分割结合伽马变换修正通道差, 解决因低照度环境影响导致的尘雾浓度较大区域与其他区域间像素值差异不明显的问题, 修正后通过引导尘雾图像做引导滤波得到更加符合实际情况的全局大气光强; 然后为解决暗通道先验在尘雾浓度较大区域失效问题, 引入亮通道先验进行补充, 使用通道分量来辅助暗通道及亮通道透射率融合, 避免因多次分割而导致的边缘像素归属问题; 最后将去雾后 RGB 图像转至 HSV 空间, 对亮度分量进行直方图均衡化并将均衡化前后的亮度分量进行加权融合, 采用客观指标评价, 选择最优聚合权重进行聚合, 同时考虑去雾过程中饱和度损失和亮度分量与饱和度分量间的相关性提出饱和度自适应校正函数, 对图像饱和度进行校正, 色调分量保持不变, 随后将图像转回至 RGB 空间, 得到亮度适中、信息保留丰富和色彩鲜艳的图像; 为验证所提方法的有效性, 采用主观视觉、客观指标和目标检测精度及置信度进行算法对比, 实验结果表明所提方法在上述 4 个指标上均优于被对比算法, 其图像细节保留丰富, 图像视觉观感更佳。

关键词: 低照度; 暗通道; 亮通道; 分割融合; 图像去雾; 图像增强

中图分类号: TD672; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2024)04-2167-12

An image dust removal and enhancement method in low illumination environment based on dark-bright channel segmentation and fusion

FAN Hongwei^{1,2}, ZHANG Chao¹, CAO Xiangang^{1,2}, LIU Jinpeng¹, ZHANG Xuhui^{1,2}, ZHAO Han³

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. Shaanxi Binchang Hujiahe Mining Co., Ltd., Xianyang 713600, China)

Abstract: Due to the influence of dust, water mist and low illumination environment in coal mine, it is very difficult to accurately identify the monitoring images of belt transportation system. Aiming at the problem of poor image processing results and efficiency of existing dust and fog removal methods, a dust and fog removal and enhancement method for low-il-

收稿日期: 2023-05-05 修回日期: 2023-09-05 责任编辑: 韩晋平 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2023.0576

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目 (52275131)

作者简介: 樊红卫 (1984—), 男, 陕西扶风人, 副教授, 硕士生导师, 博士。E-mail: hw_fan@xust.edu.cn

通讯作者: 张超 (1997—), 男, 陕西兴平人, 硕士研究生。E-mail: 1972656302@qq.com

引用格式: 樊红卫, 张超, 曹现刚, 等. 一种基于暗亮通道分割融合的低照度环境图像去尘雾及增强方法[J]. 煤炭学报, 2024, 49(4): 2167-2178.

FAN Hongwei, ZHANG Chao, CAO Xiangang, et al. An image dust removal and enhancement method in low illumination environment based on dark-bright channel segmentation and fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(4): 2167-2178.



移动阅读

lumination environment images based on dark-bright channel segmentation and fusion is proposed. Firstly, the channel difference is corrected by threshold segmentation combined with gamma transform to solve the problem that the difference of pixel values between the regions with large dust and fog concentration and other regions is not obvious due to the influence of low illumination environment. After correction, the global atmospheric light intensity which is more in line with the actual situation is obtained by guiding the original image to do guided filtering. Then, in order to solve the problem that the dark channel prior fails in the area with large dust concentration, the bright channel prior is introduced to supplement, and the channel component is used to assist the fusion of dark channel and bright channel transmittance, so as to avoid the problem of edge pixel attribution caused by multiple segmentation. Finally, the RGB image after dehazing is transferred to HSV space, the brightness component is histogram equalized and the brightness component before and after equalization is weighted and fused. The objective index evaluation is used to select the optimal aggregation weight for aggregation. At the same time, considering the saturation loss in the dehazing process and the correlation between the brightness component and the saturation component, the saturation adaptive correction function is proposed to correct the image saturation and keep the tone component unchanged. Then the image is transferred back to RGB space to obtain an image with moderate brightness, rich information retention and bright color. In order to verify the effectiveness of the proposed method, subjective vision, objective indicators, and target detection accuracy and confidence are used to compare the algorithms. The experimental results show that the proposed method is superior to the comparison algorithm in the above four indicators, and the image details are retained more abundant and the visual perception is better.

Key words: low illumination; dark channel; bright channel; segmentation fusion; image dehazing; image enhancement

煤炭是我国的基础能源和工业原料,长期以来为经济社会发展和国家能源安全稳定供应提供了有力保障,而煤矿智能化是实现煤炭工业高质量发展的核心技术支撑^[1-2]。但井工煤矿生产是一个复杂的巨系统,实现智能开采的前提是必须保障生产安全,这依赖于对生产过程的实时动态监测,其中计算机视觉的加入对精准监测起到了至关重要的作用^[3]。不过煤矿井下皮带运输系统受粉尘、水雾和低照度环境影响,所采集的图像又因大气散射作用而严重降质,带面物体的特征难以辨认,视觉效果差。因此为充分发挥监测图像在煤矿井下生产运输安全保障中的作用,更好地实现井下生产运输系统的智能化,有必要对煤矿井下尘雾环境中的监测图像进行高质量去尘雾处理。

总体上,煤矿井下图像去尘雾方法主要包括3类,即基于图像增强^[4-5]、基于深度学习^[6-8]和基于物理模型的方法。基于图像增强的去尘雾方法是将尘雾图像看作降质图像,使用 Retienx 算法^[9]及衍生算法来调整提升图像的视觉效果。虽能够增强图像的对比度,突出物体的特征,但这种方法会造成图像部分信息损失,使图像失真。基于深度学习的去尘雾方法通过机器学习来得到清晰图像和尘雾图像间的映射关系,然后指导图像去尘雾。虽可以得到不错的去尘雾效果,但数据选择、制备和模型调整过程复杂且存在一定局限性,可视化程度不高,可解释性不强。

基于物理模型的去尘雾方法通过求解图像降质过程的逆过程进行去雾,可追溯到由 MCCARTNEY^[10]

提出的大气散射模型,后经 NAYER 和 NARASIMHAN 等^[11-12]进行了较为详细的描述及推导,被广泛应用于图像去尘雾中。其中最经典的是 HE 等^[13]提出的暗通道先验去雾,随后 HE 等^[14]在求取透射率部分提出使用引导滤波进行优化,简化了运算过程,提高了效率,去雾效果良好。其实在 HE 等^[14]之前,已有许多去雾方法,如 TAN^[15]和 FATTAL^[16]等,所提方法虽对尘雾图像有一定去雾效果,但去雾后图像或在景深突变边界存在 Halo 效应或受限于输入图像统计特性,去雾估计不可靠,去雾后图像质量不佳,且存在计算过程复杂和耗时长等问题,难以用于实际。继 HE 等^[14]之后,许多基于暗通道的改进去雾方法陆续出现,ZHOU 等^[17]提出了一种分割和补偿传输算法对暗通道先验失效进行补充,CHEN 等^[18]提出了一种基于不同颜色波长补偿算法以改善暗通道先验对具有相同透射率的尘雾图像产生色偏的问题。经上述方法去雾后的图像虽在明亮区域降低了颜色失真问题,但因暗通道先验的假设,去雾后图像往往整体偏暗,图像细节丢失严重。

为了对暗通道先验进行补充,颜色衰减先验^[19]及亮通道先验^[20]先后被提出。ZHU 等^[19]采用了颜色衰减先验,通过建立线性模型估计场景深度,利用大气散射模型进行尘雾去除。赵猛等^[21]将颜色衰减先验和日光物理模型^[22]结合进行综采工作面浓雾区域去尘雾,尽管取得了不错去尘雾效果,但参数设置复杂,且不易实现实时去雾。YU 等^[20]采用亮通道先验,进

行暗通道先验失效区域补充,但透射率的不准确融合导致去雾图像在暗区域阴影增大,且在亮区域存在亮度损失问题。为解决这一问题,赵波等^[23]在透射率融合中提出分段伽马矫正权值法,解决了去雾图像暗区域阴影增大问题,但在暗区域的去雾效果不理想,且由于使用了加权聚合引导滤波^[24]导致效率低。

综上所述,针对低照度及尘雾浓度不均的煤矿井下视觉监测,笔者提出一种基于暗亮通道分割融合先验方法进行尘雾去除及图像增强。使用修正通道差对输入图像进行引导以获取全局大气光强,并将暗、亮通道透射率分区域进行融合,通过亮度均衡及饱和度矫正完成图像去尘雾及增强,为目标检测奠定基础。

1 总体思路

为了降低尘雾及低照度对井下图像视觉效果和质量影响,围绕大气散射模型提出一种暗亮通道分割融合的图像去尘雾及增强方法,总体思路如图1所示,其所包含的主要处理步骤如下。

(1) 全局大气光强估计。首先求得带尘雾图像 $I(x)$ 的最小、最大像素通道 $C_{\min}(x)$ 、 $C_{\max}(x)$ 和通道差 $D_C(x)$; 然后利用阈值分割实现 $D_C(x)$ 的暗、亮区域分割,并对亮区域进行伽马矫正,增大暗、亮区域差异,得到修正后通道差 $D_{C1}(x)$; 最后利用 $D_{C1}(x)$ 引导尘雾图像 $I(x)$ 做引导滤波得到全局大气光强 $A(x)$ 。

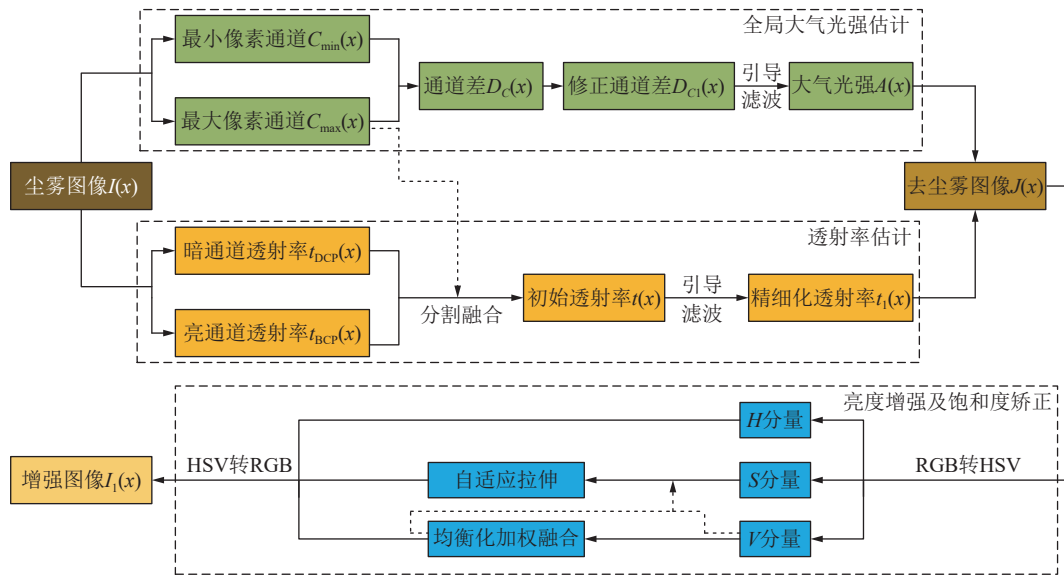


图1 本文所提方法的原理与主要流程

Fig.1 Principle and main flow of the method proposed in this paper

(2) 透射率估计。首先利用暗、亮通道先验,求得尘雾图像 $I(x)$ 的暗、亮通道透射率 $t_{BCP}(x)$ 和 $t_{DCP}(x)$; 然后利用基于通道分量的分割融合方法进行暗、亮通道透射率融合,得到初始透射率 $t(x)$; 最后利用原图灰度图做引导图对 $t(x)$ 进行引导滤波,得到精细化透射率 $t_1(x)$ 。

(3) 亮度增强及饱和度矫正。首先将利用大气散射模型去雾后的 RGB 图像 $J(x)$ 转换至 HSV 空间; 然后利用直方图均衡化方法对亮度分量 V 进行均衡并与均衡前亮度分量加权融合,完成亮度分量的增强; 再利用饱和度自适应拉伸函数对饱和度分量 S 进行矫正,色调分量 H 保持不变; 最后将图像转回至 RGB 空间,完成去雾图像的增强。

2 全局大气光强估计

现有去雾方法在估计大气光强时,常取全局恒定

值,但实际上由于煤矿井下人工光源及采运过程产生的粉尘,皮带输送过程不可避免会遇到照度及环境尘雾浓度不均等问题,全局大气光强已非一个固定值。此时若仍采用全局恒定值来模拟环境光强,必然导致去雾过程产生误差,影响去雾效果。因此,笔者使用全局大气光强分布代替恒定大气光强进行图像去雾,如式(1)所示:

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

在求取全局大气光强时, YU 等^[20]基于 Retinex 算法提出使用通道差 $D_C(x)$ 作为参考图像来指导原图进行滤波。利用通道差引导原图进行滤波,不仅能更好保留环境光细节,且因通道差引导的关系,明亮区域更加明显,更能凸显环境亮度差异。但若整体环境照度较低,则图像暗区域(局部尘雾浓度较小区域)和亮区域(局部尘雾浓度较大区域)像素值差异不大,所得通道差间差异较小,对指导原图滤波难免产生误差,

无法充分发挥通道差的效果。因此,笔者提出一种通道差修正方法。首先将原始通道差进行阈值分割确定暗亮区域;然后使用伽马变换增加亮区域像素值,暗区域保持不变,如式(2)所示,得到修正后通道差;最后利用修正后通道差引导尘雾图像进行引导滤波,如式(3)所示,得到全局大气光强 $A(x)$ 。

$$D_{C1}(x) = \begin{cases} [D_C(x)]^\gamma, & D_C(x) \geq T \\ D_C(x), & D_C(x) < T \end{cases} \quad (2)$$

$$A(x) = \text{GuidFilter}[D_{C1}(x), I(x)] \quad (3)$$

式中, $D_C(x)$ 为原始通道差; $D_{C1}(x)$ 为修正后通道差; γ 为增强系数, 本文取 0.2; T 为分割阈值; GuidFilter 为引导滤波。

对比图 2(b) 原始通道差 $D_C(x)$, 本文所提方法得到的通道差 $D_{C1}(x)$ 暗、亮区域更明显。对比图 2(e) YU 等获取的全局大气光强分布, 本文所提方法获取的全局大气光强分布在尘雾浓度较低亮度较高区域, 如图 2(e)、(f) 左上角及右上角木条处图像更加明显, 更符合原图, 能反映真实环境光强, 细节保留更好。

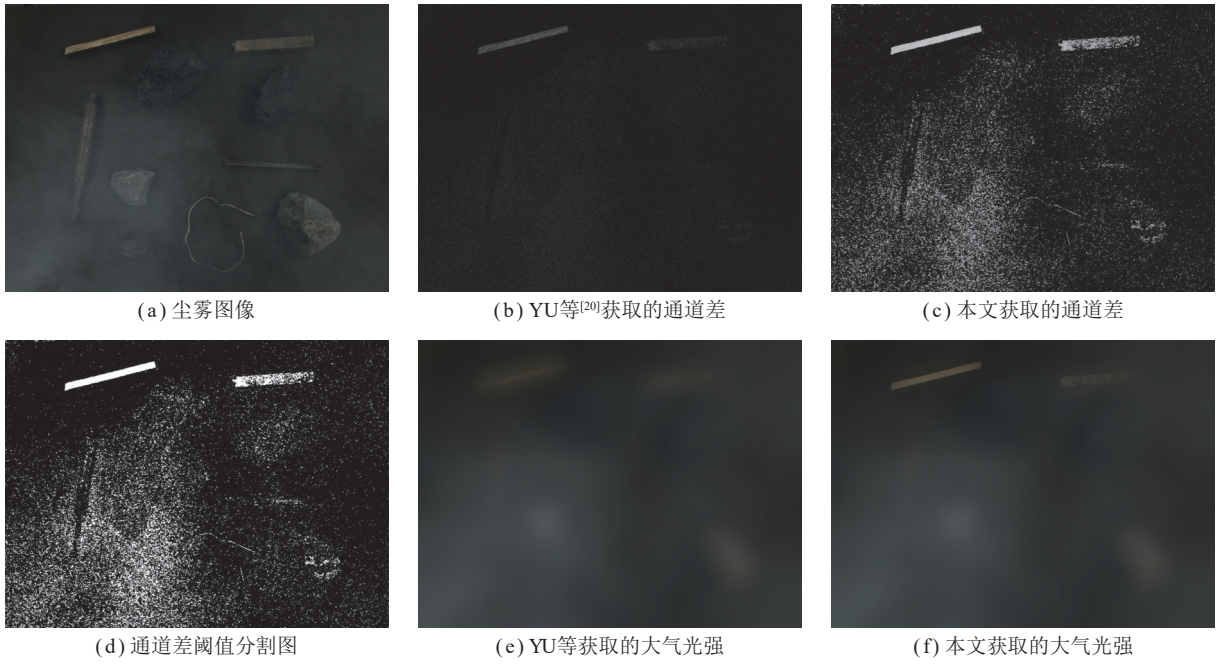


图 2 全局大气光强估计过程

Fig.2 Global atmospheric intensity estimation process

3 透射率估计

为获得图像的初始透射率, HE 等^[14]统计了 5 000 幅白天无雾图像, 发现在暗通道中大约 75% 的像素值为 0, 而 90% 的像素平均强度非常低。基于上述分析, 提出暗通道先验, 在无雾图像的暗区域中, 每个颜色通道像素的最小强度接近于 0, 如式(4)所示:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} [J^c(y)] \rightarrow 0, c \in \{R, G, B\} \quad (4)$$

式中, $J^{\text{dark}}(x)$ 为图像暗通道; $J^c(y)$ 为无雾图像的一个颜色通道; $\min_{y \in \Omega(x)} [J^c(y)]$ 为最小值滤波。

对式(1)两边求局部最小值, 后将式(4)代入, 可得暗通道先验透射率 $t_{\text{DCP}}(x)$:

$$t_{\text{DCP}}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (5)$$

式中, $I^c(y)$ 为尘雾图像的一个颜色通道; x 为像素点;

$\Omega(x)$ 为以 x 为中心的像素点区域; A^c 为先验给定值。

利用该先验恢复图像整体偏暗, 且在尘雾浓度较大区域存在先验失效问题。因此笔者使用亮通道先验进行暗通道先验补充。亮通道先验的解释为: YU 等^[20]从 500 幅夜间无雾图像中随机裁剪出 5 000 个斑块, 并统计了 5 000 个斑块的亮通道, 发现 95% 以上斑块的像素值在 0.9~1.0 内。基于以上分析, 采用亮通道先验, 在无雾图像的亮区域中, 每个颜色通道像素的最大强度接近于 1, 如式(6)所示:

$$J^{\text{bright}}(x) = \max_{y \in \Omega(x)} [J^c(y)] \rightarrow 1, c \in \{R, G, B\} \quad (6)$$

式中, $J^{\text{bright}}(x)$ 为图像亮通道; $\max_{y \in \Omega(x)} [J^c(y)]$ 为最大值滤波。

对式(1)两边求局部最大值, 后将式(6)代入, 可得亮通道先验透射率 $t_{\text{BCP}}(x)$:

$$t_{\text{BCP}}(x) = \max_{y \in \Omega(x)} \left(\max_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I^c(y) - A^c(y)}{1 - A^c(y)} \right) \quad (7)$$

基于暗、亮通道先验所得透射率如图 3(b)、(c) 所示,图中暗通道透射率在尘雾浓度较大区域,图 3(b) 左下角区域表现为透射率较小,先验失效,因此不适

用于此区域;亮通道透射率在尘雾浓度较大区域,图 3(c) 左下角区域表现为透射率较大,表明先验适于浓度较大区域,但在其他区域产生细节丢失。

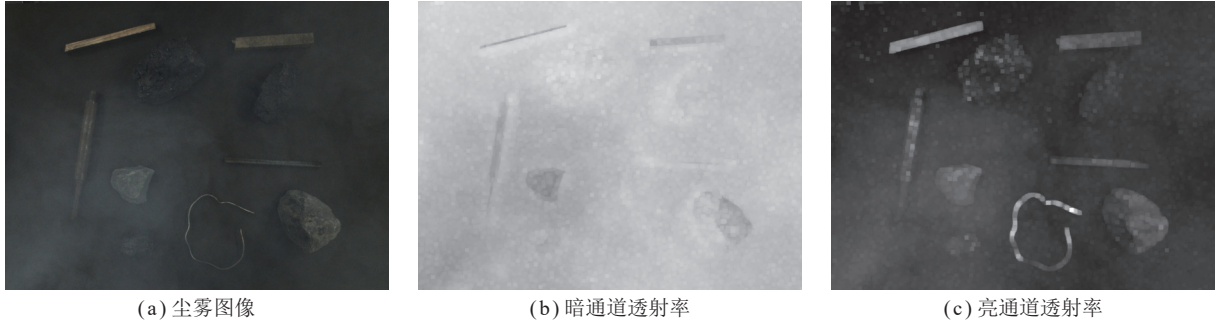


图 3 基于暗亮通道先验获取的透射率

Fig.3 Transmittance obtained based on the dark-bright channel prior

为了使复原图像在不同尘雾浓度区域得到较好去雾效果及避免浓度较大区域在去雾过程中产生亮度损失问题,笔者提出一种基于通道分量分割融合暗、亮通道透射率求取图像初始透射率的方法,即

$$t(x) = C_{DCP}(x)t_{DCP} + C_{BCP}(x)t_{BCP} \quad (8)$$

式中, $C_{DCP}(x)$ 为暗通道透射率权值; $C_{BCP}(x)$ 为亮通道透射率权值。

为避免因多次分割导致所得透射率在分割边界区域错误融合,影响图像去雾,笔者使用通道分量 $C_{max}(x)$ 来辅助暗亮通道透射率进行更好融合。尘雾浓度较大区域对应图像像素值越大,通道分量 $C_{max}(x)$ 中像素值较高区域是尘雾浓度较大区域的概率也就越大。 $C_{max}(x)$ 的定义为

$$C_{max}(x) = \max_{c \in \{R,G,B\}} [I^c(x)] \quad (9)$$

式中, $C_{max}(x)$ 为 RGB 图像三通道中最大像素通道。

因使用通道分量融合,加之本身环境照度低,因此相应亮区域权值增强,暗区域权值削弱,使暗亮区域更加明显。基于此,本文权值公式为

$$\begin{aligned} C_{DCP}(x) &= [C_1(x)]^{1.3}, C_1(x) = [C_{max}(x) < T] \\ C_{BCP}(x) &= [C_2(x)]^{0.3}, C_2(x) = [C_{max}(x) \geq T] \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $C_1(x)$ 为通道分量小于阈值部分,在求暗通道透射率权值时大于阈值部分像素值为 0; $C_2(x)$ 为通道分量大于阈值部分,在求亮通道透射率权值时小于阈值部分像素值为 0。

经本文融合方法所得初始透射率如图 4(d) 所示,

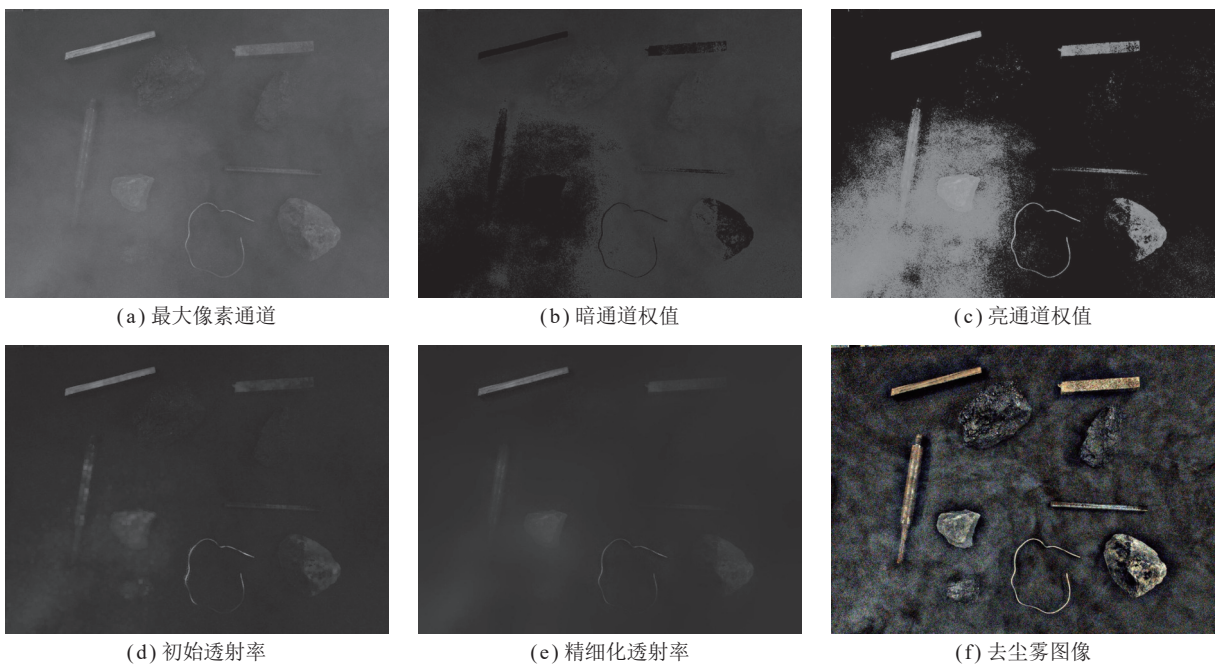


图 4 基于通道分量分割融合暗亮通道获取透射率过程

Fig.4 Obtaining transmittance process based on channel component segmentation fused with dark and bright channel

在尘雾浓度较大及亮区域透射率表现为较大,在尘雾浓度较小及暗区域透射率表现为较小,很好结合了暗、亮通道先验优点。在利用引导滤波对其进行精细化后,结合得到的大气光强 $A(x)$,利用式 (1) 进行图像去尘雾,如式 (11) 所示:

$$J(x) = \frac{I(x) - A(x)}{\max[t_1(x), t_0]} + A(x) \quad (11)$$

式中, $J(x)$ 为去雾图像; $I(x)$ 为带雾图像; $t_1(x)$ 为精细化透射率,由于透射率 $t_1(x)$ 偏小时会造成 $J(x)$ 偏大,去雾图像整体向白场过渡,因此 $\max[t_1(x), t_0]$ 表示对透射率设置一个下限值,本文取 $t_0=0.1$ 。

4 亮度增强及饱和度矫正

在去雾过程中不可避免会造成亮度及饱和度损失,因此在完成去雾后需对图像亮度及饱和度进行增强。为解决图像本身偏暗及去雾过程造成亮度损失问题,首先将去雾后 RGB 图像转换至 HSV 空间,然后对亮度分量 V 进行均衡化,并对均衡化前后亮度分量进行线性聚合,得到增强后亮度分量,如式 (12) 所示,最后转回至 RGB 空间,完成亮度增强。

$$V(x) = \theta V_1(x) + (1 - \theta)V_2(x) \quad (12)$$

式中, $V(x)$ 为增强后的亮度分量; θ 为聚合权值; $V_1(x)$ 为均衡化前亮度分量; $V_2(x)$ 为均衡化后亮度分量。

为选择亮度分量聚合权值,笔者使用 4 项客观指标,即平均梯度、信息熵、灰度均值和 FADE(Fog Aware Density Evaluator, FADE)^[25]。平均梯度越高,证明图像去雾后细节保留越好;信息熵越高,证明图像信息量越多;灰度均值越高,证明图像整体亮度值越高;FADE 越低,证明图像去雾越彻底,雾残留越少。为得到较好聚合权值,本文将聚合权值设为 0.1~1.0,步长 0.1,进行讨论分析,并将不同聚合权值下所得 4 项客观指标数值均归一化至 [0~1],如式 (13) 所示:

$$\bar{Q} = \frac{Q - Q_{\min}}{Q_{\max} - Q_{\min}} \quad (13)$$

式中, \bar{Q} 为归一化后指标; Q 为归一化前指标; Q_{\min} 为归一化前指标最小值; Q_{\max} 为归一化前指标最大值。

根据式 (13) 归一化不同聚合权值下获得图像的客观指标如图 5 所示。对比 4 项指标可知,随着聚合权值增大,信息熵、平均梯度、灰度均值和 FADE 数值均下降。信息熵在聚合权值大于 0.6 后,曲线斜率增大,数值降低幅度变大;FADE 在聚合权值大于 0.6 后曲线斜率减小,数值降低幅度变小,而其余两项曲线斜率高度重合,且在整个聚合权值区间内的斜率基本保持不变。因此为使获得的图像在尽可能去雾彻底及信息量尽可能多的情况下,同时考虑其余 2 项指标,本文聚合权值最终取 0.9。

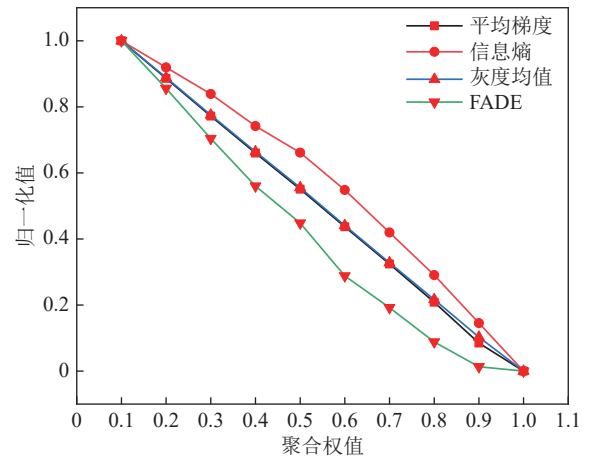


图 5 不同聚合权值下获得的图像客观指标对比

Fig.5 Comparison of objective indexes of images obtained under different aggregation weights

由于尘雾会导致图像饱和度成分降低^[26],为此牛宏侠等^[27]提出一种图像饱和度自适应补偿方法,以实现全局自适应调整,但由于未考虑图像饱和度 S 和亮度 V 分量相关性^[28],实验结果表明该算法处理后去雾图像饱和度较原图提升欠佳,如图 6(b) 所示。为了使图像整体色彩更加真实和自然,根据图像亮度与饱和度分量间大致正相关^[29],笔者提出一种饱和度自适应拉伸函数,如式 (14) 所示:



(a) 原图饱和度分量

(b) 牛宏侠等^[27]获取的饱和度分量

(c) 本文方法获取的饱和度分量

图 6 饱和度分量矫正前后对比

Fig.6 Comparison of saturation component before and after correction

$$S(x) = \left[\frac{V(x)}{V_1(x)} \right]^\mu \left[\frac{S(x) - S_{\min}(x)}{S_{\max}(x) - S_{\min}(x)} S_{\max}(x) \right] \quad (14)$$

式中, μ 为比例系数, 本文取 2.0; $S_{\max}(x)$ 为饱和度分量像素最大值; $S_{\min}(x)$ 为饱和度分量像素最小值。

经本文方法处理后饱和度分量如图 6(c) 所示, 较原图及牛宏侠等^[27]提出的方法, 本文方法所得饱和度分量的灰度值有明显提升, 矫正前后对比如图 6 所示。

5 图像获取及算法设置

5.1 图像获取

本文实验所用图像数据集取自图 7 所示平台, 由皮带机、工控机、海康威视 MV-CA016-10UC 工业相机、相机控制计算机、LED 条形灯、照度计、遮光罩等组成。因相机所抓取图像均为单张图片, 而皮带在低速运行时, 带面物体不会出现因与相机相对运动而带来的拖影模糊问题。相较于低照度情况下的尘雾环境对图像的干扰, 则相机获取的图像受带速影响的问题可以忽略不计^[30], 因此本文图像均在皮带静止时抓取, 煤、矸石和杂物样本的放置区域位于相机成像区域下。实验室数据尘雾模拟使用加湿器产生的水雾及白色烟饼燃烧产生的粉尘形成, 且水雾及粉尘均为动态。《煤矿安全规程》规定集中带式输送机巷道须有足够照明, 结合文献^[31-32], 综合考虑后选择环境照度值为 80 Lux 进行图像采集, 图像分辨率为 1 440×1 080, 相机采集帧率为 33FPS。最终获得低照度环境下尘雾浓度不均的图像共计 300 幅, 组成本文的图像数据集, 而数据集中的每幅图像中均包含多个物体。本文数据集中检测目标类别分为 5 类, 经统计, 数量总计为 2 100 个, 包括锚杆 300 个、铁棒 300 个、铁丝 300 个、木条 600 个、矸石 600 个。此外, 用于应用验证的数据为陕西彬长胡家河矿业有限公司提供的 78 张井下实际图像, 包含 58 张分辨率为 640×480

图像及 20 张分辨率为 1 706×1 280 图像。

5.2 算法设置

本文算法开发与测试环境为: CPU 为 11 th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11400F@2.60 GHz; GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti; 16.0 GB RAM; 操作系统为 64 bit Windows 10; 软件环境为 PyCharm Community Edition 2022; 语言为 Python3.8。为更好地将本文算法与其他算法比较, 将本文算法与对比算法引导滤波参数设置为相同, 滤波窗口大小为 81×81。经调试, 针对实验室数据, 将 YU 等^[20]伽马矫正参数设置为 0.11; 赵波等^[23]分段伽马矫正参数设置为 0.25, 其余参数按照其文章中的设置, 本文求取透射率处的分割融合参数设置为 0.28; 针对生产现场数据, 将 Yu 等^[20]伽马矫正参数设置为 0.30; 赵波等^[23]分段伽马矫正参数设置为 0.55, 其余参数按照其文章中设置, 求取透射率处分割融合参数设置为 0.45。算法的执行效率采用 CPU 进行比对。

6 讨论

为验证本文所提去尘雾方法的有效性和优越性, 做如下对比: ① 使用实验室数据和生产现场数据进行不同去尘雾方法处理后图像的主观及平均梯度、信息熵、FADE 和灰度均值等客观指标对比; ② 使用实验室数据对不同去尘雾方法处理后的图像经 YOLOv5 单阶段目标检测模型训练后的检测精度及 5.1 节中获取的数据集的测试集和数据集之外利用实验平台重新获取的图像的检测置信度对比。

6.1 静态去雾假设验证

同时采集静态及皮带低速运行 (速度为 0.3 m/s) 的尘雾图像, 2 者去雾前、后图像如图 8 所示。

主观来看, 无论静态或动态获取的尘雾图像在去雾后清晰度明显增加, 2 者主观效果接近。从客观指标来看, 静态尘雾图像平均梯度、信息熵、灰度均值及 FAED 分别为 1.958 4、5.546 4、51.031 7 及 1.104 9; 去雾后, 图像平均梯度、信息熵、灰度均值及 FAED 分别为 23.142 3、7.234 7、64.860 2 及 0.095 7; 动态尘雾图像平均梯度、信息熵、灰度均值及 FAED 分别为 1.925 9、5.599 0、51.008 3 及 1.141 3; 去雾后, 图像平均梯度、信息熵、灰度均值及 FAED 分别为 21.008 3、7.131 8、61.150 6 及 0.095 4。从客观指标来看, 静态与动态尘雾图像在去雾后, 平均梯度、信息熵及灰度均值的客观指标数值增幅接近, FADE 数值减幅几乎一致, 印证了本文假设。

6.2 去雾前后图像质量对比

如图 9 所示, 选取实验室和生产现场各 2 幅图像

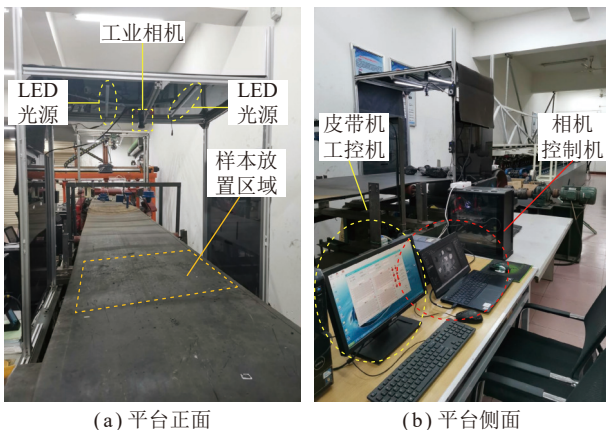


图 7 实验室图像数据集制备平台

Fig.7 Laboratory image data set preparation platform

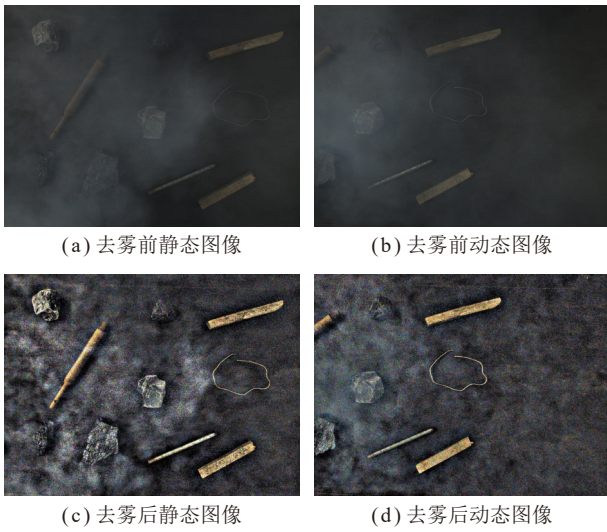


图 8 去雾前后静态图像对比

Fig.8 Comparison of static and dynamic images before and after defogging

进行对比验证,其中 I、II 行中左起第 1 幅图像为实验室中原图,III、IV 行中左起第 1 幅图像为生产实际中原图。实验室中 2 幅图像带有局部中等尘雾,图中左下角区域的尘雾 FADE 数值最大达 1.505 8,而生产

现场图像中尘雾浓度更大,尘雾 FADE 均值达 2.824 6。本文各算法对比结果如图 9 所示,从左至右依次为尘雾图像、HE 等^[14]、YU 等^[20]和赵波等^[23]及本文算法处理后图像。由图 9 可知,从实验室图像来看,经 HE 等算法处理后图像较尘雾图像更暗,视觉效果不佳;YU 等^[20]算法亮度与原图基本一致,但在尘雾浓度较大区域存在亮度损失,如图 9 中 I 和 II 中锚杆、矸石和煤块区域,且增大了图像中原有阴影区域,如图 9 中 I 和 II 中木条周围区域。赵波等^[23]算法虽在浓度较大区域有不错去雾效果,但在尘雾浓度较小的暗区域去雾效果不佳。相比之下,经本文算法去雾增强后的图像,整体亮度高于原图和对比算法,且由于进行饱和度矫正的缘故,图像中物体颜色更加鲜艳,视觉效果提升明显。从生产现场图像来看,经本文算法处理过后,输送带上物体轮廓更加明显,左右两边矿洞亮度明显增加,左中矿工也更加清晰,效果如图 9 中 III 行最后一幅图像所示;图 9 中 IV 行最后一幅图像中矿工更加清楚;证明经去雾后图像的确优于原图、HE 与赵波等算法,YU 算法与本文算法去雾效果接近。

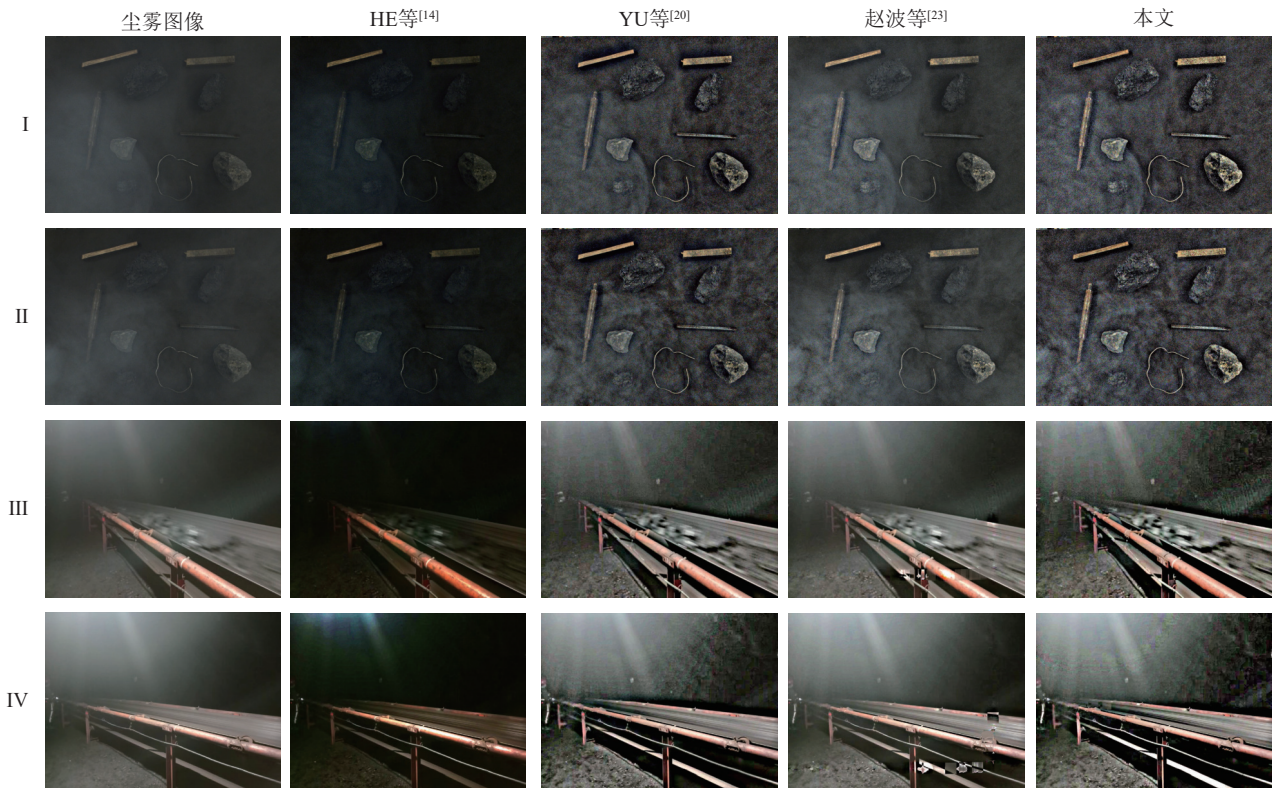


图 9 不同算法去雾前后图像对比

Fig.9 Comparison of images before and after dehazing by different algorithms

为更好地进行算法效率对比,笔者所给时间均为算法运行 100 次平均时间,不同去雾算法处理后图像质量评价结果如表 1 和图 10 所示。从表 1 和图 10

可以看出,无论是实验室数据还是实际数据,本文算法的耗时远低于赵波等的算法,与 YU 等的算法接近,相较 HE 等的算法本文算法耗时略长,但实现了更好

表 1 不同算法去雾后图像质量评价结果

Table 1 Image quality evaluation results of different algorithms after dehazing

算法	原图	HE等 ^[14]	YU等 ^[20]	赵波等 ^[23]	本文	
I	平均梯度	2.055 6	3.239 8	16.625 7	8.674 4	22.020 9
	信息熵	5.35	5.19	6.96	6.54	7.18
	FADE	1.065 8	0.362 0	0.102 8	0.341 8	0.094 9
	灰度均值	53.33	23.96	53.18	63.03	62.71
	时间/s	—	0.446	0.852	2.198	0.975
II	平均梯度	2.049 9	3.208 1	15.638 2	7.852 9	21.278 1
	信息熵	5.39	5.15	6.93	6.51	7.15
	FADE	1.061 1	0.364 8	0.104 9	0.364 3	0.095 3
	灰度均值	52.55	23.70	51.81	62.73	61.91
	时间/s	—	0.439	0.876	2.179	0.973
III	平均梯度	0.756 6	0.795 9	2.701 8	1.660 8	3.937 4
	信息熵	6.76	5.34	7.20	7.27	7.38
	FADE	2.821 4	0.884 6	0.717 9	1.671 1	0.461 1
	灰度均值	78.72	23.68	75.91	85.18	81.79
	时间/s	—	0.543	1.117	2.576	1.252
IV	平均梯度	0.964 7	1.273 0	3.288 3	2.107 7	3.672 8
	信息熵	7.15	6.04	7.32	7.54	7.23
	FADE	2.827 7	0.860 3	0.550 2	1.535 3	0.459 8
	灰度均值	85.19	32.27	79.82	90.78	83.96
	时间/s	—	0.541	1.123	2.564	1.231

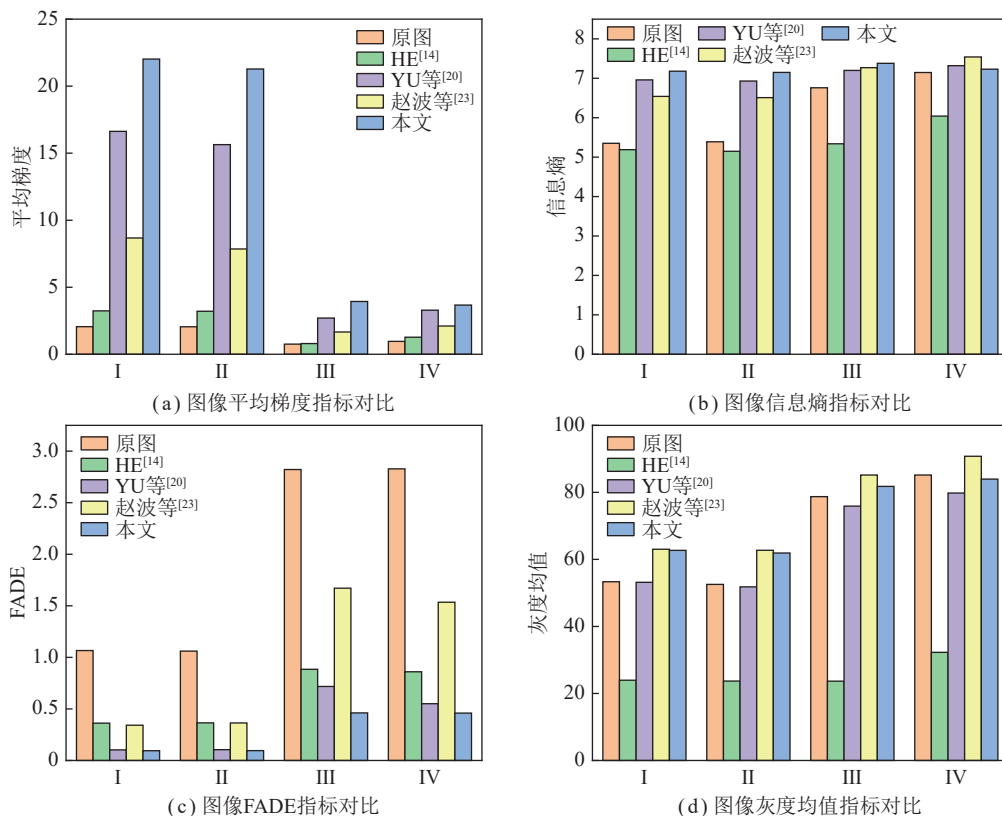


图 10 各算法去尘雾后图像指标对比

Fig.10 Comparison of images indexes after dust removal by each algorithm

的图像去雾及增强。以实验室图像去雾后客观指标来看,除 HE 等算法外,各算法处理后图像相对原图在平均梯度和信息熵 2 个方面都有显著提高,本文所提算法的灰度均值除略低于赵波等的算法外,高于原图和 YU 等的算法,远高于 HE 等的算法。各算法 FADE 较原图均下降,实现了不同程度去雾,本文所提算法的 FADE 远低于原图与 HE 和赵波等算法,略低于 YU 等的算法,实现了更好的去雾效果。相比其他算法,本文算法在平均梯度、信息熵和 FADE 三项指标上均取得最优表现,去雾增强后图像平均梯度和信息熵分别提高 971.26% 和 34.21%,FADE 也仅为原图像的 0.89%,去雾更彻底。由于生产场景中尘雾浓度较大,且景深较深,虽去雾效果较实验室略差,但就去雾后客观指标来看,仍有好的效果。去雾增强后图像平均梯度和信息熵分别提高 420.41% 和 9.17%,FADE 也仅为原图像的 16.26%。

6.3 去雾前后图像识别对比

将所得图像数据集按照 8 : 1 : 1 比例分为训练、验证和测试集,并使用 Labelimg 软件完成对五类检测目标的标注。在训练参数相同情况下,使用 YOLOv5 分别对未去尘雾、HE 等^[14]、YU 等^[20]和赵波等^[23]及本文算法处理后的去尘雾图像进行训练。这里,算法输出一个预测框来标识目标位置,而衡量预测框与目

标实际位置的准确度则用交并比 IOU,其衡量的是预测框与真实框的重叠程度,阈值越大,重叠程度越高,要求更加严格。因此笔者选择 IOU=0.9 时获得的 5 类目标的均值平均精度 (Mean Average Precision, P_{MA}) 进行各去雾算法的比较,结果见表 2。从表 2 可以看出,经本文方法处理后,训练可以得到更高的 $P_{MA0.9}$,比未去雾的 $P_{MA0.9}$ 提升 4.58%,明显优于 HE 等、YU 等和赵波等的去雾算法。

表 2 不同去雾算法处理后模型检测精度
Table 2 Model detection accuracy after different dehazing algorithms

去尘雾算法	$P_{MA0.9}/\%$	提升/ $\%$
尘雾图像	77.91	—
HE等 ^[14]	79.98	+2.07
YU等 ^[20]	79.29	+1.38
赵波等 ^[24]	78.61	+0.70
本文	82.49	+4.58

为进一步验证本文方法的优越性,对比图像分为 2 类:第 1 类为测试集中 2 幅图像,即图 11 中 I 和 III,分别为尘雾浓度中等和较大图像;第 2 类为利用实验平台获取 2 幅图像,即图 11 中 II 和 IV,分别为尘雾浓度中等和较大图像。使用不同去雾算法处理后图像

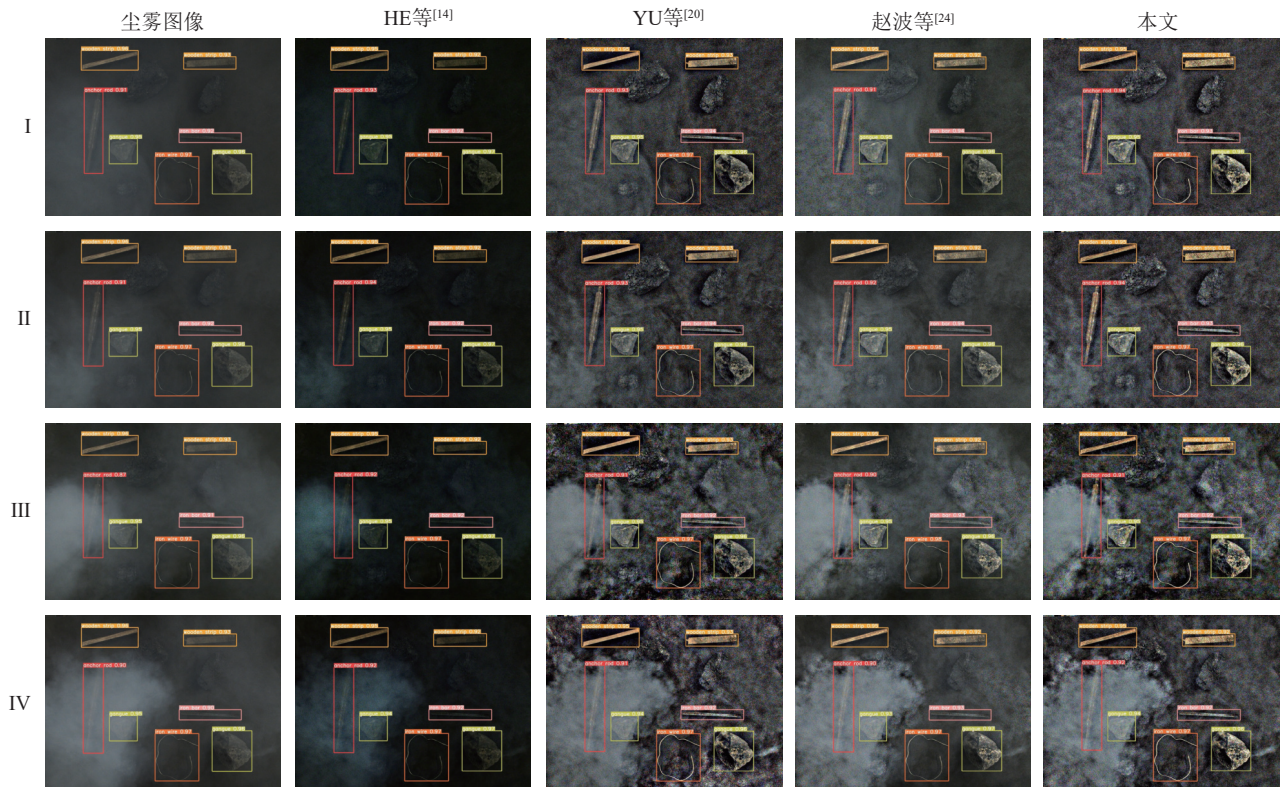


图 11 不同去雾算法下不同模型的检测结果对比

Fig.11 Comparison of detection results of different models under different dehazing algorithms

训练所得模型进行目标检测,如图 11 所示从左至右依次为未去雾图像、HE、YU 等和赵波等及本文算法处理后图像的检测结果。在第 1 类图像中,相比对比算法,本文算法在局部尘雾浓度较大处锚杆检测置信度更高,如图 11 中 I 和 III,原图锚杆检测置信度为 0.91 和 0.87,经本文算法处理后置信度为 0.94 和 0.91,有提升;在第 2 类图像中,相比对比算法,本文算法在局部尘雾浓度较大处锚杆的检测置信度也更高,如图 11 中 II 和 IV,原图锚杆检测置信度为 0.91 和 0.90,经本文算法处理后置信度为 0.94 和 0.92,铁棒置信度同样高于原图,且两类图像中其他目标的检测置信度也与对比算法接近,图像中目标整体检测置信度较高,证实了本文所提方法的优越性。

7 结 论

针对煤矿井下生产运输系统的监测图像易受尘雾影响的问题,提出了一种暗亮通道分割融合的低照度环境图像去尘雾及增强方法。针对实验室和生产现场所得数据,通过主观视觉和客观指标,证明了当初始 FADE 局部区域最大值为 1.5 时所提算法获得了理想的去尘雾效果。

(1) 引入亮通道先验解决了暗通道先验去雾在尘雾浓度较大区域失效问题,且通过对通道差的矫正,得到了细节保留更多的大气光强,并利用通道分量对透射率进行分割融合,去雾后图像残雾更少且尘雾浓度较大区域亮度损失被有效改善。

(2) 将图像亮度分量进行均衡化并进行线性加权融合,对图像饱和度进行矫正,解决了在低照度环境下图像偏暗及去尘雾过程造成亮度和饱和度损失问题,使增强后图像亮度更高,色彩更鲜艳。

(3) 使用平均梯度、信息熵、灰度均值和 FADE 等客观指标及图像检测精度和置信度进行了去尘雾效果对比,与已有算法相比,本文方法的综合指标、检测精度和置信度均优于对比算法,证明本文所提去雾方法是有效的,具有一定的优势。

参考文献(References):

- [1] 刘峰,曹文君,张建明,等.我国煤炭工业科技创新进展及“十四五”发展方向[J].煤炭学报,2021,46(1):1-15.
LIU Feng, CAO Wenjun, ZHANG Jianming, et al. Progress of scientific and technological innovation in China's coal industry and the development direction of the 14th Five-Year Plan[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(1): 1-15.
- [2] 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. Discussion on the latest technological progress and problems of coal mine intelligence[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.
- [3] 毛善君,崔建军,王世斌,等.煤矿智能开采信息共享管理平台构建研究[J].煤炭学报,2020,45(6):1937-1948.
MAO Shanjun, CUI Jianjun, WANG Shibin, et al. Research on the construction of information sharing management platform for intelligent coal mining[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 1937-1948.
- [4] 刘洋,张杰,张慧,等.一种改进的 Retinex 算法在图像去雾中的研究与应用[J].计算机科学,2018,45(S1):242-243,251.
LIU Yang, ZHANG Jie, ZHANG Hui, et al. Research and application of an improved Retinex algorithm in image dehazing[J]. Computer Science, 2018, 45(S1): 242-243,251.
- [5] 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(5): 010.
- [6] 智宁,毛善君,李梅,等.基于深度融合网络的煤矿图像尘雾清晰化算法[J].煤炭学报,2019,44(2):655-666.
ZHI Ning, MAO Shanjun, LI Mei, et al. Coal mine image dust and fog clarity algorithm based on deep fusion network[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(2): 655-666.
- [7] QIAN Wen, ZHOU Chao, ZHANG Dengyin. FAOD-Net: A Fast AOD-Net for dehazing single image[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1-11.
- [8] YAN Bingnan, YANG Zhaozhao, SUN Huizhu, et al. ADE-CycleGAN: A detail enhanced image Dehazing CycleGAN network[J]. Sensors, 2023, 23(6): 3294-3294.
- [9] LAND E H. The retinex theory of color vision[J]. Scientific American, 1978, 237(6): 108-128.
- [10] MCCARTNEY E J, FREEMAN F Hall. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles[J]. Physics Today, 1977, 30(5): 76-77.
- [11] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Contrast restoration of weather degraded images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(6): 713-724.
- [12] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision and the atmosphere[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3): 233-254.
- [13] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [14] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013(6): 1397-1409.
- [15] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image[C]// 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pat-

- tern Recognition (CVPR 2008), 24-26 June 2008, Anchorage, Alaska, USA. IEEE, 2008.
- [16] RAANAN Fattal. Single image dehazing[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2008, 27(3): 1-9.
- [17] ZHOU Hao, ZHANG Zhuangzhuang, LIU Yun, et al. Single image dehazing algorithm based on modified dark channel prior: Regular section[J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2021, E104D(10): 1758-1761.
- [18] CHEN Zhixiang, OU Binna, TIAN Qianyi. An improved dark channel prior image defogging algorithm based on wavelength compensation[J]. *Earth Science Informatics*, 2019, 12(4): 501-512.
- [19] ZHU Qingsong, MAI Jiaming, SHAO Ling. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [20] YU Teng, SONG Kang, MIAO Pu, et al. Nighttime single image dehazing via pixel-wise alpha blending[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 114619-114630.
- [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 clarity algorithm of coal face based on atmospheric scattering model[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(8): 3312-3322.
- [22] JEAN-FRANÇOIS Lalonde, ALEXEI A Efros, SRINIVASA G Narasimhan. Estimating the natural illumination conditions from a single outdoor image[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, 98(2): 123-145.
- [23] 赵波, 李洪平, 金汝宁, 等. 一种基于自适应大气光和加权引导滤波的夜间图像去雾算法[J]. *工程科学与技术*, 2023, 55(3): 225-234.
- ZHAO Bo, LI Hongping, JIN Runing, et al. A nighttime image dehazing algorithm based on adaptive atmospheric light and weighted guided filtering[J]. *Engineering Science and Technology*, 2023, 55(3): 225-234.
- [24] 陈彬, 谭新成. 加权聚合图像引导滤波[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41(7): 1993-1997.
- CHEN Bin, TAN Xincheng. Weighted aggregate image guided filtering[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(7): 1993-1997.
- [25] CHOI Lark Kwon, YOU Jaehye, BOVIK Alan Conrad. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging[J]. *IEEE transactions on image processing: A publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2015, 24(11): 3888-3901.
- [26] WANG Xiaochun, SUN Xiangdong, SONG Ruixia. Single image dehazing with V-transform and dark channel prior[J]. *Journal of Systems Science and Information*, 2020, 8(2): 185-194.
- [27] 牛宏侠, 王春智. 基于HSI空间的沙尘图像增强算法[J]. *北京交通大学学报*, 2022, 46(5): 1-8.
- NIU Hongxia, WANG Chunzhi. A dust image enhancement algorithm based on HSI space[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2022, 46(5): 1-8.
- [28] WANG Shuhang, LUO Gang. Naturalness preserved image enhancement using a priori multi-layer lightness statistics[J]. *IEEE transactions on image processing: A publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2018, 27(2): 938-948.
- [29] 陈文艺, 赵晓光. 一种自适应控制饱和度的色调映射方法[J]. *西安邮电大学学报*, 2016, 21(3): 84-89.
- CHEN Wenyi, ZHAO Xiaoguang. A tone mapping method for adaptive control of saturation[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2016, 21(3): 84-89.
- [30] LI Man, HE Xianli, YUAN Yinxue, et al. Multiple factors influence coal and gangue image recognition method and experimental research based on deep learning[J]. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, DOI: 10.1080/19392699.2022.2118260.
- [31] 李曼, 段雍, 曹现刚, 等. 煤矸分选机器人图像识别方法和系统[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(10): 3636-3644.
- LI Man, DUAN Yong, CAO Xiangang, et al. Image recognition method and system of coal gangue sorting robot[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(10): 3636-3644.
- [32] 王家臣, 李良晖, 杨胜利, 等. 不同照度下煤矸图像灰度及纹理特征提取的实验研究[J]. *煤炭学报*, 2018, 43(11): 3051-3061.
- WANG Jiachen, LI Lianghui, YANG Shengli, et al. Experimental study on gray and texture feature extraction of coal gangue images under different illumination[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018, 43(11): 3051-3061.