



基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法

王媛彬 何东阳 樊红卫 王旭 贺文卿 闫昭旭 李千禧

引用本文：

王媛彬, 何东阳, 樊红卫, 等. 基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(10): 237–250.

WANG Yuanbin, HE Dongyang, FAN Hongwei. Mine image enhancement algorithm based on multi-scale fast bilateral filtering and wavelet transform[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(10): 237–250.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2024-1874>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于同态滤波方法的煤矿井下图像增强技术研究

Research on coal mine underground image recognition technology based on homomorphic filtering method
煤炭科学技术. 2023, 51(3): 241–250 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021-0774>

基于HSV空间的煤矿不均匀照度图像修复算法研究

Research on image restoration algorithm of uneven illumination in coal mine based on HSV space
煤炭科学技术. 2024, 52(S2): 384–392 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1539>

基于小波散射变换的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法

Sound identification method of coal mine gas and coal dust explosion based on wavelet scattering transform
煤炭科学技术. 2024, 52(S1): 70–79 <https://doi.org/10.12438/cst.2022-1849>

基于自适应光照估计的Retinex-Net矿井图像增强算法

Retinex-Net mine image enhancement algorithm based on adaptive illumination estimation
煤炭科学技术. 2025, 53(7): 234–248 <https://doi.org/10.12438/cst.2024-0561>

基于阈值和权重Census变换的煤矿井下图像立体匹配算法

A stereo matching algorithm for coal mine underground images based on threshold and weight under Census transform
煤炭科学技术. 2024, 52(6): 216–225 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1169>

基于深度神经网络的煤矿井下低光照图像增强算法

Deep neural network-based image enhancement algorithm for low-illumination images underground coal mines
煤炭科学技术. 2023, 51(9): 231–241 <https://doi.org/10.12438/cst.2022-1626>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

机电工程与智能化



王媛彬, 何东阳, 樊红卫, 等. 基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(10): 237–250.

WANG Yuanbin, HE Dongyang, FAN Hongwei, et al. Mine image enhancement algorithm based on multi-scale fast bilateral filtering and wavelet transform[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(10): 237–250.

移动扫码阅读

基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法

王媛彬^{1,2}, 何东阳^{1,2}, 樊红卫³, 王旭⁴, 贺文卿^{1,2}, 闫昭旭^{1,2}, 李千禧^{1,2}

(1. 西安科技大学电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安市电气设备状态监测与供电安全重点实验室, 陕西 西安 710054; 3. 西安科技大学机械工程学院, 陕西 西安 710054; 4. 兖矿能源集团有限公司, 山东 邹城 237500)

摘要:受煤矿井下复杂地质环境和人造光源布置不均的影响, 井下监控视频图像容易出现照度不均、细节丢失、对比度低等问题, 而现有算法在增强过程中容易出现颜色失真、光晕伪影等不足。鉴于此, 提出一种基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法。首先, 采用同态滤波对矿井图像做初步增强后转换到HSV空间, 此时保持色调分量不变, 建立多尺度快速双边滤波, 从亮度分量中提取光照分量, 同时构造双伽马校正函数对光照分量进行增强; 其次, 基于Retinex理论, 计算反射分量, 并采用限制对比度自适应直方图均衡化算法(CLAHE)和灰度调整函数对反射分量进行增强; 然后, 使用小波变换融合光照分量和反射分量, 得到增强的亮度分量, 另设计饱和度修正函数矫正饱和度分量, 提高矿井图像的色彩饱和度; 最后, 将色调分量和增强的亮度分量、饱和度分量融合, 并从HSV空间转换回RGB空间。结果表明: 对比BPDHE、CLAHE、NPE、SRIE、BIMEF和PnPRetinex算法, 研究提出的算法处理后的矿井图像在均值、平均梯度、标准差、信息熵和空间频率方面分别提高了25.31%、42.75%、9.59%、1.60%、41.26%, 研究提出的算法能有效增强矿井图像的照度、细节和对比度, 同时减少光晕伪影、颜色失真等现象。在提取光照分量时, 多尺度快速双边滤波相比于经典双边滤波运行速度平均提高了87.29%。应用YOLOV8检测增强后的矿井工人图像, 其平均检测精度达到了90%, 相较于原始图像平均提高了40%, 这有效提升了智能检测的准确度。

关键词: Retinex理论; 快速双边滤波; HSV空间; 双伽马校正函数; 小波变换

中图分类号: TD76; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-2336(2025)10-0237-14

Mine image enhancement algorithm based on multi-scale fast bilateral filtering and wavelet transform

WANG Yuanbin^{1,2}, HE Dongyang^{1,2}, FAN Hongwei³, WANG Xu⁴, HE Wenqing^{1,2}, YAN Zhaoxu^{1,2}, LI Qianxi^{1,2}
(1. School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Xi'an Key Laboratory of Electrical Equipment Condition Monitoring and Power Supply Safety, Xi'an 710054, China; 3. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 4. Yankuang Energy Group Co., Ltd., Zoucheng 237500, China)

Abstract: Due to complex geological conditions and unevenly artificial lighting in underground coal mines, surveillance video images often exhibit non-uniform illumination, detail loss, and low contrast. Moreover, existing enhancement algorithms frequently introduce color distortion and halo artifacts during processing. To address these issues, a mine image enhancement algorithm based on multi-scale fast bilateral filtering and wavelet fusion is proposed. First, homomorphic filtering is applied to preliminarily enhance the image and convert it into HSV space, where the hue component remains unchanged. A multi-scale fast bilateral filter is then constructed to extract the illumination component from the brightness channel, and a dual gamma correction function is employed to enhance the illumination component.

收稿日期: 2024-12-15 策划编辑: 常琛 责任编辑: 宫在芹 DOI: 10.12438/cst.2024-1874

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52174198); 陕西省重点研发计划资助项目(2023YBSF-133); 西安市科技计划资助项目(24GXFW0049)

作者简介: 王媛彬(1977—), 女, 河南平顶山人, 副教授, 硕士生导师, 博士。E-mail: wangyb998@163.com

通讯作者: 何东阳(2000—), 男, 四川广元人, 硕士研究生。E-mail: 1263709017@qq.com

The reflection component, estimated according to Retinex theory, is further enhanced using a grayscale adjustment function and the Constrained Contrast Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) algorithm. Illumination and reflection components are subsequently fused by wavelet transform to obtain the enhanced brightness channel. In addition, a saturation correction function is designed to improve the saturation component and enhance the overall color representation of the mine image. Finally, the enhanced brightness and saturation components are combined with the hue component and transformed back from HSV to RGB space. Experimental results demonstrate that, compared with BPDHE, CLAHE, NPE, SRIE, BIMEF, and PnPRetinex algorithms, the proposed method achieves respective improvements of 25.31%, 42.75%, 9.59%, 1.60%, and 41.26% in objective evaluation metrics including mean, average gradient, standard deviation, information entropy, and spatial frequency. The method effectively enhances illumination, details, and contrast of mine images while suppressing halo artifacts and color distortion. Moreover, when extracting illumination components, multi-scale fast bilateral filtering achieves an average speed improvement of 87.29% compared with the classical bilateral filter. When YOLOv8 is applied to the enhanced images of mine workers, an average detection accuracy of 90% is obtained, representing a 40% increase compared with the original images and significantly improving the accuracy of intelligent detection.

Key words: Retinex theory; fast bilateral filtering; HSV space; dual gamma correction function; wavelet transform

0 引言

煤矿井下智能监控系统目前已得到广泛应用^[1],且能自动识别潜在的安全隐患^[2]。但受井下复杂的空间环境和人造光源布置不均的影响,监控系统采集的图像容易出现照度不均、细节丢失、对比度低等问题,导致最终接收到的图像的监控效果并不理想,直接影响对井下工作情况的掌控。而图像增强技术旨在改善矿井环境下的视频图像质量,以便对矿井环境进行准确监测和分析^[3]。因此,有必要对煤矿井下的图像进行增强。总体上,矿井图像的增强算法主要包括基于深度学习和传统方法2类。传统增强算法具有可视化程度高,数据选择、制备简单等优点,主要包括同态滤波算法^[4]、直方图均衡化算法^[5]、基于Retinex理论的单尺度Retinex算法(Single-Scale Retinex, SSR)^[6]、多尺度Retinex算法(Multi-Scale Retinex, MSR)^[7]、带颜色恢复的Retinex算法(Multi-Scale Retinex with Color Restoration, MSRCR)^[8]。虽然这些算法能在一定程度上增强矿井图像,但也存在不足之处。同态滤波算法在增强图像时容易出现高亮区过度增强的问题,直方图均衡化算法增强后的图像的灰度级会进行合并进而减少,造成细节的丢失^[9],而基于Retinex理论的SSR算法、MSR算法和MSRCR算法在图像明暗变化剧烈的区域,容易出现光晕伪影、颜色失真等问题^[10]。因此,许多研究者基于上述方法进行了大量的改进和试验。智宁等^[11]提出了基于照度调整的矿井非均匀照度视频图像增强算法,实现了井下照度均衡,但对全局图像使用规整化因子,可能因其过大导致光晕现象的产生。张立亚等^[12]基于HSV空间,利用MSR算法和改进双边滤波融合的方法^[13],有效抑制了光晕伪影和边缘模糊现象。但只考虑反射分量而忽略光照分量,会

导致最终增强的矿井图像的自然性较差。苏波等^[14]提出基于多权重融合策略的Retinex矿井图像增强算法。此方法避免了井下图像光晕伪影的产生,同时保留了其自然性。但采用多权重融合策略时,融合过程中矿井图像易因某个权重较低,丢失某些细节特征,影响最终图像质量。雷声等^[15]通过改进的多尺度Retinex算法修复与均衡明度,应用巴特沃斯滤波器修复色度,通过基于相关性的自适应饱和度校正方法修正饱和度。这有效抑制了光晕与边缘模糊现象的发生,但如果滤波器设计不当,容易引起颜色失真。

近年来,基于深度学习的增强方法因其强大的学习能力而广受关注。李正龙等^[16]通过建立含噪Retinex模型,平衡光源与黑暗环境之间的关系,使煤矿井下低光照图像得到增强。潘杉等^[17]设计了基于结构和纹理感知的井下低光照自监督图像增强方法,解决了图像对比度差以及部分区域过曝和欠曝的问题,有效改善了井下低光照图像的视觉效果。田丰等^[18]提出一种基于自适应估计的改进Retinex-Net井下图像增强算法,提高了图像暗区域的亮度,使图像质量得到有效改善。上述研究表明,基于深度学习的增强方法通过构建深层非线性映射关系,能产生质量更高的矿井图像。但是,此类方法通常需要性能强大的硬件平台,并且数据集的制作和模型的调整存在一定的局限性。

综上所述,针对煤矿井下监控图像照度不均、细节丢失、对比度低,而现有算法在增强过程中容易出现颜色失真、光晕伪影的问题,笔者提出了一种基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法。该算法使用同态滤波对矿井图像做初步增强后转到HSV空间,减少颜色失真;建立多尺度快速双边滤波提取光照分量,抑制光晕伪影;构造双伽马校

正函数增强光照分量, 实现照度均衡; 基于 Retinex 理论计算反射分量并采用限制对比度自适应直方图均衡化算法 (CLAHE) 和灰度调整函数增强反射分量; 使用小波变换融合光照分量和反射分量, 设计饱和度修正函数矫正饱和度分量, 使色彩信息符合人眼视觉特性。

1 总体思路

本文提出的增强算法整体流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

- 1) 采用同态滤波增强原始图像 $f(x, y)$, 得到初步增强图像 $g(x, y)$ 后, 将 $g(x, y)$ 转换到 HSV 空间。
- 2) 建立多尺度快速双边滤波, 从亮度分量 V 中

提取光照分量, 得到初始光照分量 $L_V(x, y)$ 。

- 3) 构造双伽马校正函数增强 $L_V(x, y)$, 得到增强光照分量 $L'_V(x, y)$ 。然后利用 Retinex 模型计算初始反射分量 $R_V(x, y)$ 并使用灰度调整函数和 CLAHE 算法对其进行增强, 得到增强反射分量 $R'_V(x, y)$ 。
- 4) 通过小波变换融合 $L'_V(x, y)$ 和 $R'_V(x, y)$, 得到新的亮度分量 $V'(x, y)$, 然后对其进行对比度拉伸, 生成最终增强亮度分量 $\tilde{V}'(x, y)$ 。

- 5) 设计饱和度修正函数矫正饱和度分量 S , 得到增强饱和度分量 S' 。然后融合 $\tilde{V}'(x, y)$ 、 S' 和色调分量 H , 并将融合后的图像从 HSV 空间转换回 RGB 空间, 最终得到增强矿井图像 $f'(x, y)$ 。

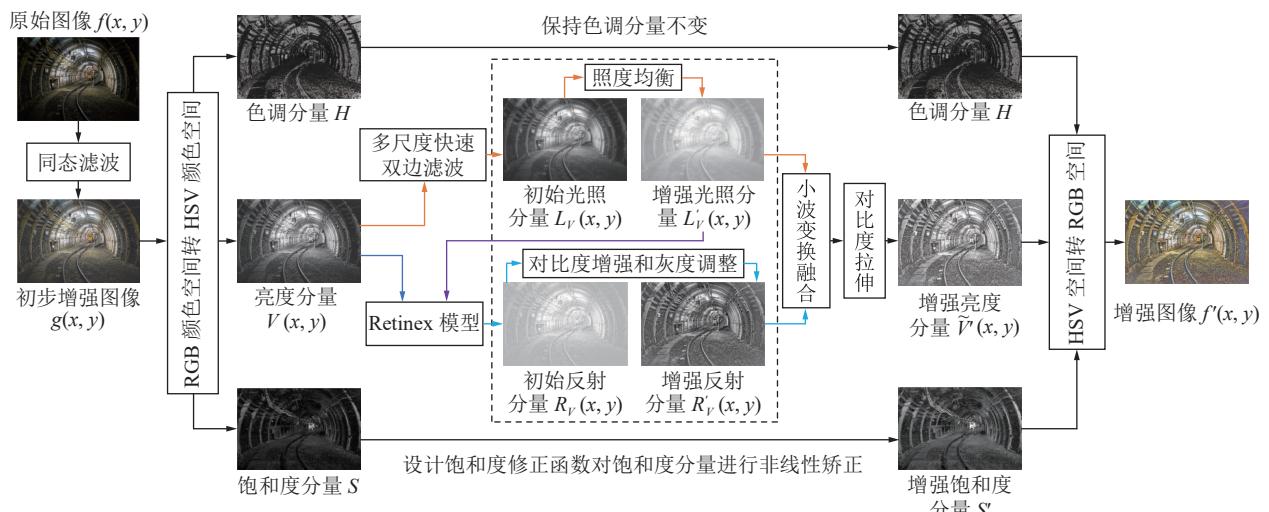


图 1 增强算法的整体流程

Fig.1 Overall flowchart of enhancement algorithm

2 矿井图像增强算法的具体构建

2.1 同态滤波初步增强

煤矿井下图像灰度分布不均、动态范围小、对比度低, 导致整体图像偏暗, 不能很好地凸显图像的细节信息, 影响观测。灰度线性变换虽然可以增强矿井图像低照度区域, 但同时会降低高照度区域的灰度层次和细节, 不利于后续的图像分析^[19]。而同态滤波将频率过滤和灰度变换结合起来, 基于照度-反射模型, 在频率域调整矿井图像的灰度范围, 使初步增强后的图像符合人眼对于亮度响应的非线性特性(图 2)。经过同态滤波初步增强的矿井图像可以表示为

$$g(x, y) = F[f(x, y)] \quad (1)$$

其中, F 为同态滤波。初步增强效果如图 1 所示, 在提高图像暗区域对比度的同时, 保留了图像亮区

域的灰度层次和细节。因此, 经过同态滤波初步处理后, 原始图像对比度和清晰度有一定程度的提升, 有利于后续图像的处理。



(a) 原始图像 (b) 初步增强图像

图 2 同态滤波初步增强效果

Fig.2 Preliminary enhancement effect of homomorphic filtering

2.2 光照分量的提取和增强

2.2.1 Retinex 理论

Retinex 理论基于色彩恒定性和光照不变性提出,

即人眼感知到的物体颜色和亮度是由物体表面的反射特性决定的,与外界环境因素和入射光的变化无关。由此,该理论认为一幅图像由光照分量和反射分量2部分组成。其数学表达式如式(2)所示:

$$I(x, y) = L(x, y) \times R(x, y) \quad (2)$$

其中, $L(x, y)$ 为光照分量,是图像缓慢变化的低频部分,反映了场景的光源特性,与图像的自然性紧密相关; $R(x, y)$ 为反射分量,是图像细节变化剧烈的高频部分,反映了物体的本质信息和对光线的反射能力。为了方便计算,通常将式(2)转换到对数域进行处理,如式(3)所示:

$$\ln[I(x, y)] = \ln[L(x, y)] + \ln[R(x, y)] \quad (3)$$

2.2.2 光照分量的提取

矿井图像光照分量的提取对于后续的图像增强至关重要。双边滤波是考虑灰度和空域信息相似性的平衡处理操作,能够在保留图像亮区边缘信息的同时具有较好的滤波能力。但经典双边滤波是一种非线性的滤波方法,计算复杂度较高,运算速度较慢。因此,本文采用分段线性的方法来加速双边滤波,同时选取不同尺度的空间方差 σ_s 和灰度方差 σ_r ,构成多尺度快速双边滤波来准确提取光照分量。假设经过同态滤波初步增强的矿井图像 $g(x, y)$ 的亮度分量 $V(x, y)$ 在中心像素 $m = (x_1, y_1)$ 点处的灰度值为 V_m ,经过滤波的矿井图像 $\tilde{V}(x, y)$ 在 m 点处的灰度值为 \tilde{V}_m ,双边滤波的计算过程如式(4)、式(5)所示:

$$\tilde{V}_m = \frac{1}{W_m} \sum_{n \in A} G_{\sigma_s}(\|m - n\|) G_{\sigma_r}(\|V_m - V_n\|) V_n \quad (4)$$

$$W_m = \sum_{n \in A} G_{\sigma_s}(\|m - n\|) G_{\sigma_r}(\|V_m - V_n\|) V_n \quad (5)$$

式中: $n = (x_2, y_2)$ 为 m 的领域像素点; A 为其集合, W_m 为归一化参数; G_{σ_s} 为空域域核; G_{σ_r} 为灰度域核,具体如式(6)、式(7)所示:

$$G_{\sigma_s}(\|m - n\|) = \exp \left\{ \frac{-[(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2]}{2\sigma_s^2} \right\} \quad (6)$$



图3 提取光照分量的简化框架

Fig.3 Simplified framework diagram for extracting lighting component

2.2.3 光照分量的增强

煤矿井下工作环境复杂,一般使用矿灯作为光源,容易出现近光区照度偏大而远光区照度偏小的现象,导致矿井图像照度不均,存在大量暗区域,可

$$G_{\sigma_r}(\|V_m - V_n\|) = \exp \left[\frac{-(V_m - V_n)^2}{2\sigma_r^2} \right] \quad (7)$$

多尺度快速双边滤波提取光照分量的简化框架如图3所示,具体步骤如下:

1) 选取大、中、小3个尺度的 σ_s 、 σ_r 用于后续计算,取值分别为 $\sigma_s = 10$, $\sigma_r = 0.8$, $\sigma_s = 1$, $\sigma_r = 0.5$, $\sigma_s = 0.1$, $\sigma_r = 0.2$ 。

2) 设定若干个固定灰度值并称其为分段值 i^j , V_{\max} 、 V_{\min} 分别定义为 $V(x, y)$ 的最大和最小灰度值, P 定义为分段值数量,具体如式(8)所示:

$$i^j = \frac{V_{\max} - V_{\min}}{P-1}(j-1) + V_{\min}, j = 1, 2, \dots, P \quad (8)$$

3) $V(x, y)$ 与每个分段值做减运算,其结果作为 G_{σ_r} 的指数变量,减运算结果的高斯函数构成数个分片,则灰度域核由其近似。

4) 分片与 $V(x, y)$ 点乘后得到新分片,双边滤波便转化为新旧分片与 G_{σ_s} 的卷积,如式(9)、式(10)所示:

$$G_{\sigma_r}^j(V_m) = G_{\sigma_r}^j(V_m, i^j) \quad (9)$$

$$\tilde{V}_m^j = \frac{\sum_{n \in A} G_{\sigma_s}(\|m - n\|) G_{\sigma_r}^j(V_m) V_n}{\sum_{n \in A} G_{\sigma_s}(\|m - n\|) G_{\sigma_r}^j(V_m)} = \frac{G_{\sigma_s} \otimes (G_{\sigma_r}^j \times V)}{G_{\sigma_s} \otimes G_{\sigma_r}^j} \Big|_m \quad (10)$$

5) 对卷积得到的所有分片 $\tilde{V}^j(x, y)$ 进行求和,得到经快速双边滤波的输出图像 $\tilde{V}(x, y)$,如式(11)所示:

$$\tilde{V}(x, y) = \sum_{j=1}^P \tilde{V}^j(x, y) \quad (11)$$

6) $V(x, y)$ 经过3次不同尺度的快速双边滤波后,求其均值得到初始光照分量 $L_V(x, y)$,如式(12)所示。 $V(x, y)$ 、 $L_V(x, y)$ 和不同尺度下的光照分量如图4所示:

$$L_V(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 [\tilde{V}_i(x, y), \sigma_{s_i}, \sigma_{r_i}] \quad (12)$$

观测性差。因此,对井下图像进行照度校正具有重要意义。针对上述问题,构造双伽马校正函数对初始光照分量 $L_V(x, y)$ 进行增强,实现照度均衡。具体计算如式(13)—式(15)所示:

图 4 $V(x,y)$ 、 $L_V(x,y)$ 和不同尺度下的光照分量Fig.4 $V(x,y)$ 、 $L_V(x,y)$ and illumination component at different scales

$$G_a = L_V(x,y)^{\frac{1}{r}} \quad (13)$$

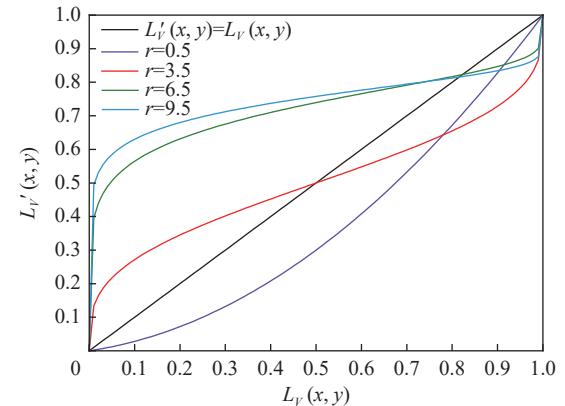
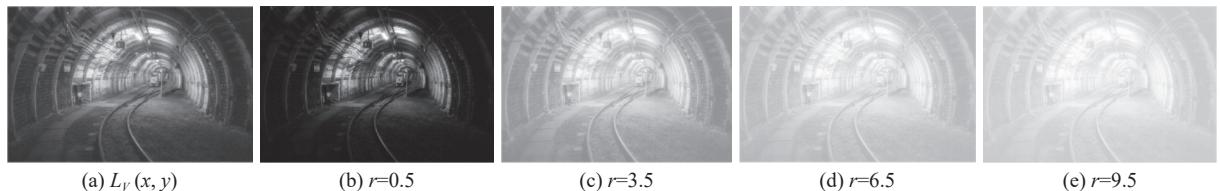
$$G_b = 1 - [1 - L_V(x,y)]^{\frac{1}{r}} \quad (14)$$

$$L'_V(x,y) = \alpha G_a + (1 - \alpha) G_b \quad (15)$$

其中, G_a 为用于增强图像的暗区域; G_b 为用于抑制图像的亮区域。 α 为 $L_V(x,y)$ 的最大灰度值; r 为照度调节因子; $L'_V(x,y)$ 为增强光照分量。一般 r 越大, 增强或抑制的程度越大, 即照度提升或照度抑制越多。

本文比较了 4 种不同 r 时 $L_V(x,y)$ 的增强情况, 为便于分析, 将 $L'_V(x,y) = L_V(x,y)$ 视为参考线, 代表 $L_V(x,y)$ 未增强。 $r = 0.5$ 时, $L'_V(x,y)$ 位于参考线下方, 代表 $L_V(x,y)$ 整体照度被完全抑制, 图像偏暗。 $r = 3.5$ 时, $L'_V(x,y)$ 部分在参考线上方, 部分在参考线下方, 代表 $L_V(x,y)$ 的低照度区域被增强, 高照度区域被抑制而不出现曝光现象, 能有效实现图像的照度均衡。 $r = 6.5$ 时, $L'_V(x,y)$ 很大部分在参考线上方, 只有极少部分位于参考线下方, 代表 $L_V(x,y)$ 被过度增

强, 图像整体照度偏高。显然, r 值越大, 图像的照度越强, 但若 r 值过大, 图像整体曝光越严重, 细节信息反而减少。在 $r = 9.5$ 时, 尤为明显。因此, 经过多次试验, 将 r 设为 3.5, 不同 r 时的校正曲线和矿井图像增强效果分别如图 5、图 6 所示。

图 5 不同 r 时的增强曲线Fig.5 Enhancement curves at different r values图 6 不同 r 时 $L_V(x,y)$ 的增强效果Fig.6 Enhancement effect of $L_V(x,y)$ under different r values

2.3 反射分量的计算和增强

依据 Retinex 模型, 一幅图像由光照分量和反射分量 2 部分组成。由此, 可根据式 (3) 计算出井下图像的反射分量并通过指数变换由对数域转换回实数域, 如式 (16)、式 (17) 所示:

$$R_L(x,y) = \ln[V(x,y)] - \ln[L'_V(x,y)] \quad (16)$$

$$R_V(x,y) = \exp[R_L(x,y)] \quad (17)$$

式中: $R_L(x,y)$ 为对数域反射分量。

初始反射分量 $R_V(x,y)$ 包含了矿井图像的大量细节特征, 但存在灰度分布不均、对比度低的问题。因

此, 为了使增强后的矿井图像可以显示更多的细节特征, 对反射分量进行调整是非常重要的。首先, 采用 CLAHE 算法^[20] 对 $R_V(x,y)$ 进行对比度增强, 如式 (18) 所示。式 (19) 为 $\tilde{R}_V(x,y)$ 的线性量化式, 式 (20) 为灰度调整指数 γ 的计算式。CLAHE 算法是一种经典的对比度增强方法, 该算法在直方图均衡化的基础上, 对图像分区域限制对比度, 降低图像对比度幅值, 有效抑制了背景噪声, 增强了图像的局部细节特征。然后, 设计灰度调整函数, 如式 (21) 所示。利用该函数调整对比度增强后的 $R_V(x,y)$ 的灰度值, 使增强后的反射分量 $R'_V(x,y)$ 的灰度值分布更加均衡。

$$\tilde{R}_V(x, y) = \text{CLAHE}[R_V(x, y)] \quad (18)$$

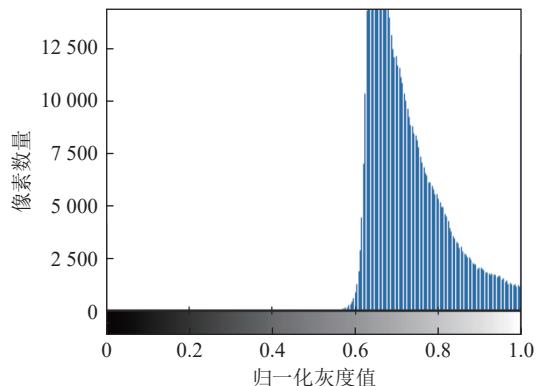
$$\hat{R}_V = \frac{\tilde{R}_V - \tilde{R}_{V_{\min}}}{\tilde{R}_{V_{\max}} - \tilde{R}_{V_{\min}}} \quad (19)$$

$$\gamma = \frac{\ln(\tilde{R}_{V_{\text{mean}}}/255)}{\ln(\hat{R}_{V_{\text{mean}}})} \beta^{\ln(\hat{R}_{V_{\text{mean}}})} \quad (20)$$

$$R'_V(x, y) = \hat{R}_V^{\gamma \beta^{-\ln(\hat{R}_V)}} \quad (21)$$



(a) 原始反射分量及其直方图



(b) 增强后的反射分量及其直方图

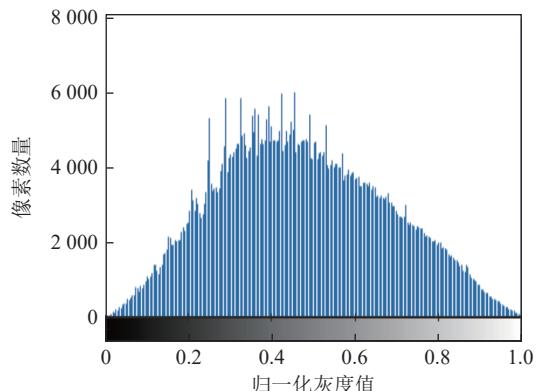


图7 反射分量及其直方图效果对比

Fig.7 Reflection component and its histogram comparison

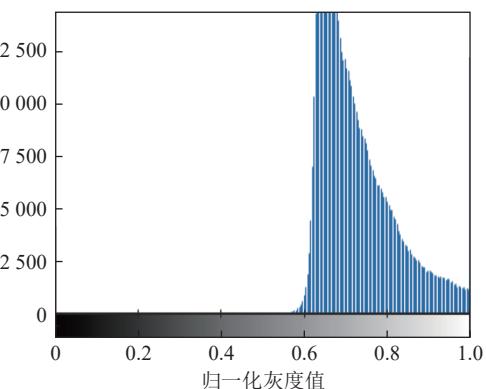
2.4 基于小波变换的图像融合

图像融合是将2幅或多幅图像的冗余信息和互补信息整合在一起,使得生成的新图像无论是信息量还是细节特征都有所增强^[21]。小波变换能将图像分解成不同尺度的频率成分,同时拥有完善的重构能力,这使得在融合过程中可以更好地保留图像的细节信息,让融合后的图像更加自然和清晰。因此,采用小波变换融合光照分量和反射分量。融合过程如图8所示,融合算法的具体步骤如下:

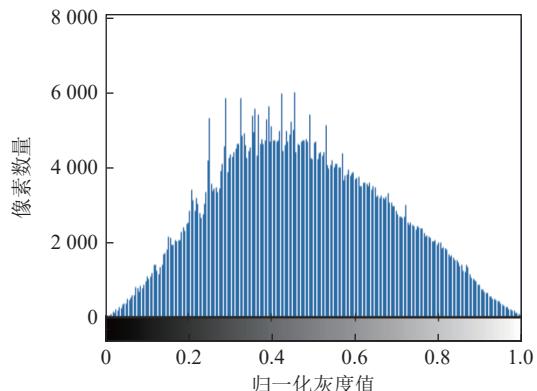
步骤1:将增强光照分量 $L'_V(x, y)$ 和增强反射分量 $R'_V(x, y)$ 作为输入图像,分别进行7层小波分解,获得对应的高频分量和低频分量。

步骤2:以直接平均法融合2张输入图像对应层

式中: $\tilde{R}_V(x, y)$ 为使用 CLAHE 算法后的初步增强反射分量; $\tilde{R}_{V_{\max}}$ 、 $\tilde{R}_{V_{\text{mean}}}$ 和 $\tilde{R}_{V_{\min}}$ 分别为 \tilde{R}_V 的最大灰度值、平均灰度值、最小灰度值; $\hat{R}_{V_{\text{mean}}}$ 为 \tilde{R}_V 的平均灰度值; \hat{R}_V 为 \tilde{R}_V 的线性量化,使 \hat{R}_V 灰度值在 [0,1] 范围; γ 为灰度调整指数; β 为调节因子,取 β 为 5.2。增强效果图和灰度直方图如图7所示。



(a) 原始反射分量及其直方图



(b) 增强后的反射分量及其直方图

数的低频分量,用子带系数最大值方法融合对应层数的高频分量,具体计算方法如式(22)、式(23)所示:

$$I_{V_k}' = \frac{L_{V_k}' + R_{V_k}'}{2}, k = 1, 2, \dots, 7 \quad (22)$$

$$\begin{cases} I_{V_k}(L'_V, R'_V), f_{V_k}(L'_V, R'_V) > I_{V_k}(L'_V, R'_V) \\ I_{V_k}(L'_V, R'_V), \text{others} \end{cases}, k = 1, 2, \dots, 7 \quad (23)$$

步骤3:对融合后的低频分量和高频分量进行小波重构,得到增强后的亮度分量 $V'(x, y)$ 。经小波重构得到的亮度分量 $V'(x, y)$,由于在 HSV 色彩空间中,受到光照分量的影响,导致对比度被压缩。因此,需对其进行调整,以进一步增强对比度。具体计算如式(24)、

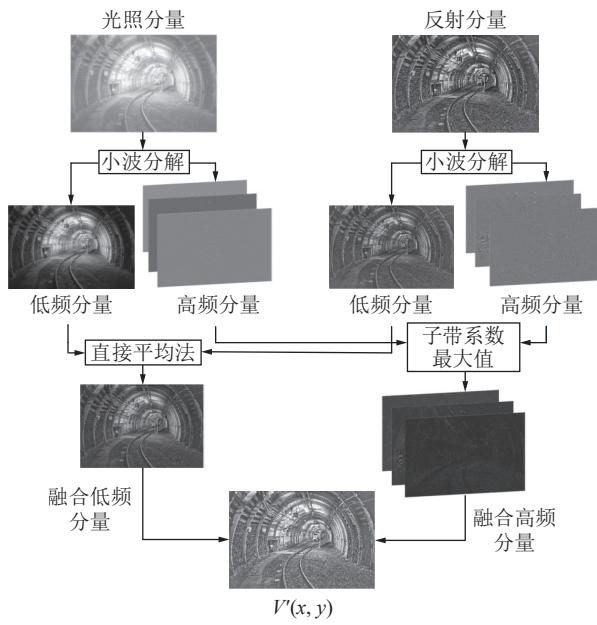


图 8 光照分量和反射分量融合过程

Fig.8 Fusion process diagram of illumination and reflection component

式(25)所示:

$$\lambda = V'_{\min} + V'_{\max} \quad (24)$$



(a) 原始饱和度分量



(b) 纠正后的饱和度分量

$$\tilde{V}'(x, y) = \lambda \frac{V' - V'_{\min}}{V'_{\max} - V'_{\min}} \quad (25)$$

式中: V'_{\min} 、 V'_{\max} 分别为增强亮度分量 $V'(x, y)$ 的最小灰度值和最大灰度值; λ 为调整系数; $\tilde{V}'(x, y)$ 为最终增强亮度分量。

2.5 饱和度非线性矫正

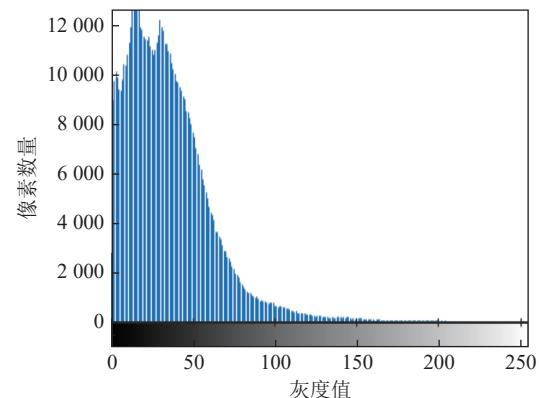
饱和度增强能提升图像的色彩强度,使得增强后图像的色彩更符合人眼视觉特性。常见方法包括线性拉伸和直方图均衡,但这些方法可能导致图像失真。因此,基于伽马函数思想,设计饱和度修正函数来对饱和度分量进行非线性矫正,具体如式(26)、式(27)所示:

$$\tau = \sqrt{\left(\frac{1}{3}\right)^{1-s}} \quad (26)$$

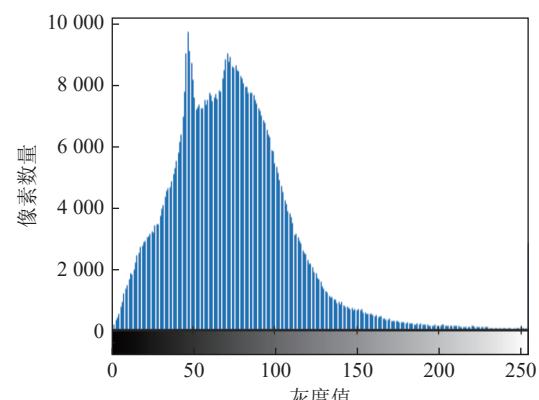
$$S' = S^{\tau} + S \frac{2}{\pi} \arctan S \quad (27)$$

式中: S 为初始饱和度分量; τ 为矫正计算式; S' 为增强后的饱和度分量。

将矫正前和矫正后的饱和度分量及其直方图进行效果对比来证明该算法有效性,如图9所示。通



(a) 原始饱和度分量及其直方图

图 9 饱和度分量及其直方图效果对比
Fig.9 Saturation component and its histogram comparison

过图9可以看出,经该算法矫正后的饱和度分量相较于矫正前清晰度和对比度更高、灰度分布更加均匀。因此,本文算法能有效提高图像的色彩饱和度,使其更符合人眼的感知效果。

3 试验结果与分析

为了验证本文算法的可行性,利用自建煤矿井下数据集CUMT-LIE评估算法的性能,数据集的图片来源于百度、视觉中国、Istock、Flickr网站以及实际矿井下的监控采集图像。试验计算机配置:Inter Core i9-14900HX、CPU 2.20 GHz、GPU NVIDIA GeForce GTX 4060、RAM 16GB、Window11操作系统、编程工具:Matlab R2018b。分别从主观视觉和客观指标2个方面对本文算法和其他6种对比算法的增强性能进行评价。对比算法分别为:亮度保持动态直方图均衡化算法(BPDHE)^[22]、CLAHE算法^[20]、保

持图像自然性的增强算法(NPE)^[23]、基于加权变分模型增强算法(SRIE)^[24]、仿生多曝光融合算法(BIMEF)^[25]、带收缩映射的即插即用Retinex模型算法(PnPRetinex)^[26]。

3.1 主观验证

选取数据集中的3类场景进行试验验证,场景1为井下运输通道图像、场景2为采煤机工作图像、场景3为综采工作面图像,结果如图10—图12所示。通过对比试验可以看出,本文算法和其他算法均可一定程度上提升图像的清晰度和亮度。BPDHE算法较原图亮度有所提升,但色彩饱和度过度增强,颜色信息过于鲜艳,且暗区细节信息有所丢失,在图10b和图12b中尤为明显。CLAHE算法较好地增强了图像的清晰度和细节特征,但在图10c、图11c和图12c中均出现了严重的颜色失真现象。NPE算法在一定程度上增强了图像的整体质量,但在图12d

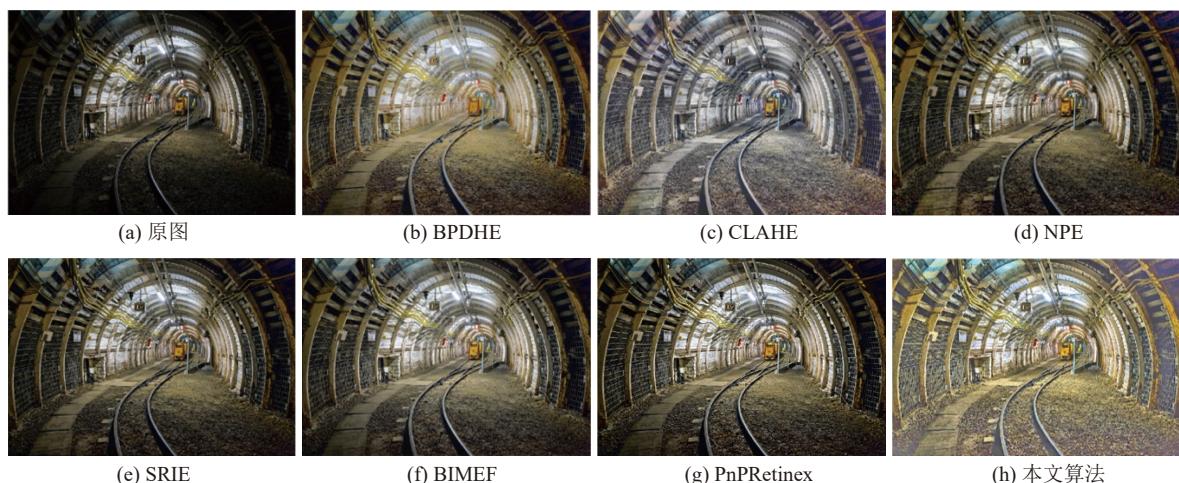


图10 井下运输通道图像的增强结果

Fig.10 Enhancement results of images of underground transportation channels

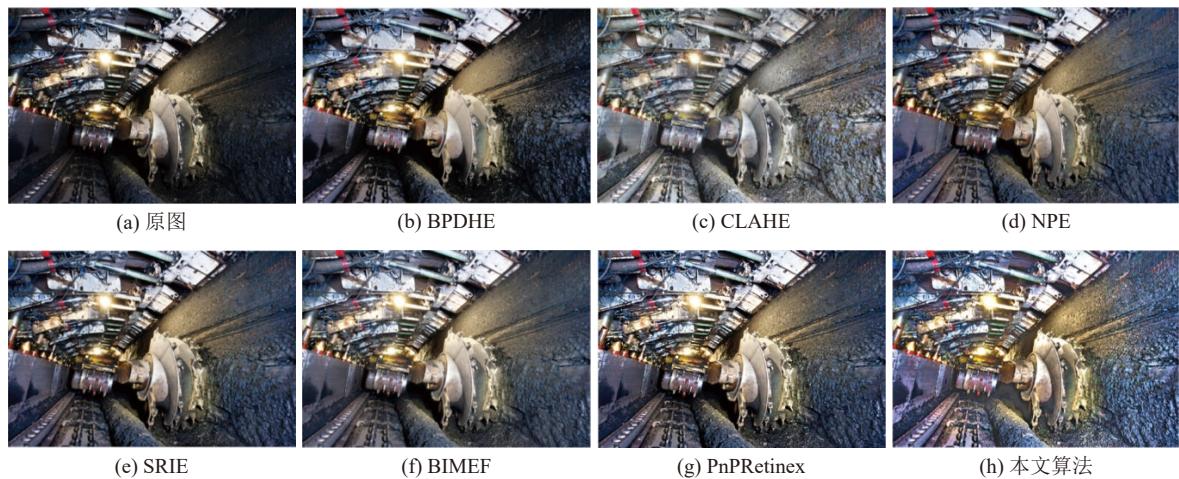


图11 采煤机工作图像的增强结果

Fig.11 Enhancement results of working images of coal mining machines

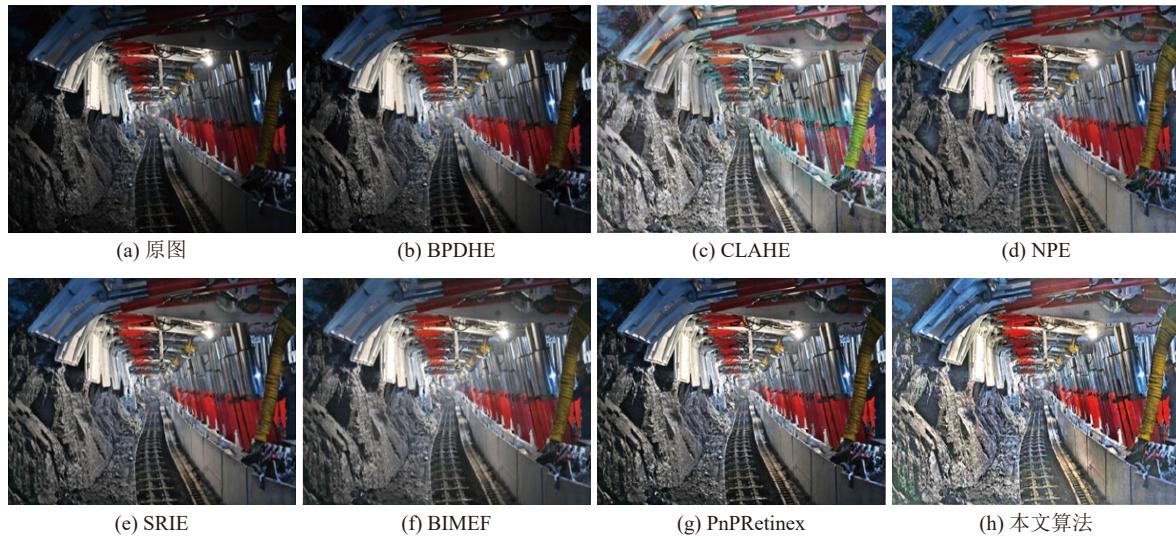


图 12 综采工作面图像的增强结果

Fig.12 Enhancement results of images of fully-mechanized mining face

的部分较暗区域出现了光晕伪影现象。SRIE 算法和 BIMEF 算法增强效果接近, 能有效提升原图的亮度和清晰度, 同时未出现颜色失真的情况, 然而, 对图 10e、图 10f 右上方暗区域和图 12e、图 12f 左上方暗区域的增强效果较差, 导致该位置的细节信息有所丢失。PnPRetinex 算法增强后的图像清晰度更高, 质量更好, 但对图 10g 右上方暗区域和图 12g 左上方暗区域的增强效果也较差, 容易丢失部分细节特征。图 10h、图 11h 和图 12h 为本文算法的增强效果, 相比原图和其余对比算法, 矿井图像的整体亮度和清晰度得到有效提升, 并且暗区细节特征有所增强, 使得细节信息更加丰富, 同时未出现颜色失真和光晕伪影现象。

3.2 客观评价

选取均值、平均梯度、标准差、信息熵、空间频率 5 种图像评价指标来衡量图像的增强效果。均值

代表图像的亮度, 均值越大, 说明图像的亮度越高; 平均梯度反映了图像的清晰度和纹理变化, 平均梯度越大, 说明图像的细节信息越多、清晰度越高; 标准差反映了图像像素值与均值之间的离散程度, 标准差越大, 说明图像对比度越高、质量越好; 信息熵用来表示图像信息的多少, 信息熵越大, 说明图像的融合效果越好, 包含的信息越多; 空间频率反映了图像的像素灰度在空间中变化的情况, 空间频率越大, 说明图像的质量越好。不同算法对 3 类场景图像的评价指标结果见表 1—表 3, 可视化对比折线如图 13 所示。

通过表 1—表 3 的试验数据和图 13 的可视化对比折线图均可看出, 3 类场景图像经过各算法增强后, 平均梯度取得显著提升, 相比于原图和对比算法分别平均提高了 174.20%、42.75%, 证明增强后的图像细节信息更多, 清晰度更高。

表 1 不同算法增强井下运输通道图像后的各评价指标数据

Table 1 Evaluation index datas of underground transportation channels image after being enhanced by different algorithms

算法	均值	平均梯度	标准差	信息熵	空间频率
原图	49.015 0	15.390 7	49.015 0	6.660 3	33.378 1
BPDHE	85.344 0	22.919 1	58.894 2	7.267 3	45.218 6
CLAHE	<u>108.077 3</u>	29.804 2	53.118 3	7.293 3	55.018 3
NPE	71.119 6	27.448 9	57.812 9	7.252 3	50.434 2
SRIE	64.849 9	25.500 7	57.388 0	7.210 4	48.763 6
BIMEF	77.422 7	25.913 3	60.656 9	7.247 6	50.300 2
PnPRetinex	90.120 8	<u>38.570 2</u>	73.540 7	<u>7.397 8</u>	<u>73.112 4</u>
本文算法	125.393 4	46.442 5	<u>63.458 2</u>	7.676 3	81.979 1

注: 加粗字体和下划线字体分别代表各列中最优结果和次优结果, 下同。

表2 不同算法增强采煤机工作图像后的各评价指标数据

Table 2 Evaluation index datas of working image of coal mining machine after being enhanced by different algorithms

算法	均值	平均梯度	标准差	信息熵	空间频率
原图	61.738 8	9.720 3	61.738 8	7.290 5	22.185 2
BPDHE	79.169 6	12.275 9	<u>67.094 5</u>	7.584 5	26.071 6
CLAHE	113.789 4	15.381 3	52.488 1	<u>7.679 6</u>	29.238 5
NPE	92.611 5	13.050 4	57.177 6	7.595 4	25.493 3
SRIE	88.170 6	13.116 6	61.729 4	7.661 7	27.080 1
BIMEF	99.018 8	12.952 6	61.543 1	7.575 0	26.515 5
PnPRetinex	<u>113.602 9</u>	<u>17.990 0</u>	67.000 5	7.690 5	<u>35.835 4</u>
本文算法	114.938 1	23.219 1	67.237 8	7.468 5	47.065 0

表3 不同算法增强综采工作面图像后的各评价指标数据

Table 3 Evaluation index datas of fully-mechanized mining face image after being enhanced by different algorithms

算法	均值	平均梯度	标准差	信息熵	空间频率
原图	46.542 6	9.004 6	49.941 5	6.913 1	23.070 0
BPDHE	56.909 8	10.222 5	53.912 9	7.160 2	24.429 4
CLAHE	<u>102.591 9</u>	15.349 1	50.741 8	7.593 0	31.736 1
NPE	89.639 9	13.932 2	52.436 6	7.526 8	29.335 2
SRIE	75.907 1	13.322 9	53.846 7	7.505 0	29.694 3
BIMEF	88.559 7	12.672 5	54.923 1	7.490 4	28.335 7
PnPRetinex	99.049 7	<u>18.488 6</u>	65.171 8	7.671 4	<u>40.107 3</u>
本文算法	117.034 2	25.392 2	<u>64.649 9</u>	<u>7.627 6</u>	53.347 9

均值和空间频率均得到最优的结果,相比于原图分别平均提高了 131.15%、129.67%,相比于对比算法分别平均提高了 25.31%、41.26%,表明增强后的图像亮度更高,质量更好。标准差在场景 2 中取得最优值,在场景 1 和场景 3 中为次优值,相比于原图和对比算法平均提高了 22.61%、9.59%,说明增强后的图像的对比度较高。

信息熵在场景 2 中的结果略低于对比算法,在场景 1 和场景 3 中为最优和次优的结果,相比于原图和对比算法平均提高了 9.34%、1.60%,证明增强后的图像融合效果较好。

3.3 目标智能检测效果

为保障煤矿井下行人的安全与正常生产的有效进行,结合目标检测算法对煤矿安全进行有效的管理和改善是十分必要的,而高质量的视频图像有助于目标检测算法。

为验证增强后的图像在检测方面的应用效果,本文将自建煤矿井下数据集 CUMT-LIE 中包含矿工的图像与公开数据集 CUMT^[27] 中部分图像组合为新的矿工检测数据集 CUMT-Miner。通过平移、旋转等方式扩充至 2 000 张后使用 Labelimg 软件进行

检测目标的标注,并按照 8 : 1 : 1 的比例分为训练、验证和测试集。

在训练参数相同情况下,对增强前后的井下矿工图像采用 YOLOV8(You Only Look Once Version 8)^[28] 算法进行检测效果对比。边界框上方有表示检测到矿工信息的“Coal_miner”标签和其对应的检测精度。

从 CUMT-Miner 数据集的 200 张测试集中随机挑选 50 张图像进行检测效果验证,得到平均检测精度结果见表 4,部分检测效果对比如图 14 所示。由图 14a 可知,YOLOV8 算法在原始较暗环境下检测矿井工人时,出现了漏检、未检测到和检测精度较低的问题,平均检测精度为 62.5%。通过图 14b 可知,在相同试验环境下,通过本文算法增强后的图像再次使用 YOLOV8 进行检测时,未出现漏检、未检测到的情况,并且检测精度得到显著提升,平均检测精度达到了 90%,相比于图 14a 中的平均检测精度提升了 44%,证明了经本文算法增强后的图像在检测方面的应用效果。

同时,也进一步验证了经过本文算法增强后的矿井图像,清晰度高、照度均衡、细节丰富、未出现

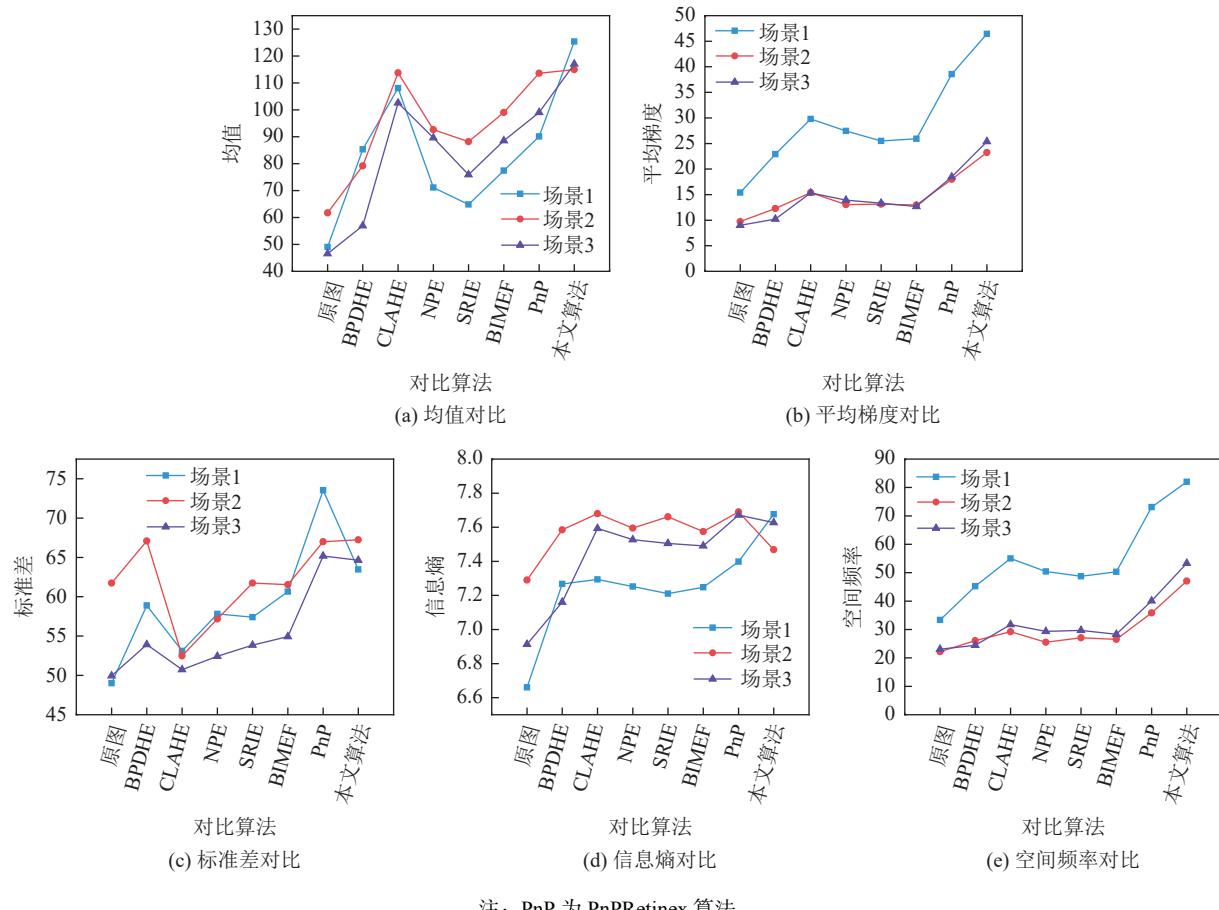


图 13 不同算法对 3 类场景评价指标的可视化对比

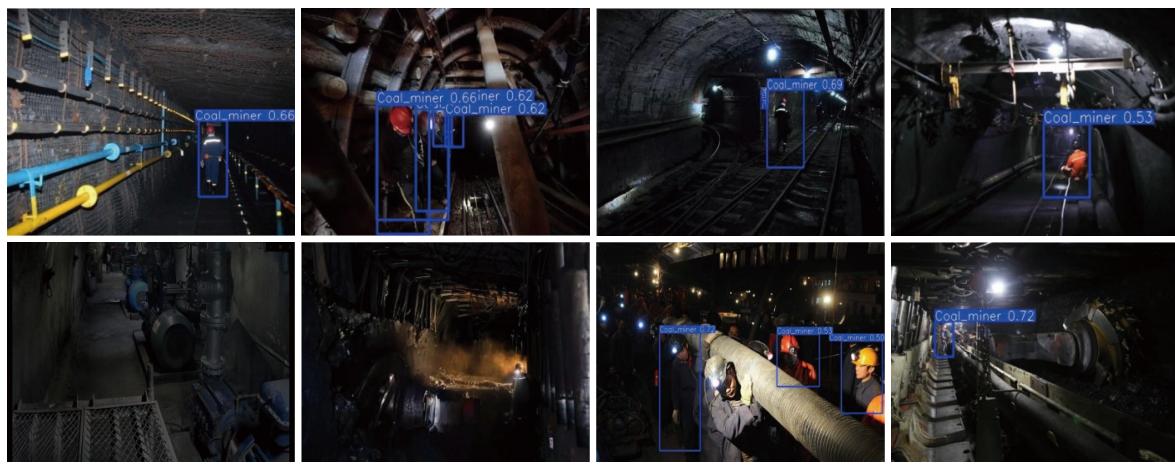
Fig.13 Visual comparison of evaluation indicators for three types of scene images using different algorithms

表 4 增强前后检测精度对比

Table 4 Comparison of detection accuracy before and after enhancement

图像	测试图像数量/幅	平均检测精度/%	精度提高率/%
原始图像	50	62.5	—
增强图像	50	90.0	44

颜色失真和光晕伪影现象。证明了该算法的有效性，



(a) 原始图像

能自适应地增强矿井图像。

3.4 运行时间对比

从数据集中选取 3 幅不同尺寸的矿井图像，采用多尺度快速双边滤波和经典双边滤波分别提取光照分量，同时在相同的实验环境下，计算每张图像运算 100 次的平均时间，结果见表 5。由表可知，在提取光照分量时，多尺度快速双边滤波相比于经典双边滤波的运行速度平均提高了 87.29%。



(b) 增强图像

图 14 原始图像与增强图像的检测效果对比

Fig.14 Comparison of detection effect between original images and enhanced images

表 5 运行时间对比

Table 5 Comparison of running time

图像大小/(pix×pix)	平均运行时间/s	
	经典双边滤波	多尺度快速双边滤波
1 024×683	24.430 5	3.204 1
800×532	14.649 1	1.764 4
499×324	5.587 3	0.724 9

3.5 消融试验

为达到更好的图像增强效果,本文算法主要采用不同的方式处理了图像的饱和度分量 S 与亮度分

量 V 。为验证 2 项处理的必要性,进行消融试验。具体分为 3 组试验进行对比验证,分别为:①仅对 S 分量做处理;②仅对 V 分量做处理;③ S 、 V 分量均做处理。从数据集中选择 10 幅矿井图像进行测试,并将所得数据取平均值,最终试验结果见表 6。

通过表 6 数据可知,单独对 S 分量做处理时,仅信息熵指标取得较好的结果,单独对 V 分量做处理时,各项指标均出现明显的变化,对图像质量的影响较大。同时对 S 、 V 分量做处理后,各项指标对提升图像质量均有积极的意义。因此, S 分量和 V 分量的相关处理缺一不可。

表 6 保留不同分量所得的图像处理效果对比

Table 6 Comparison of image processing effects obtained by retaining different components

S	V	均值	平均梯度	标准差	信息熵	空间频率
II	O	94.498 6	12.109 1	61.982 4	<u>7.417 4</u>	26.141 7
O	II	125.055 9	24.805 4	<u>67.051 5</u>	7.401 6	49.757 0
II	II	<u>116.738 5</u>	<u>24.317 2</u>	67.356 9	7.536 5	<u>47.264 1</u>

注:“II”为做处理;“O”为不做处理。

4 结 论

1) 针对煤矿井下监控图像照度不均、细节丢失、对比度低,而现有算法在增强过程中容易出现颜色失真、光晕伪影的问题,提出了一种基于多尺度快速双边滤波和小波变换的矿井图像增强算法。

2) 采用同态滤波对矿井图像做初步增强后转换到 HSV 空间,建立多尺度快速双边滤波提取矿井图像的光照分量,减少了颜色失真和光晕伪影现象;构造双伽马校正函数增强光照分量,实现照度均衡。使用 CLAHE 算法和灰度调整函数增强反射分量;将

增强后的光照分量和反射分量采用基于小波变换的方法进行融合;设计映射校正函数对饱和度分量进行非线性增强,有效提高图像色彩的饱和度。

3) 试验结果表明,经本文算法处理后的矿井图像在均值、平均梯度、标准差、信息熵和空间频率等客观评价指标方面均有所提升,能够有效提升图像的清晰度和亮度,矫正色彩饱和度,丰富细节信息。并且增强后的图像能够有效提高智能检测的准确度。

参考文献(References):

- [1] 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

- 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.
- [2] 江鹤, 程德强, 乙夫迪, 等. 新一代信息技术在智能矿山中的研究与应用综述[J]. 工矿自动化, 2024, 50(11): 1–16.
JIANG He, CHENG Deqiang, YI Fudi, et al. Overview of research and applications of new generation information technologies in intelligent mines[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(11): 1–16.
- [3] 程德强, 寇旗旗, 江鹤, 等. 全矿井智能视频分析关键技术综述[J]. 工矿自动化, 2023, 49(11): 1–21.
CHENG Deqiang, KOU Qiqi, JIANG He, et al. Overview of key technologies for mine-wide intelligent video analysis[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(11): 1–21.
- [4] 龚云, 颜昕宇. 基于同态滤波方法的煤矿井下图像增强技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(3): 241–250.
GONG Yun, XIE Xinyu. Research on coal mine underground image recognition technology based on homomorphic filtering method[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(3): 241–250.
- [5] XIE Y, NING L, WANG M, et al. Image enhancement based on histogram equalization[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1314(1): 012161.
- [6] 程德强, 郑珍, 姜海龙. 一种煤矿井下图像增强算法[J]. 工矿自动化, 2015, 41(12): 31–34.
CHENG Deqiang, ZHENG Zhen, JIANG Hailong. An image enhancement algorithm for coal mine underground[J]. Industry and Mine Automation, 2015, 41(12): 31–34.
- [7] 刘晓阳, 乔通, 乔智. 基于双边滤波和Retinex算法的矿井图像增强方法[J]. 工矿自动化, 2017, 43(2): 49–54.
LIU Xiaoyang, QIAO Tong, QIAO Zhi. Image enhancement method of mine based on bilateral filtering and Retinex algorithm[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(2): 49–54.
- [8] 朱德利, 杨德刚, 万辉, 等. 用于低照度图像增强的自适应颜色保持算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(24): 190–195, 213.
ZHU Deli, YANG Degang, WAN Hui, et al. Adaptive color preserving algorithm for low illumination image enhancement[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(24): 190–195, 213.
- [9] 汪秦峰. 基于直方图均衡化和Retinex的图像去雾算法研究[D]. 西安: 西北大学, 2016.
WANG Qinfeng. Research on image dehazing algorithm based on histogram equalization and Retinex[D]. Xi'an: Northwest University, 2016.
- [10] 孙林, 陈圣, 姚旭龙, 等. 矿井智能监控目标识别的图像增强方法与应用[J]. 煤炭学报, 2024, 49(S1): 495–504.
SUN Lin, CHEN Sheng, YAO Xulong, et al. Image enhancement method and application of mine intelligent monitoring target recognition[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(S1): 495–504.
- [11] 智宁, 毛善君, 李梅. 基于照度调整的矿井非均匀照度视频图像增强算法[J]. 煤炭学报, 2017, 42(8): 2190–2197.
ZHI Ning, MAO Shanjun, LI Mei. Enhancement algorithm based on illumination adjustment for non-uniform illuminance video images in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(8): 2190–2197.
- [12] 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(S1): 532–540.
ZHANG Liya, HAO Bonan, MENG Qingyong, et al. Underground image enhancement method based on HSV space improved fusion Retinex algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(S1): 532–540.
- [13] ZHENG Guoli, JING Hongzheng, ZI Jianzhu, et al. Content adaptive bilateral filtering[A]. 2013 IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops(ICMEW)[C]. San Jose: IEEE, 2013.
- [14] 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(S2): 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(S2): 813–822.
- [15] 雷声, 张金虎, 李艳鹏, 等. 基于HSV空间的煤矿不均匀照度图像修复算法研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(S2): 384–392.
LEI Sheng, ZHANG Jinhu, LI Yanpeng, et al. Research on image restoration algorithm of uneven illumination in coal mine based on HSV space[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(S2): 384–392.
- [16] 李正龙, 王宏伟, 曹文艳, 等. 基于含噪Retinex模型的煤矿低光图像增强方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(4): 70–77.
LI Zhenglong, WANG Hongwei, CAO Wenyan, et al. A method for enhancing low light images in coal mines based on Retinex model containing noise[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(4): 70–77.
- [17] 潘杉, 于挺, 陈伟, 等. 基于结构和纹理感知的井下低光照自监督图像增强方法[J]. 煤炭学报, 2025, 50(4): 2310–2320.
PAN Shan, YU Ting, CHEN Wei, et al. Underground low-light self-supervised image enhancement method based on structure and texture perception[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(4): 2310–2320.
- [18] 田丰, 陈婷婷, 刘晓佩. 基于自适应光照估计的Retinex-Net矿井图像增强算法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(7): 234–248.
TIAN Feng, CHEN Tingting, LIU Xiaopei. Retinex-Net mine image enhancement algorithm based on adaptive illumination estimation[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(7): 234–248.
- [19] 秦钟, 杨建国, 王海默, 等. 基于Retinex理论的低照度下输电线图像增强方法及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 150–157.
QIN Zhong, YANG Jianguo, WANG Haimo, et al. Low illumination transmission line image enhancement method and application based on the Retinex theory[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 150–157.
- [20] SAZZAD T M S, HASAN M Z, Mohammed F. Gamma encoding on image processing considering human visualization analysis and comparison[J]. International Journal on Computer Science and Engineering, 2012, 4(12): 1868–1873.

- [21] 冯维, 吴贵铭, 赵大兴, 等. 多图像融合 Retinex 用于弱光图像增强[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(3): 736–744.
FENG Wei, WU Guiming, ZHAO Daxing, et al. Multi images fusion Retinex for low light image enhancement[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(3): 736–744.
- [22] IBRAHIM H, PIKKONG N S. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2007, 53(4): 1752–1758.
- [23] WANG S H, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3538–3548.
- [24] FU Xueyang, LIAO Yinghao, ZENG Delu, et al. A probabilistic method for image enhancement with simultaneous illumination and reflectance estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2015, 24(12): 4965–4977.
- [25] YING Zhenqiang, LI Ge, GAO Wen. A Bio-Inspired multiexposure fusion framework for low-light image enhancement[J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, 14(8): 1–10.
- [26] LIN Y H, LU Y C. Low-light enhancement using a plug-and-play retinex model with shrinkage mapping for illumination estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 4897–4908.
- [27] 程德强, 陈杰, 寇旗旗, 等. 融合层次特征和注意力机制的轻量化矿井图像超分辨率重建方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(8): 73–84.
CHENG Deqiang, CHEN Jie, KOU Qiqi, et al. Lightweight super-resolution reconstruction method based on hierarchical features fusion and attention mechanism for mine image[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(8): 73–84.
- [28] 陈伟, 江志成, 田子建, 等. 基于 YOLOV8 的煤矿井下人员不安全动作检测算法[J]. *煤炭科学技术*, 2024, 52(S2): 267–283.
CHEN Wei, JIANG Zhicheng, TIAN Zijian, et al. Unsafe action detection algorithm of underground personnel in coal mine based on YOLOV8[J]. *Coal Science and Technology*, 2024, 52(S2): 267–283.