

文章编号:1671-251X(2021)S1-0126-05

基于改进的 Retinex 低照度图像自适应增强技术研究

樊占文¹, 刘波²

(1. 国家能源集团煤焦化公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017000;

2. 国能集团蒙西煤化工股份有限公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017000)

摘要:为了提高井下低照度下视频监控质量,提出一种 Retinex 改进算法,首先将图像由 RGB 空间转换为 HSI 空间;然后对空间转换后的图像进行分解,并对分解后图像的亮度分量进行处理,降低图像处理工作量,对分解后图像进行低秩分解及算法优化,降低噪声和伪影对图像质量的影响,对图像细节进行局部对比度优化;最后将图像进行合成,重新转换为 RGB 图像。实验结果表明:Retinex 改进算法对低照度图像有良好的优化提高能力,针对煤矿井下照度不足情况能够有效增强图像质量,且增强后图像细节和色彩失真情况得到了改善,处理后的图像视觉效果良好,便于视频监控人员对视频中人物及物体进行识别确认,提高了井下视频监控质量。

关键词:井下视频监控;低照度图像;图像处理;图像增强;Retinex 改进算法;细节优化

中图分类号:TD67 文献标志码:A

Research on adaptive enhancement technology of low illumination
image based on improved Retinex

FAN Zhanwen¹, LIU Bo²

(1. CHN Energy Coal Coking Chemical Company, Ordos 017000, China;

2. CHN Energy Mengxi Coal Chemical Industry Co., Ltd., Ordos 017000, China)

0 引言

煤矿井下视频监控质量对采煤作业整体安全性有着重要影响,视频监控能够将井下信息及时反馈给井上监控中心,监控中心根据视频采集信息能够准确掌握煤矿井下开采状况,并根据井下实际开采情况对井下机械设备及人员调动进行正确处理。然而由于井下环境恶劣,整体光照强度较低,伴随煤炭开采过程产生大量粉尘,监控视频质量会受到影响,造成部分视频模糊不清,影响监控中心工作人员对井下实际状况的判断,因此,增强井下低照度图像质量对煤矿安全生产有着重要的实际意义。

低照度图像会导致图像模糊不清,降低图像所包含的有效信息^[1-3],国内外许多学者针对低质量图像增强通过不同研究方向及算法改进进行了大量研究,通过增强低照度图像信息量能够改善信息获得者的信息获取量。低照度图像增强技术的改进最初是通过图像像素进行处理,通过对图像灰度效果简单的算法优化,将像素灰度相对集中部分进行改

善,对像素灰度分布范围进行优化,从而提高低照度图像的视觉效果,使图像有效增强^[4]。部分学者对图像增强技术进行了深入研究,将图像滤波考虑进图像增强算法内,同时对灰度级图像进行双向处理。照度-反射模型就是针对图像进行深入变化,将图像由时域转换至频域中,对图像高频部分及低频部分进行滤波优化,保护图像低频滤波以增强图像细节及部分区域纹理特征,从而保证增强后图像的细节得以保留并提高^[5-7]。吴开兴等^[8]根据暗原色原理以及主成分分析法获取反映图像增强的重要指标,通过对这些指标进行处理实现对图像的清晰化处理。付燕等^[9]通过对图像进行预处理,利用反馈函数对图像灰度级进行分级多层次调节,从而实现对图像层次进行增强。田子建等^[10]利用快速暗原色去雾算法和 Gamma 变换实现了对低频图像的质量提高。王洪栋等^[11]通过高斯模糊将图像进行划分,利用三次快速均值滤波代替高斯滤波来估计光照强度,减少算法耗时,提高图像的亮度和对比度,具有较快的处理速度。

收稿日期:2021-02-01;责任编辑:张强。

作者简介:樊占文(1969—),男,内蒙古察右中旗人,工程师,研究方向为煤矿机电、自动化、智能化,E-mail:284969549@qq.com。

一些学者为实现图像自适应增强,避免固定参数、固定处理模式下图像适应性差,处理效果单一以及处理效果差,通过对图像进行神经网络深度学习及图像分解重组等方式进行模型优化。神经网络算法模型具有自适应学习能力,通过大量数据样本的不断训练及网络模型不断的优化升级,经过长期训练学习,使算法具有一定智能性,能够根据图像采光及画面清晰程度,通过匹配已学习知识库选择合适优化参数进行图像增强,该图像增强模型具有良好的泛化能力及较广的适应能力,针对特殊情况能够快速适应并选择最佳处理参数,有效提高了图像处理能力^[12-15]。

以上图像增强算法处理效果好,响应能力及适应能力强,能够根据不同图像情况有效选择合适的增强参数对图像质量进行增强,但是该类算法需要的样本量巨大,训练周期长,对图像自适应参数寻求解的时间偏长,且煤矿视频监控图像照度低、帧数多、图像像素量大,经过深度学习网络处理后的视频存在较大的时间滞后性特点,这些算法对井下视频监控图像并不适用。为此,本文提出了一种 Retinex 改进算法,该算法对低照度图像有良好的优化提高能力,能够有效增强图像质量,且增强后图像细节和色彩失真情况得到了改善,处理后的图像视觉效果良好,便于视频监控人员对视频中人物及物体进行识别确认,提高了井下视频监控质量。

1 模型理论

1.1 Retinex 理论

Retinex 理论又称为视网膜大脑皮层理论,其核心思想是一幅图像 T 可由光照图像 M 与反射图像 R 合成,具体的数学表达式如下:

$$T(x,y) = R(x,y)M(x,y) \tag{1}$$

式中: $T(x,y)$ 为原图像; $R(x,y)$ 为反射图像,是图像的高频分量部分,储存图像的细节信息; $M(x,y)$ 为照度图像,是图像的低频分量部分,决定图像像素的动态范围。

Retinex 模型原理如图 1 所示。

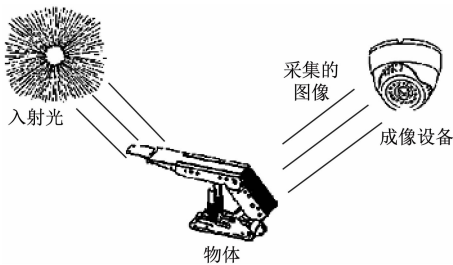


图 1 Retinex 模型原理

利用 Retinex 模型理论对图像进行分离后,通

过增强函数对分解后图像的高频与低频部分进行增强处理,再将经过处理的 2 个部分图像分量进行合成,从而能够实现图像的增强,达到最佳的视觉效果。增强后的图像 T' 可表示为

$$T'(x,y) = l(R(x,y))g(M(x,y)) \tag{2}$$

式中 $l(R)$ 与 $g(M)$ 分别为反射分量与光照分量的增强函数。

1.2 HSI 模型概述

在 RGB 模型理论中,任何一种颜色都能通过红色、绿色及蓝色进行合成,而 HSI(Hue-Saturation-Intensity,色调-饱和度-亮度)模型(图 2)更符合人们对自然界颜色的感知,在 HSI 模型中人们对彩色物体进行观察时,能够通过色调、饱和度及亮度对物体的颜色进行描述,该模型的特点在于亮度分量与图像色彩信息无关,色调及饱和度与人的感受有着密切联系。

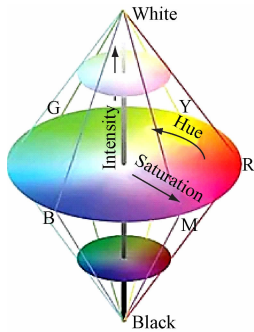


图 2 HSI 颜色模型

RGB 模型与 HSI 模型存在着一定的函数关系,通过严格的函数关系推导,能够将图像从前者颜色模式转变为后者颜色模式。RGB 与 HSI 模型比较如图 3 所示。

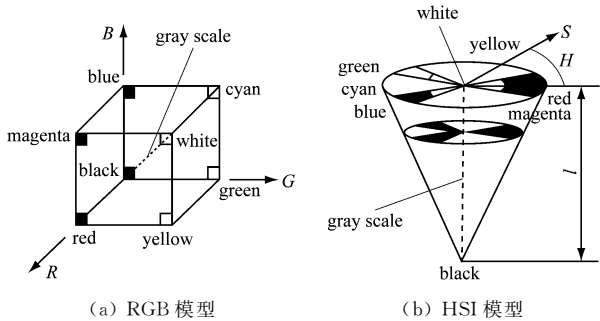


图 3 RGB 与 HSI 模型比较

将图像由 RGB 模型转换为 HSI 模型过程中,其中转换函数具体关系如下:

$$H = \begin{cases} \theta, & B \leq G \\ 360 - \theta, & B > G \end{cases} \tag{3}$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)}[\min(R, G, B)] \tag{4}$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \tag{5}$$

式中: H 为转换后图像色调分量; S 为转换后图像饱和度分量; I 为转换后图像亮度分量; θ 为修正参数。

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{[(R-G) + (R-B)]/2}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} \right) \quad (6)$$

图像由 HSI 模型转换为 RGB 模型过程是可逆的,其中逆转换过程中函数具体关系如下:

(1) 当 $0^\circ < H < 120^\circ$ 时,逆转换关系如下;

$$\begin{cases} R = I[1 + (S \cos H)/(\cos 60^\circ)] \\ G = 3I - (R + B) \\ B = I(1 - S) \end{cases} \quad (7)$$

(2) 当 $120^\circ < H < 240^\circ$ 时, $H = H - 120^\circ$,逆转换关系如下;

$$\begin{cases} R = I(1 - S) \\ G = I[1 + S \cos H / \cos(60^\circ - H)] \\ B = 3I - (R + G) \end{cases} \quad (8)$$

(3) 当 $240^\circ < H < 360^\circ$ 时, $H = H - 240^\circ$,逆转换关系如下;

$$\begin{cases} R = 3I - (G + B) \\ G = I(1 - S) \\ B = I[1 + S \cos H / \cos(60^\circ - H)] \end{cases} \quad (9)$$

2 改进的 Retinex 算法

利用 Retinex 算法对图像进行增强需要先将图像分解处理再进行图像合成,其图像处理方式是基于 RGB 图像模型,针对高画质图像需要处理的运算量大、处理时间长,且当光照强度不足时,造成昏暗区域内图像局部细节部分信息丢失,原本昏暗区域变得更加模糊。本文通过对 Retinex 算法进行改进,利用 HIS 模型中图像亮度与图像色彩信息无观性特点,避免图像处理过程中造成图像失真严重的情况,以及保证增强图像质量的前提下降低算法的运算量。改进的 Retinex 算法流程如图 4 所示。

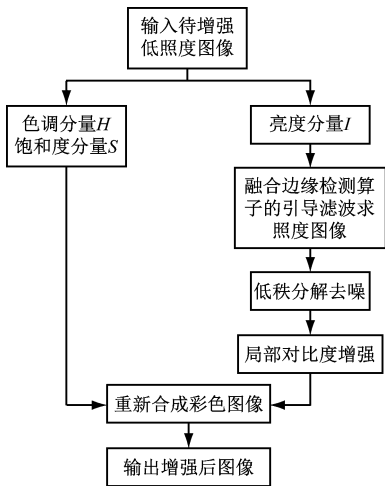


图 4 改进的 Retinex 算法流程

(1) 将采集的低照度图像由 RGB 空间变换为 HSI 空间,对变换后图像的色调分量 H 与饱和度分量 S 不进行处理,仅对变换后图像的亮度分量 I 进行处理,从而降低图像处理过程中的运算量。

(2) 通过卷积运算由亮度分量 I 与引导滤波得出图像的估计照度,根据引导滤波所具有的特点可知滤波后的图像 q_i 和引导图像 I_i 呈线性关系:

$$q_i = a_k I_i + b_k \quad (10)$$

式中 a_k, b_k 分别为该窗口对应的线性系数。

为降低处理复杂度及提高算法边缘定位的准确性,利用最小二乘法来拟合式(10)中的线性关系,其代价函数为

$$E = \sum_{i \in w_k} \left((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\epsilon}{\Psi(i)} a_k^2 \right) \quad (11)$$

$$\Psi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\text{Dog}(i)| + \gamma}{|\text{Dog}(i')| + \gamma} \quad (12)$$

式中: p_i 为输入图像; $\Psi(i)$ 为权重因子; ϵ 为正则化参数; Dog 表示高斯差分边缘检测算子; N 为图像的像素个数; i 为中心像素 i' 取遍图像的所有像素; γ 为修正系数。

(3) 通过 Retinex 算法对所得估计照度图像进行分解,得到反射图像,由于采光不足,导致低照度图像本身存在许多噪声,在图像增强过程中,这些噪声也会被加强,从而影响视觉效果,所以,采用低秩矩阵分解法对图像进行降噪:

$$\min \|A\|_* + \lambda \|F\|_1, \text{ s. t. } R = A + F \quad (13)$$

式中: A 为 R 的低秩分量; F 为 R 的和稀疏误差矩阵; λ 为正则化参数。

为快速得到低秩分量 A ,使用增广拉格朗日乘法对式(13)进行求解,从而能够获得降噪后的图像。

(4) 为实现对降噪后照度图像局部细节优化,采用自适应对比度增强算法增强局部对比度,令降噪后图像像素为 $f(x, y)$,定义图像局部区域的中心为 (i, j) ,窗口大小为 $(2n+1) \times (2n+1)$,可得图像局部区域平均值为

$$M_{i,j} = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{t=j-n}^{j+n} f(k, t) \quad (14)$$

局部方差为

$$\sigma_x^2(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{t=j-n}^{j+n} [f(k, t) - M_{i,j}]^2 \quad (15)$$

增强后的像素为

$$h(i, j) = M_{i,j} + \frac{\theta}{\sigma_x(i, j)} [f(i, j) - M_{i,j}] \quad (16)$$

(5) 将增强处理后的亮度分量 I 与未处理的色

调分量 H 、饱和度分量 S 进行合成,并由 HSI 空间转换为 RGB 空间,从而获得经过增强处理后的图像。

3 试验与结果分析

获取在综采工作面实际开采过程的视频采集信息,抽取视频中在低照度下的某一帧图像作为原始图像。用于试验的软件采用 Matlab 2016,计算机使用 Windows 7 系统,CPU 处理器为 CORE i3,内存容量为 4 GB。

图像选择依据如下:视频监控中受光照强度影响、照明不足情况下所采集的模糊图像和井下视频监控录像,选择图像采集装置在不同角度下拍摄的井下 2 幅原始图像作为试验验证图像,所采集的原始图像如图 5、图 6 所示。

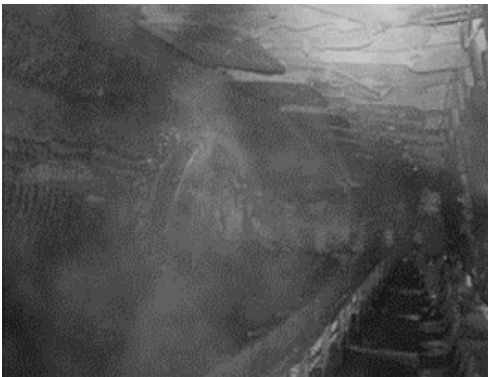


图 5 原始图像 1

原始图像 1 反映出采煤机工作时,采煤机截割煤壁过程产生大量粉尘,降尘系统通过喷雾降尘,在



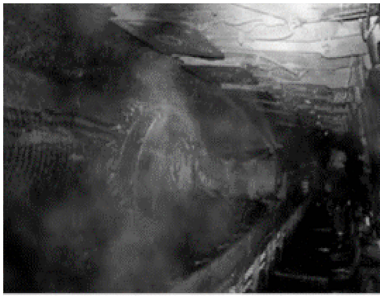
图 6 原始图像 2

井下照明环境差的外界条件限制下以及光照不足的同时伴随煤尘与喷雾对综采现场的干扰,导致视频监控装置采集到的图像画面比较模糊,井上视频监控人员通过监控图像对井下实际开采情况不容易做出准确判断。原始图像 2 反映的是视频监控系统对综采工作面横向通道方向的图像采集,由于 LED 光源分散安装在液压支架上,导致部分区域光照差,所采集图像中黑暗区域内图像可辨别能力差,视频监控人员对液压支架顶梁工作状态不容易做出有效辨别。

通过 Matlab 软件,利用图像增强算法对低照度不清晰图像进行算法优化。为了验证本文改进 Retinex 算法的可行性,利用 MSR 算法、MSRCR 算法作为对照试验,分别对 2 幅原始图像通过算法进行优化,并对图像优化结果进行对照分析,分别以图像主观感受及客观图像数据比对,对图像优化结果进行深入分析,不同优化算法对应的处理结果如图 7—图 10 所示。



(a) MSR 算法



(b) MSRCR 算法



(c) 本文算法

图 7 原始图像 1 算法结果对比



(a) MSR 算法



(b) MSRCR 算法



(c) 本文算法

图 8 原始图像 2 算法结果对比

对试验结果进行主观评价,3 种增强算法均能有效提高低照度图像的画面质量,提高图像画面清

晰程度,但其中 MSR 算法对图像处理结果高亮偏白,图像颜色失真较为严重,视觉效果较差,长时间

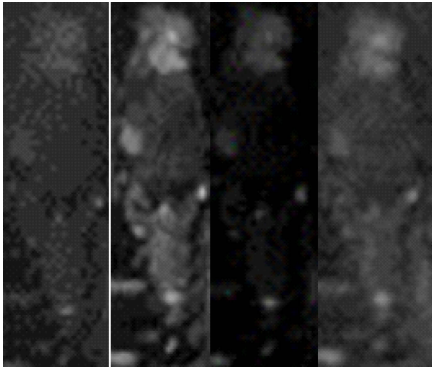


图 9 原始图像 1 中细节对比



图 10 原始图像 2 中细节对比

观看监控视频会导致视觉不适；MSRCR 算法对图像原本黑暗区域继续增强，黑暗区域细节省略过多；而本文算法对局部细节优化有着更好的提升效果，且图像色彩失真情况良好，图像色彩偏差可接受，视觉效果好。

为了客观验证图像增强后质量改善水平，采用均值、方差以及信息熵对处理后图像进行客观衡量，3 种指标计算结果见表 1，表 2。图像均值能够有效反映图像整体光照水平，图像方差指标反映出图像灰度级的丰富程度，信息熵能够有效评价图像内在信息储量。

表 1 原始图像 1 算法增强衡量指标计算结果

算法	均值	方差	信息熵	时间
原始图像	61.32	43 989.2	6.11	—
MSR	60.56	44 641.4	6.57	0.45
MSRCR	69.32	27 200.6	6.60	0.47
本文算法	74.3	26 928.2	6.69	0.41

表 2 原始图像 2 算法增强衡量指标计算结果

算法	均值	方差	信息熵	时间
原始图像	53.19	22 954.9	6.74	—
MSR	76.28	81 410.3	7.33	0.53
MSRCR	84.36	72 515.4	7.32	0.55
本文算法	77.57	80 609.3	7.42	0.42

由图像客观分析结果可知，3 种图像增强算法对低照度原始图像质量均有着不错的提升。本文算法对低照度图像增强效果最为明显。

4 结论

(1) 通过对 Retinex 算法进行改进，将图像由

RGB 空间转换为 HSI 空间，仅对 HSI 空间内亮度分量进行优化增强，再将合成后图像由 HSI 空间转换为 RGB 空间，有效减少了图像运算复杂程度，降低了运算量，节省了图像处理时间。

(2) 采用自适应对比度增强算法对照度图像进行细节优化，增强图像局部对比度，针对性弥补 Retinex 算法自身不足的特点。

(3) 通过 Matlab 对 Retinex 改进算法进行试验验证，结果表明，该算法能够有效提高低照度模糊图像的图像质量，增强图像视觉清晰度。

参考文献：

[1] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2013.

[2] 张维强, 朱宜美, 徐晨. 图像处理中的质量评价简析[J]. 现代电子技术, 2012, 35(23): 63-65.

[3] 张涛. 无参考图像模糊度评价方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2015.

[4] 张传敏. 低质量图像自适应增强算法研究与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.

[5] 曹陇鑫, 马宗方, 石晶. 基于 Retinex 的自适应非均匀低照度图像增强算法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(10): 155-159.

[6] 林剑萍, 廖一鹏. 结合分数阶微分及 Retinex 的 NSCT 自适应低照度图像增强[J]. 液晶与显示, 2020, 35(4): 360-373.

[7] 王晓红, 翟焱修, 麻祥才. 基于 NSST 多尺度自适应的 Retinex 低照度图像增强算法[J]. 包装工程, 2020, 41(3): 211-217.

[8] 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.

[9] 付燕, 李瑶, 严斌斌. 一种煤矿井下视频图像增强算法[J]. 工矿自动化, 2018, 44(7): 80-83.

[10] 田子建, 王满利, 吴君, 等. 基于双域分解的矿井下图像增强算法[J]. 光子学报, 2019, 48(5): 107-119.

[11] 王洪栋, 郭伟东, 朱美强, 等. 一种煤矿井下低照度图像增强算法[J]. 工矿自动化, 2019, 45(11): 81-85.

[12] ZIMMERMAN J B, PIZER S M, STAAB E V, et al. An evaluation of the effectiveness of adaptive histogram equalization for contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 7(4): 304-312.

[13] 王浩, 张叶, 沈宏海, 等. 图像增强算法综述[J]. 中国光学, 2017, 10(4): 438-448.

[14] 李忠海, 陈灿灿, 金海洋. 改进重构的自适应权重 Retinex 图像增强算法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(4): 127-131.

[15] 王体春. 基于保真性准则的图像智能增强和图像质量评价的理论和方法[D]. 重庆: 重庆医科大学, 2018.