

基于非线性变换与多尺度细节提升的红外图像增强算法

唐守锋 仝光明 史经灿 史可 史凡

(中国矿业大学信息与控制工程学院 江苏 徐州 221116)

摘要 在全暗或封闭的成像环境下,采集到的罐内红外图像存在分辨率低、对比度差以及噪声等问题。针对罐内红外图像的特征提出一种基于非线性变换与多尺度细节提升的红外图像增强算法,采用自适应非线性变换对红外图像亮度进行改善;然后通过多尺度滤波将图像多层次分解为基础层与细节层,分别使用不同方法进行处理后融合为细节图像,达到增强图像细节信息和对比度的效果;最后通过线性融合的方式对亮度图和细节图进行处理得到高质量的图像。实验结果表明该算法不仅使图像亮度得到了提升,也增强了图像对比度,突出了纹理细节,层次感得到明显的改善,视觉效果更佳。

关键词 图像增强 细节提升 对比度增强 红外图像 黑暗条件 油泥识别

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.10.037

INFRARED IMAGE ENHANCEMENT ALGORITHM BASED ON NONLINEAR TRANSFORMATION AND MULTI-SCALE DETAIL ENHANCEMENT

Tang Shoufeng Tong Guangming Shi Jingcan Shi Ke Shi Fan

(School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, Jiangsu, China)

Abstract In a completely dark or enclosed imaging environment, the infrared image collected in the tank has problems such as low resolution, poor contrast, and noise. Aimed at the characteristics of the infrared image in the tank, an infrared image enhancement algorithm based on nonlinear transformation and multi-scale detail enhancement is proposed. The brightness of the infrared image was improved by adaptive nonlinear transformation, and the image was decomposed into base and detail layers through multi-scale filtering. The base layer and the detail layer were processed by different methods and merged into a detail image to achieve the effect of enhancing image detail information and contrast. The brightness map and the detail map were processed by linear fusion to obtain a high-quality image. Experimental results show that the algorithm not only improves the brightness of the image, but also enhances the image contrast, highlights the texture details, significantly improves the sense of hierarchy, and has better visual effects.

Keywords Image enhancement Detail enhancement Contrast enhancement Infrared image Dark conditions Sludge recognition

0 引言

原油在长期存储的过程中,内部存在的各种化学物质会分解^[1],并重新融合为一种新的物质,逐渐沉积于储油罐的底部形成油泥,油泥通常会占到整个大罐总容量的1%~2.2%^[2]。储油罐底部油泥的存在不仅会降低原油的质量,影响经济效益,还会对大罐进行腐蚀,堵塞运输管道,大大增加了原油在存储和输送过

程中的安全隐患^[3],因而要定期对油泥进行清理。在全黑暗和封闭的条件下,为了在大型原油储罐清洗过程中可以进行实时观测,提升对原油储罐底部油泥的清洗效率,可以在清洗设备中引入红外相机进行识别^[4]。因此,对原始红外图像进行预处理是必不可少的环节,通过对原图进行亮度提升、对比度增强,以及去模糊等图像预处理^[5],改善图像分辨率低、对比度差和噪声等问题,使图像轮廓更加清晰,细节信息更加突出,便于后续工作的进展^[6]。

收稿日期:2021-05-28。国家重点研发计划项目(2016YFC0801800)。唐守锋,教授,主研领域:信号处理,图像处理。仝光明,硕士生。史经灿,硕士生。史可,硕士生。史凡,硕士生。

目前,国内外对于红外图像增强技术的研究大体上可划分为传统方法和新兴技术传统。文献[7]中提出了多尺度 Retinex 增强算法(Multi-scale Retinex, MSR),但该算法会放大图像内的噪声,还会导致图像中出现边缘光晕的现象。近年来针对多尺度 Retinex 的缺陷,文献[8]、文献[9]对 MSR 进行改进,分别引入引导滤波和自适应空间变化增益从而解决对比度过高的问题,有效消除光晕,但只适用于单一的应用环境。文献[10]中提出的基于自适应直方图划分和亮度校正的红外图像增强方法(IEAHB 算法)避免了过度增强,优化了图像输出的平均亮度,但在细节增强方面,IEAHB 处理后的图像仍会出现局部模糊。新兴技术则是将近些年提出来的技术理论应用于图像增强理论,如模糊理论、遗传理论、卷积神经网络、人眼视觉特征、多尺度分析等。这些算法在处理效果上明显要优于传统的算法,但算法的整体结构较为复杂,遇到数据量较多或者需要快速处理的情况时,系统所消耗的时间过久。如何改善红外图像质量,满足实际应用需要,仍是当前图像处理研究的一个重要课题。

本文充分考虑储油罐内环境和成像特点,提出一种基于非线性变换与多尺度细节提升的红外图像增强算法。针对应用环境,该算法不仅使图像亮度得到了提升,同时增强了图像对比度突出了纹理细节,层次感得到明显的改善,视觉效果更佳。

1 算法原理

本文所提出的基于非线性变换与多尺度细节提升的红外图像增强算法具体处理流程如图 1 所示。

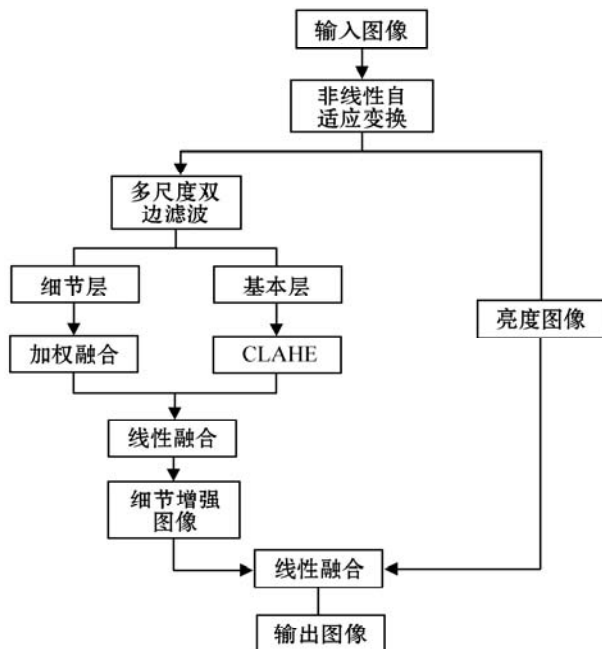


图 1 算法流程

该算法主要分为三个阶段:自适应非线性灰度调节、多尺度细节增强与对比度提升以及图像线性加权融合。首先,结合 Gamma 校正和线性灰度变换的性质进行非线性映射函数的构造,同时引入均值和均方差的自适应系数对变换函数进行调节,并通过非线性加灰度级区域分别进行处理,得到亮度提升的图像 $I_g(x, y)$;然后利用 3 个大小、参数不同的双边滤波卷积核对亮度图像 $I_g(x, y)$ 进行卷积操作,得到一个基本层和 3 个细节层,对基本层进行限制对比度自适应直方图均衡化处理^[11],同时借鉴加权融合直方图均衡化的思想将细节层进行融合得到细节特征 D_0 ,并将处理后的基本层 I_0 与细节特征 D_0 进行线性融合,得到细节突出、对比度提升的细节图像 I_D ;最终,同样借鉴 WHE 思想将亮度提升图像 $I_g(x, y)$ 与对比度增强且纹理细节保持图像 I_D 进行加权融合,得到目标轮廓清晰、对比度显著的增强图像。

1.1 自适应非线性灰度调节

通过对非线性变换中的 Gamma 校正进行研究分析^[12],如图 2 所示利用 Gamma 校正的特性,即当 $\gamma < 1$,低灰度级区域得到拉伸,反之高灰度级区域得到拉伸,并与线性灰度变换相结合,在其中引入自适应调节系数,提出了一种自适应非线性亮度调节方法。

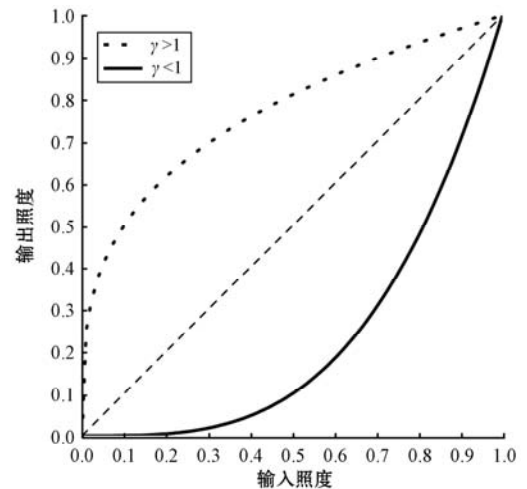


图 2 Gamma 校正曲线

设输入红外图像为 $f(x, y)$,首先需要对红外图像中的亮度进行归一化,本文中采用亮度归一化公式为:

$$I_n(x, y) = \begin{cases} 0 & I(x, y) < \min \\ \frac{I(x, y) - \min}{\max - \min} & \min \leq I(x, y) \leq \max \\ 1 & I(x, y) > \max \end{cases} \quad (1)$$

式中: $I_n(x, y)$ 表示归一化后的值; $I(x, y)$ 表示像素点的灰度值; \min 为直方图中非零灰度级中的最小值; \max 为直方图中非零灰度级中的最大值。

通过上述的归一化操作后,将图像的灰度级区间

延展到整个灰度空间内,但会导致部分像素灰度值被过大地减弱和增强。因此本文借鉴 Gamma 校正提出一种自适应非线性函数,可以表示为:

$$g(x,y) = \frac{I_n^{(\lambda z + 1 - \lambda)} + (1 - I_n)k(1 - z) + I_n^{(3-z)}}{2} \quad (2)$$

式中: I_n 表示归一化后的值, λ 为拉伸系数,它控制着暗区域灰度级扩展的程度, k 为保持系数, z 代表自适应系数,是由图像本身的特征和性质决定,计算公式为:

$$z = \begin{cases} 0 & L \leq M_i \\ \frac{L - M_i}{M_a - M_i} & M_i < L < M_a \\ 1 & L \geq M_a \end{cases} \quad (3)$$

式中: $M_i = mean - \varepsilon \cdot var$, $M_a = mean + \varepsilon \cdot var$, $mean$ 和 var 分别表示图像均值和均方差, ε 为权重,取值为 0.8。

本文中提出的非线性函数是通过三个不同的函数合成而来,如图 3 所示。图中粗实线表示本文中的自适应非线性函数曲线, $L(x,y) = x^{(cz+1-c)}$ 函数曲线如点线所示,虚线代表 $M(x,y) = (1-x)k(1-z)$ 的函数曲线, $S(x,y) = x^{(3-z)}$ 的函数曲线如点划线所示。通过曲线图分析可得,在低灰度级区域时,自适应非线性函数曲线的受函数 $L(x,y)$ 的影响最深,动态范围得到拉伸,同时提升整体灰度值大小;在中灰度区域,三个函数达到动态平衡,原灰度值得到很好的保持;在高灰度级区域内,则由函数 $S(x,y)$ 起主导作用,高灰度级区域的动态范围变大,对比度得到提高,并且会适当地降低高灰度级区域的灰度值,改善图像过度增强的现象。

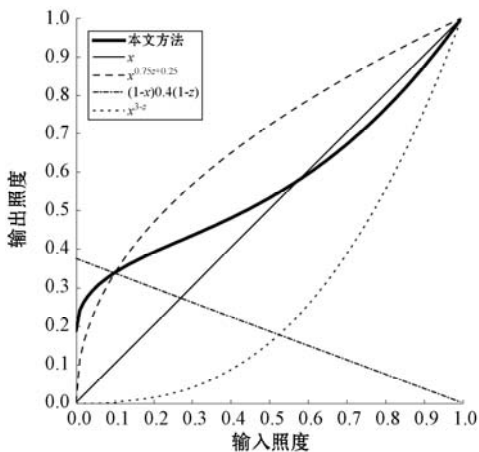


图 3 自适应非线性变换函数

1.2 多尺度细节提升与对比度增强

为了进一步对全局增强后的亮度图像 $I_g(x,y)$ 中细节部分及对比度进行增强,本文借鉴深度学习中多尺度卷积的思想,采用 3 个不同尺度的双边滤波器对亮度图像 $I_g(x,y)$ 进行卷积滤波操作,将其分解为 1 个基本层与 3 个不同尺度的细节层。对基本层进行限制对比度自适应直方图均衡化处理来提升图像整体的对

比度,同时将不同尺度下提取的细节特征进行合并,最终将基本层与细节特征进行加权融合,得到对比度显著且细节得到突出的图像,整体流程如图 4 所示。

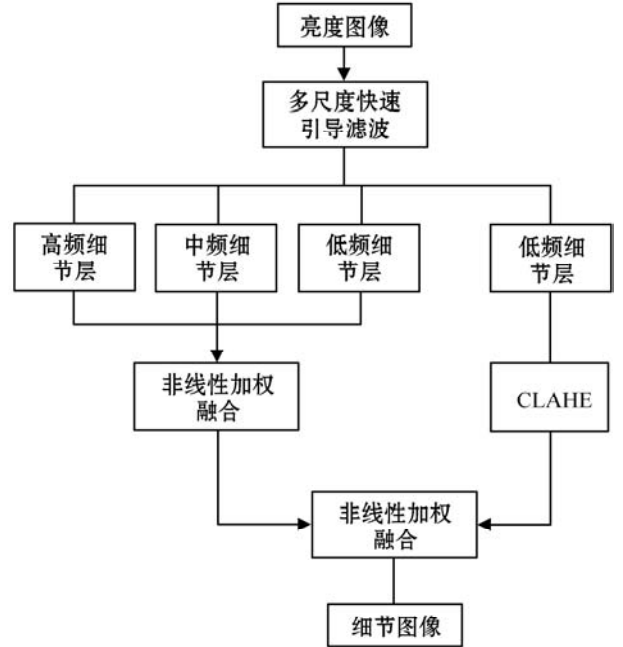


图 4 多尺度细节提升与对比度增强流程

首先,利用三种不同尺度的卷积核对全局亮度增强后的图像 $I_g(x,y)$ 进行双边滤波,得到三幅包含低频信息的基本层,表示为 $B_1 = G_1 * I_g(x,y)$, $B_2 = G_2 * I_g(x,y)$, $B_3 = G_3 * I_g(x,y)$,其中, G_1, G_2, G_3 表示不同 σ 值的双边滤波掩模,且 $\sigma_1 < \sigma_2 < \sigma_3$ 。由于图像的平滑程度与 σ 的取值有关,当 σ 值越大,图像越模糊,细节信息缺失程度越严重。因此,为使得基本层 $I_0(x,y)$ 中的边缘信息得到最大程度的保留并提升图像的对比度,将 B_1 作为基本层进行限制对比度自适应均衡化操作,得到对比度提升的基本层 I_0 ,即:

$$I_0 = CLAHE[B_1(x,y)] \quad (4)$$

将 1.1 节中亮度得到增强的图像 $I_g(x,y)$ 与基本层作差,得到包含边缘、纹理等高频信息的细节特征 $D(x,y)$,即:

$$D(x,y) = I_g(x,y) - B(x,y) \quad (5)$$

将 B_1, B_2, B_3 代入式(5),分别提取到三种不同尺度的细节特征 D_1, D_2, D_3 。其中, D_1 代表高频细节, D_2 代表中频细节, D_3 为低频细节,并通过合并得到整体细节图像 $D_0(x,y)$ 。由于 D_3 中的细节信息较为丰富,直接添加到 $I_g(x,y)$ 中后,虽可以增大边缘像素附近的灰度差,提升图像的层次感,但会出现过度增强现象,影响图像整体观感。为了克服这个问题,我们引入 $sgn(x)$ 函数,通过减少其中的正分量,放大其中的负分量,来维持正分量与负分量之间的平衡,从而使细节得到提升,又不会出现过饱和的现象。因此,最终合并规则为:

$$D(x, y) = \omega_1 \times D_1 + \omega_2 \times D_2 + (1 - \omega_1 \times \text{sgn}(D_3)) \times D_3 \quad (6)$$

式中: ω_1 、 ω_2 和 ω_3 表示为各个细节层的权重,取值范围为 $0 \sim 1$ 。 $\text{sgn}(x)$ 为细节限制函数,函数表达式为:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

红外图像细节特征提取流程如图 5 所示。最后,将提取合并后的整体细节特征与基本层进行加权融合得到细节提升图像即:

$$I_D = I_0 + \alpha D_0 \quad (8)$$

式中: I_D 表示融合后的细节增强图像, I_0 为提升对比度后的基本层图, α 代表权重因子,取值范围为 $[0, 1]$, D_0 表示图像的整体细节特征。

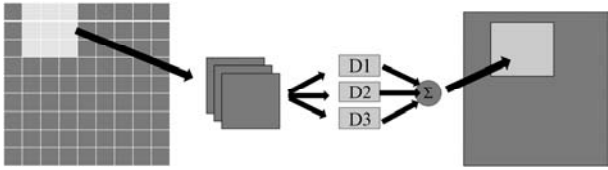


图 5 多尺度卷积提取图像细节流程

1.3 图像线性加权融合

图像融合可以使得结果图像对原图中的细节信息更加突出,噪声更少,从而更有利于人眼的识别和机器的自动探测。因此,借鉴图像融合的思想理论,将自适应非线性增强后的图像和多尺度细节提升后的对比度显著提升的图像 I_D 进行融合,由线性加权融合公式可得:

$$I_{\text{output}} = \beta \cdot I_g(x, y) + (1 - \beta) \cdot I_d(x, y) \quad (9)$$

式中: β 表示为加权系数,取值范围为 $[0, 1]$ 。

2 算法实现

2.1 自适应非线性灰度调节参数调节

自适应非线性灰度调节 (Adaptive Nonlinear Gray Scale Adjustment, DANS) 处理过程中对拉伸系数 λ 与保持系数 k 值的选取会直接影响到图像亮度提升效果。通过变换函数曲线图 3 分析得,保持系数 k 只会影响图像整体曲线起始点的高低,并不会改变函数曲线的大致形状,即输入灰度值为 0 时所对应输出值的大小,因此为防止过度增强现象的出现,本文 k 取 0.4; λ 值的大小则对低灰度级的拉伸效果起到了决定性作用,故而采用实验确定拉伸系数值的大小。选取图像的信息熵 (Information Entropy, IE)、图像的平均灰度值 (Average grays, AG)、标准差 (Standard deviation, SD) 对 DANS 算法的效果进行评估,其中 IE 反映了图像质量

的好坏,AG 可以表征图像的整体亮度,SD 则可以表达图像的对比度优劣,三者的值越大,则表明图像提升的效果越显著。不同 λ 值下,图像亮度增强效果图的 IE、AG 和 SD 如表 1 所示。

表 1 不同 λ 下 DANS 增强图像的 IE、AG 和 SD

λ	IE	AG	SD
0	6.150 1	10.690 4	11.839 4
0.1	6.231 8	18.445 6	14.533 6
0.2	6.912 9	23.530 4	19.203 4
0.3	7.785 8	29.623 9	27.029 5
0.4	8.068 5	34.857 2	35.467 5
0.5	8.240 1	43.317 3	46.144 6
0.6	8.837 5	51.413 3	55.474 1
0.7	9.123 2	65.529 3	67.307 2
0.8	9.019 2	76.516 8	62.594 6
0.9	8.537 3	89.515 3	53.331 5
1	8.113 6	101.142 0	42.094 6

可以看出,当 λ 值小于 0.8 时,随着 λ 值的不断增加,经过 DANS 处理后图像的 IE、AG 和 SD 也逐渐变大,说明图像的质量在不断改善;当值为 0.7 时,图像的 IE 和 SD 均取得最大值,曲线图中也在 0.7 处达到峰值,图像中的细节信息量达到最大,对比度也得到了提升;而当 λ 值超过 0.7 后,虽然 AG 值在不断升高,但 IE 和 SD 指标值均不断下降,虽然图像的亮度在不断提高,但图像对比度下降。故而本文 λ 取值为 0.7。

2.2 多尺度细节提升与对比度增强参数调节

多尺度细节提升与对比度增强 (Multi-scale detail Enhancement and Contrast Enhancement, MCE) 主要针对图像缺乏细节纹理信息以及对比度低的问题进行改善,其对卷积核个数、滤波半径以及融合权重的选取会影响图像细节增强的效果。通过实验对比对其进行确定,选取图像的平均梯度 (Average Gradient, AVG)、边缘保持指数 (Edge Preserved Index, EPI) 以及运行时间对 MCE 的效果进行评估。其中,AVG 和 EPI 评价指标反映了图像细节边缘保持的程度,运行时间则反映了算法的工作效率。本文通过调整目标图像的滤波半径来实现双边滤波核尺度的变化,对亮度提升后的红外图像进行 MCE 操作,最终依据处理结果来确定 MCE 的卷积核个数以及滤波半径的大小,处理结果如表 2 所示。可以看出,随着双边滤波卷积核个数的不断增加,三个评价指标的数值均有所提升,说明随着双边滤波卷积核的个数不断增加,图像中的细节信息越

多,边缘轮廓更加清晰,对图像对比度增强的效果越好。但同样从表中的第四列对运算时间的统计可以看出,卷积核的数量越多,算法计算的复杂程度越高,所消耗的时间越多。综合来看,增加卷积核的数量后对图像细节增强的效果相较于消耗的时间来说,可以忽略不计,因此最终将卷积核个数设为 3,卷积半径设置为 3、11、19。

表 2 不同参数下 MCE 处理后图像的 AD、EPI 及运行时间

Kernels	Scales	AVG	EPI	Time/s
3	3,11,19	5.140 4	4.56	0.18
6	3,5,7,9,11,13	5.469 7	5.23	0.46
9	3,5,7,9,11,13,15,17,19	5.893 3	5.48	0.83

融合权重 α 的选取会影响图像细节和对比度的增强,一般取值范围为 0.4~0.9,本文进行融合实验来确定权重的大小,结果如图 6 所示。可以看出, α 越大,图像亮度越高,当 α 取值为 0.4 和 0.5 时,图像较暗且出现模糊现象,边缘细节严重缺失;当 α 取值为 0.8 和 0.9 时,存在局部曝光,图像对比度较差; α 值为 0.7 和 0.6 时,图像对比度显著且纹理细节突出,两者差距较小,故本文中融合权重 α 的取值为 0.65。

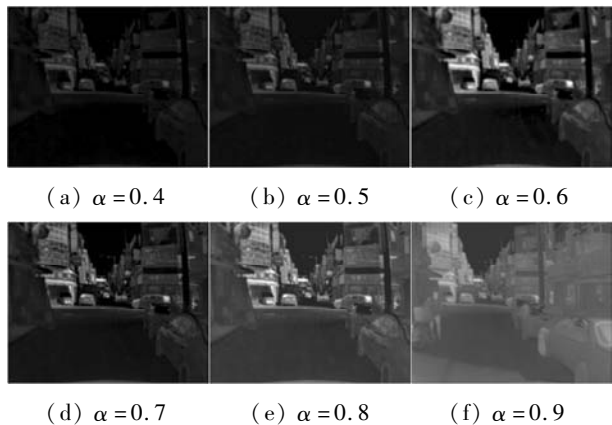


图 6 不同 α 的图像融合结果

2.3 线性加权融合参数调节

本文通过实验对线性加权系数 β 进行确定。通过实验对比得出,当加权系数取值为 0.7 时,图像的亮度均匀且对比度显著;当加权系数过大或者过小时,图像的边缘轮廓信息都会出现丢失,缺乏层次感,视觉效果不佳。因此,本文选取 0.7 作为线性加权系数 β 的值。

3 实验结果对比与分析

为了客观地对本文算法的性能进行评价,本文选用三组不同场景,城乡建筑、郊区道路以及原油储罐内部的红外图像进行实验,将本文算法与限制对比度直

方图均衡化算法(CLAHE)、同态滤波算法(HF)、文献[13]中提到的 RLBHE 算法和文献[10]中的 IEAHB 算法进行对比实验,并从主观、客观和算法运行时间三个方面对本文增强算法的性能进行评价,分析验证本文算法的优越性。本文算法的环境配置为:Windows 10 操作系统,2.90 GHz Intel Core i5-4210H CPU,16 GB RAM。实验平台为 MATLAB R2018b。

3.1 主观评价

图 7 到图 9 分别为三种不同场景下不同算法对红外图像的处理结果。

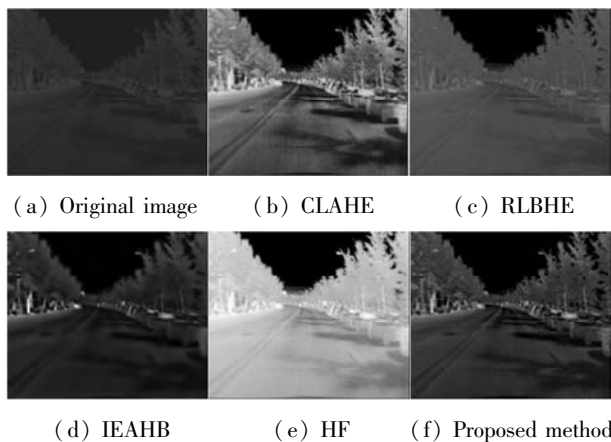


图 7 不同方法对红外图像的增强结果(郊区道路)

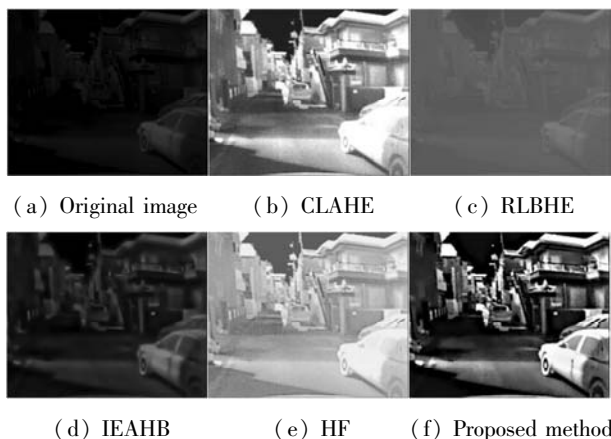


图 8 不同方法对红外图像的增强结果(城乡建筑)

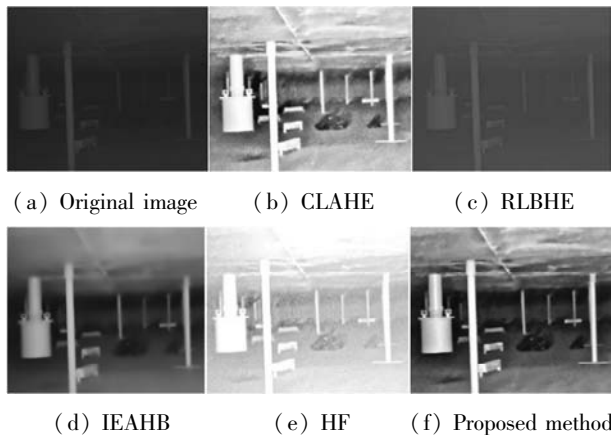


图 9 不同方法对红外图像的增强结果(油罐底部)

可以看出,三幅原红外图像整体灰度级均偏低,且对比度较低,图像较为模糊,无法辨别细节。通过几种不同的增强算法处理后,发现几种算法处理后的图像亮度均得到了明显的提升,但经过 HF 和 CLAHE 算法处理后的图像仍会出现过度增强的现象,视觉效果不佳;通过 RLBHE 算法得到的图像虽然整体亮度有所增强,但图像仍模糊不清,难以对图像中的物体进行分辨。本文算法与 IEAHB 增强算法在亮度提升方面均表现出良好的效果,但是通过实验结果可以看出,在细节增强方面,IEAHB 处理后的图像仍会出现局部模糊,而本算法处理后的图像整体亮度均匀,对比度显著且细节突出。因此,从上述 3 组对比实验可以得到,本文算法对原油储罐、城乡建筑以及郊区道路等场景下红外图像亮度和对比度方面的提升均表现出了良好的性能。

3.2 客观评价

为了进一步证实本文所提到的算法的有效性,通过对定性分析中不同算法处理后图像的平均梯度(Average Gradient, AVG)和图像细节增强评价指标(Enhancement Measure Evaluation, EME)进行计算,以此为依据对图像的增强效果进行衡量^[14]。

不同算法的增强效果图 AVG 的结果见表 3 和图 10 所示。

表 3 不同算法处理后图像的 AVG

算法	Road	Building	Oil tank
Ori image	2.717 3	2.246 1	3.131 6
CLAHE	5.104 9	6.790 4	8.258 1
RLBHE	3.017 2	4.436 5	3.946 8
IEAHB	4.403 5	4.973 1	6.941 3
HF	2.991 8	5.639 8	4.809 1
Proposed	6.901 7	8.809 1	10.331 5

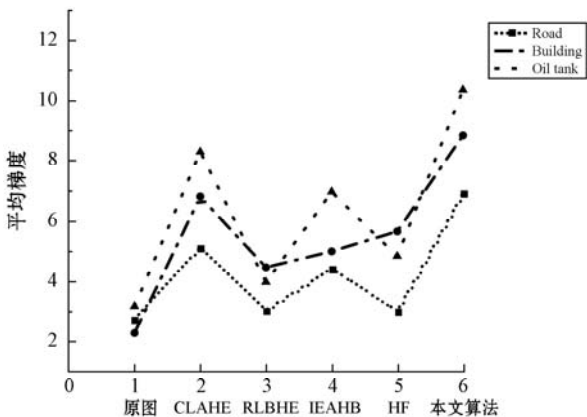


图 10 不同算法处理后图像的 AVG

图 9 中三条不同颜色的折线代表不同场景,横坐标从 1 到 6 分别代表红外原图以及经过 CLAHE、RLBHE、IEAHB、HF 及本文算法处理后的结果图,纵坐标为图像 AVG 的值。通过图表可以很直观地看出,经过不同算法处理后,图像的 AVG 都得到了增加,且在不同场景下,横坐标点为 6 时,即本文算法增强后图像 AVG 均为最大值,第二种 CLAHE 算法次之,第三种 RLBHE 算法值最低。表明在对图像亮度和细节增强方面,本文算法的增强效果最佳,结果图不仅边缘纹理特征显著而且细节信息得到了突出。

表 4 和图 11 给出了各算法处理效果图的 EME。

表 4 不同算法处理后图像的 EME

算法	Road	Building	Oil tank
Ori image	18.413 9	13.378 2	22.868 1
CLAHE	25.823 7	19.219 7	30.392 1
RLBHE	14.255 7	11.690 6	19.533 6
IEAHB	22.912 8	15.685 3	27.203 5
HF	20.217 5	14.145 2	24.767 1
Proposed	35.245 8	27.067 9	46.785 2

从表 4 中的数据以及图 11 中的对比折线可以看出,只有第三种算法的 EME 值略小于原图,而经过其他算法处理后得到图像的 EME 值均在原图数值之上,且折线和数据值在本文算法处达到最高点。此种现象表明除了 RLBHE 以外,其余算法均可以对图像的质量和对比度进行改善,且本文算法对图像对比度的提升效果最佳,而 RLBHE 对图像的对比度有些许的抑制作用。

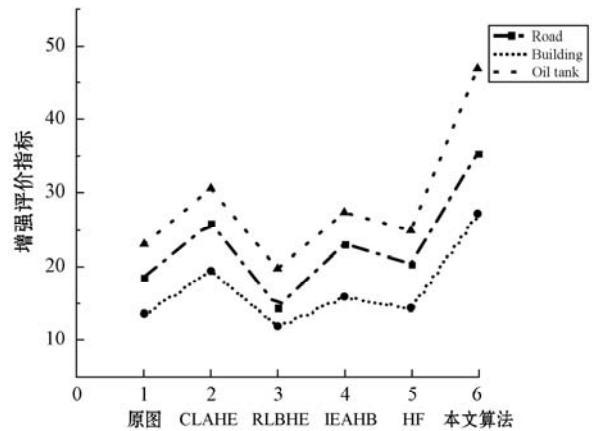


图 11 不同算法处理后图像的 EME

3.3 运行时间分析

本文算法与 CLAHE 算法、RLBHE 算法、IEAHB 算法、HF 算法五种不同算法在上述平台上进行仿真计算算法运行的平均时间,如表 5 所示。

表 5 五种算法运行时间

算法	CLAHE	RLBHE	IEAHB	HF	Proposed
时间/s	0.319	0.172	0.571	0.451	0.543

可以看出,本文所提算法运行时间相比于其他算法时间较长,主要原因是算法中多尺度卷积环节耗时较长。虽然本文所提算法空间复杂度和时间复杂度较高,但是处理后的图像亮度、对比度等都有明显的改善,对于清洗罐底油泥这个实时性要求不高的应用场景来说,提高图像质量的同时牺牲少量时间为代价是在可接受范围内的。

综上所述,本文算法在主观与客观的分析中均得到了最佳的结果,因此可以表明本文算法在多种场景红外图像中均有效地提升了图像亮度,增强图像对比度和细节信息,具有良好的适应性。

4 结 语

针对油罐底部全暗且封闭的应用环境下,本文提出了一种基于非线性变换与多尺度卷积细节提升的红外图像增强算法。对算法的原理步骤进行介绍,采用自适应非线性变换对红外图像亮度进行改善,通过多尺度滤波将图像进行多层次分解,分别使用不同方法进行处理,达到增强图像细节和对比度的效果,最后通过线性融合的方式得到高质量的图像。最终,将本文算法与其他算法进行红外图像增强对比实验,并进行主客观评价分析,实验结果表明本文所提方法不仅使图像亮度得到了提升,也增强了图像对比度,突出了纹理细节,层次感得到明显的改善,视觉效果更佳。同时从实验结果可见,本文算法运行时间明显增长,但由于应用场景对实时性要求不高,所以耗时增加的影响并不大。若研究实时性图像处理算法,后续可以改进滤波算法或者使用积分图代替传统的卷积计算方法来提升算法的效率,提升图片质量的同时,适当缩短算法的耗时。

参 考 文 献

[1] 郑君. 储油罐机械清洗技术的探讨与分析[J]. 石化技术, 2020,27(11):62-63.

[2] 宫晓伟,何茂金,喻学孔. 储油罐机械清洗技术研究及应用分析[J]. 清洗世界,2020,36(4):1-3.

[3] 王德刚. 油泥特性与处理技术分析[J]. 科学技术创新, 2018(25):57-58.

[4] 高庆珊. 成品油储罐清洗机器人视觉导航技术研究[D]. 北京:北京石油化工学院,2018.

[5] 赖喜锐,罗子杰,黄祥臣. 含油污泥检测方法应用及探讨[J]. 广东化工,2019,46(16):163,173.

[6] 于天河,郝富春,康为民,等. 红外图像增强技术综述[J]. 红外与激光工程,2007(S2):335-338.

[7] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G. Multiscale retinex for color image enhancement[C]//Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 1996.

[8] 张承泓,李范鸣,吴滢跃. 基于自适应引导滤波的子带分解多尺度 Retinex 红外图像增强[J]. 红外技术,2019,41(4):323-328.

[9] 牛志忠,杨坤. 一种基于多尺度 Retinex 的夜间图像增强算法[J]. 现代信息技术,2020,4(17):66-68.

[10] Wan M, Gu G, Qian W, et al. Infrared image enhancement using adaptive histogram partition and brightness correction [J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 682.

[11] Huynh-The T, Le-Tien T. Brightness preserving weighted dynamic range histogram equalization for image contrast enhancement [C]//International Conference on Advanced Technologies for Communications. IEEE, 2014.

[12] 顾红男,石岩. 化无形为有形——利用人眼感光特性进行设计[J]. 重庆建筑,2004(S1):56-58.

[13] Zuo C, Chen Q, Sui X. Range Limited Bi-Histogram Equalization for image contrast enhancement[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(5): 425-431.

[14] Wang F, Zhang B, Zhang C, et al. Low-light image joint enhancement optimization algorithm based on frame accumulation and multi-scale Retinex[J]. Ad Hoc Networks, 2020, 113(4): 102398.

(上接第 211 页)

[25] Tang P J, Wang H, Kwong S. G-MS2F: GoogLeNet based multi-stage feature fusion of deep CNN for scene recognition [J]. Neurocomputing,2017,225:188-197.

[26] Song H O, Girshick R, Zickler S, et al. Generalized sparselet models for real-time multiclass object recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2015,37(5):1001-1012.

[27] Herranz L, Jiang S, Li X. Scene recognition with CNNs: Objects, scales and dataset bias[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015:786-793.

[28] Zuo Z, Shuai B, Wang G, et al. Learning contextual dependence with convolutional hierarchical recurrent neural network[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2016, 25(7):2983-2996.