

文章编号: 1672-8785(2024)07-0016-13

基于自适应多特征融合的红外 图像增强算法

邸若海¹ 万乐乐¹ 李亮亮^{2*} 孙梦宇³ 李晓艳¹ 王 鹏¹

(1. 西安工业大学电子信息工程学院, 陕西 西安 710021;

2. 西安工业大学机械工程学院, 陕西 西安 710021;

3. 西安工业大学光电工程学院, 陕西 西安 710021)

摘 要: 针对红外图像纹理不清晰、亮度低、高噪声的问题, 提出了一种自适应多特征融合的红外图像增强算法。首先, 通过用自动线性映射的方法对 14 位红外图像进行有效特征提取得到了 16 位图像, 提升了图像可视化效果。其次, 引入广义反锐化掩模(Generalized Unsharp Masking, GUM)算法与带色彩恢复的多尺度视网膜(Multi-Scale Retinex with Color Restoration, MSRCR)增强算法联合处理的方法, 获得图像不同尺度的有效信息, 提升了图像的对比度。最后设计了自适应权重图, 并结合图像金字塔结构的特性, 对不同特征层进行有效信息的互补融合, 提升了图像亮度, 丰富了图像的纹理信息。实验结果表明, 此算法有效提升了红外图像的对比度和视觉效果; 相较于现有的几种算法, 其平均梯度(Average Gradient, AG)约提升 0.6%, 峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)约提升 10%, 图像的边缘信息有效率约提升 11%, 图像的清晰度约提升 10%。

关键词: 特征提取; 权重图; 金字塔; 多尺度融合

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2024.07.003

Infrared Image Enhancement Algorithm Based on Adaptive Multi-Feature Fusion

DI Ruo-hai¹, WAN Le-le¹, LI Liang-liang^{2*}, SUN Meng-yu³, LI Xiao-yan¹, WANG Peng¹

(1. College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. College of Mechanical Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

3. College of Optoelectronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

收稿日期: 2024-01-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(621713600); 陕西省科技厅重点研发计划项目(2022GY-110); 国家重点研发计划(2022YFF0604900)2022 年度陕西高校青年创新团队项目; 山东省智慧交通重点实验室(筹)项目; 2023 年陕西省高校工程研究中心项目

作者简介: 邸若海(1986-), 男, 陕西西安人, 副教授, 博士, 主要研究方向为遥感图像处理、复杂系统建模与优化等。

***通讯作者:** E-mail: 2977867201@qq.com

Abstract: Aiming at the problems of unclear texture, low brightness and high noise of infrared images, an adaptive multi-feature fusion algorithm for infrared image enhancement is proposed in this paper. Firstly, the automatic linear mapping method is used to extract 16-bit infrared images from 14-bit infrared images, which improves the visual effect. Secondly, the combined processing method of GUM and MSRCR is introduced to obtain effective information on different scales of the image and improve the contrast of the image. Finally, the adaptive weight map is designed and combined with the characteristics of the image pyramid structure to complement and fuse the effective information of different feature layers, which improves the brightness of the image and enriches the texture information of the image. Experimental results show that this algorithm can effectively improve the contrast and visual effect of infrared images, and its AG is increased by about 0.6% compared with the existing algorithms. The PSNR is about 10% higher, the image edge information efficiency is about 11% higher, and the image sharpness is about 10% higher.

Key words: feature extraction; weight map; pyramid; multiscale fusion

0 引言

红外成像系统能够将接收到的红外辐射转换成红外图像,在军事和民用领域得到了广泛的应用。但是其波长较长,导致红外图像存在噪声大、对比度低、非均匀性大、空间分辨率差等缺陷^[1]。为了解决上述问题,开展红外图像增强研究具有很大的现实意义。

针对低亮度红外图像处理方面,邓春华等人提出了低照度短波红外图像增强算法,有效抑制了红外图像在低照度下的时域噪声,但也增加了图像的固定纹理噪声^[2]。吕侃徽等人利用阈值分割技术实现了自适应的直方图分段均衡化处理,有效保持了图像原有亮度,提升了灰度不均匀图像的对比度^[3]。Ashiba H I 等人利用直方图处理和非抽样加性小波变换增强红外图像的方法,加强了图像的细节并获得了尽可能多的细节,有效解决了图像细节对比度的问题^[4]。但这些方法不能对图像的噪声、亮度、对比度都实现有效提升。

伴随着视网膜皮层理论(Retinal-cortex Theory, Retinex)在红外图像增强算法中的实践,由 Land E H 提出的基于 Retinex 理论的图像增强算法在不断改进,从单尺度(Single Scale Retinex, SSR)算法^[5]发展到多尺度(Multi-Scale Retinex, MSR)算法^[6-7],再到现在具有色彩保护的多尺度(Multi-Scale Retinex with Chromaticity Preservation, MSRCP)算法^[8]。研究表明,基于 Retinex 理论衍生出来

的算法对研究红外图像处理具有很好的指导意义。

特别在高动态范围图像处理方面, Ahn H 等人提出了一种基于 Retinex 理论的高动态范围图像色调映射技术(Adaptive Local Tone Mapping Based on Retinex for High Dynamic Range Images, ALTMM)算法^[9]。该算法在局部适应过程中,通过用引导滤波器代替原 Retinex 算法中的高斯滤波器来减少光晕伪影,并提出了新的对比度增强因子以提升场景亮度值。欧阳慧明等人提出了一种基于局部方差的参数自适应算法。通过自适应地选取参数值,有效改善了引导滤波器的场景适应性^[10]。谭开豪等人提出了一种基于改进引导滤波分层技术的红外图像增强算法。该算法在保持较高增强效果的同时,解决了高动态范围红外图像在压缩显示过程中容易出现的对比度低、细节模糊的问题^[11]。骆成等人提出的基于统计决策的高灰阶 X 射线底片图像自适应增强算法(Adaptive Enhancement Algorithm of High Grayscale X-ray Films Image Based on Statistical Decision, HG-STAE),能很好适应于高动态范围图像的增强处理,特别是图像亮度校正、图像细节信息增强方面^[12]。Dong X 等人提出基于暗通道先验知识增强低照度图像,利用去雾思想实现了低照度图像增强^[13-14]。

研究表明,虽然基于 Retinex 理论所衍生的相关算法及其改进算法在各个领域得到了较

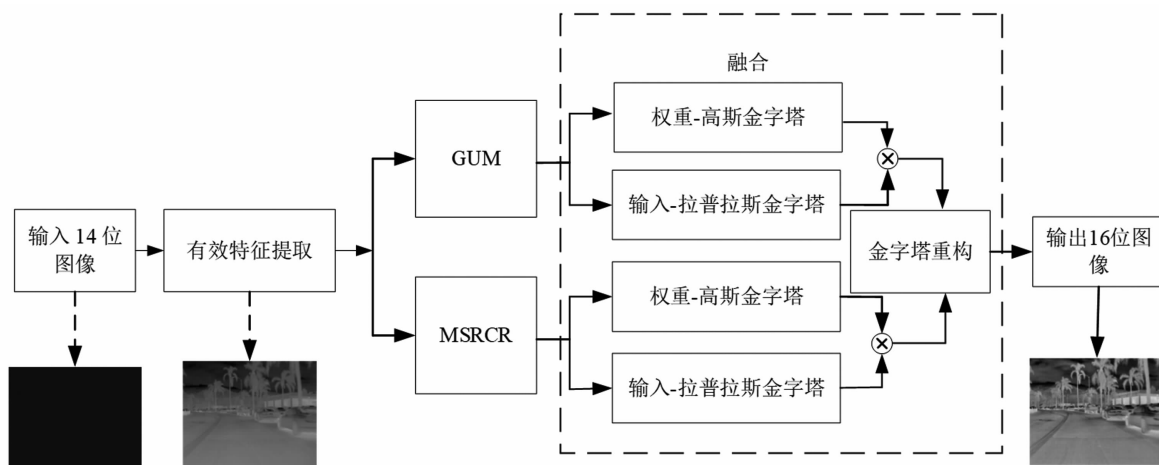


图1 图像算法网络结构图

好的应用,但现有的基于 Retinex 的算法在处理 14 位图像时存在细节不足的问题,不能对整幅红外图像的每一个像素进行细节、亮度、噪声等全面处理。本文旨在平衡三者间的关系,有效解决 14 位红外图像每一个像素处存在的图像处理问题。

在以上算法的基础上,本文提出了一种自适应红外图像增强算法,较好地解决了图像纹理不清晰、对比度低、高噪声的问题,实现了对不同特征层有效信息的互补融合。结果表明,该方法有效平衡了图像纹理、低对比度、高噪声的关系,提升了图像质量。

1 基本原理

针对现有的红外图像增强方法存在的缺陷,本文设计的红外图像处理算法主要包括基于 14 位红外图像的有效特征提取、基于 GUM^[15]和 Retinex 理论的图像增强处理、图像的自适应多特征融合等三个部分。整个算法的结构如图 1 所示。

1.1 基于 14 位红外图像的有效特征提取

为了对 16 位红外图像进行有效特征提取,本文采用自动线性映射的处理方法,主要通过去除像素值过高和过低的比例部分后,将图像的其余像素值线性映射到 $[0, 65535]$ 区间,得到分散图像直方图。这种方法可以有效增强图像的亮度,改善原图像灰度值的分布范围。

本文采用基于映射关系的方法对图像进行

处理,即

$$\begin{cases} f(g(x,y)) = 0, & g(x,y) \leq V_{\min} \\ f(g(x,y)) = 65535, & g(x,y) \geq V_{\max} \\ f(g(x,y)) = [(g(x,y) - V_{\min}) / (V_{\max} - V_{\min})] \\ \times 65535, & V_{\min} < g(x,y) < V_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $g(x,y)$ 表示原始的 14 位图像。

按照式(1),首先统计通道直方图,求出 0.5% 首尾的阈值;将小于 $V_{\min}$ 的像素值映射为 0,将大于 $V_{\max}$ 的像素值映射为 65535,对图像介于 $V_{\min}$ 和 $V_{\max}$ 之间的其余像素值进行线性映射。此时将占比较大的灰度值动态范围实现扩宽,获得了一个比原图像对比度更强、更清晰的图像(见图 2)。

图 2(a)与图 2(b)分别为原数据集图像的直方图和线性映射增强后图像的直方图。由图 2(a)可知,原图像直方图分布相对集中,像素主要集中在 6000~8000,故图像整体偏暗,很难观察到目标图像的信息。分析图 2(b)可知,经过线性映射增强后的直方图较为分散,像素分布相对均匀,因此图像整体亮度得到增强,可看到目标的大致轮廓。

1.2 基于 GUM 和 Retinex 的图像增强处理

1.2.1 基于 GUM 的图像增强处理

通过自动线性映射处理后,红外图像的分辨率仍然较差且对比度较低,尤其是它的边缘部分。为了获得图像更好的边缘信息,在增强

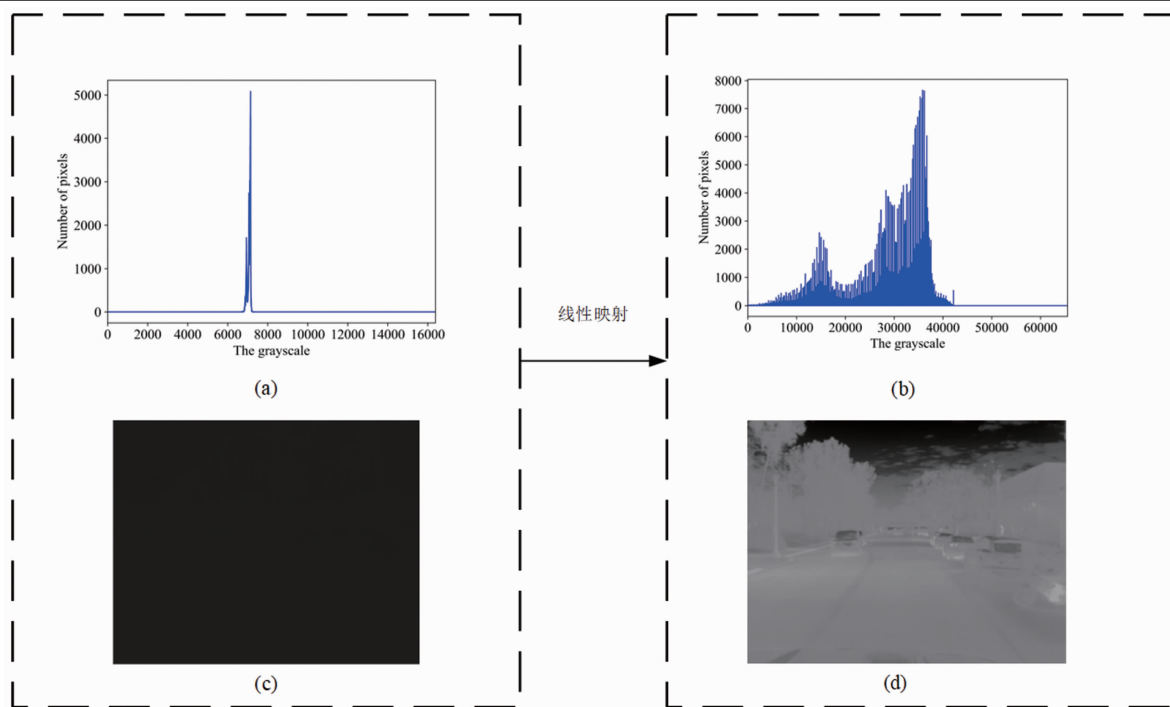


图 2 自动线性映射处理后的图像及直方图

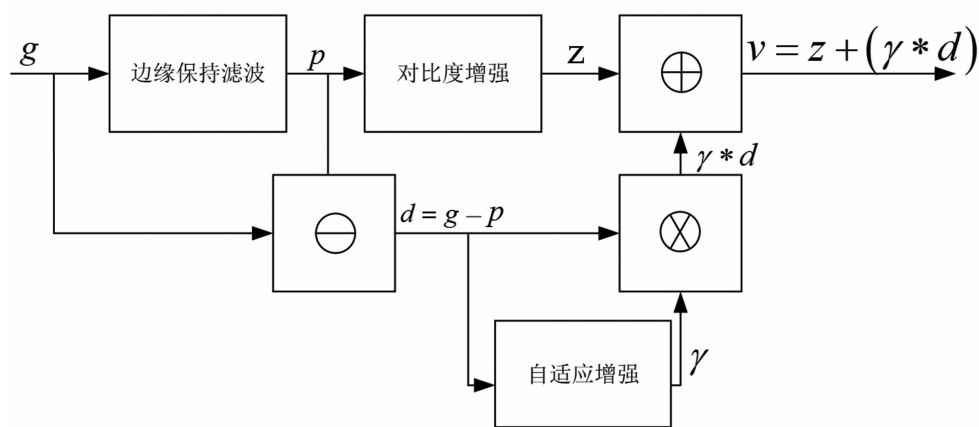


图 3 GUM 算法框图

对比度的同时, 增强图像的亮度和清晰度。本文对得到的 16 位图像 GUM 算法进行处理。

首先对原图像进行低通滤波处理, 生成一幅相对模糊的图像; 其次, 将原图像与模糊图像进行像素相减运算, 保留图像的高频成分; 最后, 将高频图像用一个参数放大后与原图像进行叠加运算的增强处理, 得到一幅边缘信息更完整的图像。该算法有效提升了图像的高频成分, 而图像的低频成分几乎不受影响。GUM 算法的框图如图 3 所示。

针对输入图像 g , 整个过程首先采用的是

边缘保持滤波器产生信号的光晕效应(边缘保持滤波器选择的均值滤波器), 有

$$p = \text{mask}(g) \quad (2)$$

其次, 通过图 3 中两个不同的过程实现图像对比度增强和锐化的问题。

对图像 p 进行自适应直方图均衡化处理并输出 z , 即

$$z = h(p) \quad (3)$$

对图像的细节处理如下:

$$d = g - p \quad (4)$$

$$f(d) = \gamma(d) * d \quad (5)$$

式中, $\gamma(d)$ 是自适应增益, d 表示细节信号 (即残差)。

最后, 此算法处理的图像输出 $F_G(x, y)$ 为

$$F_G(x, y) = h(p) + [\gamma(d) * d] \quad (6)$$

1.2.2 基于 Retinex 的图像增强处理

经过自动色阶处理后的红外图像存在噪声高、颜色失真、视觉效果模糊的问题。本文采用基于 Retinex 理论的 MSRCR 方法^[16]来改善图像的质量。

Retinex 理论认为人看到的物体图像是由物体的反射光和入射光决定的。因此将目标物体图进行分解后, 得到的照度分量和反射分量是相乘的关系, 也就是图像的结构信息与图像的细节纹理部分相乘后得到结果。设人眼观察到的图像为 $g(x, y)$, 有

$$g(x, y) = L(x, y) * R(x, y) \quad (7)$$

式中, $L(x, y)$ 代表入射光的光照分量, 包含了图像中景物的大致轮廓和亮度的分布; $R(x, y)$ 代表物体固有性质的反射分量。因此, Retinex 理论原理是从 $g(x, y)$ 中得到 $R(x, y)$ 。

MSRCR 是具有色彩恢复的多尺度 Retinex 算法。图像在融合过程中会引入噪声, 这样会

导致图像存在局部细节丢失以及色彩失真的问题。Jobson D J 等人引入色彩恢复因子 C 到 MSR 算法中, 设计了 MSRCR 算法, 即

$$F_M(x, y) = C_i(x, y) \sum_{n=1}^N \omega_n$$

$$\times \{\ln g(x, y) - \ln [g(x, y) * G_n(x, y)]\} \quad (8)$$

式中, g 表示输入图像; C_i 表示图像第 i 个通道的色彩恢复因子; N 表示尺度个数; ω_n 表示第 n 个尺度的加权系数; $G_n(x, y)$ 表示高斯滤波函数。

1.3 自适应多特征融合

上述两种算法的处理有效增强了红外图像的对比度和细节信息, 但红外图像仍然存在分辨率低、噪声高、细节模糊的特征。特别是针对光线较暗的情况下采集到的红外图像处理效果不佳的问题, 本文提出了一种基于自适应多特征融合的红外图像处理方法。通过此方法对红外图像进行增强处理, 图像整体的视觉效果得到了较大提升, 实现了图像特征信息的互补融合, 满足了对很多低质图像的增强处理。整体框图如图 4 所示。

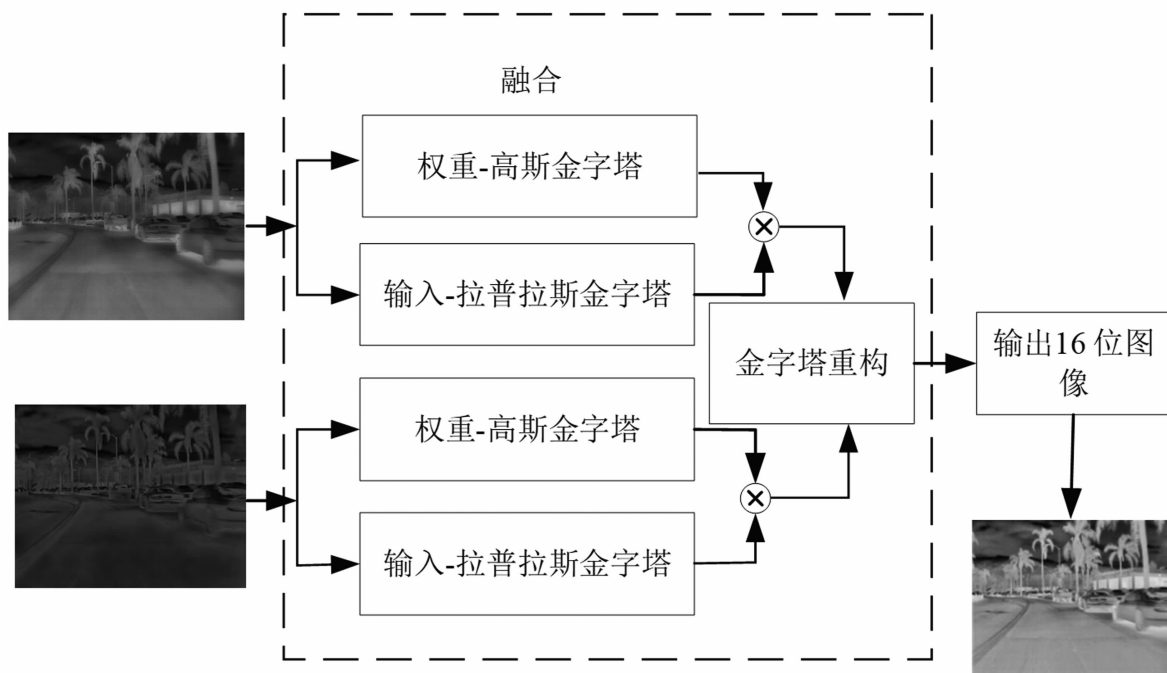


图 4 算法框架示意图

1.3.1 权重的选择

根据红外图像的曝光程度自适应选择不同的权重图。首先在 $[0, 1]$ 内对像素值进行归一化处理；其次，将这些值设置为接近平均值 0.3，此时的像素具有较好的曝光率；最后，为了获得合适的权重图，计算输入值 $F(x, y)$ 与每一个像素的平均值 0.3 之间距离的平方，即

$$W_A^k(x, y) = \exp\left(-\frac{(F^k(x, y) - 0.3)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中， k 代表对导出的输入进行索引； $F^k(x, y)$ 表示输入 F^k 的值；选择标准默认值偏差 $\sigma = 0.3$ ，这样较小的值就被分配到曝光不足及曝光过度区域的像素，而让大多数正常曝光的像素获得高值。

其次，对输入图像 $F(x, y)$ 进行 GUM 算法处理，得到图像 $F_G(x, y)$ 。按照式(9)的方法，获得权重图像值 $W_{\text{GUM}}^k(x, y)$ 。同理，我们对输入图像 $F(x, y)$ 进行 MSRCR 算法处理后，得到权重图 $W_{\text{MSRCR}}^k(x, y)$ 。最后，对此处的两个权重图进行归一化处理，分别得到权重 $\bar{W}_{\text{GUM}}^k(x, y)$ 和 $\bar{W}_{\text{MSRCR}}^k(x, y)$ ，有

$$\bar{W}_{\text{GUM}}^k(x, y) = W_{\text{GUM}}^k(x, y) / \sum_k [W_{\text{GUM}}^k(x, y) + W_{\text{MSRCR}}^k(x, y)] \quad (10)$$

$$\bar{W}_{\text{MSRCR}}^k(x, y) = W_{\text{MSRCR}}^k(x, y) / \sum_k [W_{\text{GUM}}^k(x, y) + W_{\text{MSRCR}}^k(x, y)] \quad (11)$$

1.3.2 图像的融合

整个算法的具体过程如下：首先，采用 GUM 和 MSRCR 两种算法分别对经过自动线性映射处理后得到的红外图像进行处理，得到图像 $F_G(x, y)$ 和 $F_M(x, y)$ 。此方法有效保持了图像的高保真度，提高了图像局部域对比度，特别是对于在昏暗低灰度处拍摄的图像效果更明显，但也存在图像噪声较大及局部亮度不够、图像整体的对比度有待提高的问题。因此，将图像的自适应权重图与图像金字塔结构结合进行图像数据的有效融合。

对于高斯金字塔结构，主要是对图像不断进行下采样和平滑处理，将一幅图像分解成多个不同分辨率的图像，然后将这些不同分辨率的图像组织成一个金字塔状的结构。

拉普拉斯金字塔的某层图像就是将原图像减去高频分量后的图像处理结果。此方法用于后续高频分量的融合和图像高频信息的恢复。首先，用于权重图的高斯金字塔运算获得了不同层权重图的信息，拉普拉斯金字塔变换用于对经过 GUM 算法处理后的 $F_G(x, y)$ 图像的运算，获得了不同层图像的有效高频信息。高斯金字塔用于获得权重图 W_{GUM}^k 的运算，将经过高斯金字塔处理后权重图的每层信息与经过拉普拉斯金字塔处理后每层图像的信息进行像素级相乘操作，输出图像 $I_{\text{GGL}}^l(x, y)$ ：

$$I_{\text{GGL}}^l(x, y) = \sum_k G^l \{ \bar{W}_{\text{GUM}}^k(x, y) \} * L^l \{ F_G^k(x, y) \} \quad (12)$$

式中， l 表示金字塔层级的数目， $G\{W\}$ 是归一化权重图 W 的高斯金字塔， $\bar{W}_{\text{GUM}}^k(x, y)$ 是归一化后的权重图， $L\{F\}$ 是输入 F 的拉普拉斯金字塔。

同样地，对 $F_M(x, y)$ 图像也类比式(12)的方法来进行运算处理，有

$$I_{\text{MGL}}^l(x, y) = \sum_k \{ G_l \bar{W}_{\text{MSRCR}}^k(x, y) \} * L^l \{ F_M^k(x, y) \} \quad (13)$$

式中， l 表示金字塔层级的数目， $G\{W\}$ 是归一化权重图 W 的高斯金字塔， $\bar{W}_{\text{MSRCR}}^k(x, y)$ 是归一化后的权重图， $L\{F\}$ 是输入 F 的拉普拉斯金字塔。

最后，对 $I_{\text{MGL}}^l(x, y)$ 和 $I_{\text{GGL}}^l(x, y)$ 进行金字塔重构，输出 16 位红外图像，有

$$V(x, y) = \sum_k \{ I_{\text{MGL}}^l(x, y) \oplus I_{\text{GGL}}^l(x, y) \} \quad (14)$$

式中， $V(x, y)$ 表示最后输出的 16 位红外图像。

图 5 为本文设计的自适应多特征融合图像增强算法效果示意图。从图 5 中可以明显看出，采用本文算法可得到灰度更均衡、对比度

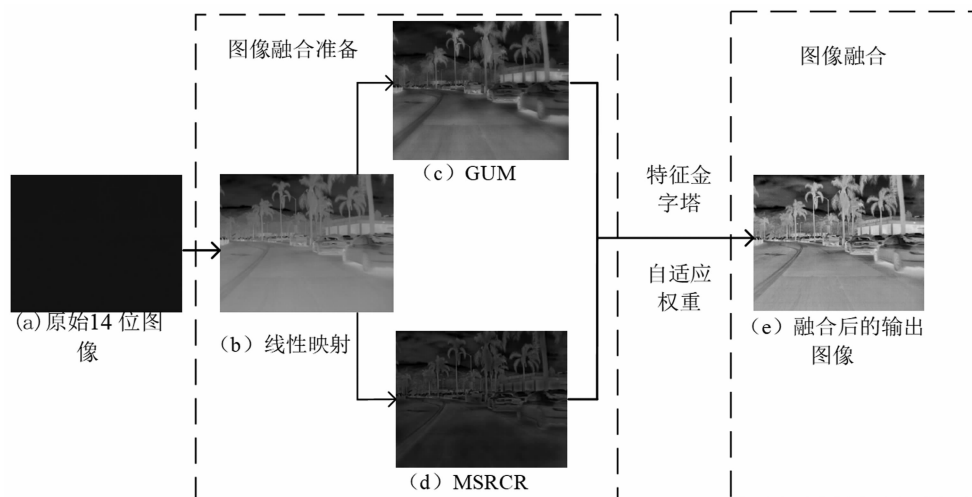


图 5 自适应多特征融合图像过程

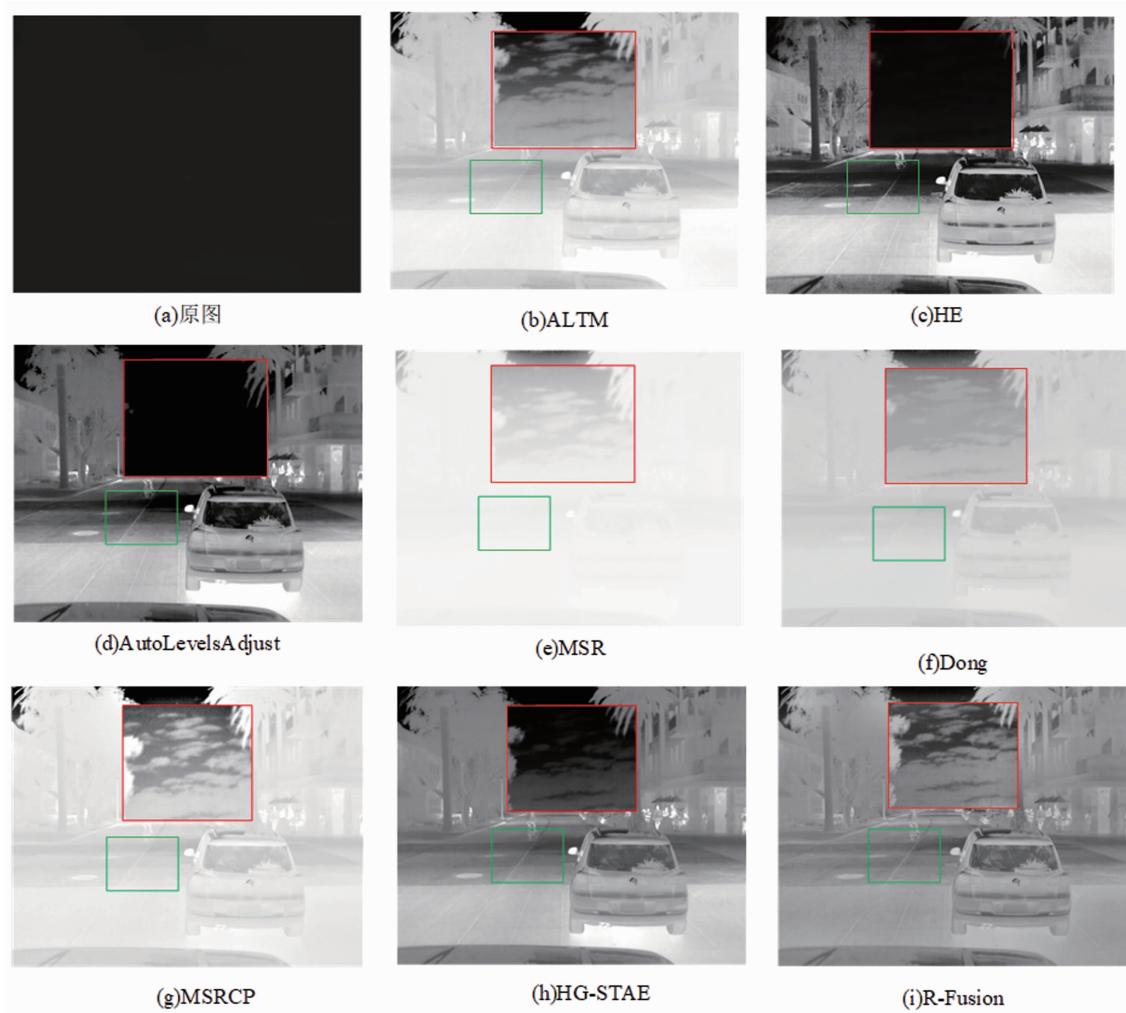


图 6 各个算法在红外图像上增强效果的对比(第一组场景)

更强、细节更为丰富的红外图像。此外，该算法都是像素级的相乘、相加的操作，运算简单且运算量较少。

2 实验与分析

实验所用计算机的 CPU 型号是 11 代 Intel (R) Core (TM) i7-11800H@2.30GHz，内存

为 16GB。使用 Python 对本文提出的自适应多特征融合算法进行验证, 将本算法的实验结果与经典的图像增强算法以及最近提出的低照度图像增强算法进行综合评价分析。其中, 对比算法均采用其默认最优参数。本文将从定性和定量两个方面来分析红外图像质量。

2.1 图像增强效果对比

为了验证本文算法对红外图像的增强效果以及保持图像亮度稳定的能力, 随机选取了 3 组红外图片进行分析: 第一组主要观察图像的天空和地面; 第二组主要观察图像的天空和树木纹理; 第三组主要观察天空和自行车的轮廓。这三组图片能够全面地展现本文算法在各方面的性能指标, 故将本文算法 (Red Image Fusion, R-Fusion) 与 ALTM、灰度直方图均衡 (Histogram Equalization, HE)、AutoLevelsAdjust、MSR、Dong、MSRCP、HG-STAE 算法进行对比验证。整体来看, 其他各算法对红外

图像的效果均实现了一定程度的提升, 但是普遍存在过增强、高噪声、细节信息模糊不清的问题。

图 6 所示为对第一组场景中拍摄的 14 位红外图像采用不同算法的处理结果。其中, 图 6(b)、图 6(e)、图 6(f)、图 6(g) 均存在对图像处理过曝的问题, 图像的纹理细节较差; 图 6(c)、图 6(d)、图 6(h) 的图像视觉效果有了明显的增强, 但均存在将天空中的云这一细节丢失以及地面阴影部分曝光不足的问题; 在图 6(h) 中, 虽然 HG-STAE 算法显著增强了图像的各个方面, 但不能很好地反映图像的细节信息, 存在局部轮廓不清晰的问题; 图 6(i) 是经过本文算法处理后的图像, 可以看出该图像的纹理细节更清晰、对比度更强, 在红外图像整体增强方面表现出更好的性能。

图 7 为对第二组场景的图像采用不同算法处理的对比效果图。图 7(e)、图 7(f) 整体处理

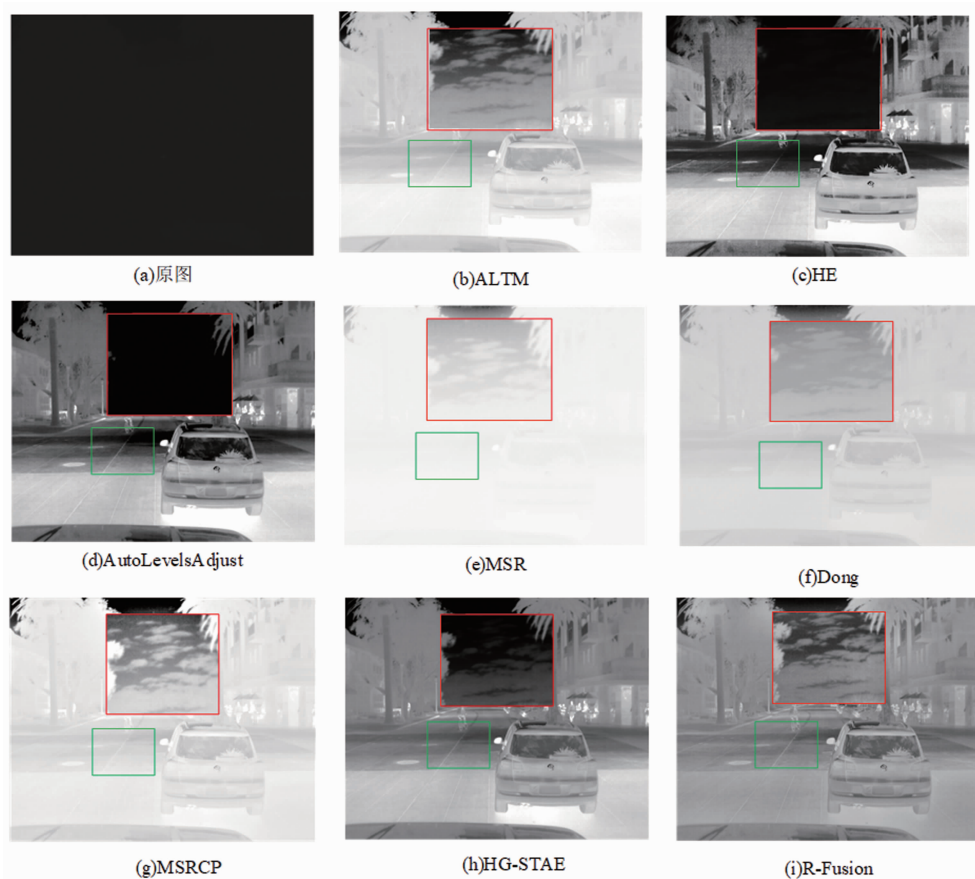


图 7 各个算法在红外图像上增强效果的对比(第二组场景)

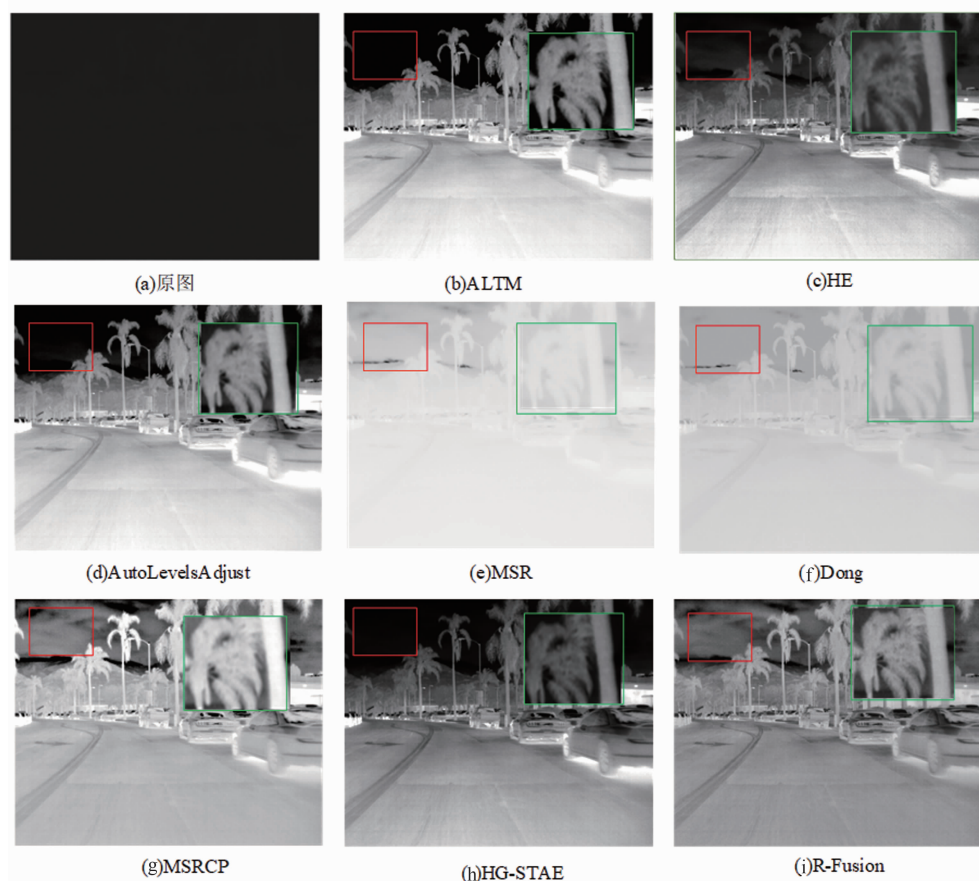


图 8 各个算法在红外图像上增强效果的对比(第三组场景)

效果存在过曝问题,视觉效果不佳;在图 7(b)、图 7(c)、图 7(d)、图 7(h)中,图像丢失了天空处树木的细节信息,存在暗区太暗的问题;在图 7(g)中,图像存在严重过增强问题,天空处的树木和云朵都不能很好地体现其纹理信息。

图 8 为对第三组场景的图像采用不同算法的对比效果图。在图 8(e)、图 8(g)中,对红外图像的处理仍然存在严重过曝问题,看不清目标信息,图像整体的轮廓模糊。其他几种算法较好地增强了红外图像,但在图 8(b)中存在图像对比度较弱的问题,在图 8(c)、图 8(d)中存在局部信息过暗的问题,在图 8(g)中图像的细节信息模糊了,在图 8(h)中整体图像的对比度有了提升,但同样在处理天空中的云朵方面存在过增强的问题,不能显示天空的细节信息。而本文提出的算法在图像亮度和对比度上得到了很好的提升。

从上述三类场景的对比中可以看出,本文提出的算法在不同的场景中都能够很好地对红外图像进行处理,增强后的图像细节更加明显,对比度更强且视觉效果更好。

2.2 图像增强效果的定量分析

本文选择 AG、PSNR、结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM)、信息熵 (Information Entropy, 简称为 Entropy)、拉普拉斯算子 (Laplacian)、Brenner 梯度法、Volath 梯度法作为图像增强效果的客观评价标准。其中, AG 表示图像的细节丰富程度, AG 越大则图像的质量越高; PSNR 表示图像的结构相似性, 其指标越大表示图像的质量越好; SSIM 表示两幅图像之间的相关性, SSIM 越大表示两幅图像之间的相关性越高。对于 Laplacian、Brenner、Vollath 指标, 输出值越大, 表示图像的清晰度越高。

表 1、表 2、表 3 分别列出了对 2.1 中三

表 1 各个算法在场景一中的指标值

算法	AG	PSNR	SSIM	Entropy	Laplacian	Brener($\times 10^4$)	Vollath($\times 10^5$)
ALTM	2.370	11.839	0.893	6.399	70.336	2053.243	6330.668
HE	9.023	13.164	0.523	7.805	1194.034	12005.439	17411.639
AutoLevals	6.517	13.600	0.622	7.378	472.982	6641.378	14021.815
MSR	0.364	8.205	0.798	3.617	14.318	131.451	452.859
Dong	0.966	11.338	0.881	5.178	24.663	368.931	1276.327
MSRCP	2.048	9.904	0.873	5.608	86.443	2340.398	3676.280
HG-STAE	4.152	19.138	0.848	6.502	66.927	1572.113	5114.397
R-Fusion	5.687	24.204	0.847	6.709	329.364	3697.761	2671.347

表 2 各个算法在场景二中的指标值

算法	AG	PSNR	SSIM	Entropy	Laplacian	Brenner($\times 10^4$)	Vollath($\times 10^5$)
ALTM	1.177	21.348	0.949	5.946	539.245	7653.320	24716.172
HE	2.998	17.625	0.832	7.953	736.859	6524.565	17839.217
AutoLevals	1.34	25.466	0.872	7.426	424.533	5903.019	21062.802
MSR	0.594	8.026	0.786	5.034	5.473	255.518	353.563
Dong	0.994	10.373	0.854	5.280	11.206	422.073	676.045
MSRCP	7.252	13.836	0.737	7.003	539.725	7612.832	7134.359
HG-STAE	5.897	14.766	0.626	6.675	379.692	4841.237	14357.089
R-Fusion	8.906	21.840	0.670	7.061	810.651	6492.000	4629.749

表 3 各个算法在场景三中的指标值

算法	AG	PSNR	SSIM	Entropy	Laplacian	Brenner($\times 10^4$)	Vollath($\times 10^5$)
ALTM	7.125	13.947	0.675	7.423	539.095	6064.967	11380.789
HE	9.764	12.381	0.479	7.911	1095.152	10861.113	17526.898
AutoLevals	9.051	12.344	0.491	7.600	898.560	9538.366	15062.370
MSR	0.316	8.524	0.823	3.719	4.786	121.759	127.273
Dong	0.824	11.218	0.894	4.912	9.924	254.033	141.824
MSRCP	5.737	16.197	0.790	6.776	333.931	4250.484	4155.152
HG-STAE	5.081	15.494	0.769	6.862	254.761	3590.322	5952.095
R-Fusion	6.309	23.952	0.807	6.562	397.284	3335.636	1867.612

个不同场景图像采用不同算法的质量评价指标。可以看出,本文算法的 Entropy 指标在不同场景图像中均处于前列,表明处理后图像能够保留更完整的信息,具有较高清晰度和更丰富的细节信息。HE 算法和 AutoLevalsAdjust 算法在红外图像的表现上具有较丰富的边缘信息,但也出现了大量的噪声,影响了图像质量分析。

本文算法的 Laplacian、Brenner、Vollath 指标处于上等水平,表明对红外图像的边缘信息以及清晰度方面进行了增强。ALTM 算法、HE 算法和 AutoLevalsAdjust 算法的 Brenner、

Vollath 指标具有超级大的非正常数值,主要原因是出现了大量的噪点,导致存在大量的无用信息,使计算指标受到影响。

图 6~图 8 中的 AG、PSNR、SSIM 指标均处于前列,表明本文算法能够更好地处理图像的细节信息,具有较好的抗噪性能;整体图像质量较好,在图像的亮度及对比度各方面达到了一个较好的平衡点,在主观视觉上较为符合人眼视觉观感。

结合三幅图像的视觉效果及质量评价指标分析,HE、AutoLevalsAdjust(表格中用 AutoLevals 替代)这两种算法的指标均处于前列。

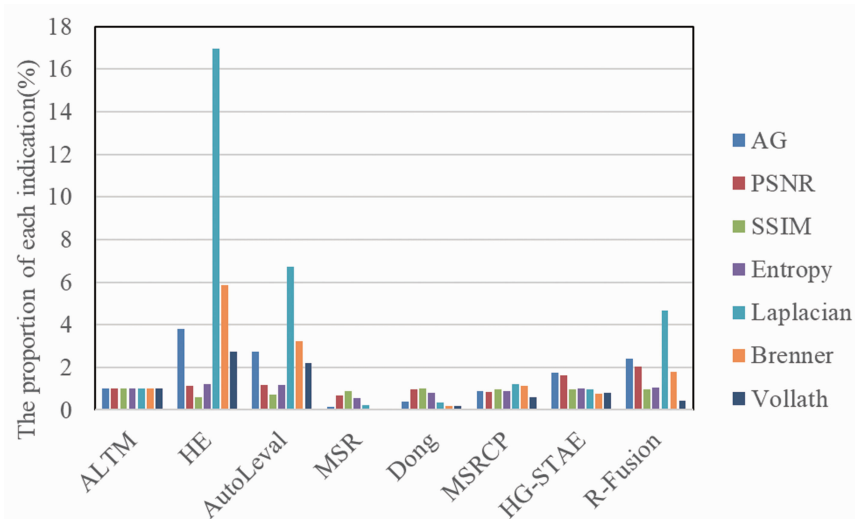


图 9 各个算法在场景一中的性能对比图

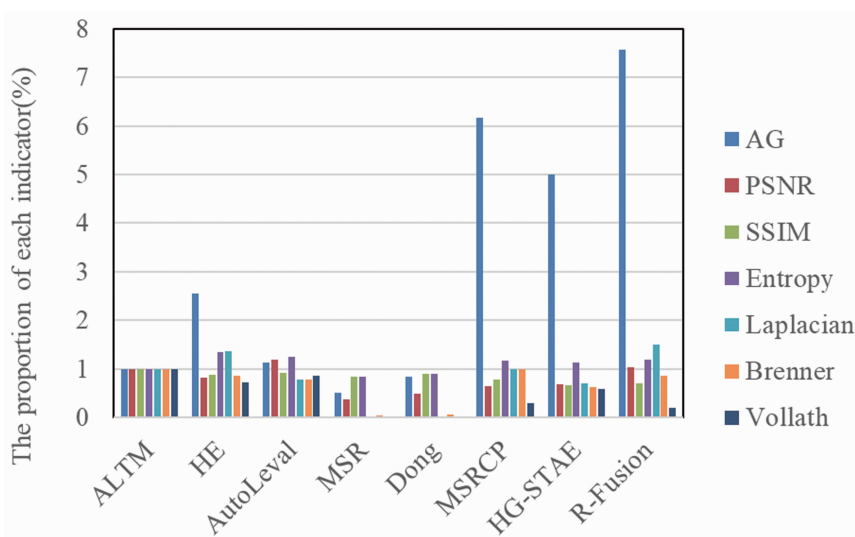


图 10 各个算法在场景二中的性能对比图

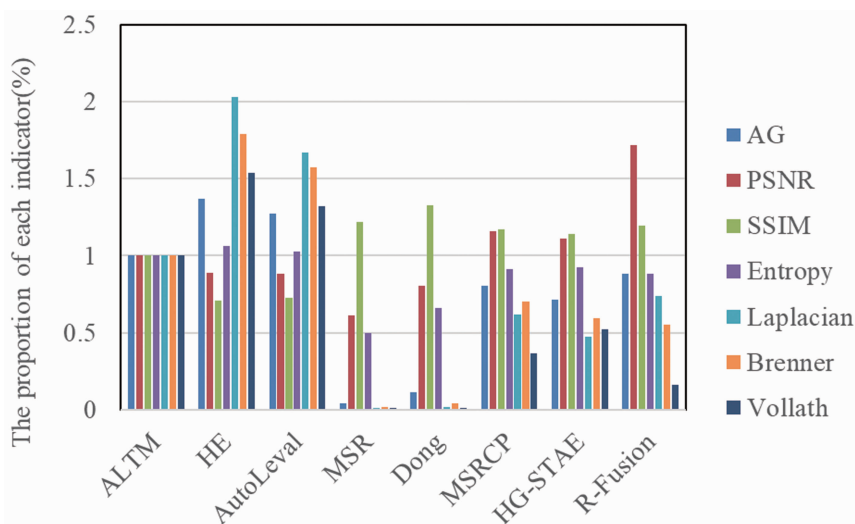


图 11 各个算法在场景三中的性能对比图

但是由于算法受限于红外图像的局限性, 经过 HE 算法处理后, 图像会产生大量的噪点, 不能显示图像的细节信息。ALTM 算法虽然在亮度及对比度上有很大提升, 但是在细节处理方面存在不足。MSR、SSR、Dong、MSRCP 算法存在过增强问题, 图片整体质量较差。HG-STAE 算法的成像质量相对有所提升, 但是在细节处理上存在严重不足。在对 AG、PSNR、SSIM、Entropy 这四种指标进行对比时可以看出, 本文算法在对红外图像的处理上处于较好的水平, 能够很好地保持图像的边缘信息及细节特征。

为了直观分析各算法在不同数据集上的指标, 以 ALTM 算法为参考, 绘制了不同算法的性能指标柱形图(见图 9~图 11)。可以明显看出, PSNR、SSIM 均处于前列, 表明图像具有较高的质量。结合图像的成像质量, 对 Brenner、Vollath、Laplacian 三个指标进行综合分析。本文算法仍然处于较好的水平, 图像观感自然且质量清晰。本文提出的 R-Fusion 算法不仅能够有效地降低红外图像的噪声, 而且在处理图像的细节信息及边缘信息上具有更优越的性能。

3 结束语

本文提出的红外图像增强算法旨在解决红外图像纹理不清晰、对比度低、噪声高的问题。相比于本文中的其他算法, 该算法在成像质量以及各项性能指标方面均有一定程度的提升, 尤其在处理亮度较暗以及边缘信息不清晰的红外图像方面表现出更优越的性能。不同于目前的很多红外图像增强算法, 该算法在增强红外图像细节信息的同时, 还可以增强图像的亮度。由于红外摄像头本身的工艺问题导致采集到的图像固定纹理噪声更加明显, 因此研究合适的算法来解决此问题也是下一步的工作重点。

参考文献

[1] 陈钱. 红外图像处理技术现状及发展趋势 [J].

红外技术, 2013, 35(6): 311-318.

- [2] 邓春华, 周勇. 低频重分布与边缘增强的红外图像增强算法 [J]. 激光与红外, 2023, 53(1): 146-152.
- [3] 吕侃徽, 张大兴. 基于自适应直方图均衡化耦合拉普拉斯变换的红外图像增强算法 [J]. 光学技术, 2021, 47(6): 747-753.
- [4] Ashiba H I, Mansour H M, Ahmed H M, et al. Enhancement of IR images using histogram processing and the Undecimated additive wavelet transform [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78: 11277-11290.
- [5] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- [6] Land E H. The retinex [C]. Chichester: Ciba Foundation Symposium-Colour Vision: Physiology and Experimental Psychology, 1965.
- [7] Land E H. Recent advances in retinex theory [C]. London: International Symposium on Central and Peripheral Mechanisms of Colour Vision, 1985.
- [8] Heng B C, Xiao D, Zhang X. Night-time color image stitching algorithm combined with MSRCP enhancement [J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(11): 3200-3204.
- [9] Ahn H, Keum B, Kim D, et al. Adaptive local tone mapping based on retinex for high dynamic range images [C]. Las Vegas: 2013 IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2013.
- [10] 欧阳慧明, 夏丽昆, 李泽民, 等. 一种基于参数自适应引导滤波的红外图像细节增强算法 [J]. 红外技术, 2022, 44(12): 1324-1331.
- [11] 谭开豪, 贾赞, 钱蓉蓉, 等. 基于改进引导滤波分层技术的红外图像增强算法 [J]. 激光杂志, 2023, 44(7): 76-82.
- [12] 骆成, 王鹏, 李亮亮, 等. 基于统计决策的高灰阶 X 射线底片图像自适应增强算法研究 [J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-21 [2024-02-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20230410.1500.018.html>.
- [13] Dong X, Wang G, Pang Y, et al. Fast efficient

- algorithm for enhancement of low lighting video [C]. Barcelona: 2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2011.
- [14] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **33**(12): 2341–2353.
- [15] Deng G. A generalized unsharp masking algorithm [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **20**(5): 1249–1261.
- [16] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multi-scale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. *IEEE Transactions on Image processing*, 1997, **6**(7): 965–976.