

基于引导滤波分层的宽动态范围红外图像细节增强算法

文洪青¹, 钱蓉蓉¹, 贾赞², 任文平¹, 谭开豪¹

(1. 云南大学 信息学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明物理研究所, 云南 昆明 650000)

摘要:针对宽动态范围红外图像在视觉效果方面出现的对比度低、细节信息不凸显及整体清晰度较差问题,本文提出了一种基于引导滤波分层的宽动态范围红外图像细节增强算法。该算法采用方差决策加权引导滤波对原图作分层,得到了更接近原图的基础层和更精细的细节层。为提高基础层的对比度,首先改进 CLAHE 的全局剪切点提升增强效果,然后基于 AC 视觉显著模型指导全局和改进局部直方图的融合,合理兼顾了图像背景和目标;为有效加强细节信息,基于多尺度加权引导滤波得到了信息更全面的新细节层,接着采用梯度域导向滤波对其消噪,再由 Sigmoid 函数压缩强边缘并突显细微目标,最后将两层信息融合并输出。实验结果表明,该算法在主观视觉和定量指标上均强于对比算法,且自适应性强,鲁棒性好。

关键词:红外图像;滤波分层;AC 显著模型;梯度域导向滤波;Sigmoid 压缩

中图分类号:TP391;TN219 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.05.021

A wide dynamic range infrared image enhancement algorithm based on guided filter layering

WEN Hong-qing¹, QIAN Rong-rong¹, JIA Zan², REN Wen-ping¹, TAN Kai-hao¹

(1. School of Information, Yunnan University, Kunming 650500, China;

2. Kunming Institute of Physics, Kunming 650000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low contrast, unhighlighted detail information and poor overall sharpness of wide dynamic range infrared images in terms of visual effects, a wide dynamic range infrared image detail enhancement algorithm based on the guided filter layering is proposed in this paper. The original image is layered using variance decision weighted guided filtering to obtain a base layer closer to the original image and a finer detail layer. In order to upgrade the contrast of the base layer, the global clipping point of CLAHE are firstly improved to enhance the enhancement effect, and then the integration of global and local histograms is guided based on the AC visual salience model, giving reasonable consideration to the image background and target. Moreover, to enhance the detail information effectively, a new detail layer with more comprehensive information is obtained based on multi-scale weighted guided filtering, followed by noise cancellation using gradient domain guided filtering, and then the Sigmoid function is used to compress the strong edge and highlight the subtle target, and finally the information of the two layers is fused and output. The experimental results show that the proposed algorithm is stronger than the comparison algorithm in both subjective vision and quantitative indexes, and has strong adaptability and robustness.

Keywords: infrared image; filter layering; AC significance model; gradient domain guided filtering; Sigmoid compression

1 引言

红外成像技术作为一种非接触式的可视化探测方法,有着环境适应能力强、作用距离长、全天候工

作等独特优势,近年来在军用、民用等各大领域发挥着不可替代的作用。现有高性能红外设备为保留更多图像细节,通常采用 14 ~ 16 bit 的 A/D 转换器对

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 62066047)资助。

作者简介:文洪青(1997-),女,硕士,研究方向为图像处理。

通讯作者:钱蓉蓉(1985-),女,博士,讲师,研究方向为通信技术与信号处理技术。E-mail:r. qiang@ynu. edu. cn

收稿日期:2023-05-08

探测器输出信号进行采样和量化,此时得到的图像被称为宽动态范围(Wide Dynamic Range, WDR)红外图像^[1]。为便于人眼观察,这类图像需要经过压缩、增强的预处理后才进行显示,但现有的预处理技术尚有不足,进而导致显示器上的图像存在细节丢失、对比度过差、分辨率较低等低质问题。

为了改善图像质量,广大专家学者就 WDR 红外图像的动态范围压缩和细节增强展开了深入研究。研究发现,传统的直方图均衡化技术^[2]虽基本满足增强要求,但仍存在背景噪声变大、部分细节丢失的情况。而基于该算法提出的双平台直方图、对比度受限的自适应直方图均衡化算法^[3](Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)等又难以同时兼顾到全局和局部信息。为此,基于分层框架的处理算法被提出,类似于文献[4]提出的 GF&DDE 算法,其以 GF 将输入图像分解为基础层和细节层,然后使用改进的直方图投影压缩基础层,使用增益掩膜函数增强细节层,最后以不同权重对两层信息作融合再输出。该算法增强效果显著,但场景适应性较差。文献[5]提出 AGF&DDE 算法,其将基础层的阈值和细节层的增益控制都设置成自适应,进一步突出了有效信息,但融合系数仍需手动设定,以致算法无法适用于大面积天空背景红外图像。文献[6]的 GF&AIE 算法改善了算法的自适应能力,但存在噪声干扰和局部过亮情况。文献[7]的 GF&PHE 算法采用平台直方图压缩基础层,再采用中值滤波和非线性映射增强细节层,增强效果明显,但天空部分与原图不符。文献[8]提出的改进红外图像自适应增强算法,噪声抑制效果变强,但局部优化仍有不足。文献[9]以 GF 分层,用 CLAHE 扩展低频分量的范围,用 Log 算子和 Laplace 算子增强细节层,最后基于特征信息做融合,所得图像纹理丰富,但在天空部分有明显的块状效应。文献[10]提出的 AGF&IDE 算法改进了 GF 与细节层的自适应增强,但图像表达仍不够自然。

在上述算法基础上,本文提出基于改进引导滤波分层的 WDR 红外图像细节增强算法,进一步提升图像对比度,有效突显目标细节,以此更好满足人眼视觉。

2 本文算法

研究发现,基于滤波分层技术的红外图像增强算法相比传统方法更容易大幅度地改善图像的纹理

细节,且复杂度适中,受到了广大研究人员的高度认可,但大多数算法的细节效果仍较差。为了改善图像质量,本文将以 14 bit 红外图像为研究对象,对基于导向滤波分层的动态范围压缩和细节增强技术进行优化,有力地解决现有部分增强算法在红外图像中的对比度、分辨率、细节降噪及拉伸问题,以此保证输出图像更具信息性和可视性,进而提升红外图像的应用价值。优化算法流程如图 1 所示。

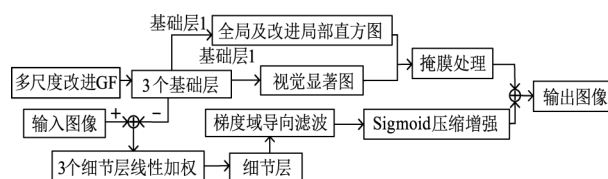


图1 系统增强流程图

Fig. 1 System enhancement flow chart

2.1 改进的分层滤波器

引导滤波^[11]作为分层框架中常用的滤波器之一,能够在边缘保护和计算复杂度之间取得较好的平衡,其输出可表示为:

$$q = \frac{1}{|w|} \sum_{k, i \in w_k} (a_k I_i + b_k) = \overline{a_k I_i + b_k} \quad (1)$$

式中, q 为滤波输出; $|w|$ 是 k 为中心的滤波窗口 w_k 内的总像素; I 为输入图; i 为像素点索引; a_k 、 b_k 为滤波器的线性系数,其中, $a_k = \sigma_k^2 / (\sigma_k^2 + \varepsilon)$, $b_k = (1 - a_k)\mu_k$, σ_k^2 局部方差, μ_k 是 w_k 内 I 的均值, ε 是人为设定的正则化参数,该值会忽略像素间的差异,致使算法在边缘保持和噪声消除上受到限制,进而影响图像细节特征的可见性。

为了改善图像质量,文献[12]的 WGF 以边缘感知权重实现了对 ε 的动态调整,也即系数 a_k 变为:

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \frac{\varepsilon}{w(i')}} \quad (2)$$

$$w(i') = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\sigma_c^2(i') + \beta}{\sigma_c^2(i) + \beta} \quad (3)$$

式中, $w(i')$ 表示权重因子;参数 β 用以防止 $w(i')$ 及其分母为 0,取值为 $(0.001 * L)^2$; L 为灰度值范围; $\sigma_c^2(i')$ 为像素点 i' 周围 3×3 邻域内的方差;当 $w(i') > 1$,表明待处理点是边缘点,会得到比平坦区像素更大的权重,因而平滑力度 ε 变小,边缘信息保护较好。该算法克服了光晕,但边缘权重的计算

每次都要遍历整张图像,复杂度较高。

文献[13]的WAGF则分析了GF的均值策略,作者认为边缘点处于同异两侧窗口所得结果往往相差较大,如果做均值处理会弱化边缘,于是提出以均方误差作指数映射为各局部窗口分配新的聚合权重,有效改善了边缘两侧输出值偏离真实值出现的图像模糊,其表达式为:

$$e_k = \frac{1}{N} \sum_{i \in w_k} (a_k I_i + b_k - I_i)^2 \quad (4)$$

$$r_k = \exp\left(-\frac{e_k}{\lambda}\right) \quad (5)$$

$$q = \frac{1}{|r_k|} \sum_{k \in w_k} r_k (a_k I_i + b_k) \quad (6)$$

式中, e_k 即为均方误差,指滤波输入与输出之间的差异大小;参数 λ 为小于1的正常数;参数 r_k 为其聚合权重, $|r_k| = \sum_{k \in w_k} r_k$ 表示对权值的归一化系数。该算法平滑效果较好,有助于提取到较为完整的细节内容,但边缘恢复仍有提升空间。

此外,具有代表性的优化算法还包括侧窗引导滤波^[14]和梯度域导向滤波^[15](Gradient Domain Guided Filtering, GDGF),前者直接将待处理点放至窗口边缘,虽较好地保留了细节,但其不适用于高密度噪声图像,且计算复杂度较高;后者保护强边缘的能力较强,但平滑能力不够。综上,各算法滤波后的图像与真实效果仍有一定差距,这将导致算法的细节提取能力变弱,进而影响到整个系统的输出成效。

为提取到更好的细节信息,本文将同时引入WGF中的边缘感知权重机制和WAGF中的加权聚合机制改进GF算法,具体公式如下:

$$a_k = \sigma_k^2 / (\sigma_k^2 + \varepsilon / w') \quad (7)$$

$$w' = \frac{\sigma_k^2}{\sigma^2} \quad (8)$$

$$r'_k = \exp\left(-\frac{\sigma_k^2}{\sigma_{\max}^2}\right) \quad (9)$$

$$q' = \frac{1}{|r'_k|} \sum_{k \in w_k} r'_k (a_k I_i + b_k) \quad (10)$$

其中, w' 为新的感知权重; σ^2 代表全局方差的均值; r'_k 代表新的聚合权重因子,其以图像信息作指数映射将输出控制在0~1的范围内,避免了原始宽动态大方差直接作指数映射输出值过大的情况。当像素位于边缘区域时,感知权重因子 w' 变大, ε 变小,算法实现保边作用;与此同时,窗口的聚合权重

应该较小,边缘保护更好,滤波输出值会更接近输入值。

为直观了解修正算法的细节提取能力,图2展示了两幅WDR红外图像的实验效果。

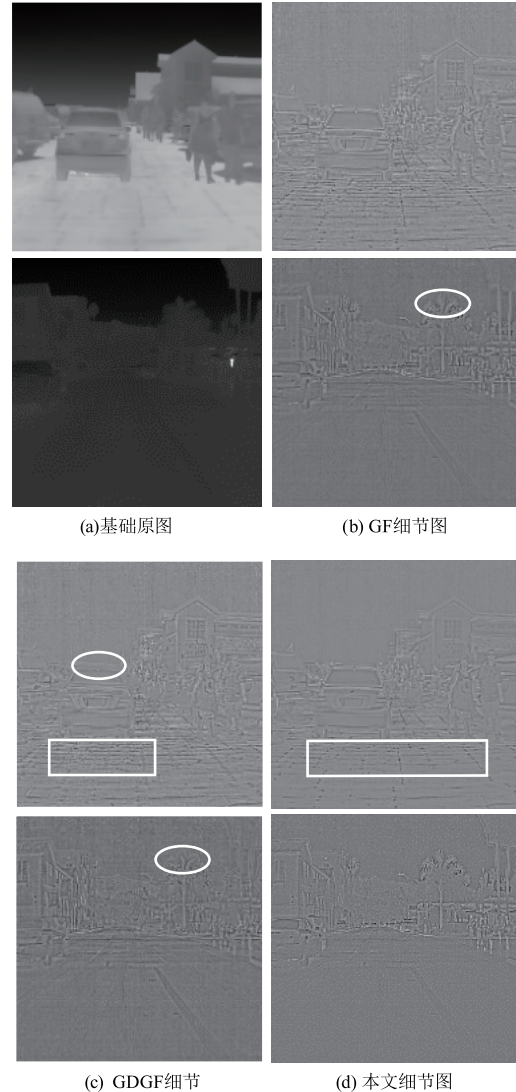


图2 不同算法的滤波分解实验对比($r = 1, \varepsilon = 1000$)

Fig. 2 Comparison of filter decomposition experiment of different algorithms

由于原始红外图像的低对比度特点,各图在经改进滤波算法后对比度仍较低,且十分接近原图,所以此处将不对比各算法滤波得到的低频信息,而主要展示滤去低频信息后剩余的高频信息。

在图2中,图2(a)表示低频原图,图2(b)~(d)分别表示GF、GDGF及本文方法在一定条件下提取的高频图像。观察图2(b)~(d)可以看到,各算法在天空、地面处的噪声含量对比十分明显,其中GDGF残余的噪声最多,其次是GF,而本文方法提取的内容噪声最少,清晰度最高。此外,每一种方法

都大致保留了图像原有的信息,但细微内容上仍有较大差别,如图 2(c) 圈出位置的边缘表现就不如 GF 及本文算法。由此说明,本文算法滤波所得图像与真实干净的原图是最接近的,所以才能够提取到如此全面干净的图像。

2.2 改进的基于 AC 视觉显著模型指导直方图均衡化的基础层增强

滤波后所得基础层存在目标与背景间反差过小问题,为方便人们对图像纹理细节的观察,本文提出一种结合人眼视觉模型的直方图均衡化算法来提升该层的对比度。图 3 给出了本节的算法框图。

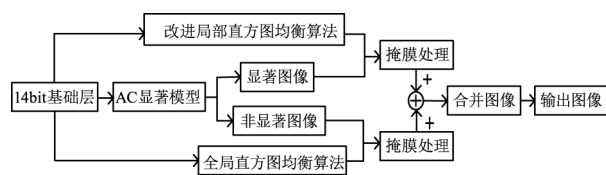


图3 基础层的增强框图

Fig. 3 Enhanced block diagram of the base layer

全局直方图 HE 是图像处理中集增强与压缩一体的图像对比度增强手段,其处理核心是将图像的原始灰度直方图经灰度级变换从比较集中的某个区间段变成在整个灰度范围内的均匀分布,用公式可表示为:

$$T(r_i) = (R - 1) \sum_{i=0}^k P(r_i) = (R - 1) \sum_{i=0}^k \frac{n_i}{N}, \quad (k = 0, 1, 2, \dots, L - 1) \quad (11)$$

式中, $T(\cdot)$ 是变换函数; r_i 是第 i 级的像素值; L, R 分别是变换前后的灰度级范围, R 通常取为 256; $P(r_i)$ 是归一化的直方图,表示灰度级出现的概率; n_i 是灰度级为 i 的像素的数量; N 为图像像素的总个数; $\sum_{i=0}^k P(r_i)$ 是概率累积分布函数。

实验发现,该方法拥有比较自然的增强结果,但增强效果较弱,局部会出现过亮或过暗的情况,如图 7(a)。产生这一现象的原因是方法本身对图像数据缺乏选择性处理。

为解决上述问题,局部增强方法 CLAHE 被提出,但该算法会产生增强不均的现象,于是本章就该问题对 CLAHE 进行了优化。优化前的设计步骤为:

(1) 将 WDR 红外原图分割成大小相等、相邻而不重叠的 d 个子块;

(2) 求出各块的直方图 $H_d(r_k)$, 并给定用于限

制直方图高度的裁剪阈值 $clip$;

(3) 将高于阈值的部分进行裁剪,裁剪部分的像素均匀分布至整个灰度阶范围。假设裁切了 M 个像素,每个灰度分配到 M_0 个像素,则有:

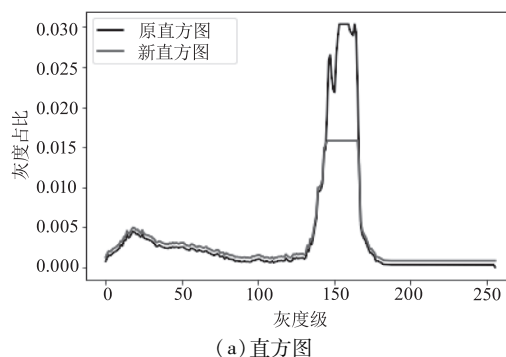
$$M_0 = M/L \quad (12)$$

(4) 对裁剪分配后的各局部块的新直方图作直方图均衡处理。新直方图 $H'_d(r_i)$ 和每一图像块的映射函数 $T_d(r_i)$ 分别为:

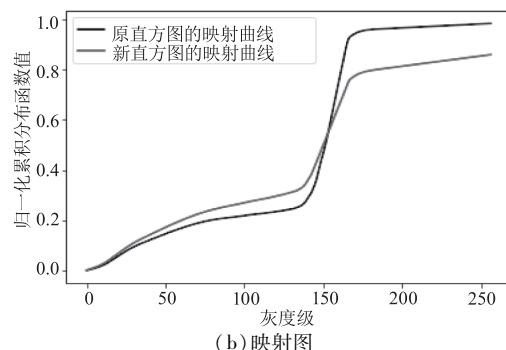
$$H'_d(r_k) = \begin{cases} clip + M_0, & H_d(r_k) > clip \\ H_d(r_k) + M_0, & \text{other} \end{cases} \quad (13)$$

$$T_d(r_k) = (R - 1) \sum_{i=0}^k \frac{H'_d(r_k)}{N_d} \quad (14)$$

其中, N_d 为每个图像块的像素总数,以一幅红外图像为例,有图 4 的示意图。



(a) 直方图



(b) 映射图

图4 裁剪前后的直方图及映射图

Fig. 4 Histogram and map before and after clipping

由图 4(a) 可知,当 $clip = 0.015$ 时,大于该值的部分将在裁掉后重新分配到整个灰度级,此时有图 4(b) 中的映射曲线,其斜率反映了裁剪区域的拉伸强度被削弱,其他区域的拉伸强度被增强。

(5) 为削弱块状效应,采取双线性插值求得每个子块的新的灰度值。

分析发现,CLAHE 的分块处理虽然兼顾了局部信息,但其对整张图像采用全局剪切点也会影响图像质量,若设置过大会出现增强过度,若设置过小则会增强不足,即使取中间值也会出现亮暗不均的情

况。究其原因是剪切时未考虑图像信息的均匀程度,如果在均匀处使用较小的 $clip$,非均匀处使用较大的 $clip$,将能更好改善图像的增强效果。于是本文基于红外图像的特点,选取方差分量表示块的均匀程度,并参考文献[16]对 $clip$ 作了优化:

$$clip' = \frac{N_d}{N_0}(1 + a \cdot e^{\sigma_0}) \quad (15)$$

式中, N_0 为有效动态范围; N_d 同上, α 用于控制熵的权重,本文取为 5; σ_0 是图中像素点与其最大值比值的方差。图 5 给出了算法改进前后的实验效果。

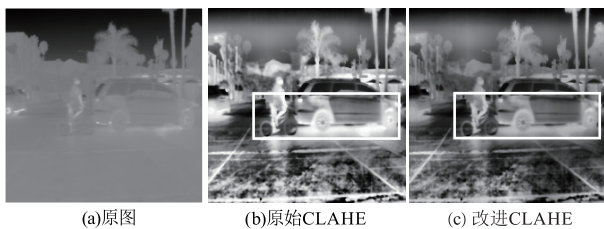


图 5 CLAHE 改进前后的效果图

Fig. 5 Renderings of CLAHE's improvements before and after

根据图 5 的实验结果可知,原始的 CLAHE 能够大幅度提升基础层的对比度,但其在局部区域的过曝现象较为严重,比如图 5(b) 中的地面、车轮及行人。而优化后的 CLAHE 能够较好地修复原有全局剪切点产生的过亮问题,整体增强也比较均匀,只是局部直方图算法的分块处理仍会影响图像的自然表达,这在图中的天空区域尤为明显。

综上,局部和全局增强方法各有优缺点,为同时满足图像背景区域不放大噪声、目标区域不丢失内容,并进一步削弱块状效应的目的,本文在此引入了 Achanta 的 AC^[17] 数学模型,有效改善了人眼对图像显著区域的关注。设计步骤如下:

(1) 依据待处理像素点与其邻域均值的欧氏距离计算各像素点的显著值;

(2) 调整邻域尺度为 $r/8$ 、 $r/4$ 和 $r/2$, 对各尺度下的显著值后求和并作归一化;

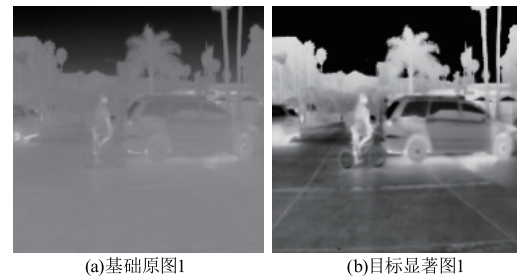
(3) 假设归一化后的显著值为 g , 为使目标信息被均匀且高亮的进行显示,再对 g 作一次映射,映射结果为 g' , 最后将该结果还原到 $[0, 255]$ 进行显示。映射公式为:

$$g' = \frac{1}{1 + e^{-a_0 \cdot (g - b_0)}} - c_0 \quad (16)$$

其中, a_0 代表曲线的陡峭程度,取为 10 ~ 20, b_0 控制曲线向左或右的偏移,取为 0.2 ~ 0.6, c_0 是显著

值偏置值,取值是 0.1。

图 6 为两幅基础图的显著图,亮区为视觉关注区,一般分配较大的显著值,而暗区为均匀背景,通常分配较低的显著值。



(a)基础原图1

(b)目标显著图1

(c)基础原图2

(d)目标显著图2

图 6 基础层的显著图

Fig. 6 Salient view of base layer

依据所得显著图,参照图 3 的增强框图进行实验,将所得效果与单一全局和局部方法作比较,结果如图 7 所示。



图 7 不同算法对基础层的增强对比图

Fig. 7 Different algorithms to enhance the base layer comparison diagram

在第一幅场景中,图 7(a) 整体效果自然,但局部对比度拉伸不均,如汽车周围过分增强,天空周围增强不足;图 7(b) 反差度高,但地面和天空表达不够自然,影响了纹理判断;图 7(c) 内容完整,背景区域恢复较好,目标区域拉伸恰当,视觉感受最佳。在第二幅场景中,图 7(d) 信息反差较弱,

路面纹理不清;图7(e)局部增强到位,但在天空处有明显的块状效应;而优化结果图7(f)不仅削弱了块状现象,还均匀地拉伸了各处对比,有效提高了视觉感受。综上,本文算法输出的红外图像增强合理、内容全面、信息反差较高,有效地保障了后续的合成质量。

2.3 改进的基于滤波和压缩的细节层增强

原始 WDR 红外图像与基础层作差会直接得到浮点数形式的细节层,该层信息是人们重点关注的部分,但往往充斥了大量的复杂噪声,导致图像失真较为严重。为了不影响最终图像的细节可视性,本节将根据如图8所示增强流程图完成对细节层的噪声平滑和信息突出工作。

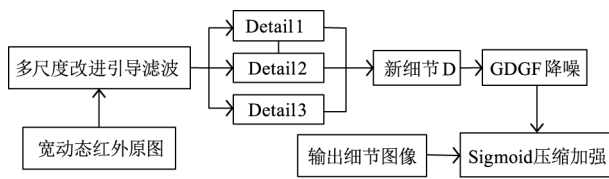


图8 细节层的增强流程图

Fig. 8 Enhanced flow chart for the detail layer

由图像多尺度分析理论可知,单一尺度的改进引导滤波将很难全面地获取图像的高频特征,为了在同一幅图像中尽可能地反映更多的图像细节,本节的待处理图像将由三个不同尺度的滑动窗口采用融合策略进行获取。具体实现过程如下:

$$\begin{cases} Base_s = NewGF_s(I) \\ Detail_s = I - Base_s \\ D = \sum_{s=1}^3 \alpha_s Detail_s \end{cases} \quad (17)$$

其中, I 是给定的一帧宽动态红外原图; $NewGF_s(\cdot)$ 是第二章设计的新滤波器; $Base_s$ 、 $Detail_s$ 分别代表第 s 分解尺度下的基础层和细节层; $s = 1, 2, 3$, α_s 为对应尺度下的融合权重; D 是生成的新细节图。如图9展示了一幅红外细节图像在加权系数 α_1 、 α_2 、 α_3 分别为 0.4、0.3、0.3 时重组前后的对比。

观察可知,单一尺度下提取的细节图存在亮度不足、背景噪声过大及边缘轮廓模糊问题。亮度不足和背景噪声主要体现在图9(a),图9(b)和(c)主要是细小纹理模糊,造成了局部内容的失真。而组合方法所得图像噪声变小,内容更为精细和全面,整体亮度也较为适中,如图9(d)中的路灯在线性加权后解决了单一尺度下的模糊问题。

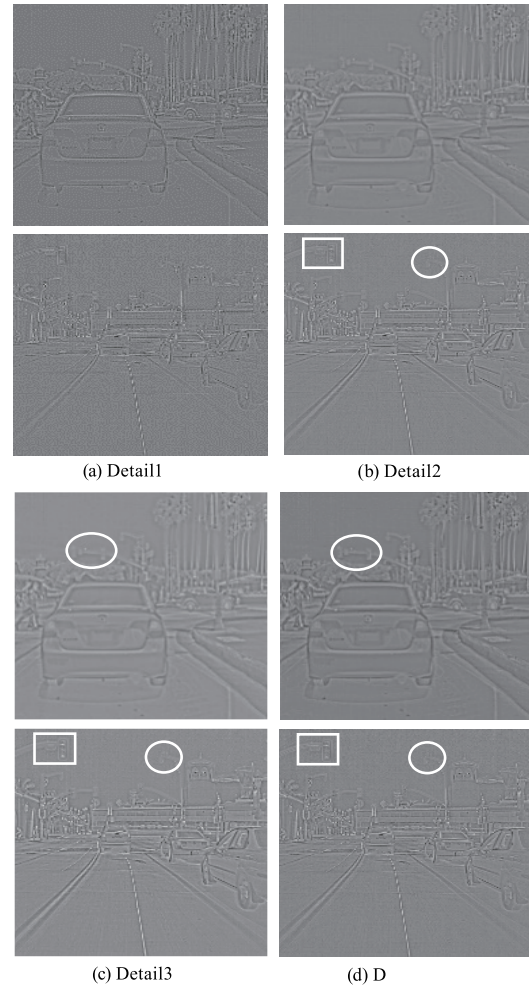


图9 多尺度细节特征融合前后的对比图

Fig. 9 Comparison before and after fusion of multi-scale detail features

在求得待处理图像后,需要进一步消除其中的无用信息,同时保留并加强其中的有用信息。鉴于梯度域导向滤波可以在保边和去噪上表现出较好的处理水平,而 Sigmoid 函数^[18]对围绕零值分布的细节数据又有不错的增强性能,于是本文设计了 GDGF 和 Sigmoid 函数相结合的细节增强办法。其中, GDGF 的实现公式为:

$$\begin{cases} a_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{k,j \in w_k} G_i I_i - \bar{G}_i \bar{I}_i + (\frac{\varepsilon}{\Gamma_{g-k}}) \gamma_k}{\sigma_k^2 \frac{\varepsilon}{\Gamma_{g-k}}} \\ b_k = (1 - a_k) \mu_k \end{cases} \quad (18)$$

$$\Gamma_{g-k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{x_k + \lambda}{x_i + \lambda} \quad (19)$$

式中, Γ_{g-k} 和 γ_k 分别表示图像在不同空间的多尺度边缘感知权重及其约束项, Γ_{g-k} 由 $(2r + 1) \times (2r + 1)$ 滑动窗口内的局部方差确定,当 2 个尺度的方差都很大时便将该点视为边缘点,此时 γ_k 逼近 1。 λ 同 WGF 中 β 一致, $\mu_{x,\infty}$ 是 x_i 的均值, η 取值为

$4/\mu_{x,\infty} - \min(x_i)$ 。

算法实质仍是修正参数,其将基于边缘感知权重及其约束项实现边缘像素约束较大、平滑强度较轻,平坦像素约束值接近零、平滑力度较大的功能,进而体现出强于一般滤波方法的信息保护特性。具体实验如图10。其中,图10(a)是待处理细节图,图10(b)为平滑结果,观察可知,该算法不仅未曾丢失有用信息,还消除了大部分噪声,但留下的内容显现并不明显。为突显出其中的重要信息,同时加深人们对微弱目标的细致了解,本节以如下 Sigmoid 函数对图像特征作有效放大:

$$Y' = \frac{2}{1 + e^{-ax}} - b \quad (20)$$

该函数主要对细节数据作选择性处理,即放大细微目标和压缩强边缘结构。其中, x 为输入的细节数据,参数 a 用于控制对比度提升程度, $a = 5/I_{\max}$, I_{\max} 表示绝对最大值,参数 b 使得映射后的灰度值有正有负,本文取为 $1 \sim 1.5$,当 b 值较大时, Y' 为负值的数据偏多,此时在融合处理中叠加几十倍的细节数据不仅可避免强边缘的溢出,还保证了弱小纹理的有效凸显。具体效果如图10(c)。

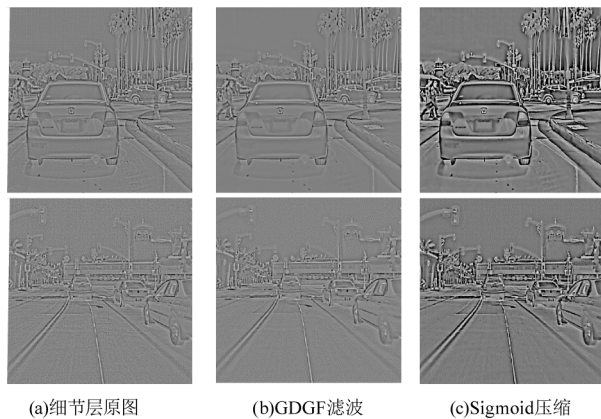


图10 细节图的增强效果

Fig. 10 Detail map enhancement effect

对比增强前后的细节图像,容易看出增强后的图像特征保持较好、背景噪声极弱、目标内容突出,有力地提高了人眼辨识,更为后续的合成质量提供了重要保证。由此说明本文的细节增强算法成效显著。

3 系统实验分析

为全面分析验证本文系统增强算法的优越性能,本节给出了两层图像作融合的计算公式:

$$R = L(1 - A \times g') + G \times g' \times A + D \times B \quad (21)$$

其中, G 、 L 分别是基于全局 HE 和改进 CLAHE 增强

后的基础分量, D 为 2.3 节修正得到的细节分量, g' 同 2.1 节, A 取为 $1 \sim 2$, B 是加权系数,该值可取几十至一百,取值越大,细节越丰富。

在系统实验对比环节,测试图取自同一红外成像设备,大小为 512×640 ,为便于增强处理,本文将其缩放成了 400×400 的尺寸。紧接着,系统实验将 14 bit 原图依次通过 HE、文献[7]、文献[10]、CAL-HE 及本文算法,对应结果如下所示。

图11展示了第一幅 WDR 红外图像的增强结果,其中,图11(a)是原始图像,整体对比度较低,行人、汽车等目标模糊不清。当各算法对其作处理后有图11(b)~(f)的输出结果,可以观察到经过 HE 算法的红外图像在整体对比度上有了较大提升,但背景区域的增强效果不够明显,大大降低了视觉感受;图11(c)细节清楚,但信息反差变化较小,原有暗区被调成了统一的亮度。除此以外,图中还出现了噪声放大的现象;图11(d)呈现比较自然,反差增大,但天空周围的信息能见度极低;基于 CLAHE 算法得到的输出结果信息完整,局部增强明显,但全局增强不足;而本文效果综合表现最佳,一是信息清楚完整,二是合理拉开了信息差距,三是目标内容干净突出。

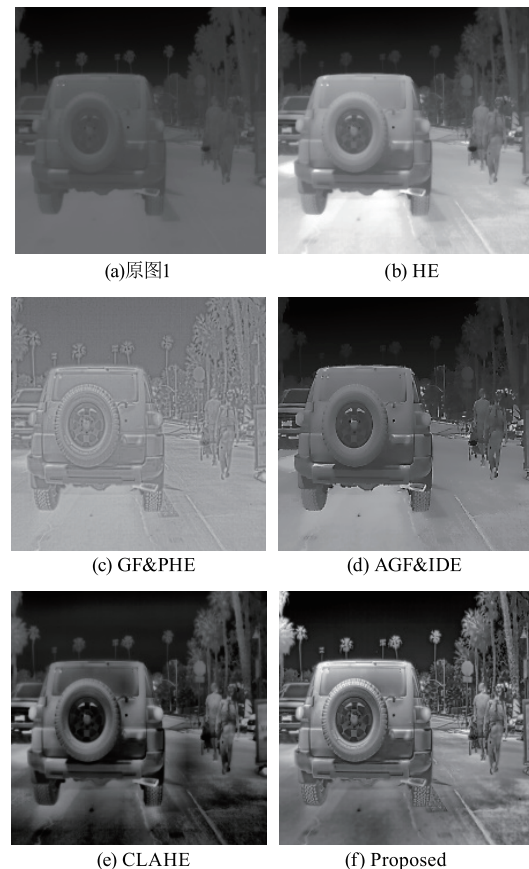


图11 不同方法的系统增强结果(场景一)

Fig. 11 System enhancement results of different methods(Scenario 1)

场景二的待处理图像内容丰富,但对比度较低、细节较模糊。在 HE 处理后,大部分纹理得以显现,但山体四周的局部区域仍欠增强;图 12(c)亮度提高,细节显示比图(b)更清晰,但全图被刷成一个灰度,致使图像对比度较弱;图 12(d)整体表现很自然,但局部细节表现过于生硬,远处的树木等也还有待进一步增强;CLAHE 解决了背景部分过暗的问题,但山体上方的块状效应仍会降低视觉感受;而图(f)对比度拉伸幅度恰当,细节凸显最好,例如图中汽车及塔的轮廓纹理会比其他方法更加清晰。



图 12 不同方法的系统增强结果(场景二)

Fig. 12 System enhancement results of different methods(Scenario 2)

由图 13 实验效果对比可知,原图 13(a)以地面为大背景,目标物多且集中,整体亮度及对比度均较低;在图 13(b)变亮提高,但天空附近增强不足、汽车车轮又增强过度;基于 PHE 的增强办法虽抑制了过增强,但残余噪声过多,路灯等多处细节还出现了伪边缘,纹理也较为模糊;基于 GF 的自适应算法会使输出图更干净清晰,但路面两侧物体的轮廓几乎都被平滑了,暗区甚至掩盖了较多的细微目标;基于 CLAHE 算法下的图像整体亮度适中,但块状效应和局部曝光仍会影响视觉观察;本文算法集中解决了

其他方法存在的增强不当和细节凸显不强问题,综合表现最好。

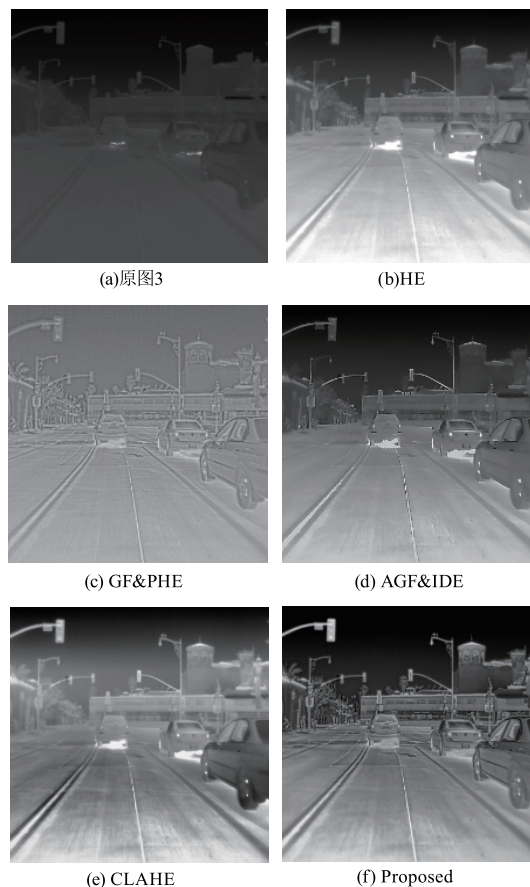


图 13 不同方法的系统增强结果(场景三)

Fig. 13 System enhancement results of different methods(Scenario 3)

为进一步证明本文设计的提质作用,本文选取了灰度差分函数(Sum of Modulus of gray Difference Standard Deviation, SMD)、增强程度(Enhancement Measure Evaluation, EME)、平均梯度和信息熵 4 种无参考质量评价函数^[19-20]对各实验效果作客观评估,具体数据如表 1。

三幅图中,本文输出有最大的 SMD 和 G,表明图像层次最好、纹理最突出、图像最清晰干净;HE 有最高的 IE,但 SMD 和 G 最低,说明图像边缘清晰度最差;GF&PHE 的 EME 高于 AGF&IDE,但其他各项数据又略低于 AGF&IDE,所以两者效果各有优缺点,但都远不如本文效果;CLAHE 在前两幅图中有较高的 EME,代表对比度拉伸较好,但其余量化结果均低于本文,故本文算法下的图像细节更突出。综上可得,本文算法的改进效果最好;HE 算法虽然平均信息量多,但边缘细节表现差;GF&PHE 需要进一步提高信息反差;GF&IDE 需要改进对比度并突出纹理;CLAHE 在内容清晰度上的提升空间较大。

表1 不同算法对三个场景图像增强的量化指标

Tab. 1 Quantitative index of image enhancement of three scenes by different algorithms

项目	HE	GF&PHE	AGF&IDE	CLAHE	Proposed
场景一					
G	1.7686	3.9900	4.8125	3.2459	6.0226
IE	7.9724	6.5395	7.4615	6.9890	7.5589
EME	19.4786	16.0891	8.0422	43.2342	35.4596
SMD	1270699	2868294	3460163	2331558	4331267
场景二					
G	1.9433	4.1778	4.5440	3.3749	6.3650
IE	7.9864	6.5869	7.6449	7.6052	7.4175
EME	20.0561	15.5758	4.8077	32.0328	22.6839
SMD	1397733	3004048	3270279	2426963	4578717
场景三					
G	1.9106	3.8438	4.0845	3.1281	4.2988
IE	7.9315	6.5139	7.6524	7.5878	7.5381
EME	15.6286	15.6712	10.2710	24.2728	27.2305
SMD	1373525	2763922	2937892	2245419	3091733

4 结论

本文以发挥多种算法优势实现高效增强为目的,就引导滤波分层增强技术展开了细致探讨,解决了WDR红外图像在滤波分层及细节增强过程中暴露出来的各种问题。详细优化工作有三:一是优化GF分解算法,更改了GF固定正则化参数和后期的均值聚合策略,修改目的是改善其对红外图像的细节提取能力和边缘保护能力,以此获得更干净的基础图像和更精细的细节图像。二是致力于提高基础层的信息反差能力。由于CLAHE的全局剪切点会忽略图像均匀信息,进而干扰到显示质量,于是本文基于方差分量设置了自适应的剪切点,获得了局部表现较好的基础层图像。接下来,为使图像同时具备全局和局部增强的特点,对两者进行了线性加权,但考虑人眼是最终受体,于是又以AC显著模型对加权作了指导。经实验证明,本文方法不仅较好地兼顾了背景和目标区域,还最大限度地达成了对比度拉伸和信息突出工作。三是针对细节图像展开消噪实验和信息压缩操作。首先将单窗口的细节图替换成了三窗口所提细节的组合,此时边缘更好,噪声更弱,但噪声密度仍较大,于是又提出以GDGF算法进行消噪;最后,为进一步加强红外信息的可视性,本文重新设计了Sigmoid函数,不仅凸显了信息,还抑制了噪声的放大。当两层分量都增强后,文

章对其作了合理融合,得到了最终输出。经实验证明,本文设计所得输出综合表现最好。

参考文献:

- [1] Shree K N, Tomoo M. High dynamic range imaging: spatially varying pixel exposures [C]//Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, 2000, 1: 475-479.
- [2] Xie Y M, Ning L C, Wang M Q, et al. Image enhancement based on histogram equalization [J]. Journal of Physics Conference Series, 2019, 1314(1): 012161.
- [3] Li Haijun, Kong Fancheng, Wei Jiayu, et al. Based on intuitionistic fuzzy set and CLAHE infrared ship image enhancement algorithm [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(11): 88-94. (in Chinese)
李海军, 孔繁程, 魏嘉彧, 等. 基于直觉模糊集和CLAHE红外舰船图像增强算法 [J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(11): 88-94.
- [4] Liu Ning, Zhao Dong Xue. Detail enhancement for high-dynamic-range infrared images based on guided image filter [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 67: 138-147.
- [5] Zhou Bo, Luo Yin, Yang Mei, et al. An improved adaptive detail enhancement algorithm for infrared images based on guided image filtering [J]. Journal of Modern Optics, 2019, 66(1): 33-46.
- [6] Wang Zijun, Luo Yuanyi, Jiang Shangzhi, et al. An im-

- proved algorithm for adaptive infrared image enhancement based on guided filtering[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020(11):3463–3467. (in Chinese)
- 汪子君, 罗渊贻, 蒋尚志, 等. 基于引导滤波的自适应红外图像增强改进算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(11):3463–3467.
- [7] Ge Peng, Yang Bo, Hong Wenqing, et al. Dynamic range compression and detail enhancement algorithm combined with PE for high dynamic range infrared images[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(3):279–285. (in Chinese)
- 葛朋, 杨波, 洪闻青, 等. 一种结合 PE 的高动态范围红外图像压缩及细节增强算法[J]. *红外技术*, 2020, 42(3):279–285.
- [8] Wang Wei, Xu Dehai, Ren Mingyi. An improved infrared image adaptive enhancement method[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(11):419–427. (in Chinese)
- 汪伟, 许德海, 任明艺. 一种改进的红外图像自适应增强方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(11):419–427.
- [9] Sun Xiaofei, Qi Zhuo, Sun Wangqian, et al. Infrared image enhancement algorithm based on feature fusion[J]. *Optical Technique*, 2022, 48(2):250–256. (in Chinese)
- 孙晓斐, 祁卓, 孙王倩, 等. 基于特征融合的红外图像增强算法[J]. *光学技术*, 2022, 48(2):250–256.
- [10] Ou Yang Huiming, Xia Likun, Li Zeming, et al. An infrared image detail enhancement algorithm based on parameter adaptive guided filtering[J]. *Infrared Technology*, 2022, 44(12):1324–1331. (in Chinese)
- 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] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiaou. Guided image filtering[C]//*Computer Vision-ECCV 2010*. Springer, 2010: 1–14.
- [12] Li Zhengguo, Zheng Jinghong, Zhu Zijian, et al. Weighted guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1):120–129.
- [13] Chen Bin, Tan Xincheng. Weighted aggregated image guided filtering[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(7):1993–1997. (in Chinese)
- 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.
- [14] Yin Hui, Gong Yuanhao, Qiu Guoping. Side window guided filtering[J]. *Signal Processing: the Official Publication of the European Association for Signal Processing (EURASIP)*, 2019, 165:315–330.
- [15] Yang Yong, Yue Que, Huang Shuying, et al. Multiple visual features measurement with gradient domain guided filtering for multisensor image fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(4):691–703.
- [16] Huang Yong. Low illumination image enhancement based on bilateral filtering and improved CLAHE algorithm[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2019. (in Chinese)
- 黄勇. 基于双边滤波和改进 CLAHE 算法的低照度图像增强研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2019.
- [17] Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Salient region detection and segmentation[C]//*Proceedings of the 6th international conference on Computer vision systems*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008.
- [18] Zheng Caixia, Wang Weiye. Motion planning method of autonomous vehicle based on sigmoid function[J]. *Technology & Marketing*, 2022, 29(7):44–46. (in Chinese)
- 郑彩霞, 王为叶. 一种基于 Sigmoid 函数的自动驾驶车辆运动规划方法[J]. *技术与市场*, 2022, 29(7):44–46.
- [19] Zeng Haifei, Han Chanpei, Li Kai, et al. Improved gradient threshold image sharpness evaluation algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(22):285–293. (in Chinese)
- 曾海飞, 韩昌佩, 李凯, 等. 改进的梯度阈值图像清晰度评价算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(22):285–293.
- [20] Liu Na, Zeng XiaoHui. Infrared image enhancement algorithm based on information entropy guided coupled with complexity adjustment model[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2021, 40(12):37–43. (in Chinese)
- 刘娜, 曾小晖. 基于信息熵引导耦合复杂度调节模型的红外图像增强算法[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(12):37–43.