

基于梯度域引导滤波和显著性分析的红外与可见光图像融合

司婷波^{1,2}, 贾方秀^{1,2*}, 吕自强^{1,2}, 王子康^{1,2}

¹南京理工大学机械工程学院, 江苏 南京 210094;

²南京理工大学智能弹药国防重点实验室, 江苏 南京 210094

摘要 针对传统多尺度融合方法不能突出目标信息、融合图像缺失细节与纹理的问题, 提出一种基于梯度域引导滤波和显著性检测的红外与可见光图像融合方法。该方法利用梯度域引导滤波将输入图像分解为基础层和细节层, 同时利用加权的全局对比度方法将基础层分解为特征层以及差异层。在融合过程中, 分别采用相位一致性组合加权局部能量、局部熵结合加权最小二乘优化、平均规则来融合特征层、差异层、细节层。实验结果表明, 所提融合方法的多项指标相对于其他方法提升较多, 且图像视觉效果更好, 在突出目标信息、保留轮廓细节、提高对比度和清晰度方面十分有效。

关键词 图像融合; 引导滤波; 显著性分析; 多尺度分解

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231619

Infrared and Visible Image Fusion Based on Gradient Domain-Guided Filtering and Significance Analysis

Si Tingbo^{1,2}, Jia Fangxiu^{1,2*}, Lü Ziqiang^{1,2}, Wang Zikang^{1,2}

¹School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology,

Nanjing 210094, Jiangsu, China;

²Key Laboratory of Intelligent Munitions National Defense, Nanjing University of Science and Technology,

Nanjing 210094, Jiangsu, China

Abstract Traditional multi-scale fusion methods cannot highlight target information and often miss details and textures in fusion images. Therefore, an infrared and visible light image fusion method based on gradient domain-guided filtering and saliency detection is proposed. This method utilizes gradient domain-guided filtering to decompose the input image into basic and detail layers and uses a weighted global contrast method to decompose the basic layer into feature and difference layers. In the fusion process, phase consistency combined with weighted local energy, local entropy combined with weighted least squares optimization, and average rules are used to fuse feature layers, difference layers, and detail layers. The experimental results show that the multiple indicators of the proposed fusion method are significantly improved compared to those of other methods, resulting in a superior visual effect of the image. The proposed method is highly effective in highlighting target information, preserving contour details, and improving contrast and clarity.

Key words image fusion; guided filtering; significance analysis; multi-scale decomposition

1 引言

红外图像(IR)和可见光图像(VIS)拥有互补的特征: 可见光图像具有高分辨和丰富纹理细节的优点, 但是容易受到周围环境的影响, 如烟雾、高强度、黑夜等恶劣条件; 而红外图像则可以全天候工作, 穿透烟雾并克服暗

光和强光, 然而由于红外传感器的限制, 红外图像往往难以反映目标的纹理信息^[1]。因此, 红外与可见光图像融合技术能够实现两种图像的优势互补, 更好地感知环境。

随着信息融合技术的发展, 近年来许多红外与可见光图像融合算法被提出, 其中, 最活跃的两个是基于多尺度分解(MSD)的方法和基于深度学习(DL)的方

收稿日期: 2023-06-28; 修回日期: 2023-08-01; 录用日期: 2023-08-08; 网络首发日期: 2023-08-21

基金项目: 国家自然科学基金(61201391)

通信作者: *jiafangxiu@126.com

法^[2]。DL 方法常常需要强大的硬件支持,且计算复杂度很高。常见 MSD 方法的主要思想是将红外和可见光图像分别分解为一个尺度层和多个小尺度层,常用的方法有拉普拉斯金字塔(LP)^[3]、低通金字塔(RP)^[4]、形态金字塔(MP)^[5]、离散小波变换(DWT)^[6]、曲线变换(CVT)^[7]、非亚采样轮廓变换(NSCT)^[8]和非下采样剪切波变换(NSSST)^[9]。基于边缘保持滤波器的 MSD 方法近年来发展迅速,其优点较为明显:边缘保留滤波器可以保持结构的空-间一致性,并减少边缘周围的光晕伪影。Li 等^[10]提出一种基于引导滤波的快速图像融合(GFF)方法,但融合图像易出现伪影。Zhou 等^[11]提出一种基于高斯和双边滤波器(HMSD)的方法,该方法可以很好地控制红外信息的丰富度,但也可能引入更多红外图像的不自然对比度和细节。Zhang 等^[12]提出一种基于局部边缘保持(LEP)滤波器的 MSD 融合方法,该方法可以保留全局边缘和局部突出边缘,但会引入噪声,使得部分细节信息丢失。

突出的辐射目标是红外图像中最有价值的特征,需要将其充分保留到融合图像中。为实现这一目的,MSD 常采用分解多个细节层的方法来保留大量信息,但融合过程对于算力要求较高。而两尺度分解很容易在图像边缘周围产生伪影,失去红外突出目标的辐射亮度。本文通过显著性检测方法解决常见 MSD 存在的这一问题,同时凸显红外目标特征,主要思路是利用梯度域引导滤波(GDGF)^[13]和优化的全局对比度方法(WLC)对图像进行三尺度分解,这种分解策略不仅可以保留显著的红外信息,而且相较于 MSD 运算复杂度也降低很多。三尺度层各保留一部分信息,特征层主要保留主要目标信息,差异层包含背景细节信息,细节层包含粗糙的背景轮廓,之后利用合理的融合规则融合三层,即可使融合结果同时保留可见光背景的复杂纹理细节以及主要目标的整体特征,使融合图像包含更多的红外与可见光信息。

2 梯度域引导滤波器和显著性检测算法

2.1 梯度域引导滤波器介绍

传统的引导滤波(GF)是一个局部线性滤波器,可表示为

$$\hat{Z}(p) = a_{p'} \mathbf{G}(p) + b_{p'}, \forall p \in \Omega_{\zeta_1}(p'), \quad (1)$$

式中: \mathbf{G} 为引导图像; $\Omega_{\zeta_1}(p')$ 为一个以像素 p' 为中心、以 ζ_1 为半径的方形窗口; \hat{Z} 为 \mathbf{G} 在窗口 $\Omega_{\zeta_1}(p')$ 的线性变换; $a_{p'}$ 和 $b_{p'}$ 为 $\Omega_{\zeta_1}(p')$ 窗口的两个常量,它们的值是通过最小化成本函数 E 获得的。成本函数 E 的表达式为

$$E = \sum_{p \in \Omega_{\zeta_1}(p')} \left\{ [a_{p'} \mathbf{G}(p) + b_{p'} - \mathbf{X}(p)]^2 + \lambda a_{p'}^2 \right\}, \quad (2)$$

式中: \mathbf{X} 为待滤波的输入图像; λ 为正则化参数。图像滤波通常是带有图像平滑的粗化过程,不可避免地使

得边缘平滑,而由于 λ 数值固定,无法根据图像进行空-间变换,因此通过 GF 处理图像时,边缘可能会出现光晕现象,GDGF 通过引入边缘感知权重 $\Gamma_G(p')$ 来解决这一问题。 $\Gamma_G(p')$ 可表示为

$$\Gamma_G(p') = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \frac{\chi(p') + \epsilon}{\chi(p) + \epsilon}, \quad (3)$$

式中: $\chi(p') = \sigma_{G,1}^2(p') \sigma_{G,\zeta_1}^2(p)$, $\sigma_{G,1}^2(p')$ 和 $\sigma_{G,\zeta_1}^2(p)$ 分别为 \mathbf{G} 图像 3×3 和 $(2\zeta_1 + 1) \times (2\zeta_1 + 1)$ 窗口的方差,可以表明每个像素对于全局像素的权重; ϵ 是一个小数值常数。新的代价函数为

$$E = \sum_{p \in \Omega_{\zeta_1}(p')} \left\{ [a_{p'} \mathbf{G}(p) + b_{p'} - \mathbf{X}(p)]^2 + \frac{\lambda}{\Gamma_G(p')} (a_{p'} - \gamma_{p'})^2 \right\}, \quad (4)$$

$$\gamma_{p'} = 1 - \frac{1}{1 + \exp\left\{ \eta [\chi(p') - \mu_{x,\infty}] \right\}}, \quad (5)$$

$$\eta = 4 / \left\{ \mu_{x,\infty} - \min[\chi(p)] \right\}. \quad (6)$$

式中, $\mu_{x,\infty}$ 是 $\chi(p)$ 的平均值。

分析可知,如果像素 p 处于边缘, $\gamma_{p'}$ 通常为 1,使得 $a_{p'}$ 的值也接近 1。这意味着滤波后的图像边缘处的像素值大多与原值变动很小,因此这种方法可以在平滑背景的同时保留边缘部分,拥有较好的滤波效果。

图 1 为不同滤波算法的比较图,其中,RGF^[14]表示滚动引导滤波器,LEP^[15]表示局部边缘保持滤波器。滤波器窗口越大,图像的滤波效果越好,但细节信息越差。为展示明显的滤波效果,同时保留较多的细节信息:将所有方法的滤波窗口半径设置为 16;对于 GF 和 GDGF,依据文献[10]和[13],正则化参数 λ 设为 8;对于 LEP,依据文献[15],滤波系数 α 和 β 分别采用默认值 0.1 和 1;对于 RGF,依据文献[14],迭代次数设为 10。

从图 1 可以看出,所有方法都能够很好地平滑背景,但比较白色矩形框可以发现,GDGF 方法可以最大程度保留船的边缘细节。

2.2 基于亮度差权重改进的 LC 方法

人类视觉系统可以通过感知选择性地筛选掉多余数据并且选择感兴趣的区域,这些感兴趣的区域被称为显著区域。显著性检测算法通过增强图像中的重要区域和抑制背景区域来提取图像中的显著区域^[16]。

一些显著性检测算法以对-比度作为显著性特征,如 linear-color contrast(LC)^[17]、histogram contrast(HC)和 region-based contrast(RC)。LC 方法将每个像素与图像中其他所有像素在像素强度上的距离之和作为该像素点的显著值,计算公式如下:

$$S(p) = \sum_{n=0}^{255} |f_n - p|, \quad (7)$$

式中: p 和 n 分别代表像素强度; f_n 代表强度为 n 的像素

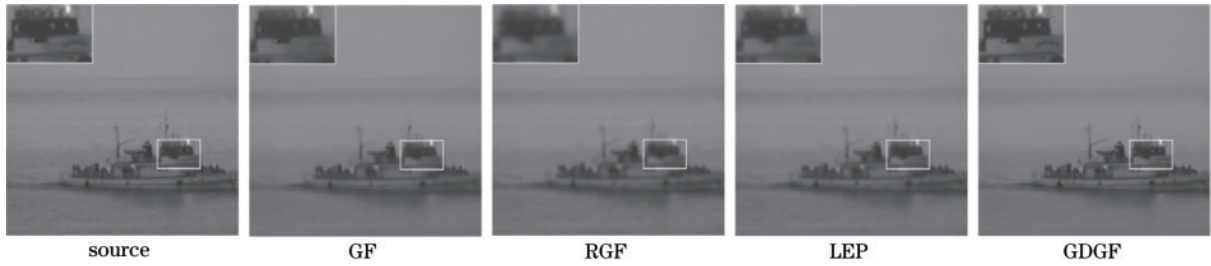


图 1 滤波结果
Fig. 1 Filter results

数目; $S(p)$ 表示强度为 p 的像素点显著值。
赵立昌等^[18]提出基于灰度能量的改进 LC 方法, 提高了对于灰度差异的敏感度, 提取出的显著目标更加明显。然而, 无论是 LC 方法还是文献^[18]方法, 都简单地将对比度作为显著值, 这使得提取出的特征包括辐射值较高和较低的区域, 这与目标通常比背景亮度更高的先验知识不一致, 会导致提取的特征包含大量暗淡的区域。为了只筛选出较为明亮的目标区域, 提出基于亮度差权重的改进 LC 方法:

$$S(p) = \sum_{n=0}^{255} f_n \omega_{p,n} |p - n|, \quad (8)$$

$$\omega_{p,n} = \frac{1}{1 + \exp[-v(p_n - u)]}, \quad (9)$$

$$p_n = \frac{p - n + 255}{510}, \quad (10)$$

$$v = m_0 + m_1 L^3, \quad (11)$$

$$u = n_0 + n_1 \sin[\pi(L - 0.5)], \quad (12)$$

式中: $\omega_{p,n}$ 表示亮度差为 $(p - n)$ 的权重; p_n 表示 $(p - n)$ 从原本范围 $[-255, 255]$ 到范围 $[0, 1]$ 的归一化映射

值; v 可以调节明暗区域的权重值大小, 随着 v 的增大, 明亮区域权重更大, 灰暗区域权重更小; u 可以调节整体区域的权重值大小, 随着 u 的增大, 整体区域权重变小; L 为图像的动态范围, 即图像最大亮度差; m_0, m_1, n_0, n_1 为常数。将显著值归一化, 有

$$\begin{cases} S_L(p) = \frac{S(p) - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}}, \\ S_L(x, y) = \widetilde{S}_L(p) \end{cases}, \quad (13)$$

式中: S_{\max}, S_{\min} 分别代表最大和最小的显著值; (x, y) 表示输入图像中像素值为 p 的位置坐标; $S_L(x, y)$ 表示该坐标处的显著值, 该式中第二式实现了像素值到像素坐标的映射, \sim 为映射操作符。为了显著图取得良好的视觉效果, 还需进一步增强 S_L :

$$S_{wlc}(x, y) = \exp\{2.5[\overline{S}_L(x, y) + 0.5]\}, \quad (14)$$

式中: \overline{S}_L 表示均值滤波后的 S_L , 滤波窗口半径为 3; S_{wlc} 为最终的显著值矩阵。

选用 5 种显著性检测方法与所提方法进行比较, 分别为 CA 方法、FT 方法、HC 方法、LC 方法以及文献^[18]方法, 比较结果如图 2 所示。

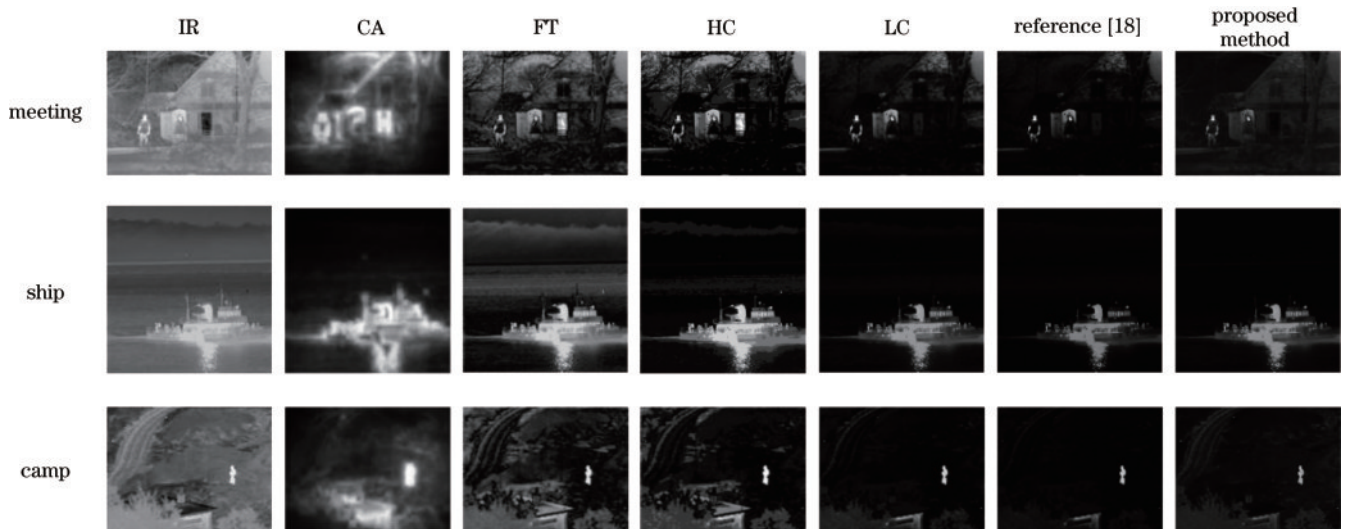


图 2 红外显著图结果比较
Fig. 2 Comparison of infrared saliency map results

从图 2 可以看出, CA 方法提取的显著图较为模糊, FT 和 HC 方法提取的显著图包含太多无关背景要

素, 文献^[18]方法提取出的显著图缺乏细节, 只能提取出对比度较大的区域, LC 方法视觉效果较好, 但仍保

留一些灰暗区域的背景要素,而所提方法提取出的显著图对比度和细节良好,同时有效抑制了背景信息。

3 基于 GDGF 和 WLC 的融合策略

所提红外与可见光融合框架如图 3 所示。具体思路如下:首先,使用 GDGF 将源图像分解为基础层和细节层;然后采用改进的 LC 方法对红外基础层进行

显著目标检测,得到显著性权重,应用显著性权重将红外和可见光基础层分解为特征层和差异层,对于特征层,采用相位一致性和局部加权能量组合成的活动水平度量来指导融合,对于差异层,采用局部熵结合加权最小二乘优化(WLS)^[19]来指导融合,对于细节层,采用平均规则进行融合。最终,融合三层获得融合图像。

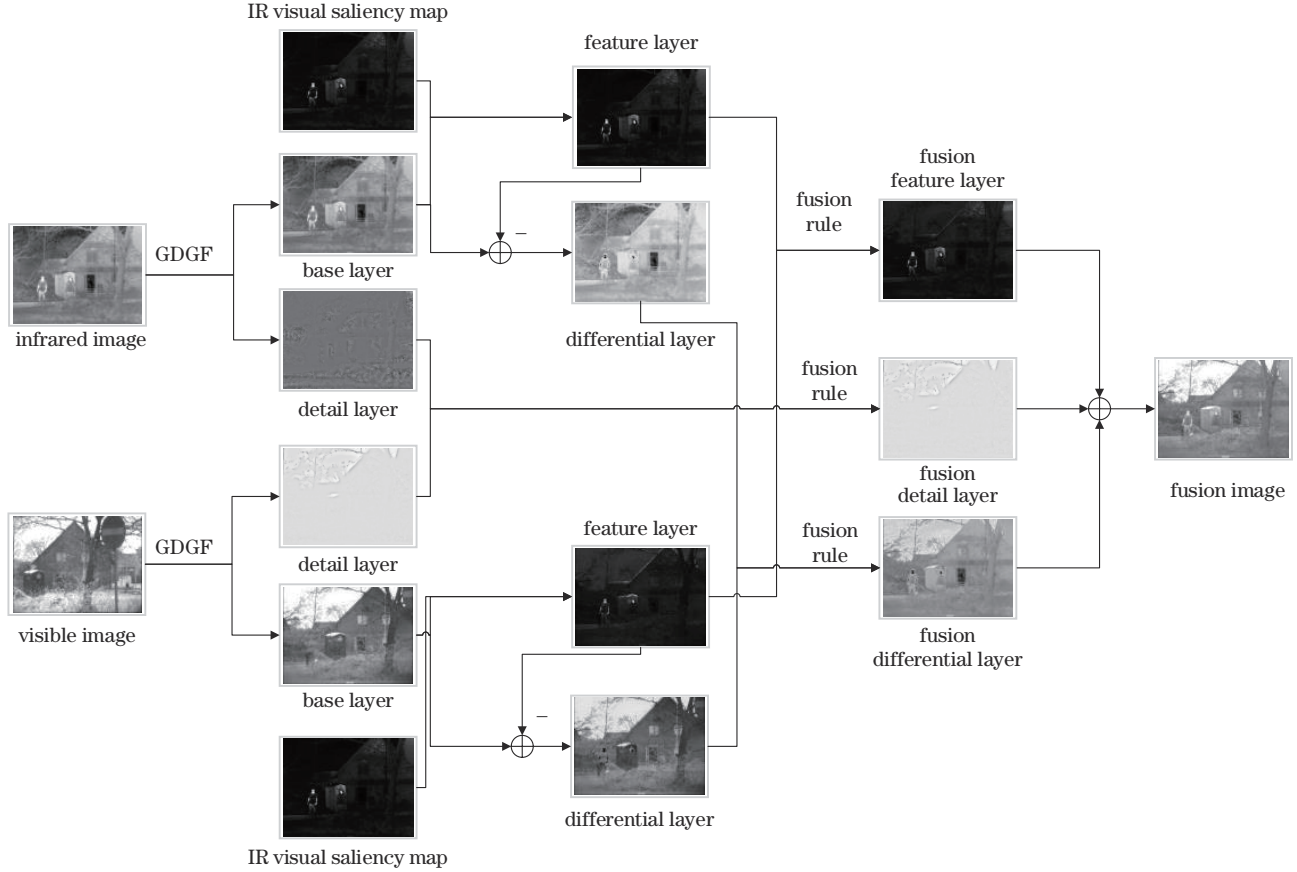


图 3 红外与可见图像融合总体框架图

Fig. 3 Overall framework for infrared and visible image fusion

3.1 源图像分解

对于红外图像 P_{IR} 和可见光图像 P_{VIS} ,通过第 2.1 节中介绍的滤波方法得到分解图层:

$$B_i = GDGF(P_i, P_i, r, \lambda), i = IR, VIS, \quad (15)$$

$$D_i = P_i - B_i, i = IR, VIS, \quad (16)$$

式中: B_{IR} 和 B_{VIS} 分别是 P_{IR} 和 P_{VIS} 滤波后的基础层; D_{IR} 和 D_{VIS} 是相应的细节层。由于 B_{IR} 包含大量的特征和背景信息,因此需要对 B_{IR} 进行显著性检测,进而得到红外特征层 S_{IR} 和可见光特征层 S_{VIS} ,通过从基础层中减去特征层即可得到对应的差异层 L_{IR} 和 L_{VIS} :

$$S_i = S_{WLC} \otimes B_i, i = IR, VIS, \quad (17)$$

$$L_i = B_i - S_i, i = IR, VIS, \quad (18)$$

式中: \otimes 表示矩阵点乘操作。

3.2 特征层融合

特征层包含大量的目标边缘细节信息,如果采用传统的绝对值最大规则来处理,会导致突出区域信息

丢失,降低融合图像的对比度。特征层融合的关键在于增强图像的细节特征,因此构建一种新的活动水平度量(N_{AM})指导特征层的融合,选择相位一致性(P_i)以及局部加权能量(W_E)作为活动度量进行组合:

$$N_{AM} = P_i^\alpha \otimes W_E, \quad (19)$$

$$P_i(x, y) = \text{phasecong}[I_s(x, y)], \quad (20)$$

$$W_E(x, y) = \sum_{i=-2}^{i=2} \sum_{j=-2}^{j=2} W(i+1, j+1) \times [I_s(x+i, y+j)]^2, \quad (21)$$

$$\begin{cases} W = \frac{1}{81} \mathbf{q} \times \mathbf{q}^T \\ \mathbf{q} = [1, 2, 3, 2, 1]^T \end{cases}, \quad (22)$$

式中: α 为调整 P_i 在 N_{AM} 中占比的参数; W 是窗口半径为 3 的权重矩阵。

获得 N_{AM} 后,根据最大值规则获得特征层融合

权重 W_s :

$$W_s(x, y) = \begin{cases} 1, & |N_{AM}^{IR}(x, y)| > |N_{AM}^{VIS}(x, y)| \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

最终,使用 W_s 来获取特征层融合图 S :

$$S = W_s \otimes S_{IR} + (1 - W_s) \otimes S_{VIS} \quad (24)$$

3.3 差异层融合

差异层包含图像大部分的背景信息和信号能量,为了最大程度保留红外与可见光图像各自特有的纹理特点和结构细节,选择局部熵作为融合参数,接着选择最大值规则得到初始融合图,再经过 WLS 优化获得最终的融合差异层。局部熵 E_N 的表达式为

$$E_N(x, y) = \sum_{i=-1}^{i=1} \sum_{j=-1}^{j=1} I_L(x+i, y+j) \times \log_2 [I_L(x+i, y+j)] \quad (25)$$

通过最大值规则获得初始融合权重 W_L ,之后使用 W_L 得到初始融合图 M :

$$W_L(x, y) = \begin{cases} 1, & |E_N^{IR}(x, y)| > |E_N^{VIS}(x, y)| \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (26)$$

$$M = W_L \otimes L_{IR} + (1 - W_L) \otimes L_{VIS} \quad (27)$$

可见光图像相比红外图像一般拥有更好的分辨率,视觉效果更好,而红外图像往往带有噪声与粗糙的结构信息,为了使得融合图像看起来更加自然,符合人类感知,采用 WLS 方法来优化初始融合图,WLS 方法的成本函数如下:

$$\sum_p \left\{ (L_p - M_p)^2 + \beta a_p [L_p - (d_2)_p]^2 \right\} \quad (28)$$

式中: d_2 代表可见光差异层; a_p 代表红外差异层空间变化质量; L 表示最终的融合差异层, β 用于调节 L 与 L_{VIS} 的相似度。

3.4 细节层融合

由于已经从源图像里提取了突出区域与大量背景区域,因此细节层的融合规则选取最简单的平均规则即可,最终融合细节层 D 的表达式为

$$D = \frac{1}{2} (D_{IR} + D_{VIS}) \quad (29)$$

4 参数选择与实验

4.1 参数选择

对于 GDGF 的参数,为了平衡计算效率和性能,选择滤波半径 r 为 7,正则化参数 λ 为 0.8。对于所提显著性检测算法,经实验, m_0 与 m_1 在范围 $[4, 6]$ 、 n_0 在范围 $[0.3, 0.5]$ 、 n_1 在范围 $[0, 0.1]$ 时可获得满意的结果。根据定量以及定性分析,当 $m_0=6$ 、 $m_1=5.95$ 、 $n_0=0.4$ 、 $n_1=0.07$ 时取得效果较好,这些参数属于经验数值,在不同的融合需求下可适当调整。对于 N_{AM} 中 α 的选择,经过实验,当 $\alpha=0.05$ 时,融合图像能取得较好的主观和客观评价效果。根据文献[19], $\beta=0.01$ 时效果最佳。

4.2 实验说明

为了验证所提算法的有效性,与其他 7 种算法进行对比,对比算法包括 GFF、梯度转移融合(GTF)^[20]、潜在低秩表示(LatLRR)^[21]、双分支网络(DubN)^[22]、语义感知融合(SeAF)^[23] 与多尺度引导图像与视频融合(MGFF)^[24]。为了客观表现不同方法的图像融合性能,这里使用 6 个融合质量指标,它们分别是图像熵(EN)、互信息(MI)、归一化互信息(Q_{MI})、Tsallis 熵(Q_{CV})、结构相似性(SSIM)和标准差(SD)。这些质量指标中:EN 表示融合图像中包含的信息量;MI 反映融合图像与源图像之间的相关程度; Q_{MI} 反映融合图像保留源图像信息的丰富度; Q_{CV} 反映图像的边缘信息和信息相似度,值越低,性能越好;SSIM 反映源图像和融合图像之间的多尺度结构相似性;SD 表示融合图像的灰度值分布。

本实验运行环境如下: Intel core 2.7 GHz; 16 GB 内存。源图像数据集从以下两个网站下载: <http://www.imagefusion.org/> 和 https://figshare.com/articles/TNO_Image_Fusion_Dataset/1008029。

4.3 主观评价

图 4 对比分析了其他 6 种算法与所提算法的融合结果,选取的源图像为 meeting。从天空背景、树枝细节和人物轮廓等来进行主观评价。GFF 方法天空背景亮暗均有,视觉效果较差,且人物轮廓不清楚; LatLRR 方法



图 4 不同融合方法结果对比

Fig. 4 Comparison of results of different fusion methods

整体偏亮,且噪点较多,树枝细节不突出;GTF、DubN、MGFF方法天空背景均偏暗,此外GTF方法树枝细节模糊,整体颜色灰暗;DubN方法图像边缘纹理细节较差,且整体图像模糊;MGFF方法树枝边缘锐化明显;SeAF方法整体偏亮,树干及反光镜处发白;所提方法天空背景符合视觉感知,树枝边缘与背景过渡自然,人物轮廓较为明显,总体而言视觉效果较为良好。

图5从上到下分别是可见光图像、红外图像、GFF、GTF、LatLRR、DubN、SeAF、MGFF和所提算法,从左到右依次是camp、house、kaptein、manindoorway、road、ship。从图5可以看出,GFF融合图像容易出现伪影与

光斑,影响视觉效果;GTF对于图像细节表现力不足,整体图像较为模糊;LatLRR融合图像整体呈现出过曝的效果,噪点明显,局部细节展示较为粗糙;DubN融合图像亮度不足,红外目标不够突出;SeAF融合图像接近可见光图像,丢失较多的红外图像信息;MGFF方法细节保留能力较好,但对比度稍差,且热目标突出能力不足;所提方法既有红外图像中目标突出的优势,也能很好保留可见光图像中的细节纹理信息,整体视觉效果更好。

4.4 客观评价

表1给出了7种方法的客观指标评估结果,可以看

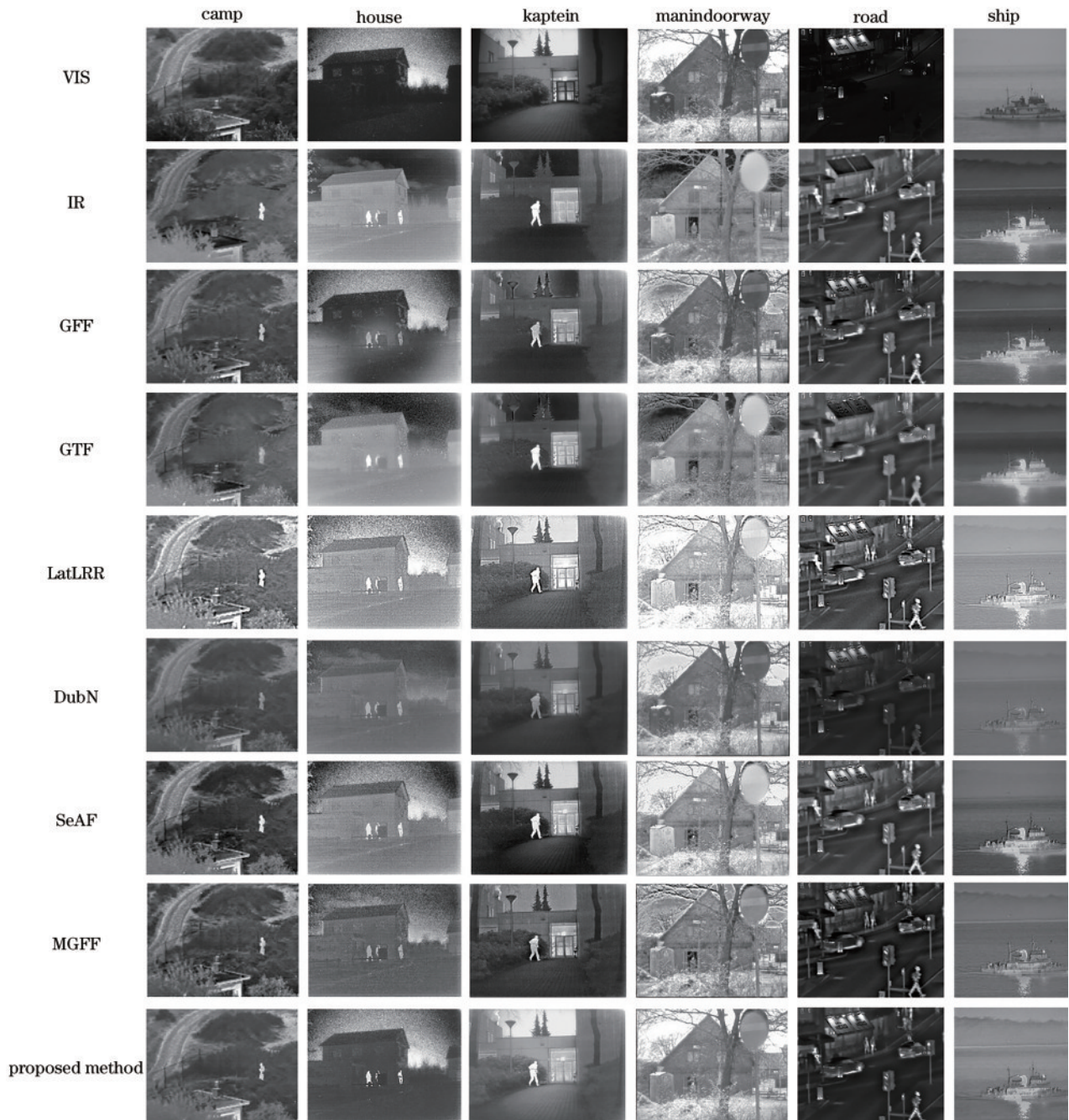


图5 不同图像不同方法融合结果对比图

Fig. 5 Comparison of fusion results of different images and methods

表 1 不同融合方法的客观比较

Table 1 Objective comparison of different fusion methods

Image	Objective indicator	GFF	GTF	LatLRR	DubN	SeAF	MGFF	Proposed method
meeting	EN	7.017	6.796	6.633	6.355	7.201	6.866	6.977
	MI	1.802	1.689	1.072	1.121	1.723	0.958	1.877
	Q_{MI}	0.262	0.229	0.318	0.256	0.288	0.166	0.309
	Q_{CV}	1542	4462	1042	1612	621.1	1434	537.4
	SSIM	1.409	1.419	1.214	1.443	1.409	1.456	1.476
	SD	41.43	34.00	39.40	21.38	46.14	31.50	47.62
kaptein	EN	6.899	6.952	7.271	6.505	7.306	6.861	6.989
	MI	1.928	2.080	1.311	1.391	1.963	1.166	2.122
	Q_{MI}	0.308	0.381	0.389	0.358	0.317	0.316	0.344
	Q_{CV}	1333	1961	248.2	755.8	220.2	828.5	156.7
	SSIM	1.388	1.374	1.137	1.408	1.338	1.431	1.465
	SD	34.37	38.15	53.60	30.99	51.63	36.69	53.80
manindoorway	EN	7.382	7.130	6.526	7.019	7.321	7.210	7.150
	MI	1.946	1.379	0.973	2.089	1.583	0.870	2.121
	Q_{MI}	0.280	0.218	0.353	0.315	0.343	0.177	0.345
	Q_{CV}	758.6	2297	793.6	516.1	426.9	915.3	374.6
	SSIM	1.310	1.323	1.142	1.366	1.329	1.362	1.374
	SD	45.58	38.52	42.80	43.36	44.33	37.31	46.52
road	EN	6.536	6.227	6.181	5.593	6.659	6.449	6.374
	MI	1.322	1.832	1.391	1.354	1.779	1.301	1.855
	Q_{MI}	0.389	0.398	0.378	0.491	0.451	0.422	0.473
	Q_{CV}	767.3	1758	1271	705.3	1073	798.3	644.8
	SSIM	1.298	1.221	1.097	1.319	1.306	1.299	1.353
	SD	32.35	29.76	33.09	20.05	31.73	31.87	33.08

出,所提方法的MI、 Q_{CV} 、SSIM和SD均为最佳指标, Q_{MI} 指标优于大多数对照方法。即使LatLRR方法在 Q_{MI} 上优于所提方法,但LatLRR方法融合图像视觉效果整体较亮,对于细节部分融合也不够自然。相较

于对比方法,所提方法能够使来自源图像的信息更好地传输到融合图像中,细节层次更加丰富,融合图像更加自然。为了更好地比较这7种方法,还使用了图像序列tree进行实验,如图6所示。

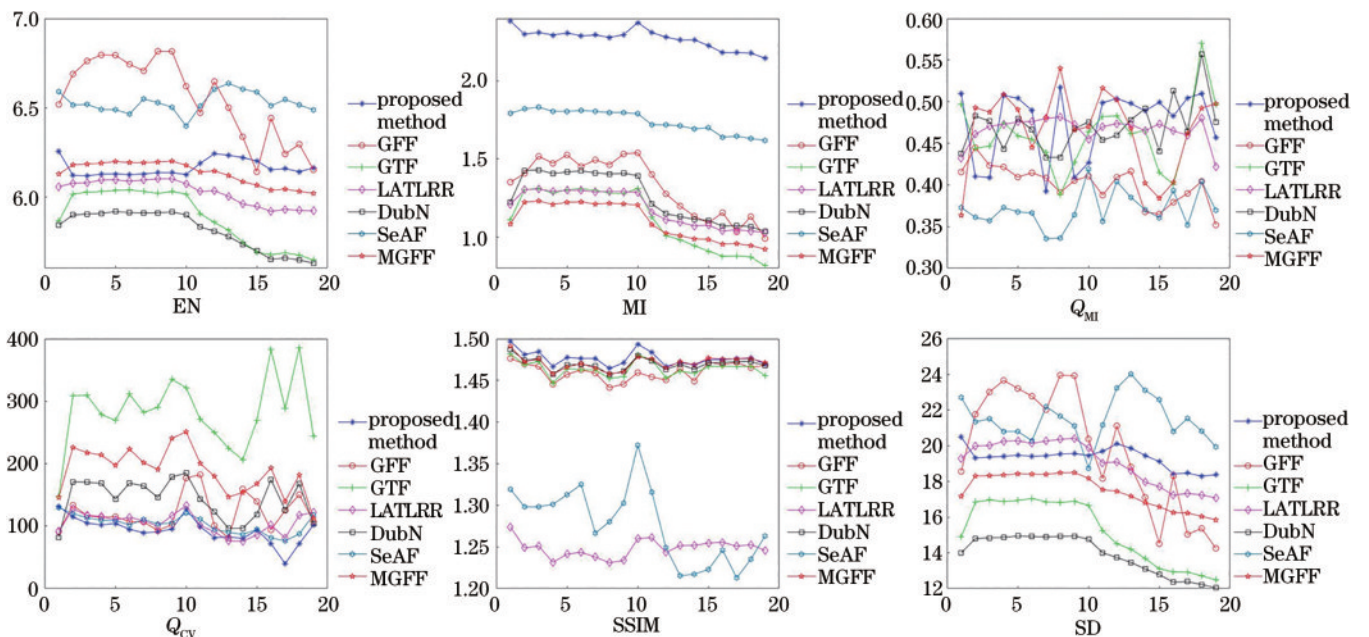


图 6 tree 序列各方法性能指标

Fig. 6 Performance indicators of various methods in tree sequence

从图 6 可以看出,所提方法的 MI、 Q_{MI} 、 Q_{CV} 和 SSIM 均为最佳指标。EN 和 SD 指标优于大多数对照方法。GFF 方法虽然某些指标表现较好,但波动性较大,反映出 GFF 方法对于不同图像的适应性较差。SeAF 方法的 EN 和 SD 较好,但 MI 和 Q_{MI} 指标值较差,这代表 SeAF 方法灰度分布均匀,包含信息量较多,但与源图像之间的关联程度稍差,尤其是红外图像信息展示不足。综合来看,所提方法的客观评价指标表现较好,能够产生较好的融合结果,使融合图像吸收更多来自源图像的有效信息。

表 2 表明,除了 GFF 外,所提方法具有更高的计算效率。尽管 GFF 计算速度更快,但是经过主客观分析可知,这些方法均不如所提方法。

表 2 tree 序列各方法平均运行时间

Table 2 Average running time of each method in tree sequence unit: s

Fusion method	GFF	GTF	LatLRR	DubN	SeAF	MGFF	Proposed method
Time	0.183	0.584	53.157	0.641	1.543	0.385	0.337

5 结 论

提出一种基于梯度域引导滤波和显著性检测的红外与可见光图像融合的算法,该算法旨在解决基于传统多尺度分解方法的融合图像热特征损失问题,并尽量在融合图像中保留更多细节信息。在分解过程中,通过改进的 LC 显著性检测算法提取到更多红外图像的目标信息。在融合过程中,通过 WLS 有效保留可见光图像的视觉细节。最终的融合图像具有更好的视觉效果,细节丰富,对比度良好。在基于开放数据集的测试中,与其他多尺度分解的方法相比,所提融合算法的 EN、MI、 Q_{MI} 、 Q_{CV} 、SD、SSIM 等 6 种指标相对于其他方法均有不同程度的提升。所提算法是一种行之有效的红外与可见光图像融合算法。

参 考 文 献

- [1] 金伟其,李力,王霞.热成像模式及其图像处理技术的研究与应用[J].光学学报,2023,43(15):1510001.
Jin Q W, Li L, Wang X. Research and application of thermal imaging mode and image processing[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(15): 1510001.
- [2] Luo X Q, Jiang Y T, Wang A Q, et al. Infrared and visible image fusion based on Multi-State contextual hidden Markov Model[J]. Pattern Recognition, 2023, 138: 109431.
- [3] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [4] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid[J]. Pattern Recognition Letters, 1989, 9(4): 245-253.
- [5] Toet A. A morphological pyramidal image decomposition

- [6] El-Khamy S E, Haddoud M M, Dessouky M I, et al. Blind multichannel reconstruction of high-resolution images using wavelet fusion[J]. Applied Optics, 2005, 44(34): 7349-7356.
- [7] Shao Z F, Liu J, Cheng Q M. Fusion of infrared and visible images based on focus measure operators in the curvelet domain[J]. Applied Optics, 2012, 51(12): 1910-1921.
- [8] Zhang Q, Maldague X. An adaptive fusion approach for infrared and visible images based on NSCT and compressed sensing[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 74: 11-20.
- [9] 阮理念,董燕.改进的双通道自适应 PCNN 和 NSST 的遥感图像融合[J].激光与光电子学进展,2023,60(10):1028004.
Ruan L N, Dong Y. Non-subsampling shearlet transform remote sensing image fusion with improved dual-channel adaptive pulse coupled neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(10): 1028004.
- [10] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [11] Zhou Z Q, Wang B, Li S, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters[J]. Information Fusion, 2016, 30: 15-26.
- [12] Zhang X Y, Ma Y, Fan F, et al. Infrared and visible image fusion via saliency analysis and local edge-preserving multi-scale decomposition[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2017, 34(8): 1400-1410.
- [13] Kou F, Chen W H, Wen C Y, et al. Gradient domain guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 4528-4539.
- [14] Zhang Q, Shen X Y, Xu L, et al. Rolling guidance filter [M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8691: 815-830.
- [15] Gu B, Li W J, Zhu M Y, et al. Local edge-preserving multiscale decomposition for high dynamic range image tone mapping[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 70-79.
- [16] 刘文清,王任华,刘晓文,等.基于显著目标提取和泊松重建的红外与可见光图像融合方法[J].激光与光电子学进展,2023,60(16):1610012.
Liu W Q, Wang R H, Liu X W, et al. Infrared and visible image fusion method based on saliency target extraction and poisson reconstruction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(16): 1610012.
- [17] Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[C]//Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia, October 23-27, 2006, Santa Barbara, CA, USA. New York: ACM Press, 2006: 815-824.
- [18] 赵立昌,张宝辉,吴杰,等.基于灰度能量差异性的红外与可见光图像融合[J].红外技术,2020,42(8):775-782.
Zhao L C, Zhang B H, Wu J, et al. Fusion of infrared

- and visible images based on gray energy difference[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(8): 775-782.
- [19] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [20] Lu Z W, Long B Y, Li K, et al. Effective guided image filtering for contrast enhancement[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(10): 1585-1589.
- [21] Li H, Wu X J. Infrared and visible image fusion using latent low-rank representation[EB/OL]. (2018-04-24) [2023-03-05]. <https://arxiv.org/abs/1804.08992>.
- [22] Fu Y, Wu X J. A dual-branch network for infrared and visible image fusion[C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), January 10-15, 2021, Milan, Italy. New York: IEEE Press, 2021: 10675-10680.
- [23] Fu Y, Wu X J, Durrani T. Image fusion based on generative adversarial network consistent with perception [J]. *Information Fusion*, 2021, 72: 110-125.
- [24] Bavirisetti D P, Xiao G, Zhao J H, et al. Multi-scale guided image and video fusion: a fast and efficient approach[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2019, 38(12): 5576-5605.