

基于 AGF 和 CNN 的红外与可见光图像融合

杨艳春, 杨万轩, 雷慧云

(兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:针对红外与可见光图像融合中出现的边缘模糊和细节丢失等问题,本文提出了一种基于交替引导滤波器(AGF)与掩膜引导卷积神经网络(CNN)的融合算法。首先,将源图像通过交替引导滤波分解为基础层与细节层;然后,将基础层通过能量属性的融合规则得到基础融合图像,细节层在基于掩膜引导的损失函数的指导下,通过卷积神经网络得到融合后的细节图像;最后,将基础融合图像与细节融合图像相加得到最终融合图像;实验结果表明,本文方法能够在突出显著热目标的同时保留丰富的背景边缘纹理信息,在客观评价指标上相较对比方法取得了更好的效果,证明了本文算法的优越性。

关键词:图像处理;红外与可见光图像;交替引导滤波;卷积神经网络;图像融合

中图分类号:TP391;TN209 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.07.022

Infrared and visible image fusion based on AGF and CNN

YANG Yan-chun, YANG Wan-xuan, LEI Hui-yun

(School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Aiming at the problems of edge blurring and detail loss in the fusion of infrared and visible image, this paper proposes a fusion algorithm based on alternating guided filter (AGF) and mask-guided convolutional neural network (CNN). Firstly, the source images is decomposed into a base layer and a detail layer by alternating guided filtering. Then, the base layer is passed through the fusion rule with energy attributes to get the base fusion image, and the detail layer is guided by the loss function based on the mask guidance to get the fused detail image by convolutional neural network. Finally, the base fusion image and the detail fusion image are summed to generate the final fused image. The experimental results demonstrate that the proposed method effectively retains abundant background edge texture information while highlighting significant thermal targets, and achieves better results in objective evaluation metrics compared with the comparison methods, which proves the superiority of the proposed algorithm.

Keywords: image processing; infrared and visible image; alternating guided filter; convolutional neural network; image fusion

1 引言

图像融合是将来自不同源或不同传感器的同一场景多幅图像信息融合的方法,融合得到的图像保留了源图像中独特和重要的信息^[1]。红外传感器

可以感知物体的热辐射,能够有效捕获目标信息;而可见光图像通常分辨率更高具有更多纹理细节信息。红外与可见光图像融合得到的单一图像具有丰富的细节纹理信息和突出的显著性目标,能够在细

基金项目:长江学者和创新团队发展计划资助项目(No. IRT_16R36);国家自然科学基金项目(No. 62067006);甘肃省科技计划项目(No. 18JR3RA104);甘肃省高等学校产业支撑计划项目(No. 2020C-19);兰州市科技计划项目(No. 2019-4-49);甘肃省教育厅青年博士基金项目(No. 2022QB-067);甘肃省自然科学基金项目(No. 23JRR847; No. 21JR7RA300);兰州交通大学天佑创新团队项目(No. TY202003);兰州交通大学-天津大学联合创新基金项目(No. 2021052)资助。

作者简介:杨艳春(1979-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像融合与图像配准。E-mail: yangyan-chun102@sina.com

收稿日期:2023-09-26; **修订日期:**2023-11-13

节和对比度方面提供更有价值的信息,为后续视觉任务提供更可靠的图像数据支持^[2]。目前已广泛应用在目标检测^[3]、军事目标识别、自动驾驶等领域^[4]。

目前已经有很多成熟的红外与可见光图像融合算法,它们大致可以分为两类:基于传统融合框架的算法和基于深度学习的融合算法^[5]。多尺度变换是传统方法的一个重要分支,其中包括有金字塔变换^[6]、非下采样轮廓波(Non-Subsampled Contour Transform, NSCT)^[7]等,传统的融合方法依赖于人工设计融合规则并选择参数,对于不同的图像和应用场景往往需要选择不同的参数,增加了方法的复杂性。近年来,基于深度学习的方法以其卓越的特征学习和表示能力,能够实现图像深度特征的提取与重建,应用到图像融合领域具有一定的优势。文献[8]提出一种基于密集块的网络架构,在编码器与解码器中,每个层都与后续所有层直接连接,更充分地利用了中间层提取信息;文献[9]利用生成器与鉴别器之间的博弈以及感知损失和边缘保持损失生成更具质感和细节丰富的图像;文献[10]在此基础上引入了细节保留损失更好地保持了融合图像中的细节和纹理;文献[11]提出一种根据 VGG19 提取得到的特征图测量自适应信息保存度的方法,使融合结果保持和源图像之间的相似性;文献[12]结合 CNN 与 Transformer,用特征解耦的思想将跨模态信息分解为共有信息和特有信息。尽管基于深度学习的方法已在图像融合领域取得显著成就,但这些方

法通常忽视了图像的尺度信息,容易出现边缘模糊、细节丢失等问题。图像在不同尺度融合的同时增强显著目标区域,正逐步成为研究热点^[13]。

为了解决上述问题,更好地保留源图像的边缘细节信息,本文提出了一种基于交替引导滤波(AGF)和掩膜引导卷积神经网络(CNN)的红外与可见光图像融合方法。首先,利用 AGF 对源图像进行双尺度分解;然后,对分解得到的基础层通过能量属性(EA)来获得融合后的图像;针对细节层,通过 CNN 来实现特征提取、融合和重构,并利用特定损失函数来约束融合过程,在损失函数中引入显著目标掩膜来引导网络检测显著区域;最后,将得到的基础层与细节层相加得到融合结果。通过对比实验,本文方法得到的结果显著目标突出,边缘纹理清晰,视觉效果良好。

2 本文方法

本文提出了一种基于交替引导滤波与掩膜引导卷积神经网络的红外与可见光图像融合方法,融合框架流程如图 1 所示,具体步骤如下:

- 1) 将红外图像 I_i 与可见光图像 I_v 分别通过交替引导滤波分解为基础层与细节层。
- 2) 基础层通过能量策略的方法获得融合后的基础层融合图。
- 3) 细节层通过掩膜引导的卷积神经网络进行特征提取及融合,得到细节层融合图。
- 4) 将得到的基础层与细节层相加,得到最终的融合图像。

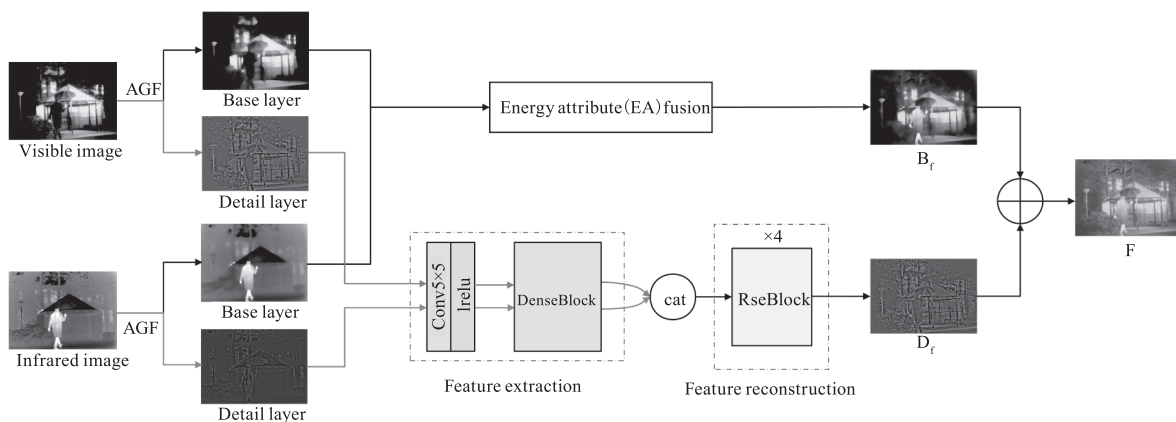


图 1 本文融合框架

Fig. 1 The fusion framework of this paper

2.1 AGF 分解

交替引导滤波器(Alternating Guided Filtering, AGF)结合了平滑迭代恢复滤波器(Smooth and Iteratively Restore Filter, SIR)和滚动引导滤波器(Roll-

ing Guidance Filter, RGF)的优势即消除小细节和恢复大尺度边缘^[14-17]。AGF 的每次迭代都包含三个连续的步骤,其过程如下:

- 1) 对输入图像 I 应用联合双边滤波,再将前一

次的迭代结果作为引导图像对输入图像 I 应用联合双边滤波器,迭代 t 次后得到的结果为 Q^{t+1} :

$$Q_i^{t+1} = \frac{1}{K_i} \sum_{j \in \Omega} I_j \cdot f(\|i-j\|) \cdot q(\|Q_i^t - Q_j^t\|) \quad (1)$$

其中,输入和输出图像分别为 I 和 Q ;像素坐标索引为 i 和 j ; Ω 表示核的空间支持; K_i 表示归一化因子; f 代表空间滤波器核范围; q 代表强度滤波器核。

2) 使用原始图像 I 作为引导图像,对第一步的结果应用联合双边滤波:

$$Q_i^{t+1} = \frac{1}{K_i} \sum_{j \in \Omega} Q_j^t \cdot f(\|i-j\|) \cdot q(\|I_i - I_j\|) \quad (2)$$

3) 对上一步的结果进行中值滤波以防止在大尺度边缘附近重新引入经过过滤的小尺度细节。

为了保留图像的细节和轮廓特征,减少融合过程中产生的伪影,通过交替引导滤波器对源图像进行双尺度分解。

对源图像 I_i, I_v 通过 AGF 得到基础层 B_i, B_v , 具体步骤如式:

$$B = AGF(I, \delta_r, \delta_s, n) \quad (3)$$

其中, I 表示源图像; δ_r 和 δ_s 分别表示双边滤波器的空间与范围权重; n 代表迭代次数。

然后再将源图像与基础层相减得到细节层 D_i, D_v , 定义如式:

$$D = I - B \quad (4)$$

2.2 基础层融合

基础层包含源图像的轮廓信息。本文在基础层采用了能量属性(Energy Attribute, EA)融合策略。

该 EA 融合策略分为三个步骤:

1) 计算 B_i, B_v 的特性值 C_1, C_2 :

$$C_1 = \mu_1 + \sigma_1 \quad (5)$$

$$C_2 = \mu_2 + \sigma_2 \quad (6)$$

其中, μ, σ 分别代表基础层 B_i, B_v 的平均值和中值。

2) 计算出 (x, y) 处的能量权重 $E(x, y)$:

$$E_1(x, y) = \exp(\alpha |B_i(x, y) - C_1|) \quad (7)$$

$$E_2(x, y) = \exp(\alpha |B_v(x, y) - C_2|) \quad (8)$$

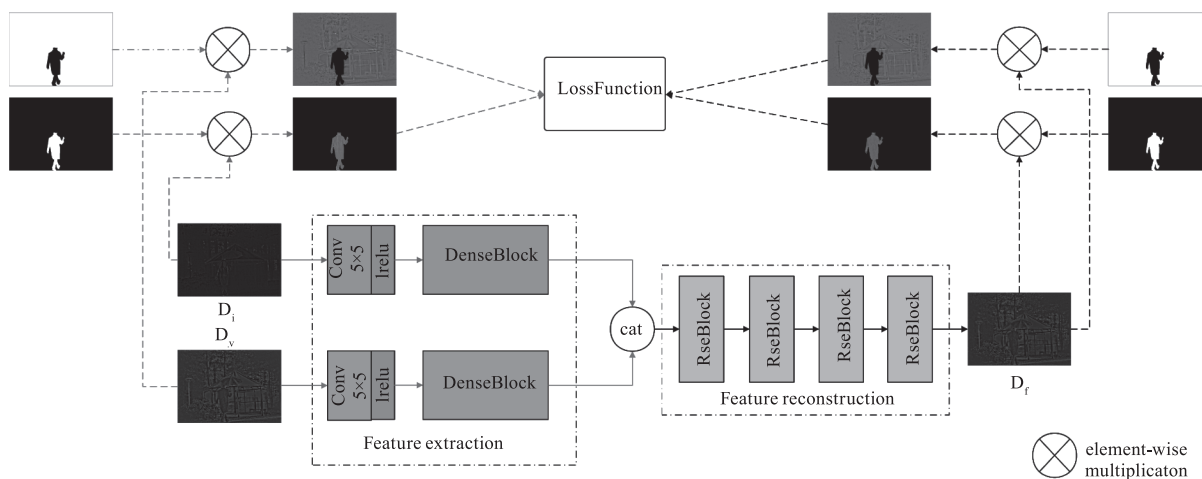
其中, $B(x, y)$ 为 (x, y) 处的基础层系数。exp 为指数算子,能够突出能量值与全局特性值差异明显的区域。 C 为通过基础层计算得到的特性值。参数 α 控制指数变换的放大程度,经多次实验验证取值为 4 效果较好。

3) 通过加权融合得到融合后的基础层:

$$B_f(x, y) = \frac{E_1(x, y)B_i(x, y) + E_2(x, y)B_v(x, y)}{E_1(x, y) + E_2(x, y)} \quad (9)$$

2.3 细节层融合

神经网络能够通过大量数据自动学习到更有效的特征表示,而传统方法通常需要手动设计特征提取器,需要丰富的专业知识和复杂的参数调整。网络能够从原始数据中提取出更具有表征能力的特征,从而提高融合结果的质量。由于细节层主要由纹理信息组成,本文使用卷积神经网络来提取特征并融合细节层,可以使融合图像更加全面。为了更好地融合红外图像的目标信息和可见光图像的背景信息,在网络训练阶段应用了一种掩模损失,细节层融合框架如图 2 所示,图 2(a) 为总体框架,图 2(b) 与图 2(c) 分别为 DenseBlock 与 ResBlock 结构。



(a) 总体框架

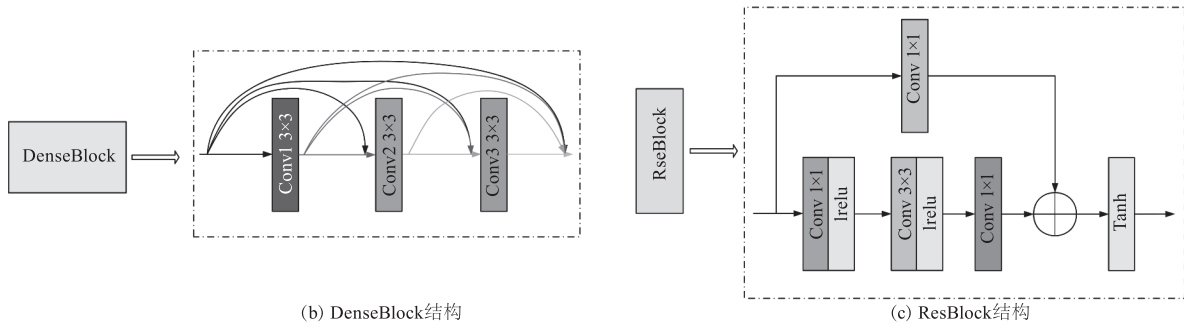


图2 细节层融合

Fig. 2 Detail layer fusion

2.3.1 网络结构

如图2所示,本文的网络架构由两部分组成:特征提取网络和特征重建网络。

1)特征提取网络:特征提取网络是在CNN的基础上构建的,并引入DenseBlock来保留更多的信息并减少过拟合^[18]。该网络由一个公共层和一个DenseBlock组成。公共层由卷积核为 5×5 的卷积层和LReLU激活函数组成,DenseBlock由三个卷积层(Conv1、Conv2、Conv3)组成,这三个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,激活函数为LReLU。在训练网络时,由于红外和可见光图像的特性不同,采用相同的网络结构结合损失函数来独立训练红外和可见光图像的参数。

2)特征重建网络:特征重建网络由四个ResBlock组成,起到特征融合和图像重建的作用。跳跃连接改善了信息的流动,避免了梯度消失和网络退化的问题^[19],最后一层的激活函数使用Tanh来保证融合图像的变化范围与输入图像的变化范围一致。

本文的所有卷积层填充均为SAME,步长均为1,因此本文算法的融合图像大小与源图像一致。

2.3.2 损失函数

构造损失函数时,将图像分为前景目标部分和背景部分。引入前景目标掩模 M ,对红外图像上的前景目标逐像素进行标记后转换为二值图。然后将红外图像的细节层 D_i 分割为前景显著目标 M_i ,将可见光图像的细节层 D_v 分割为具有纹理与边缘信息的背景区域 M_v :

$$M_i = D_i \cdot M \quad (10)$$

$$M_v = D_v \cdot (1 - M) \quad (11)$$

然后分别在前景区域与背景区域计算损失函数,损失函数由两种损失组成:像素损失和梯度损失。像素损失限制融合图像的像素强度与源图像一致,而梯度损失则促进融合图像包含更详细的信息。构建前景区域和背景区域的像素损失和梯度损失。

$$L_{pixel} = \frac{1}{H \cdot W} [\beta \| M_i \cdot (D_f - D_i) \|_1 + \| M_v \cdot (D_f - D_v) \|_1] \quad (12)$$

其中, H, W 为图像的高和宽; $\| \cdot \|_1$ 代表 l_1 范数; β 为平衡不同区域损失的超参数; D_f 为融合后的细节层图像。

梯度损失能够使融合图像保留更清晰的纹理和边缘信息,它同样由背景区域的梯度损失和前景区域的梯度损失组成:

$$L_{grad} = \frac{1}{H \cdot W} [\gamma \| M_i \cdot (\nabla D_f - \nabla D_i) \|_1 + \| M_v \cdot (\nabla D_f - \nabla D_v) \|_1] \quad (13)$$

其中, ∇ 表示梯度算子; γ 为超参数。

总损失函数 L 定义为:

$$L = L_{pixel} + L_{grad} \quad (14)$$

2.4 图像重建

最终的融合图像 F 是由融合后基础层 B_f 和融合后的细节层 D_f 相加得到的:

$$F = B_f + D_f \quad (15)$$

3 实验结果与分析

3.1 实验说明

TNO是红外与可见光图像融合领域应用最广泛的公开数据集^[20]。本文在该数据集中选定6组图像进行实验与分析,其大小分别为 768×576 pixel、 768×576 pixel、 280×280 pixel、 565×475 pixel、 360×270 pixel、 360×270 pixel。本文交替引导滤波器参数为 $\delta_s = 5, \delta_r = 0.05, n = 3$ 。实验仿真平台采用AMD Ryzen 7 5700X CPU, RTX 3080TI GPU。

本文在TNO数据集上选择了20对图像作为训练集。将训练图像剪切为 128×128 大小的图像并标准化为 $[-1, 1]$,步长为24。因此6921对图像被用于训练。填充与步长均为1。训练时Batch size为32,迭代为50,学习率为 10^{-3} 。训练过程在tensorflow 2.10框架上实现。

为验证本文算法的可行性与有效性,将本文方法的融合结果与 GF 方法^[21],AGF 方法^[22]、LPCNN 方法^[23]、U2Fusion 方法^[11]与 PIAFusion 方法^[24]进行了对比。

3.2 主观评价

通过6组实验的融合结果如图3所示,Img1的融合图像中 AGF 方法的纹理比较模糊,GF 方法、LPCNN 方法和 U2Fusion 方法分别在树木和房顶的边缘产生了伪影,PIAFusion 方法整体效果较好,但是纹理细节不如本文方法丰富,本文算法中树木细节清晰,显著目标突出;Img2 中 GF 方法和 LPCNN

方法人物边缘比较模糊,AGF 方法整体较为模糊,U2Fusion 方法边缘清晰但是缺少草丛的纹理,PIAFusion 方法突出了显著目标,但是人物边缘产生了虚影。本文算法中植被轮廓清晰细节明显;Img3 中 GF 方法和 PIAFusion 的人像边缘产生了白色伪影,AGF 方法和 LPCNN 方法的岸边部分缺少可见光图像的信息,U2Fusion 方法的红外人像不够突出,本文算法既突出了红外图像中的人物,又使岸边和水面的纹理细节得到了保留;Img4 中 GF 方法和 LPCNN 方法的树木细节不清晰,AGF 方法的树干与背景没有区分度,U2Fusion 方法的树枝盖住了红外人像,导致

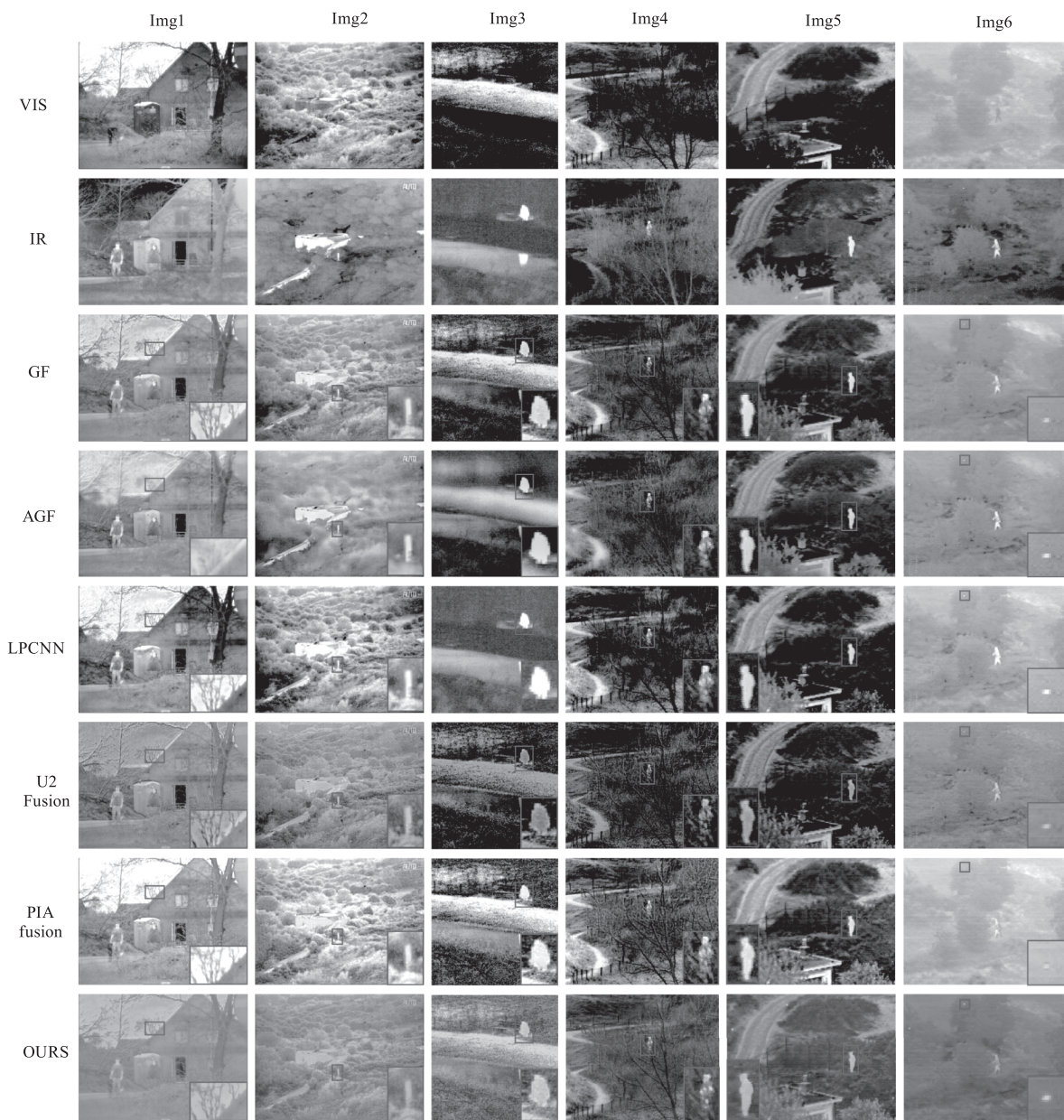


图3 实验结果图
Fig.3 Experimental results

红外人像不够突出,PIAFusion 方法的树枝泛白不够自然,本文算法对可见光图像中的树枝部分细节提取完整,红外图像中的人像突出;Img5 中 GF 方法和 AGF 方法下方的树木缺少纹理,LPCNN 方法的烟囱周围出现了虚影,U2Fusion 方法的红外人像边缘比较模糊,PIAFusion 缺少左上角的两个热源点,本文算法将可见光图像中纹理信息与红外图像中的热源信息完整保留;Img6 中 GF 方法和 AGF 方法人物周围的背景细节不够充分,PIAFusion 方法小热源点不够突出,PLCNN 方法和 U2Fusion 方法人物边缘出现了伪影,本文算法小热源点突出,人物轮廓清晰。

通过上述实验对比,可以看出在所选取的六组

图像中,本文算法能够保留可见光图像的更多纹理细节信息,突出显示显著热目标并且边缘清晰,整体融合效果更加符合人类视觉感知。

3.3 客观评价

为验证算法性能及图像融合质量,本文采用相关系数(CC)、峰值信噪比(PSNR)、基于噪声评估的融合性能(N_{abf})^[25]、小波特征互信息(FMI_w)、离散余弦特征互信息(FMI_dct)^[26]进行客观地分析。如表1所示,为选定的六组图像的客观评价指标值。其中只有基于噪声评估的融合性能(N_{abf})为数值越小,说明图像融合质量越好,其余四个指标均为数值越大,融合质量越好。

表1 客观评价指标

Tab. 1 Objective evaluation indicators

Img	Method	CC	PSNR	N_{abf}	FMI_w	FMI_dct
Img1	GF	0.358	62.3752	0.0253	0.4354	0.3723
	AGF	0.3335	63.2092	0.0568	0.3911	0.3626
	LPCNN	0.2819	61.5637	0.1307	0.4258	0.3969
	U2usion	0.3833	63.706	0.0547	0.36	0.3467
	PIAFusion	0.3034	61.15	0.1974	0.416	0.3692
	OURS	0.405	63.8287	0.0016	0.4549	0.4111
Img2	GF	0.6233	65.8285	0.0088	0.4587	0.4222
	AGF	0.6086	65.8977	0.0284	0.3951	0.3866
	LPCNN	0.5734	64.1922	0.1331	0.4619	0.4195
	U2usion	0.6395	65.2206	0.0481	0.3804	0.3682
	PIAFusion	0.5629	62.9776	0.2822	0.4497	0.4048
	OURS	0.6934	66.1638	0.0012	0.4641	0.4307
Img3	GF	0.4228	62.589	0.0305	0.4898	0.3606
	AGF	0.4252	62.9481	0.0363	0.47	0.3757
	LPCNN	0.2648	60.6935	0.1232	0.4975	0.4093
	U2usion	0.4354	63.4082	0.0882	0.3953	0.3559
	PIAFusion	0.4526	61.1233	0.2717	0.4511	0.3933
	OURS	0.4989	63.5069	0.0015	0.5124	0.4211
Img4	GF	0.4546	66.2066	0.0032	0.417	0.3353
	AGF	0.454	66.5546	0.0477	0.4452	0.364
	LPCNN	0.3587	65.23	0.1141	0.3705	0.2821
	U2usion	0.5008	67.0619	0.1046	0.3548	0.3089
	PIAFusion	0.3873	64.7168	0.198	0.4368	0.358
	OURS	0.5276	67.2451	0.001	0.4756	0.3734
Img5	GF	0.644	66.5963	0.0032	0.424	0.3383
	AGF	0.6241	67.0217	0.0617	0.4157	0.3571
	LPCNN	0.6067	66.2836	0.1261	0.3728	0.299
	U2usion	0.6484	67.4262	0.0912	0.3661	0.3193
	PIAFusion	0.5979	65.3452	0.1634	0.4101	0.3611
	OURS	0.6703	67.2803	0.0016	0.4413	0.3525
Img6	GF	0.6856	64.0468	0.0087	0.4277	0.3496
	AGF	0.7122	64.2199	0.076	0.4178	0.3305
	LPCNN	0.6804	63.1767	0.1205	0.3938	0.3072
	U2usion	0.7351	65.0302	0.0686	0.3566	0.3274
	PIAFusion	0.6155	61.1927	0.1308	0.4142	0.3665
	OURS	0.7032	65.0407	0.0011	0.4301	0.3714

通过实验指标值可以看出本文方法的 $Img1$ 、 $Img2$ 、 $Img3$ 、 $Img4$ 在本文选定的五种指标中都处于最优,其余两张图像均有绝大多数指标处于最优。表明本文方法所获得的融合图像质量更好、与源图像差异程度更小,包含的图像细节更丰富。综上,本文方法具有更优的融合效果。

4 结 论

本文提出了一种基于交替引导滤波器与基于掩膜引导的 CNN 的红外与可见光图像融合算法。现有的大多数算法在融合过程中不会对红外和可见光图像的信息加以区分,导致融合结果容易缺少细节信息,模糊边缘轮廓。本文利用 AGF 算法进行图像的双尺度变换,有效保留边缘细节;并在融合细节层时,能够在结合掩膜引导的损失函数指导下对将红外与可见光图像的信息加以区分。与其他方法相比,本文方法得到的融合图像边缘清晰,能够在突出显著热目标的同时保留丰富的背景纹理信息,更加符合人类视觉感知,具有较高的目标识别能力,是一种有效的融合方法。为了进一步改善基于深度学习的红外与可见光图像的融合在特征提取、细节保留和边缘恢复等方面的效果,今后将进一步优化网络架构、训练策略以及整体融合方案,以期达到更高的融合质量。

参考文献:

- [1] Ma Jiayi, Ma Yong, Li Chang. Infrared and visible image-fusion methods and applications: a survey [J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153 – 178.
- [2] Piella Gemma. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions [J]. *Information Fusion*, 2003, 4(4): 259 – 280.
- [3] Han Ju, Bhanu Bir. Fusion of color and infrared video for moving human detection [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(6): 1771 – 1784.
- [4] Zhang Dongdong, Wang Chunping, Fu Qiang. Overview of infrared and visible image fusion algorithms based on deep learning framework [J]. *Laser & Infrared*, 2022, 52(9): 1288 – 1298. (in Chinese)
张冬冬, 王春平, 付强. 深度学习框架下的红外与可见光图像融合算法综述 [J]. *激光与红外*, 2022, 52(9): 1288 – 1298.
- [5] Liu Yu, Chen Xun, Wang Zengfu, et al. Deep learning for pixel-level image fusion: recent advances and future prospects [J]. *Information Fusion*, 2018, 42: 158 – 173.
- [6] Ding Qiwen, Qi Haijun, Zhao Jinbo, et al. Research on infrared and visible image fusion algorithm based on target enhancement [J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(3): 457 – 463. (in Chinese)
丁麒文, 祁海军, 赵金博, 等. 基于目标增强的红外与可见光图像融合算法研究 [J]. *激光与红外*, 2023, 53(3): 457 – 463.
- [7] Zhang Jinglei, Zhao Eying. Fusion method for infrared and visible light images based on NSCT [J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(3): 319 – 323. (in Chinese)
张惊雷, 赵俄英. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法 [J]. *激光与红外*, 2013, 43(3): 319 – 323.
- [8] Li Hui, Wu Xiaojun. Dense fuse: a fusion approach to infrared and visible images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(5): 2614 – 2623.
- [9] Ma Jiayi, Yu Wei, Liang Pengwei, et al. FusionGAN: a generative adversarial network for infrared and visible image fusion [J]. *Information Fusion*, 2019, 48: 11 – 26.
- [10] Ma Jiayi, Liang Pengwei, Yu Wei, et al. Infrared and visible image fusion via detail preserving adversarial learning [J]. *Information Fusion*, 2020, 54: 85 – 98.
- [11] Xu Han, Ma Jiayi, Jiang Junjun, et al. U2Fusion: a unified unsupervised image fusion network [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(1): 502 – 518.
- [12] Zhao Zixiang, Bai Haowen, Zhang Jianshe, et al. Cd-fuse: correlation-driven dual-branch feature decomposition for multi-modality image fusion [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2023: 5906 – 5916.
- [13] Xu Lei, Cui Guangmang, Zheng Chenpu, et al. Fusion method of visible and infrared images based on multi-scale decomposition and saliency region extraction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111003. (in Chinese)
许磊, 崔光芒, 郑晨浦, 等. 基于多尺度分解和显著性区域提取的可见光红外图像融合方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111003.
- [14] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiaoou. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, (6): 35.
- [15] Zhang Qi, Shen Xiaoyong, Xu Li, et al. Rolling guidance filter [C] // *Computer Vision-ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6 – 12, 2014*.
- [16] Kniefacz Philipp, Kropatsch Walter. Smooth and iteratively restore: a simple and fast edge-preserving smoothing model [J/OL]. <https://arxiv.org/pdf/1505.06702>.
- [17] Toet A. Alternating guided image filtering [J]. *PeerJ Computer Science*, 2016, 2(e72).
- [18] Huang Gao, Liu Zhuang, Laurens Van Der Maaten, et al.

- Densely connected convolutional networks [J]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017: 2261 – 2269.
- [19] He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [J]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016: 770 – 778.
- [20] Toet A. TNO image fusion dataset [J]. Data in Brief, 2014, 15: 248 – 251.
- [21] Ma Jiayi, Zhou Yi. Infrared and visible image fusion via gradientlet filter [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2020, 197 – 198 (2): 103016.
- [22] Zhang Yongxin, Wei Wei, Yuan Yating. Multi-focus image fusion with alternating guided filtering [J]. Signal, Image and Video Processing, 2018, 13: 737 – 735.
- [23] Liu Yu, Chen Xun, Cheng Juan, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks [J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2018, 16 (3).
- [24] Tang Linfeng, Yuan Jiteng, Zhang Hao, et al. PIAFusion: a progressive infrared and visible image fusion network based on illumination aware [J]. Information Fusion, 2022, 83 – 84: 79 – 92.
- [25] Kumar BK S. Multifocus and multispectral image fusion-based on pixel significance using discrete cosine harmonic wavelet transform [J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7 (6).
- [26] Haghghat Mohammad, Razian Masoud Amirkabiri. Fast-FMI: non-reference image fusion metric [C] // 2014 IEEE 8th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT), Astana, Kazakhstan, 2014: 1 – 3.