

文章编号 1004-924X(2023)23-3490-14

基于目标增强与蝴蝶优化的红外与 可见光图像融合

郝 帅, 李 彤, 马 旭*, 何 田, 孙曦子, 李嘉豪
(西安科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要:针对传统红外与可见光图像融合结果存在目标模糊、纹理细节丢失以及伪影等问题,提出一种基于目标增强与蝴蝶优化的红外与可见光图像融合算法。针对红外图像因成像机理导致的融合目标边缘模糊问题,构造基于目标边缘强化的红外图像增强模块;为解决因可见光图像质量较低而造成的融合图像细节缺失问题,搭建基于带色彩恢复因子的多尺度 Retinex 可见光增强模块;然后,利用四阶偏微分方程-主成分分析法对红外和可见光增强图像分别进行边缘平滑处理,以解决融合结果存在的伪影问题;最后,为使最终融合结果突出目标的同时保留更多的纹理细节,设计了基于蝴蝶优化的图像重建模块,以实现重建图像权重的自适应分配。为验证所提出算法的优势,将所提出的算法在 TNO, INO, M3FD 以及 RoadScene 数据集上与 6 种经典算法进行比较。实验结果表明,相比于对比算法,本文算法的信息熵、空间频率、均方差、联合熵、视觉信息保真度和自然场景 6 个客观评价指标上分别平均提高了 9.24%, 38.88%, 51.11%, 4.65%, 35.44%, 19.36%, 融合结果目标边缘清晰、对比度强、无伪影且纹理细节丰富。

关键词:图像融合;红外图像;可见光图像;多尺度;蝴蝶优化

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20233123.3490

Infrared and visible image fusion based on target enhancement and butterfly optimization

HAO Shuai, LI Tong, MA Xu*, HE Tian, SUN Xizi, LI Jiahao

(College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology,
Xi'an 710054, China)

* Corresponding author, E-mail: haoxust@163.com

Abstract: A fusion method for infrared and visible images was developed based on target enhancement and butterfly optimization to address the problems of target blurring, textural detail loss, and artifacts in traditional infrared and visible image fusion results. First, to deal with the blurring of the fusion target edge caused by the imaging mechanism of the infrared image, an infrared image enhancement module based on target edge enhancement was constructed. Second, a visible light enhancement module based on multiscale Retinex with color restoration was developed to solve the problem of missing details in fused images caused by the low quality of visible images. Third, fourth-order partial differential equa-

收稿日期:2023-05-13;修订日期:2023-07-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51804250);中国博士后科学基金资助项目(No. 2019M653874XB, No. 2020M683522);陕西省科技计划项目(No. 2021JQ-572, No. 2020JQ-757);陕西省教育厅科研计划项目(No. 18JK0512)

tions and the principal component analysis method were used to smooth out the edges of infrared and visible enhanced images to solve the problem of artifacts in the fusion results. Finally, an image reconstruction module based on butterfly optimization was designed for the adaptive allocation of reconstructed image weights. This allows the target to be highlighted in the final fusion result while retaining more textural details. To verify the advantages of the proposed algorithm, it was compared with six classic algorithms on the TNO, INO, M3FD, and RoadScene datasets. The experimental results show that the fusion results obtained by the proposed algorithm have clear edges, strong contrast, no artifacts, and rich textural details. Compared with the other algorithms, the objective evaluation indicators EN, SF, SD, JE, VIF, and NSS are improved by an average of 9.24%, 38.88%, 51.11%, 4.65%, 35.44% and 19.36%, respectively.

Key words: image fusion; infrared image; visible image; multi-scale; butterfly optimization

1 引 言

异源图像融合旨在将不同模态传感器捕获的图像信息进行合并,以获取符合人类视觉认知的融合图像,最具代表性的是红外与可见光图像融合^[1]。根据热辐射成像原理,红外传感器获得的热红外图像不易受天气条件及光照变化影响,但其对比度往往较低、细节信息不足。依据光学反射成像原理,可见光图像通常具有较高的分辨率和丰富的细节纹理,但易受到外界环境的干扰。因此,通过设计合适的融合策略使两类图像优势互补,就可以得到前景目标突出、背景信息丰富的融合图像^[2]。目前,红外与可见光图像融合已广泛应用于目标检测^[3]、行为识别^[4]、军事侦察^[5]以及医学分析^[6]等领域。

现有的融合算法大致可分为传统算法和基于深度学习的算法两大类^[7]。传统融合算法通常在空间域中对像素进行处理,或在变换域中对变换系数进行处理,然后通过人工设计合适的融合规则来完成融合任务,代表性方法包括多尺度分解、稀疏表示等。Jiang等^[8]通过多重差分梯度来实现红外与可见光的融合,将差分图像和梯度图像相融合,以保留大量的背景信息。Bavirisetti等^[9]将各向异性扩散和KL变换用于红外与可见光图像融合,该方法能有效提取红外与可见光图像中的有用信息。基于多尺度变换的图像融合方法虽然可以有效保留图像的背景信息,但融合结果缺少对纹理细节的体现,存在伪影,且随着尺度分解层数的不断增加,噪声干扰愈

加强烈,进而导致融合图像质量下降^[10]。Li等^[11]将稀疏约束和保真度约束相结合,设计出一种基于范数优化的红外与可见光融合算法,并通过实验证明该方法可以有效保留细节信息。稀疏表示虽然能够较好地保留图像的结构和灰度信息,但其边缘检测能力弱,最终融合图像存在边缘模糊的问题^[12]。

近年来,深度学习因具有较强的特征提取能力,在融合领域受到了广泛的关注^[13]。Ma等^[14]提出了FusionGAN融合算法,其主要利用生成器与鉴别器之间的对抗关系来完成融合任务,融合结果不易受红外图像噪声的影响。但是由于生成对抗网络在训练时具有不稳定性,融合结果易丢失部分纹理信息。Yang等^[15]将基于窗口经验模态分解与生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)相结合,解决了GAN网络训练不稳定及图像分解中信号隐藏的问题,增强了算法的细节提取能力。Cao等^[16]将卷积神经网络与非下采样轮廓波变换相结合,利用卷积神经网络分离目标与背景,可以有效提取红外图像中的目标信息。Li等^[17]自编码设计多级残差编码器模块和混合传输解码器模块,以此构建多级混合传输的图像融合网络,融合结果能够保留较多的纹理细节。虽然基于深度学习的融合算法具有较强的自适应能力,但时效性低且融合效果受限于训练样本的完备性^[18]。

现有的融合算法主要聚焦于特征信息的提取和融合决策的制定,忽略了原始图像质量对融合效果的影响。针对融合结果存在伪影、目标边

缘不清晰以及纹理信息丢失等问题,本文提出一种基于目标增强与蝴蝶优化的红外与可见光图像融合算法(infrared and visible image fusion method based on Target Enhancement and Butterfly Optimization, TEBOFuse)。为解决因可见光图像质量较低而造成融合图像细节缺失的问题,搭建基于带色彩恢复因子的多尺度 Retinex (Multi-scale Retinex with Color Restoration, MSRCR)可见光图像增强模块。针对红外图像因成像机理导致融合目标边缘模糊问题,通过双边滤波(Bilateral Filter, BF)减少原始图像中的噪声干扰,利用直方图均衡灰度映射(Histogram equalization Grayscale Mapping, HGM)提高原始红外图像的对比度,采用Canny算子对原始图像进行边缘提取以突出目标边缘信息,从而构造了基于目标边缘强化(Target Edge Enhancement, TEE)的红外图像增强模块。为减少融合结果中目标边缘出现的伪影,采用四阶局部微分方程-主成分分析(Fourth order Partial Differential Equations-Principal Component Analysis, FPDE-PCA)算法对红外和可见光增强图像分别进行边缘平滑处理。为使重构出的融合图像能够同时

保留目标信息和纹理细节,设计基于蝴蝶优化(Butterfly Optimization Algorithm, BOA)的图像重构模块,通过BOA来自适应寻找最优的重构权重系数。

2 原理

2.1 算法流程

TEBOFuse算法流程如图1所示,具体步骤如下:

(1)搭建基于MSRCR的可见光增强模块对原始可见光图像进行增强。首先,将原可见光图像分解为RGB三通道,并进行高斯滤波;然后,引入色彩恢复因子来增强图像中的暗色区域;最后,将三通道合并从而得到亮度增强且纹理信息丰富的可见光增强图像。

(2)构建基于TEE的红外图像增强模块。首先,对原红外图像进行双边滤波,并与原始图像做差得到轮廓残差图像;然后,对原红外图像进行直方图均衡灰度映射以及Canny边缘提取,分别得到对比度增强图像和边缘强化图像;最后,将轮廓残差图像、对比度增强图像和边缘强

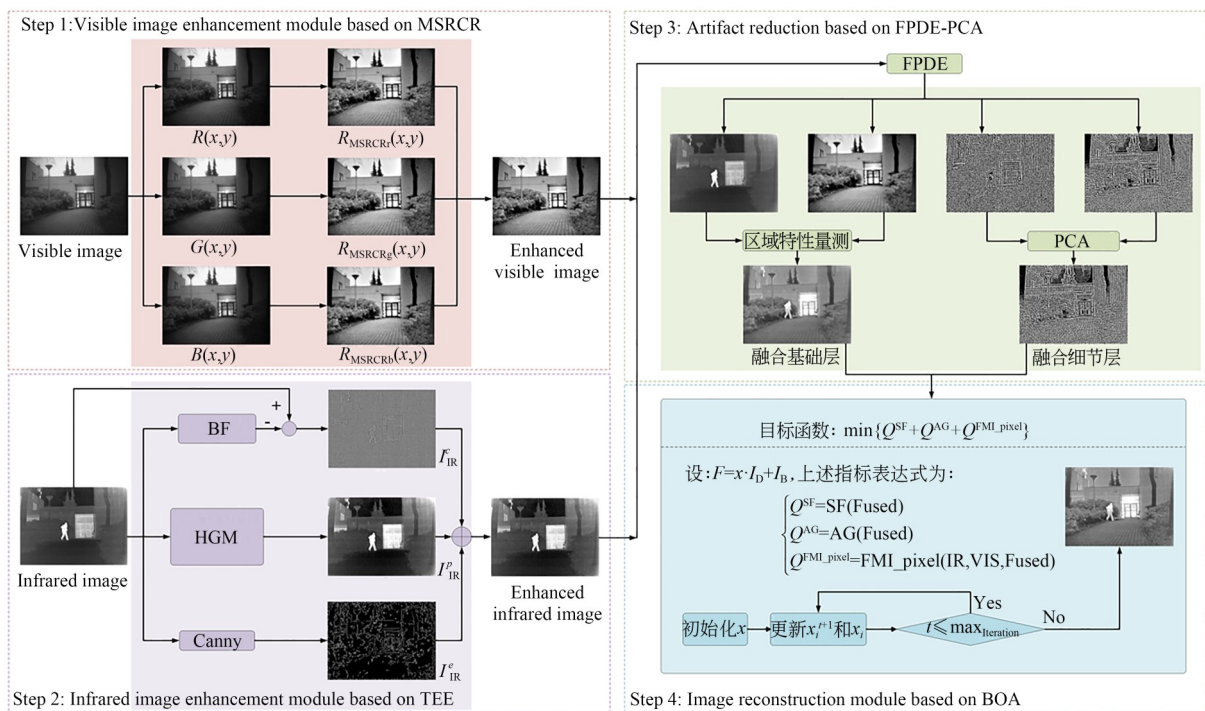


图1 TEBOFuse算法流程

Fig. 1 Flowchart of TEBOFuse method

化图像进行线性重构,从而得到高对比度且目标清晰的红外图像。

(3)采用FPDE分别对可见光增强图像和红外增强图像进行多尺度分解,得到各自对应的基础层与细节层;利用PCA对细节层进行融合,通过区域特性量测对基础层进行融合。

(4)构造基于空间频率、平均梯度和像素特征互信息的自适应目标函数,通过蝴蝶优化获得重构权重系数,从而重建出目标清晰、纹理细节丰富的最终融合图像。

2.2 基于MSRCR的可见光增强

针对原可见光图像因图像质量较低导致融合图像细节缺失、边缘模糊的问题,搭建基于MSRCR的可见光增强模块。首先,将原可见光图像分解为RGB三通道,并对各个通道进行高斯滤波,其表达式为^[19]:

$$R_{MSR_i}(x, y) = \sum_{i=1}^n \omega_i [\ln I_{VIS}(x, y) - \ln [I_{VIS}(x, y) * G(x, y)]], \quad (1)$$

$$\ln I_{VIS}(x, y) = \ln L_i(x, y) + \ln R_i(x, y), \quad (2)$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \times \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

式中: $R_{MSR_i}(x, y)$ 为多尺度Retinex(Multi Scale Retinex, MSR)对第*i*个颜色通道图像的计算结果; $I_{VIS}(x, y)$ 为可见光图像; $L_i(x, y)$ 为入射分量; $R_i(x, y)$ 为反射分量;“*”表示高斯卷积运算; $G(x, y)$ 表示高斯核, σ 为高斯函数尺度因子; ω_i 为第*i*个参数所对应的权重因子,且满足 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$ 。

在各通道中引入色彩恢复因子,可以表示为:

$$C_i(x, y) = \beta \ln \alpha \frac{I_i(x, y)}{\sum_{i=1}^N I_i(x, y)}, \quad (4)$$

式中: N 为RGB三通道; β 为增益系数; α 为非线性强度调节因子。则具有色彩恢复能力的MSRCR算法表达式如下:

$$R_{MSRCR_i}(x, y) = C_i(x, y) R_{MSR_i}(x, y), \quad (5)$$

式中: $R_{MSRCR_i}(x, y)$ 为MSRCR对第*i*个颜色通道

的计算结果,部分增强实验结果如图2所示。

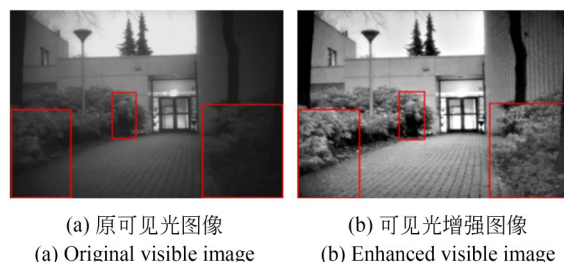


图2 可见光图像增强实验结果

Fig.2 Experimental results of visible light image enhancement

从图2可以看出,增强后的可见光图像暗区域亮度增强,纹理细节相比于原始图像更加清晰,如方框区域标注的人和灌木丛轮廓以及地面砖块纹路。

2.3 基于TEE的红外图像增强

针对红外图像特殊的成像机理导致的融合图像对比度较差、目标清晰度较低的问题,本文设计了基于TEE的红外图像增强模块。首先,利用双边滤波对原红外图像 I_{IR} 进行去噪,得到图像 I_{IR}^b ,可表示为:

$$I_{IR}^b(i, j) = \frac{\sum_{k, l} I_{IR}(k, l) \times d(i, j, k, l) \times r(i, j, k, l)}{\sum_{k, l} d(i, j, k, l) \times r(i, j, k, l)}, \quad (6)$$

$$d(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_d^2}\right), \quad (7)$$

$$r(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{\|I_{IR}(i, j) - I_{IR}(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2}\right), \quad (8)$$

式中: $I_{IR}(i, j)$ 为 I_{IR} 中心点的像素值; $I_{IR}(k, l)$ 为中心点邻域的像素值; σ_d 为空间域标准差,决定了空间位置对中心点的影响力度,其值越大表示距离中心像素越远的像素占的权重越小; σ_r 为值域标准差,决定了像素差值对中心点的影响力度,其值越大表示灰度差异越大的像素占的权重越小。

对 I_{IR} 与 I_{IR}^b 做差获得轮廓残差图像 I_{IR}^c ,如下:

$$I_{IR}^c = I_{IR} - I_{IR}^b, \quad (9)$$

然后,为提高红外图像对比度以及增强目标特征,对 I_{IR} 进行直方图灰度映射,从而得到对比度增强的图像 I_{IR}^p 。根据邻域灰度均值和方差大小对 I_{IR} 进行裁剪, $I_{\text{IR}}(i,j)$ 邻域内的局部均值和方差可以表示为:

$$m_x(i,j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} I_{\text{IR}}(k,l), \quad (10)$$

$$\sigma_x^2(i,j) = \frac{\sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} [I_{\text{IR}}(k,l) - m_x(i,j)]^2}{(2n+1)^2}. \quad (11)$$

如果此像素点所在邻域满足 $m_x(i,j) \geq k_0 \times M_G$, $\sigma_x(i,j) \leq k_1 \times \sigma_G$ (k_0 为亮度强度阈值, k_1 为方差阈值, M_G 为整幅原始灰度图像的均值, σ_G 为灰度方差), 则判定该像素点为四周的高亮点, 需要裁剪。

将所有的剪裁图像进行直方图均衡化, 则图像的离散灰度直方图和概率分布函数分别为:

$$h(i) = n_i (i = 1, 2, \dots, L-1), \quad (12)$$

$$p(i) = \frac{n_i}{N}, \quad (13)$$

式中: n_i 为 I_{IR} 中灰度级为 i 的像素点个数; N 为像素点总数。 n_i 的分布函数表达式为:

$$F(i) = \sum_{k=0}^{k=i} p(k), \quad (14)$$

式中: $0 \leq F(i) \leq 1$ 。将灰度值相等或相近的直方图合并, 结果如下:

$$F(r) = \text{int} [(N-1)F(i) + 0.5]. \quad (15)$$

将直方图均衡化后的图像根据灰度级别从大到小排序, 得到灰度矩阵 I_G , 其映射公式为:

$$B(I_G(i) + 1 : I_G(i+1), 1) = \frac{i-1}{m} \times 255, \quad (16)$$

式中: B 表示最终的灰度映射矩阵; m 为裁剪后图像的灰度级别个数; i 为灰度级别序号, $1 \leq i \leq m-1$ 。

最后, 通过Canny算子对 I_{IR} 进行边缘纹理提取, 得到边缘强化图像 I_{IR}^e 。最后通过线性重构, 得到增强后的红外图像:

$$I_{\text{IR}}^s = I_{\text{IR}}^e + I_{\text{IR}}^p + I_{\text{IR}}^c. \quad (17)$$

部分实验结果如图3所示。从图3可看出, 经过红外目标边缘强化模块处理后的图像与原

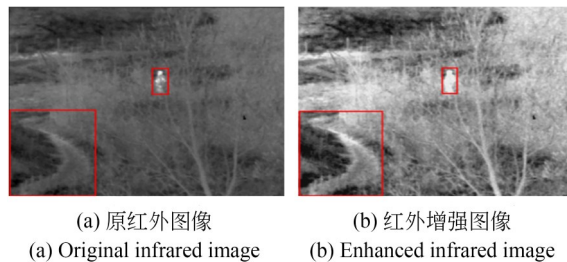


图3 红外图像增强实验结果

Fig.3 Experimental results of infrared image enhancement

图像相比, 目标人物对比度更加显著, 树木、河流的轮廓更加清晰。

2.4 基于FPDE-PCA的伪影去除

为解决融合结果中存在的伪影问题, 首先, 利用FPDE对可见光增强图像 I_{VIS}^s 与红外增强图像 I_{IR}^s 分别进行边缘平滑, 以减少融合结果中的伪影; 然后, 采用PCA对细节层进行融合, 最大限度地保留细节图像中的边缘、线条和轮廓信息, 进一步解决融合图像中存在的伪影问题。

2.4.1 FPDE图像分解

采用梯度下降法对偏微分方程进行求解, 得到:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\nabla^2 [c(|\nabla^2 u|) \nabla^2 u], \quad (18)$$

式中: $\partial u / \partial t$ 是对图像强度函数 u 进行FPDE的过程; ∇^2 为拉普拉斯算子; $c(\cdot)$ 为扩散系数; s 为变量, 则 $c(s) = 1 / \left[1 + \left(\frac{s}{k} \right)^2 \right]$ 。用迭代法得到式

(18)中偏微分方程的解近似为:

$$u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^n - \Delta t \nabla^2 g_{i,j}^n, \quad (19)$$

式中: $u_{i,j}^{n+1}$ 为次迭代时较粗分辨率的图像强度 u ; $u_{i,j}^n$ 为尺度图像强度; Δt 为步长; $\nabla^2 g_{i,j}^n$ 表示对函数 $g_{i,j}^n$ 进行拉普拉斯运算, 其表达式为:

$$\nabla^2 g_{i,j}^n = g_{i+1,j}^n + g_{i-1,j}^n + g_{i,j+1}^n + g_{i,j-1}^n - 4g_{i,j}^n. \quad (20)$$

函数 $g_{i,j}^n$ 可以进一步表示为:

$$g_{i,j}^n = g(\nabla^2 u_{i,j}^n) = c(|\nabla^2 u_{i,j}^n|) \nabla^2 u_{i,j}^n, \quad (21)$$

式中: $\nabla^2 u_{i,j}^n$ 表示对 $u_{i,j}^n$ 进行拉普拉斯运算,具体表示为:

$$\nabla^2 u_{i,j}^n = u_{i+1,j}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n. \quad (22)$$

原图像经过 FPDE 分解后得到基础图像 ($I_{\text{VIS}}^{\text{B}}, I_{\text{IR}}^{\text{B}}$) 和细节图像 ($I_{\text{VIS}}^{\text{D}}, I_{\text{IR}}^{\text{D}}$), 如下:

$$\begin{cases} I_{\text{VIS}}^{\text{B}} = \text{FPDE}(I_{\text{VIS}}^{\text{S}}) \\ I_{\text{IR}}^{\text{B}} = \text{FPDE}(I_{\text{IR}}^{\text{S}}) \end{cases}. \quad (23)$$

从原图像中减去基础图像得到细节图像:

$$\begin{cases} I_{\text{VIS}}^{\text{D}} = I_{\text{VIS}}^{\text{S}} - I_{\text{VIS}}^{\text{B}} \\ I_{\text{IR}}^{\text{D}} = I_{\text{IR}}^{\text{S}} - I_{\text{IR}}^{\text{B}} \end{cases}. \quad (24)$$

2.4.2 基于 PCA 的细节层融合

利用 $I_{\text{VIS}}^{\text{D}}$ 和 I_{IR}^{D} 构造协方差矩阵, 如下:

$$C_{\text{rr}} = \begin{bmatrix} \text{cov}(I_{\text{VIS}}^{\text{D}}, I_{\text{VIS}}^{\text{D}}) & \text{cov}(I_{\text{VIS}}^{\text{D}}, I_{\text{IR}}^{\text{D}}) \\ \text{cov}(I_{\text{IR}}^{\text{D}}, I_{\text{VIS}}^{\text{D}}) & \text{cov}(I_{\text{IR}}^{\text{D}}, I_{\text{IR}}^{\text{D}}) \end{bmatrix}. \quad (25)$$

求出 C_{rr} 的特征值 λ_1, λ_2 和特征向量 $\phi_1 = [\phi_1(1)]$, $\phi_2 = [\phi_2(1)]$, 并找出最大特征值 $\lambda_{\max} = \max(\lambda_1, \lambda_2)$; $\lambda_{\max}$ 对应的最大特征向量为 $\phi_{\max}$, 则其对应的主成分 P_1 和 P_2 的计算公式如下:

$$P_1 = \frac{\phi_{\max}(1)}{\sum_i \phi_{\max}(i)}, \quad P_2 = \frac{\phi_{\max}(2)}{\sum_i \phi_{\max}(i)}. \quad (26)$$

将 P_1 和 P_2 作为权重来融合细节图像 I_{D} ,

$$\begin{cases} I_{\text{B}}(i, j) = \omega_{\max}(i, j)LP_{l, \text{IR}}(i, j) + \omega_{\min}(i, j)LP_{l, \text{VIS}}(i, j)E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}(i, j) \geq E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}(i, j) \\ I_{\text{B}}(i, j) = \omega_{\min}(i, j)LP_{l, \text{IR}}(i, j) + \omega_{\max}(i, j)LP_{l, \text{VIS}}(i, j)E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}(i, j) < E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}(i, j) \end{cases}, \quad (31)$$

式中: $\begin{cases} \omega_{\max}(i, j) = 1 - \omega_{\min}(i, j) \\ \omega_{\min}(i, j) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left[\frac{1 - M(i, j)}{1 - T} \right] \end{cases}$, I_{B} 表示

融合后的基础层图像。

2.5 基于蝴蝶优化的图像重建

为有效保持和平衡红外与可见光图像中的固有信息, 设计了一种基于蝴蝶优化的图像重建模块, 通过蝴蝶优化寻找重构权重系数 x , 生成最终融合图像, 即:

$$F = x \cdot I_{\text{D}} + I_{\text{B}}. \quad (32)$$

重构权重系数的确定主要包括两个部分: 目标函数构建和基于 BOA 的自适应优化。

2.5.1 目标函数构建

为使融合图像清晰、质量高, 融合结果保留

得到:

$$I_{\text{D}} = P_1 I_{\text{VIS}}^{\text{D}} + P_2 I_{\text{IR}}^{\text{D}}. \quad (27)$$

2.4.3 基于区域特性量测的基础层融合

首先, 计算红外与可见光图像基础层上对应局部区域的能量值 $E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}, E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}$, 其计算公式如下^[20]:

$$E_l^{\text{B}}(i, j) = \sum_{n \in 3} \sum_{m \in 3} \omega(n, m) [LP_l(i + n, j + m)]^2, \quad (28)$$

式中: $E_l^{\text{B}}(i, j)$ 表示基础层图像在第 l 层拉普拉斯金字塔上的局部区域能量; LP_l 表示拉普拉斯金

字塔第 l 层图像, $\omega = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} / 16$ 。

局部区域的匹配度 $M(i, j)$ 可表示如下:

$$M(i, j) = 2 \sum_{n \in 3} \sum_{m \in 3} \omega(n, m) \times \frac{LP_{l, \text{IR}}(i + n, j + m)LP_{l, \text{VIS}}(i + n, j + m)}{E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}(i, j) + E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}(i, j)}, \quad (29)$$

式中 $E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}, E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}$ 按式 (28) 计算。定义匹配阈值 $T = 0.7$, 若 $M(i, j) < T$, 则:

$$\begin{cases} I_{\text{B}}(i, j) = LP_{l, \text{IR}}(i, j), E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}(i, j) \geq E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}(i, j) \\ I_{\text{B}}(i, j) = LP_{l, \text{VIS}}(i, j), E_{l, \text{IR}}^{\text{B}}(i, j) < E_{l, \text{VIS}}^{\text{B}}(i, j) \end{cases}. \quad (30)$$

若 $M(i, j) \geq T$, 则:

更多的原图像信息, 选取空间频率、平均梯度和像素特征互信息 3 个图像评价指标构建目标函数, 设 M 和 N 分别代表融合图像的高度和宽度, 目标函数表达式如下:

$$\min \{Q^{\text{SF}} + Q^{\text{AG}} + Q^{\text{PMI}_{\text{pixel}}}\}, \quad (33)$$

式中 Q^{SF} 为空间频率, 反映图像灰度的变化率, 其定义为:

$$Q^{\text{SF}} = \sqrt{F_{\text{R}}^2 + F_{\text{C}}^2}, \quad (34)$$

$$F_{\text{R}} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i, j-1))^2}, \quad (35)$$

$$F_{\text{C}} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i-1, j))^2}, \quad (36)$$

其中: F_{R} 和 F_{C} 分别为图像的行频率和列频率。

Q^{AG} 为平均梯度,用于衡量融合图像的清晰度。其计算公式如下:

$$Q^{AG} = \frac{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(F(i+1,j)-F(i,j))^2 + (F(i,j+1)-F(i,j))^2}{2}}}{(M-1)(N-1)}. \quad (37)$$

Q^{PMI_pixel} 为像素特征互信息,是基于互信息的图像融合质量评价指标,定义如下:

$$Q^{PMI_pixel} = \frac{I_{FI_{IR}}}{H_F + H_{I_{IR}}} + \frac{I_{FI_{VIS}}}{H_F + H_{I_{VIS}}}, \quad (38)$$

式中: $H_{I_{IR}}$, $H_{I_{VIS}}$ 和 H_F 分别表示基于直方图图像 I_{IR} , I_{VIS} 和 F 的熵。

$$P_F(i,j) = \frac{\left[\left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial i} \right)^2 + \left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial j} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{\sum_{i,j} \left[\left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial i} \right)^2 + \left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial j} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}}, \quad (39)$$

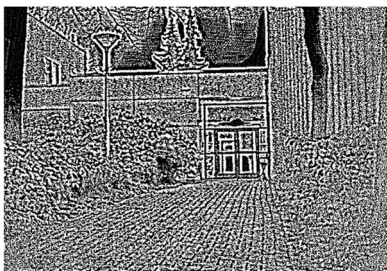
式中: $P_F(i,j)$ 为融合图像 F 梯度对应的边缘分布,同理可计算出 $P_{I_{IR}}(i,j)$ 和 $P_{I_{VIS}}(i,j)$ 。提取融合图像 F 与原图像 (I_{IR} 或 I_{VIS}) 的联合分布如下:

$$P_{FI_{IR}}(i,j) = \varphi h_u^{FI_{IR}}(i,j) + (1-\varphi) P_F(i,j) \cdot P_{I_{IR}}(i,j), \quad (40)$$

式中: $\varphi = \rho^{FI_{IR}} / \rho_u^{FI_{IR}}$, $\rho^{FI_{IR}}$ 表示 F 与 I_{IR} 之间的相关系数, $\rho_u^{FI_{IR}}$ 表示 h_u 对应的相关系数。此方程同样适用于 F 和 I_{VIS} 的联合分布。

F 包含的关于 I_{IR} 和 I_{VIS} 的特征信息量 $I_{FI_{IR}}$, $I_{FI_{VIS}}$ 如下:

$$\begin{cases} I_{FI_{IR}} = \sum P_{FI_{IR}}(i,j) \log_2 \frac{P_{FI_{IR}}(i,j)}{P_F(i,j) \cdot P_{I_{IR}}(i,j)} \\ I_{FI_{VIS}} = \sum P_{FI_{VIS}}(i,j) \log_2 \frac{P_{FI_{VIS}}(i,j)}{P_F(i,j) \cdot P_{I_{VIS}}(i,j)} \end{cases}. \quad (41)$$



(a) 细节层融合
(a) Detail layer fusion



(b) 基础层融合
(b) Base layer fusion



(c) 最终融合
(c) Final fusion

图4 融合结果

Fig. 4 Fusion results

2.5.2 基于BOA的自适应优化

针对本文构建的目标函数即式(33),通过模拟蝴蝶觅食行为和信息共享策略(蝴蝶根据散发香味的浓度相互吸引,浓度越高就会吸引越多的蝴蝶)^[21],以此求解最优重构权重系数 x 。本文设置的蝴蝶数量为40,最大迭代次数为30次。在BOA中,蝴蝶感知到香味大小 f 的数学表达式如下:

$$f = cI^a, \quad (42)$$

式中: c 为感觉模态; I 为刺激强度; a 为激励指数,反映吸收程度的变化。 c 与 a 可取 $[0,1]$ 。在搜索阶段中,蝴蝶向最优解 x 前进,表示为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 \times x - x_i^t) \times f_i, \quad (43)$$

式中: x_i^t 为 t 第次迭代后第 i 只蝴蝶的解向量 x_i ; x 表示当前最优解; f_i 为第 i 只蝴蝶感知到的香味; r 是 $[0,1]$ 中的随机数。迭代直至满足目标函数要求,则优化结束,输出最优重构权重系数 x ,获得最终融合图像 F ,融合结果如图4所示。

由图4(c)可看出,通过最优权重系数融合出的图像无伪影、目标清晰、细节纹理丰富,如红框标注区域所示。

本文提出的 TEBOFuse 融合算法主要由4个步骤构成,其伪代码如下:

Input: I_{VIS} and I_{IR} .

Step 1: 基于 MSRCR 的可见光增强

for I_{VIS}

do $I_{\text{VIS}}^{\text{S}} = \text{MSRCR}(I_{\text{VIS}})$

Step 2: 基于 TEE 的红外图像增强

for I_{IR}

do $I_{\text{IR}}^{\text{b}} = \text{BF}(I_{\text{IR}})$

Then $I_{\text{IR}}^{\text{c}} = I_{\text{IR}} - I_{\text{IR}}^{\text{b}}$

$I_{\text{IR}}^{\text{p}} = \text{HGM}(I_{\text{IR}})$

$I_{\text{IR}}^{\text{c}} = \text{canny}(I_{\text{IR}})$

Then $I_{\text{IR}}^{\text{S}} = I_{\text{IR}}^{\text{c}} + I_{\text{IR}}^{\text{p}} + I_{\text{IR}}^{\text{b}}$

Step 3: 基于 FPDE-PCA 的伪影去除.

Step 3.1. FPDE 图像分解.

for $I_{\text{VIS}}^{\text{S}}, I_{\text{IR}}^{\text{S}}$

do $\begin{cases} I_{\text{IR}, \text{VIS}}^{\text{B}} = \text{FPDE}(I_{\text{IR}, \text{VIS}}^{\text{S}}) \\ I_{\text{IR}, \text{VIS}}^{\text{D}} = I_{\text{IR}, \text{VIS}}^{\text{S}} - I_{\text{IR}, \text{VIS}}^{\text{B}} \end{cases}$

Step 3.2. 基于 PCA 的细节层融合.

do $I_{\text{D}} = P_1 I_{\text{VIS}}^{\text{D}} + P_2 I_{\text{IR}}^{\text{D}}$

Step 3.3. 基于区域特性量测的基础层融合.

if $M(i, j) < T$

then $I_{\text{B}}(i, j) = \text{LP}_l(i, j)$

if $M(i, j) \geq T$

then $I_{\text{B}}(i, j) = \omega(i, j) \text{LP}_l(i, j)$

Step 4: 基于 BOA 的图像重建

for $x, \min\{Q^{\text{SF}} + Q^{\text{AG}} + Q^{\text{PMI.pixel}}\}$

do $x_i^{\prime+1} = x_i^{\prime} + (r^2 \times x - x_i^{\prime}) \times f_i$

then $F = x \cdot I_{\text{D}} + I_{\text{B}}$

Output: F

3 实验及结果分析

3.1 实验条件

本文算法实验平台如表 1 所示。为了验证所提 TEBOFuse 融合算法的优势,实验在 4 个公共数据集上进行,即 TNO 数据集^[22]、INO 数据集、多场景多模态数据集 M3FD^[23]以及 RoadScene 数

据集^[24],并在相同的实验环境下与 6 种经典红外与可见光图像融合方法进行比较,包括:基于高斯和双边滤波器的混合多尺度分解实现红外和可见光图像的融合算法(HMSD)^[25]、基于卷积神经网络的算法(CNN)^[26]、基于卷积神经网络的图像融合方法(IFCNN)^[27]、红外与可见光图像的端到端残差融合网络(RFN-Nest)^[28]、基于自编码网络的融合方法(DenseFuse)^[29],以及基于嵌套连接的融合算法(NestFuse)^[30]。

实验中,采用信息熵(Entropy, EN)、空间频率(Spatial frequency, SF)、均方差(Standard deviation, SD)、联合熵(Joint entropy, JE)、视觉信息保真度(Visual information fidelity, VIF)和自然图像统计(Natural scene statistics, NSS)作为图像质量评估指标^[31]。其中,EN 可测量融合图像所包含信息量的丰富程度;SF 反映图像的灰度变化率,可用于测量图像的整体活动水平,其值越大表示融合图像越清晰;SD 通过计算像素值的色散程度来反映其对比度;JE 用于计算图像的信息量,其值越大表明融合图像与原图像的关联性越强;VIF 通过计算融合图像与原图像之间的互信息来衡量融合图像的质量优劣;NSS 用于计算原图像与融合图像之间交互信息的多少。

3.2 消融实验

由于 TEBOFuse 算法中包含 4 个模块,为了验证各模块的有效性,进行了消融实验。实验一:去除 MSRCR 可见光增强模块;实验二:去除 TEE 红外图像增强模块;实验三:去除 FPDE-PCA 伪影去除模块;实验四:去除蝴蝶优化图像重建模块。通过对选取的 105 组图像进行不同模块独立的融合实验,分别得出 EN, SF, SD, JE, VIF 和 NSS 评价指标数据,计算其平均值以进行客观分析,对比结果如表 2 所示,其中最优值用粗体表示。消融实验的主观对比结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出:首先,与 TEBOFuse 相比,实验一得到的融合图像所包含的可见光细节信息量减少,砖块与树丛轮廓模糊;其次,虽然实验二的融合方法可以保持融合图像的整体亮度,但在融合过程中人与背景区域之间的明暗比有一定程度的损失,对比度降低;第三,通过实验三得到的融合图像路灯处存在伪影问题,无法较好保

表 1 实验平台

Tab. 1 Experimental platform

名称	配 置
CPU	Intel(R)Core(TM)i5-8250u
内存	8G
操作系统	Windows 11
软件	MATLAB R2016b

表 2 消融实验的客观对比结果

Tab. 2 Objective comparison of ablation experimental results

实验方案	基于 MS-RCR 的可见光增强模块	基于 TEE 的红外图像增强模块	基于 FP-DE-PCA 的伪影去除模块	基于蝴蝶优化的图像重建模块	EN	SF	SD	JE	VIF	NSS
实验一		✓	✓	✓	6.921 7	11.418 9	36.329 3	10.975 7	0.839 9	2.940 7
实验二	✓		✓	✓	6.663 6	11.582 7	30.260 5	10.959 4	0.694 4	2.729 1
实验三	✓	✓		✓	6.695 2	7.098 5	28.863 6	11.124 9	0.741 6	3.051 3
实验四	✓	✓	✓		6.905 2	10.957 8	35.255 1	11.767 5	0.871 9	2.997 1
TEBOFuse	✓	✓	✓	✓	7.287 3	12.398 1	49.066 4	12.719 8	1.080 1	3.200 7

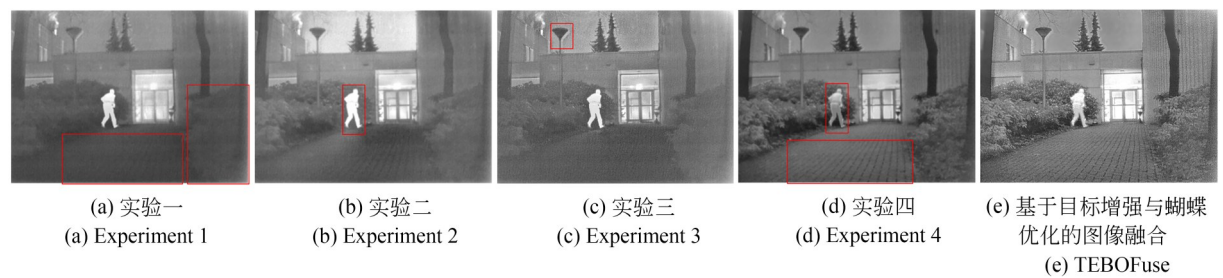


图 5 消融实验的主观对比结果

Fig. 5 Subjective comparison results of ablation experiments

留原图像中丰富的纹理信息;最后,实验四的融合结果中存在亮度信息和细节信息的不平衡,原图像中的固有信息有所丢失。与上述 4 种消融实验相比,本文提出的 TEBOFuse 在保证信息丰富、目标突出的同时,能有效平衡融合图像中的亮度和细节信息,提高了融合质量。

从表 2 可以看出,TEBOFuse 6 个指标的平均值最优。由此可知:EN 与 SD 值最优,表明基于 MSRCR 的可见光增强模块与基于 TEE 的红外图像增强模块能有效增强原始图像中的对比度以及纹理信息;SF 与 VIF 值最优,表明基于 FPDE-PCA 的伪影去除模块能有效提取原图像

的特征信息,融合图像清晰;NSS 值最优,表明基于蝴蝶优化的图像重建模块使得最终融合图像与原图像之间的相关性增强,融合结果充分保留了原始图像信息,且具有良好的视觉效果。

3.3 对比实验

为了验证 BOA 的优势,在相同的实验条件下与 4 种经典优化算法进行比较,包括:差异进化(Differential Evolution, DE)^[32]、萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)^[33]、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[34]以及粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[35]。对比结果如表 3 所示,其中粗体表示最优值。

表 3 优化算法的客观对比结果

Tab. 3 Objective comparison results of optimization algorithms

算法	EN	SF	SD	JE	VIF	NSS
DE	5.987 1	8.791 8	21.285 7	10.015 4	0.560 1	2.812 9
FA	6.179 9	10.337 3	30.856 1	11.946 2	0.953 7	2.729 1
GA	6.539 4	10.440 9	30.384 3	11.789 6	0.678 4	3.051 3
PSO	6.183 6	10.178 7	42.643 2	11.376 7	0.823 1	3.213 2
BOA	7.272 1	11.881 3	48.701 9	12.722 8	1.092 3	3.188 5

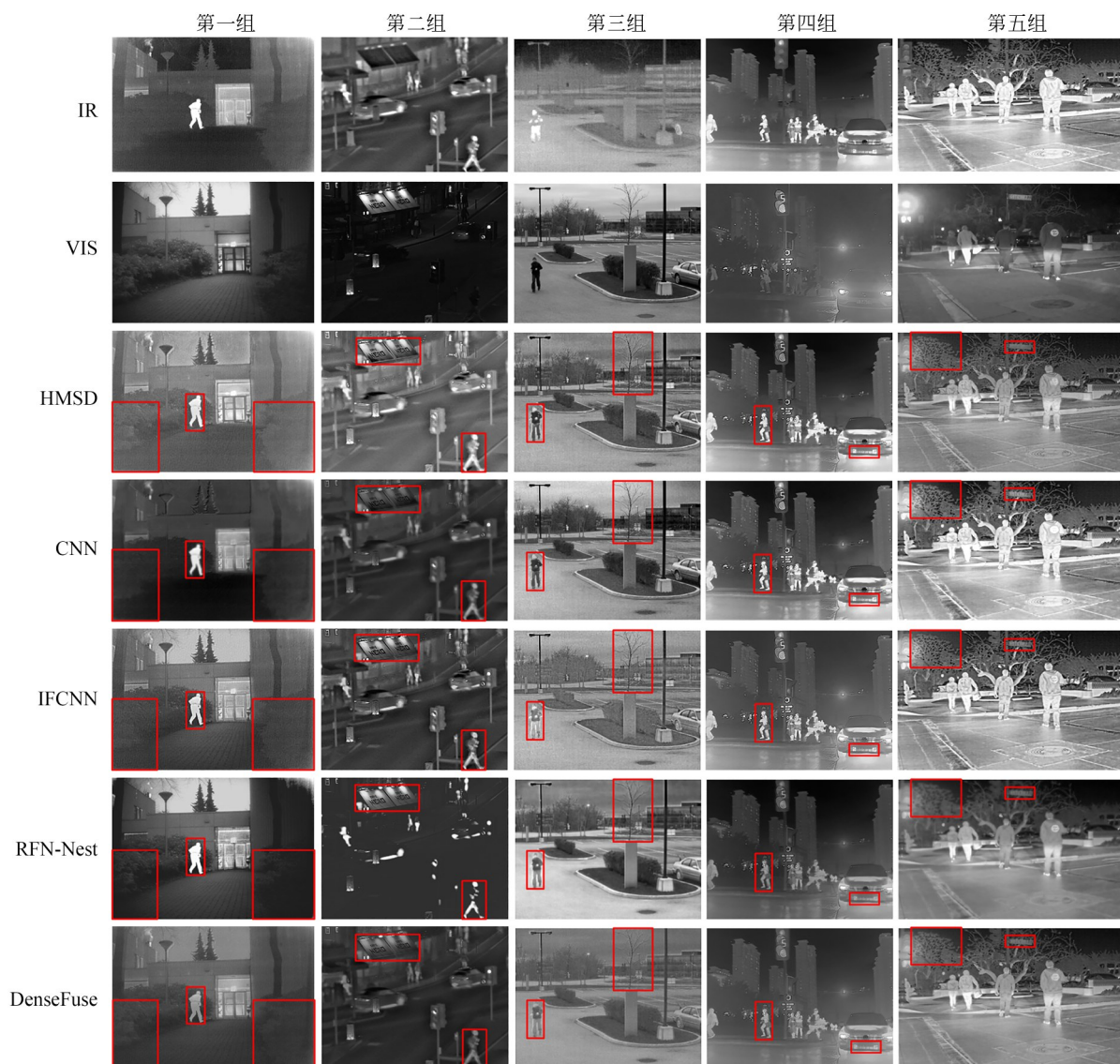
从表 3 可以看出,与 4 种经典优化算法相比,BOA 的 EN, SF, SD, JE 和 VIF 值均为最优。EN 和 JE 值最大,说明通过 BOA 得到的融合图像信息含量最丰富,图像融合性能最高。SF, SD 和 VIF 值优于其他优化算法,从而证明经过 BOA 优化可以获得最清晰的融合图像,具有更好的视觉观测效果。NSS 值虽然没有达到最优值,仍取得次优值。

3.4 主观分析

为了验证 TEBOFuse 算法的优越性,从 TNO, INO, M3FD 以及 RoadScene 数据集中随机选取 5 组红外和可见光图像(第一组和第二组图像选自 TNO 数据集,第三组图像选自 INO 数

据集,第四组图像选自 M3FD 数据集,第五组图像选自 RoadScene 数据集),并与 6 种经典融合算法进行比较,对比结果如图 6 所示。为了便于后续的观察与分析,融合结果的局部细节用方框进行标注。

图 6 中, HMSD 算法较好地保存了红外目标信息,但丢失了部分可见光信息,如第二组融合结果中的广告牌、第四组实验中的车牌号以及第五组中的路牌信息。CNN 和 IFCNN 更加注重提取红外图像的特征,丢失了少量细节信息,如第一组的灌木丛轮廓和砖块纹理以及第三组与第五组实验中的树枝纹理。RFN-Nest 和 NestFuse 算法能够有效保存树木纹理



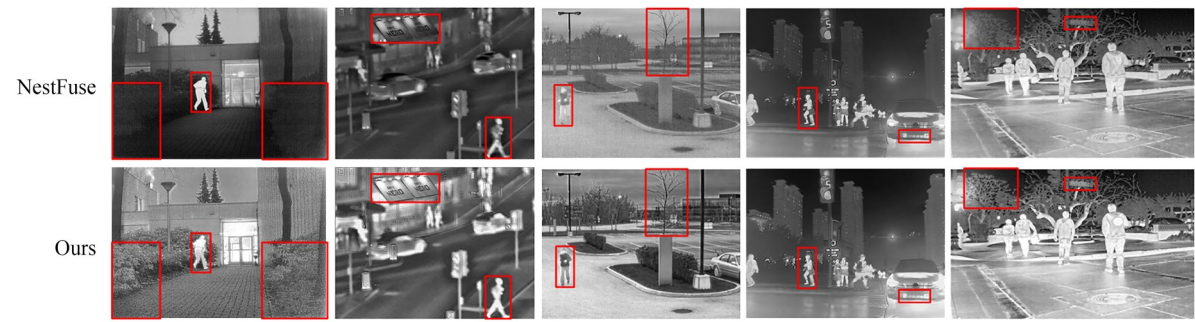


图 6 主观对比实验结果

Fig. 6 Subjective comparison of experimental results

等局部特征,但存在目标边缘轮廓模糊的问题,如第三组与第四组实验中人的轮廓。此外,DenseFuse 算法虽然融合效果较好,但目标边缘轮廓存在伪影,且高亮区域未突出显示,如第二组实验结果中的人。与 6 种经典融合算法相比,本文算法突出了红外目标,保留了大量的纹理细节,减少了融合结果中存在的伪影,在方框标记处具有最高的图像对比度以及最佳的视觉效果。

3.5 客观分析

为了客观评价所提算法的优势,在 4 种数据集中随机选取的 105 组图像进行客观评价。其中,在 TNO 数据集中随机选取 21 组图像,INO 数据集中随机选取 20 组图像,M3FD 数据集中随

机选取 14 组图像,RoadScene 数据集中随机选取 50 组图像。采用 EN,SF,SD,JE,VIF 和 NSS 等客观评价指标对最终融合结果进行分析,上述 6 个评价指标值越大,融合效果越好,实验结果如表 4 所示,最优值用粗体表示。

从表 4 可以看出,TEBOFuse 算法在 6 个评价指标上均为最优,EN,SF,SD,JE,VIF 和 NSS 分别平均提高了 9.24%,38.88%,51.11%,4.65%,35.44%,19.36%。SD 值最大,说明通过 TEBOFuse 融合的图像具有最高的对比度和清晰度。由 EN 和 NSS 可知,TEBOFuse 算法的融合结果能够更好地保留原始图像信息。由 SF,JE 和 VIF 可知,TEBOFuse 算法生成的融合图像细节表达能力最强。

表 4 不同融合算法的客观评价指标

Tab. 4 Objective evaluation indicators of different fusion methods

融合算法	EN	SF	SD	JE	VIF	NSS
HMSD	6.592 8	11.652 1	29.189 4	12.033 7	0.811 0	2.557 1
CNN	6.923 4	11.092 3	38.768 5	12.115 9	0.940 2	2.931 6
IFCNN	6.589 2	11.889 3	31.497 7	12.019 0	0.730 0	2.606 6
RFN-Nest	6.869 4	6.508 6	36.076 9	12.255 7	0.854 3	2.816 3
DenseFuse	6.193 7	6.324 7	22.791 7	11.711 6	0.613 7	2.405 0
NestFuse	6.919 8	9.973 8	39.917 1	11.824 6	0.946 1	2.850 2
TEBOFuse	7.287 3	12.398 1	49.066 4	12.719 8	1.080 1	3.200 7

4 结 论

本文提出了一种基于 TEBOFuse 的红外与

可见光图像融合算法,该方法通过设计图像增强模块来减少因原始图像质量较低而产生的不利影响,有效解决了融合结果中出现的目标

边缘模糊、纹理细节丢失问题。利用 FPDE-PCA 模块可在一定程度上去除伪影,增强图像的结构和纹理信息表达能力。通过蝴蝶优化计算重构权重系数并进行自适应分配,能够有效保持和平衡原始图像中的固有信息。在 4 个公开数据集上与 6 种经典算法进行对比实验,

结果表明,TEBOFuse 算法能够较好地解决伪影以及融合图像难以兼顾目标清晰与纹理细节丰富的问题。然而,由于引入了 BOA,TEBOFuse 算法的实时性不高,后续将在保证图像融合质量的基础上针对算法的实时性展开进一步研究。

参考文献:

- [1] 胡建平,郝梦云,杜影,等. 结构和纹理感知的 Retinex 融合红外与可见光图像[J]. 光学精密工程, 2022, 30(24):3225-3238.
HU J P, HAO M Y, DU Y, *et al.* Fusion of infrared and visible images via structure and texture-aware retinex[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(24):3225-3238. (in Chinese)
- [2] ZHOU T, LI Q, LU H L, *et al.* GAN review: models and medical image fusion applications[J]. *Information Fusion*, 2023, 91: 134-148.
- [3] 王满利,王晓龙,张长森. 基于动态范围压缩增强和 NSST 的红外与可见光图像融合算法[J]. 光子学报, 2022, 51(9): 0910002.
WANG M L, WANG X L, ZHANG CH S. Infrared and visible image fusion algorithm based on dynamic range compression enhancement and NSST[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(9): 0910002. (in Chinese)
- [4] LI H, WU X J, TARIQ S D. Infrared and visible image fusion with ResNet and zero-phase component analysis[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, 102: 103039.
- [5] 朱雯青,汤心溢,张瑞,等. 基于边缘保持和注意力生成对抗网络的红外与可见光图像融合[J]. 红外与毫米波学报, 2021, 40(5):696-708.
ZHU W Q, TANG X Y, ZHANG R, *et al.* Infrared and visible image fusion based on edge-preserving and attention generative adversarial network[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2021, 40(5):696-708. (in Chinese)
- [6] 陈永,张娇娇,王镇. 多尺度密集连接注意力的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2022, 30(18):2253-2266.
CHEN Y, ZHANG J J, WANG ZH. Infrared and visible image fusion based on multi-scale dense attention connection network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(18):2253-2266. (in Chinese)
- [7] HAO S, HE T, AN B, *et al.* VDFEFuse: a novel fusion approach to infrared and visible images[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 121: 104048.
- [8] JIANG J W, LIU L, WANG L P, *et al.* Fusion of visible and infrared images based on multiple differential gradients[J]. *Journal of Modern Optics*, 2020, 67(4): 329-339.
- [9] BAVIRISETTI D P, DHULI R. Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and karhunen-loeve transform[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(1): 203-209.
- [10] ZHOU T, CHENG Q R, LU H L, *et al.* Deep learning methods for medical image fusion: a review[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2023, 160: 106959.
- [11] LI G F, LIN Y J, QU X D. An infrared and visible image fusion method based on multi-scale transformation and norm optimization[J]. *Information Fusion*, 2021, 71: 109-129.
- [12] MA J Y, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.
- [13] LIU Y, CHEN X, WANG Z F, *et al.* Deep learning for pixel-level image fusion: recent advances and future prospects[J]. *Information Fusion*, 2018, 42: 158-173.
- [14] LIU Y, CHEN X, WANG Z F, *et al.* Fusion-GAN: a generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. *Information Fusion*, 2019, 48: 11-26.
- [15] 杨艳春,高晓宇,党建武,等. 基于 WEMD 和生成对抗网络重建的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2022, 30(3):320-330.
YANG Y CH, GAO X Y, DANG J W, *et al.* In-

- frared and visible image fusion based on WEMD and generative adversarial network reconstruction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(3):320-330. (in Chinese)
- [16] 曹宇彤, 宦克为, 薛超, 等. 基于卷积神经网络结合 NSCT 的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2023, 45(4): 378-385.
CAO Y T, HUAN K W, XUE CH, *et al.* Infrared and visible image fusion based on CNN with NSCT [J]. *Infrared Technology*, 2023, 45(4): 378-385. (in Chinese)
- [17] LI Q Q, HAN G L, LIU P X, *et al.* A multilevel hybrid transmission network for infrared and visible image fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-14.
- [18] HAO S, HE T, MA X, *et al.* NOSMFuse: an infrared and visible image fusion approach based on norm optimization and slime mold architecture[J]. *Applied Intelligence*, 2023, 53(5): 5388-5401.
- [19] LIU Y H, YAN H M, GAO S B, *et al.* Criteria to evaluate the fidelity of image enhancement by MSRCR [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(6): 880-887.
- [20] 崔晓荣, 沈涛, 黄建鲁, 等. FABEMD 和改进局部能量窗口的红外中波和长波图像融合[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7):2043-2049.
CUI X R, SHEN T, HUANG J L, *et al.* Infrared mid-wave and long-wave image fusion based on FABEMD and improved local energy window [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(7):2043-2049. (in Chinese)
- [21] SHAMS I, MEKHILEF S, TEY K S. Maximum power point tracking using modified butterfly optimization algorithm for partial shading, uniform shading, and fast varying load conditions [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2021, 36(5): 5569-5581.
- [22] ALEXANDER T. The TNO multiband image data collection [J]. *Data in Brief*, 2017, 15: 249-251.
- [23] LIU J Y, FAN X, HUANG Z B, *et al.* Target-aware dual adversarial learning and a multi-scenario multi-modality benchmark to fuse infrared and visible for object detection [C]. 2022 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 18-24, 2022. New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 5792-5801.
- [24] XU H, MA J Y, JIANG J J, *et al.* U2Fusion: a unified unsupervised image fusion network [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(1): 502-518.
- [25] 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.
- [26] LIU Y, CHEN X, CHENG J, *et al.* A medical image fusion method based on convolutional neural networks[C]. 2017 *20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, Xi'an, China, 2017:10-13.
- [27] ZHANG Y, LIU Y, SUN P, *et al.* IFCNN: a general image fusion framework based on convolutional neural network [J]. *Information Fusion*, 2020, 54: 99-118.
- [28] LI H, WU X J, KITTLER J. RFN-Nest: an end-to-end residual fusion network for infrared and visible images [J]. *Information Fusion*, 2021, 73: 72-86.
- [29] LI H, WU X J. DenseFuse: a fusion approach to infrared and visible images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(5): 2614-2623.
- [30] LI H, WU X J, DURRANI T. NestFuse: an infrared and visible image fusion architecture based on nest connection and spatial/channel attention models[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(12): 9645-9656.
- [31] 杨艳春, 李娇, 王阳萍. 图像融合质量评价方法研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(7): 1021-1035.
YANG Y CH, LI J, WANG Y P. Review of image fusion quality evaluation methods[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2018, 12(7): 1021-1035. (in Chinese)
- [32] DAS S, SUGANTHAN P N. Differential evolution: a survey of the state-of-the-art [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15(1): 4-31.
- [33] SENTHILNATH J, OMKAR S N, MANI V.

- Clustering using firefly algorithm: performance study[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2011, 1(3): 164-171.
- [34] MORRIS G M, GOODSELL D S, HALLIDAY R S, *et al.* Automated docking using a Lamarckian genetic algorithm and an empirical binding free energy function[J]. *Journal of Computational Chemistry*, 1998, 19(14): 1639-1662.
- [35] PARK J B, LEE K S, SHIN J R, *et al.* A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(1): 34-42.

作者简介:



郝 帅(1986—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事人工智能、智能电网方面的研究工作。E-mail: haoxust@163.com