

文章编号 1004-924X(2025)09-1481-15

基于 HMSD 与改进 PCNN 的 红外与可见光图像融合

任鹏百^{1*}, 雷慧云², 党建武^{1,2}, 王阳萍², 刘启明³, 杨 莉³
(1. 兰州交通大学 轨道交通信息与控制国家级虚拟仿真实验教学中心,
甘肃 兰州 730070;
2. 兰州交通大学 电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;
3. 甘肃新网通科技信息有限公司, 甘肃 兰州 730070)

摘要:为了解决红外与可见光图像在融合过程中,由于分解工具存在的信息损失和数据冗余等局限性,导致融合图像边缘和细节信息容易受损的问题,提出一种混合多尺度分解模型(Hybrid Multi-scale Decomposition Model, HMSD)与改进脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的红外与可见光图像融合算法。首先,结合快速交替引导滤波器(Fast Alternating Guided Filtering, FAGF)与高斯滤波器(Gaussian Filter, GF)的特性,提出一种新的混合多尺度分解模型(HMSD),源图像利用 HMSD 模型分解为一个基础层及三层特征图,每层特征图均包含细、粗双重结构;然后,基础层融合采用核范数最小化(Nuclear Norm Minimization, NNM)融合规则,针对各特征图特性,分别采用改进脉冲耦合神经网络和区域能量融合规则。实验结果表明,本文方法在空间频率、信息熵、融合质量、峰值信噪比、视觉保真度和标准差等多种客观评价指标上分别平均提高了 47.6%, 5.2%, 6.4%, 9.4%, 5.3%, 27.3%, 不仅较好地保留了源图像的边缘和纹理等信息,而且在视觉效果上也有所提升。

关键词:图像融合;红外与可见光;混合多尺度分解;快速交替引导滤波器;脉冲耦合神经网络

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253309.1481 **CSTR:**32169.14.OPE.20253309.1481

Infrared and visible image fusion based on HMSD and improved PCNN

REN Pengbai^{1*}, LEI Huiyun², DANG Jianwu^{1,2}, WANG Yangping², LIU Qiming³, YANG Li³

(1. National Virtual Simulation Experiment Teaching Center for Rail Transit Information and Control,
Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University,
Lanzhou 730070, China;
3. Gansu Xinwangtong Technology Information Co., Ltd, Lanzhou 730070, China)

* Corresponding author, E-mail: renpb@mail.lzjtu.cn

Abstract: To address the issue of edge and detail information degradation in infrared and visible image fu-

收稿日期:2025-02-11;修订日期:2025-04-18.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 62067006, No. 62367005);高校科研创新平台重大培育项目(No. 2024CXPT-17);中央引导地方科技发展资金项目(No. 24ZYQA051)

sion caused by limitations such as information loss and data redundancy, a novel approach is presented. Traditional multi-scale domain fusion methods often result in the loss of edge information in both infrared and visible images. This study proposes a hybrid multi-scale decomposition model (HMSD) integrated with an enhanced pulse-coupled neural network (PCNN) for infrared and visible image fusion. The HMSD model, developed by combining the characteristics of fast alternating guided filtering (FAGF) and Gaussian filtering (GF), decomposes the source images into a base layer and three feature maps, each capturing both fine and coarse structures. The fusion of the base layers is performed using a nuclear norm minimization (NNM) fusion rule, while the fusion of the feature maps employs the improved PCNN and regional energy-based rules. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves average improvements of 47.6%, 5.2%, 6.4%, 9.4%, 5.3%, and 27.3% across spatial frequency, average gradient, correlation coefficient, information entropy, and standard deviation metrics, respectively. This method not only preserves the edge and texture information of the source images but also significantly enhances the visual quality of the fused images. .

Key words: image fusion; infrared and visible; mixed multi-scale decomposition; fast alternating guided filtering; pulse coupled neural network

1 引 言

由于技术条件的约束以及拍摄环境的影响,单一设备拍摄难以实现对整个场景的全局性、完整性描述,因此,图像融合技术应运而生^[1]。红外与可见光图像融合是图像融合的一个重要方向。红外图像基于目标热辐射特性,可在弱光、雾霾等恶劣条件下精准捕获温度差异信息,但其空间分辨率受限于探测器性能,难以呈现精细纹理细节;可见光图像依托反射光特性,可获取高分辨率场景的几何特征与表面纹理,但其成像质量易受光照强度、天气变化及遮挡物干扰。图像融合技术有效突破了单一传感器在复杂场景感知中的物理局限性,可获得兼具红外图像的热辐射显著性与可见光图像的空间细节表征的融合图像。近年来,随着传感器技术的快速发展,该技术在电力设备监测、军事侦察、医学影像分析等关键领域^[2-3]获得了广泛应用。

红外与可见光图像融合方法通常分为深度学习方法与传统方法两类。深度学习方法利用神经网络强大的特征提取能力和图像重建能力来不断改善融合性能。Zhang等^[4]提出了一种压缩分解网络来实现多模态和数字摄影图像的实时融合。Liu等^[5]提出了基于跨模态提取策略的红外与可见光图像融合方法。Yang等^[6]基于多层特征注意力网络对抗学习的红外图像去噪方

法,设计了一种多级特征关注块,通过特征融合建立连接,增强重建图像的细节。Li等^[7]利用双注意力的嵌套训练网络,采用两种注意力机制分别对局部区域和整幅图像进行特征提取和融合。Zuo等^[8]通过红外和可见光两种模态之间的相关性,提出了模态感知聚合模块,明确地捕获异构模态之间的跨模态一致性,从而促进和谐混合模态的自适应融合和模态共享特征的提取。

多尺度变换法是传统方法,通过在不同尺度上对数据进行分解和重构,提供原始输入图像在不同尺度上的特定信息,可以显著改善图像融合效果。该技术包括拉普拉斯金字塔、小波变换、条带波变换和轮廓波变换等。但是,在传统多尺度域融合规则下,红外与可见光图像融合普遍存在容易损失图像边缘信息的问题。保边滤波器具有边缘保持、空间一致性的优点,广泛应用于图像融合领域中。Ma等^[9]利用滚动引导滤波器和高斯滤波器的优势,不仅提高了图像融合的准确性,还优化了融合效果。Luo等^[10]提出了一种基于可见度增强和混合多尺度分解模型,该方法更符合人类视觉系统的视觉特性。Feng等^[11]利用二尺度分解和显著性提取的红外与可见光图像融合方法,该分解方法能够很好地表达图像并具有很好的实时性。Zou等^[12]设计了一种侧窗引导滤波器的混合多尺度分解模型,该方法在突出显著目标、避免边缘模糊和保留弱细节方面优于

现有方法。Parida等^[13]提出了一种基于量子计算的图像融合方法,该方法能够保留源图像中更多的信息,此类算法通常通过评估像素间的强度相似度以及它们的位置邻近关系,为每个像素在局部区域内分配相应的权重,随后利用这些权重来决定是否对该像素执行平滑处理,在平滑的同时保持边缘清晰。然而,由于纹理通常具有较高的相似性及相似的局部统计特征,这些方法难以区分纹理区域内部的边缘和不同纹理区域之间的边界。因此,算法往往在处理纹理细节时,导致融合图像边缘和细节信息容易受损。

针对传统融合方法中容易损失图像边缘和细节信息的问题,本文提出了一种基于混合多尺度分解模型(Hybrid Multi-scale Decomposition Model, HMSD)。该模型利用快速交替引导滤波(Fast Alternating Guided Filtering, FAGF)的保边特性与高斯滤波器(Gaussian filter, GF)的低频提取能力,在保持边缘结构完整性的同时,实现多层级平滑处理。一方面利用FAGF滤波器精准保留边缘并平滑细节纹理;另一方面通过GF提取低频信息并抑制噪声干扰,HMSD模型通过结合这两种滤波器的优势,实现了对图像的多层级、保边且平滑的分解,且有效提升了运算效率。该模型将源图像分解为三层特征图与一个基础层图,基础层融合采用核范数最小化(Nuclear Norm Minimization, NNM)融合规则,针对各特

征图特性,分别采用改进脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)和区域能量的融合规则。最后,将一个基础层和三个特征层融合图通过叠加重构获得包含更多信息的融合图像。

2 基本原理

2.1 交替引导滤波器

交替引导滤波(Alternating Guided Filtering, AGF)融合了滚动引导滤波器(Rolling Guided Filtering, RGF)在保留大尺度边缘细节以及局部强度保持特性方面的优势^[14],同时具备平滑迭代恢复(Smooth Iterative Restoration, SIR)在边缘恢复中的特性,在大尺度边缘区域精准地恢复了细节信息。AGF的具体步骤如下:首先,采用联合双边滤波器对输入的图像进行处理;然后,采用源图像作为引导信息,将此滤波器应用于前一步骤产生的结果图像;最后,对结果图像执行中值滤波操作,从而保护这些边缘的完整性。

2.2 改进的快速交替引导滤波器

为了优化交替引导滤波的执行速度并确保融合后的图像质量不受影响,本文对AGF方法进行了改进。改进后的快速交替引导滤波器(Fast Alternating Guided Filtering, FAGF)结构如图1所示。

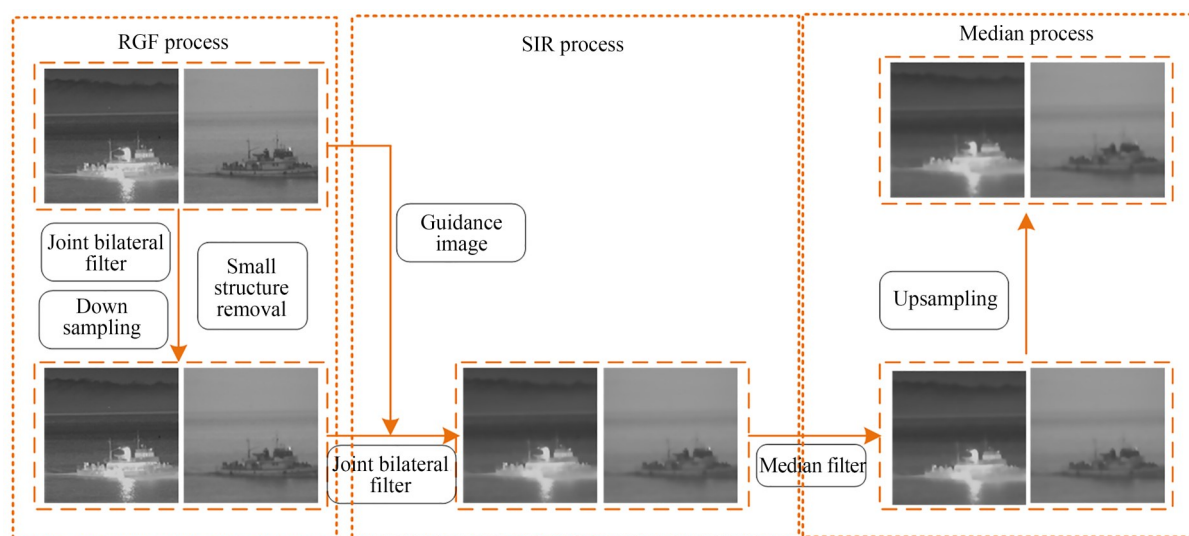


图1 FAGF 结构模型

Fig. 1 Structure model of FAGF

具体步骤如下:

(1) 采用最近邻插值算法对输入图像 p 和引导图像 I 执行下采样操作;

(2) 每一次迭代中,将前一次迭代的结果 O' 用作引导图,对下采样后的图像进行联合双边滤波处理,来消除图像中细小的结构特征;

(3) 采用源图像作为引导,将前一步骤所获得的结果图像通过联合双边滤波器进行处理;

(4) 采用中值滤波对第三步结进行处理;

(5) 选取原图像中每个像素点的四个最近邻灰度值,在单一维度上执行一次线性插值操作,并通过系数的计算与映射实现双线性上采样,最终将图像恢复到原始尺寸。

2.3 混合多尺度分解模型

结合 FAGF 在平滑图像细节的同时有效保持边缘的能力,以及高斯滤波器在去除细微渐变纹理和噪声的同时维持图像整体亮度的特性,本文提出了一种 HMSD,分解模型见图 2。其中,FAGF 为快速交替引导滤波器,GF 为高斯滤波器; I_m 为输入图像, I_g^i 和 I_m^i 为经过第 i 次 FAGF 和 GF 处理后的图像。在第 i 层分解中,获得了细结构特征图 l_i 、粗结构特征图 c_i 和基础层 b ,输入图像通过混合保边多层级分解模型的数学表达式如下:

$$l_1 = I_m - I_m^1, \quad (1)$$

$$l_i = I_g^{i-1} - I_m^i, i = 2, 3, \quad (2)$$

$$c_i = I_m^i - I_g^i, i = 1, 2, 3, \quad (3)$$

$$b = I_g^3. \quad (4)$$

图像 I_m 经过 HMSD 分解过程通式为:

$$(l_i, c_i, b) = \text{HMSD}(I_m, I_g^i, I_m^i), i = 1, 2, 3. \quad (5)$$

在 HMSD 模型中,图像被分解为一个基础层图和三层特征图。基础层是通过三次 FAGF 处理得到的,保留了图像的细节和边缘特征。特

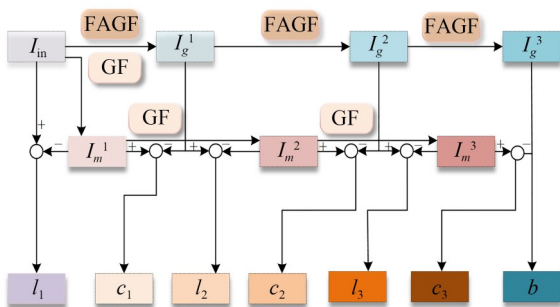


图2 混合多尺度分解模型

Fig. 2 Hybrid multi-scale decomposition model

征层分为细结构层(l_i)和粗结构层(c_i)。 l_i 是源图像与高斯滤波处理后图像之间的差异,其余特征层则通过交替应用 FAGF 与 GF,并逐层优化未能捕捉的细节。图 3 展示了 FAGF 在 HMSD 中的有效性,当空间域标准差 δ_s 设为 5,范围域标准差 δ_r 设为 0.05 时,前三次迭代的滤波结果在图中标记为 t 。AGF 能够在不牺牲边缘曲率平滑的前提下,保持图像的亮度信息,成功恢复大尺度的边缘结构,同时显著减少了图像边缘出现的模糊现象。因此,HMSD 模型保留了 AGF 在恢复大尺度边缘方面的优势,同时提高了计算效率。

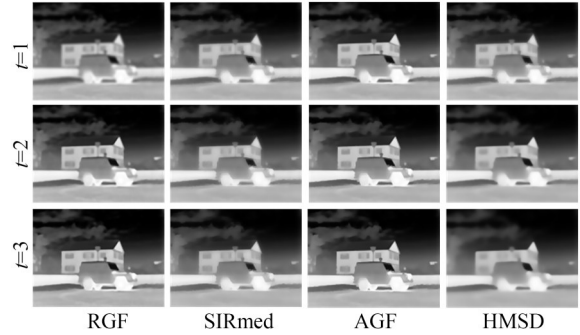


图3 滤波结果

Fig. 3 Filter results

3 PCNN 模型

3.1 简化 PCNN 模型

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是由 Eckorn 等提出的一种反馈型网络^[15],由于参数较多,使得它的理解 and 应用变得困难。为解决这一问题,采用 PCNN 简化模型,如图 4 所示,且首个简化神经元的数学表达式如下:

$$\begin{cases} F_{ij}[n] = I_{ij} \\ L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \\ U_{ij}[n] = e^{(-a_i)} U_{ij}[n-1] + F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]), \\ \theta_{ij}[n] = e^{(-a_\theta)} \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1] \\ Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}[n] > V_\theta Y_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

其中: n 为迭代次数, (i, j) 为神经元在特定位置的馈送输入, $L_{ij}[n]$ 为链接输入, $F_{ij}[n]$ 为神经元接收到的输入信号, V_L 为链接输入的系数, W_{ijkl}

为突触连接权重, $Y_{kl}[n-1]$ 为链接强度, $\theta_{ij}[n]$ 为动态阈值, V_θ 为动态阈值的振幅增益, α_l 和 α_θ 为时间衰减常数, 神经元的内部状态信号表示为 $U_{ij}[n]$, PCNN 的输出 $Y_{ij}[n]$ 有两种可能的状态: 已触发和未触发。

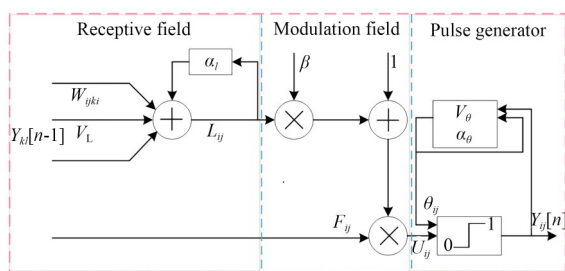


图4 简化的PCNN神经元模型

Fig. 4 Simplified PCNN neuron modal

3.2 改进的PCNN模型

将 $F_{ij}[n]$ 中的PCNN馈送与图像中的单个像素比较, 人类的视觉感知对图像的轮廓、方向和纹理信息比较灵敏。在此基础上, 采用空间频率、改进的拉普拉斯能量和(Sum of Modified Laplacian, SML)等清晰度指标对融合结果进行评价。SML是在这些指标中最有效的方法之一, 因此将稀疏系数与PCNN进行融合, 将SML作

为反馈输入的一部分, 如下:

$$F_{ij}[n] = aI_{ij} + (1-a)SML_{ij}, \quad (7)$$

其中 a 是平衡图像像素值与相应SML值贡献的权重因子。设 $a=0.5$, SML_{ij} 如下:

$$SML_{ij} = \sum_{x=i-\frac{N-1}{2}}^{i+\frac{N-1}{2}} \sum_{y=j-\frac{N-1}{2}}^{j+\frac{N-1}{2}} \nabla_{ML}^2 I_{xy}, \quad (8)$$

其中 N 是像素局部领域的边长。设置 $N=3$, 则 I_{xy} 的梯度计算如下:

$$\nabla_{ML} I_{xy} = |2I_{xy} - I_{x-s,y} - I_{x+s,y}| + |2I_{xy} - I_{x,y-s} - I_{x,y+s}|, \quad (9)$$

其中 s 是步长, 设置 $s=1$ 。通过在反馈输入中添加SML来提高PCNN的性能。

为验证改进PCNN的有效性, 消融实验如图5所示。其中, 将SML作为PCNN反馈输入的一部分, 记为SML-PCNN, 直方图描述图像中所有灰度级所含像素个数分布情况的统计, 它能够直观地展示图像的灰度分布特征。而伪彩色图是利用特定的色彩映射关系, 将原始图像的灰度级信息转换为彩色表示, 这种转换不仅增强了图像的可视化效果, 还能更清晰地反映出图像中的细节信息和特征, 从而提高了图像的分析 and 识别能力。经过直方图分析, SML-PCNN图像的直方图相比PCNN的直方图更加均衡, 与简化PCNN

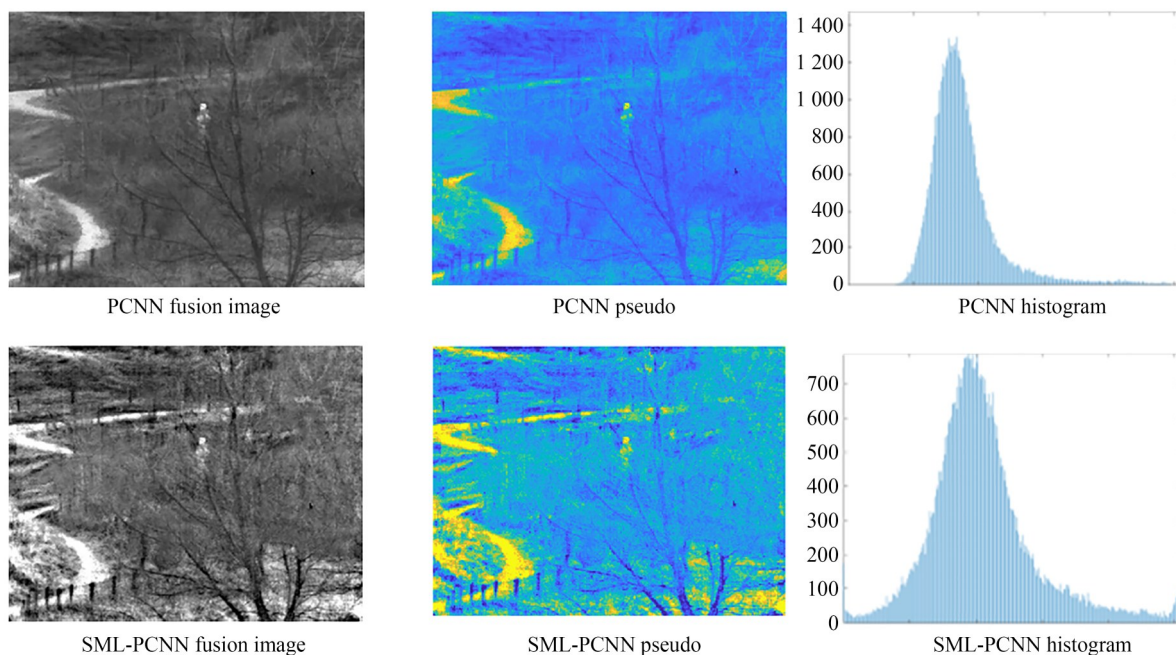


图5 SML-PCNN消融实验结果

Fig. 5 Ablation experiment results of SML-PCNN

的伪彩色图相比保留了更多的纹理细节信息,因此,改进的 SML-PCNN 性能更好。

PCNN 模型的参数设置对于模型的性能至关重要。参数自适应 PCNN 模型的参数为 $\alpha_f, \beta, V_L, V_\theta, a_\theta$ 。由于平均梯度较好地体现了图像的细节纹理,本文结合 β 和 V_L ,将 $\lambda = (\beta V_L) \text{AG}$ 设置为加权链接强度,所以,改进 PCNN 模型包含 4 个参数, $\delta(s)$ 为输入信号 I 的标准差和平均梯度的区间, s' 为归一化 Otsu 阈值, $S_{\max}$ 为输入信号的最大强度噪声。Otsu 阈值是在没有参数和监督的情况下自动选择的,如下:

$$\begin{cases} \alpha_f = \log(1/\delta(s)) \\ \lambda = \left(\frac{(s_{\max}/s') - 0.5}{6} \right) SF \\ V_\theta = e^{-\alpha_f} + 6\lambda \\ \alpha_\theta = \ln \left[\frac{V_\theta/s'}{(1 - e^{-3\alpha_f})/(1 - e^{-\alpha_f}) + 6\lambda e^{-\alpha_f}} \right] \end{cases} \quad (10)$$

基于参数自适应 PCNN 模型进行图像融合,需要手动设置迭代次数 n , n 会影响 PCNN 模型的同步脉冲性。由于 Swish 函数值变化的敏感度高,因此在同步脉冲激发时采用 Swish 激活函数。Swish 函数可以精确地计算每个迭代周期内子带系数的点火输出,具体表现如下:

$$O_{ij}[n] = \frac{U_{ij}[n] - \theta_{ij}[n]}{1 + \exp(\theta_{ij}[n] - U_{ij}[n])}, \quad (11)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & O_{ij}[n] > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (12)$$

其中 $Y_{ij}[n] = 1$ 时为一次点火。

对采用改进 Swish 函数的 PCNN 与简化 PCNN 的实验结果做消融实验,如图 6 所示。其中,采用 Swish 激活函数的 PCNN 记为 Swish-PCNN,由直方图和伪彩色图可知,Swish-PCNN 性能更好。

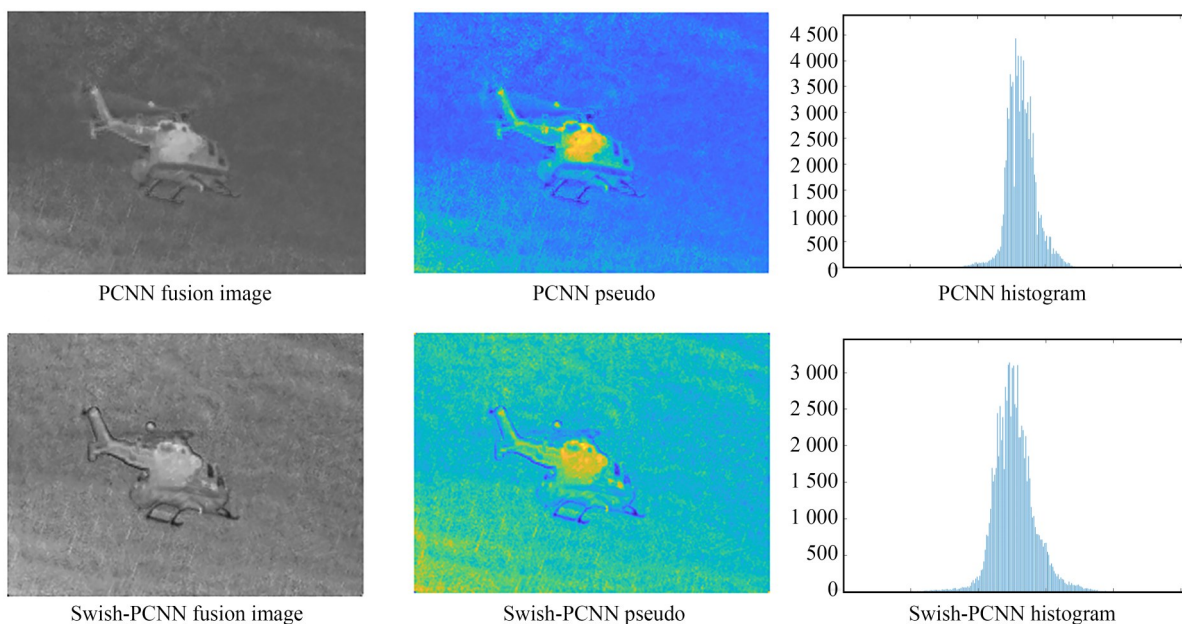


图 6 Swish-PCNN 消融实验结果

Fig. 6 Ablation experiment results of swish-PCNN

4 本文方法

在红外与可见光图像融合过程中,分解的特征图由于动态范围较宽、包含负值或细节丰富等原因,直接显示对比度低、难以观察。因此对特

征图进行对比度拉伸,以增强图像的对比度,使得图像细节更加突出,便于观察和分析。本文算法结构如图 7 所示,具体步骤如下:

(1) 图像分解:源图像在 HMSD 分解过程中,首先通过 HMSD 模型被精细地分解为一个

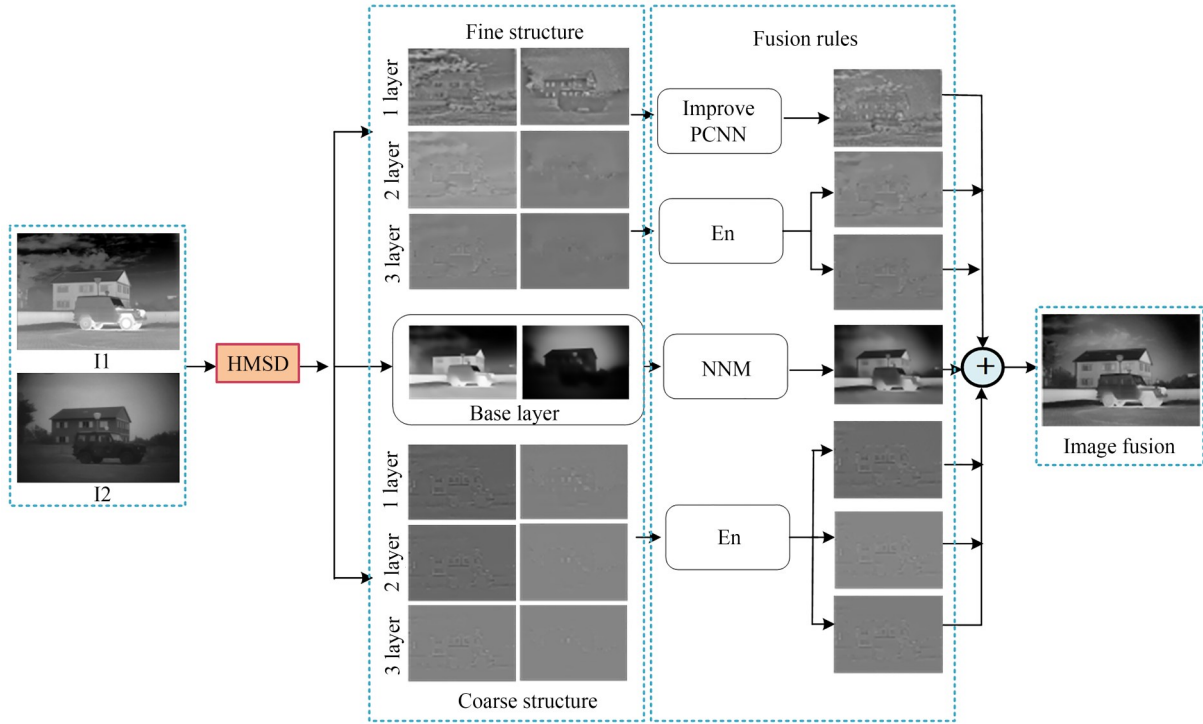


图7 基于HMSD与改进PCNN的红外与可见光图像融合算法结果

Fig. 7 Architecture of infrared and visible image fusion algorithm based HMSD and improved PCNN

基础层,同时产生三层包含不同图像特征的特征图,这些特征图共同描述了图像的细节和结构。

(2)子图融合:分解得到的各层图像特性,分别采用核范数最小化、改进PCNN及基于区域能量的融合规则来进行有效的融合。

(3)图像重构:将所有经过融合处理的子图像进行精确重构,最终得到包含各子图像丰富信息的融合图像。

4.1 核范数最小化融合规则

根据图像的非局部相似性特点,采用一种共享相似块与NNM相结合的基础层融合规则。其中,NNM通过最小化 M 的核范数 $\|M\|_*$ 来使用 M 的估计值以近似 Y ,即:

$$\hat{M} = \frac{1}{2} \arg \min_M \|Y - M\|_F^2 + \lambda \|M\|_*, \quad (13)$$

其中: λ 是阈值, M 是所求的真实矩阵, Y 是观测矩阵, $\|M\|_*$ 表示矩阵 M 的核范数,即 $\|M\|_* = \sum_i |\sigma_i(M)|$, $\sigma_i(M)$ 是 M 的第 i 个奇异数,对观测矩阵的奇异值通过软阈值方式处理,可得:

$$\hat{M} = US_\lambda(\Sigma)V^T, \quad (14)$$

其中: $S_\lambda(\Sigma)$ 表示对角矩阵 Σ 的软阈值函数。 $Y = U\Sigma V^T$ 是 Y 的奇异值分解(singular Value Decom-

position, SVD), Σ 中每个对角线元素 Σ_{ii} 的软阈值 $S_\lambda(\Sigma)_{ii}$ 为:

$$S_\lambda(\Sigma)_{ii} = \max(\Sigma_{ii} - \lambda, 0). \quad (15)$$

接着对基础层进行融合,首先利用共享相似块的概念获得自适应融合区域,然后通过NNM对融合区域中的图像进行融合。令以像素 r 为中心的正方形领域和参考块分别为 $W(r) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 和 $Z_r \in \mathbb{R}^{m \times n}$,任意参考块 $Z_q \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 之间的相似性可利用加权欧氏距离 η_q 来表达,即:

$$\eta_q = \|Z_q - Z_r\|_{E_w}, \quad (16)$$

其中: $\|I_M\|_{E_w} = \sqrt{\sum_{j=1}^J (a_j)^2 / s^2}$ 为向量 $I_M = (a_i)$ 的加权欧氏距离, s 表示向量 I_M 的标准差。对该区域所有参考块之间的加权欧氏距离 η_q 降序排列,选择前 k 个与参考块 Z_r 相似的其他参考块, $L_w^I(r)$ 即 $L_w^I(r)$ 和 $L_w^V(r)$ 的共享相似块 $L_w^I(r) = \{Z_{q1}, Z_{q2}, \dots, Z_{qk}\}$ 的定义如下:

$$L_w^S(r) = L_w^I(r) \cap L_w^V(r), \quad (17)$$

式中: $L_w^S(r)$ 表示一个用于融合的自适应融合区域, $L_w^I(r)$ 和 $L_w^V(r)$ 分别表示红外图像 I 和可见光图像 V 中 k 个与 Z_r 相似的块,设 $k=7$ 。

首先,利用块匹配搜索非局部相似的块,得到基础层图像 B_I 和 B_V 的局部块。通过这些非局部相似块叠加获得 M_{BI} 和 M_{BV} , 然后, 利用式(17)得到两幅图像的共享相似块 $L_W^S(r)$ 。设 $M_{I(r)}$ 为 $L_W^S(r)$ 中属于 M_{BI} 的参考块构成的块矩阵, $M_{V(r)}$ 为 $L_W^S(r)$ 中属于 M_{BV} 的参考块构成的块矩阵。 $M_{I(r)}$ 的奇异值分解由 $M_{I(r)} = U_{MI(r)} \Sigma^{MI(r)} V_{MI(r)}^T$ 计算, $M_{V(r)}$ 奇异值分解由 $M_{V(r)} = U_{MV(r)} \Sigma^{MV(r)} V_{MV(r)}^T$ 计算。假设 $M_{B(r)}$ 为 $L_W^S(r)$ 中 M_B 的块构成的块矩阵, 即:

$$M_{B(r)}(:, i) = \begin{cases} M_{I(r)}(:, i) & \text{if } \sum_{ii}^{M_{I(r)}} > \sum_{ii}^{M_{V(r)}} \\ (M_{I(r)}(:, i) + M_{V(r)}(:, i)) / 2 & \text{if } \sum_{ii}^{M_{I(r)}} = \sum_{ii}^{M_{V(r)}} \\ M_{V(r)}(:, i) & \text{if } \sum_{ii}^{M_{I(r)}} \leq \sum_{ii}^{M_{V(r)}} \end{cases}, \quad (18)$$

其中: M_{BF} 可通过所有的 $M_{B(r)}$ 构建, M_{BF} 的 SVD 可由 $M_{BF} = U_{BF} \Sigma^{MBF} V_{MBF}^T$ 计算, $\hat{M}_{B_F}$ 的低秩表示可由式(12)~式(14)得到。因此, 其解就是融合结果的块矩阵, 即:

$$\hat{M}_{B_F} = \arg \min_M \|M_{B_F} - M\|_F^2 + \lambda \|M\|_*, \quad (19)$$

其中 λ 为正常数, 式(19)也可表示为:

$$\hat{M}_{B_F} = U_{M_{B_F}} S_\lambda(\Sigma^{M_{B_F}}) V_{M_{B_F}}^T, \quad (20)$$

其中: λ 是一个参数, $S_\lambda(\Sigma)$ 表示对角矩阵 Σ^{MBF} 上的软阈值函数, 存在 Σ^{MBF} 中的每个对角线元素 $\sum_{ii}^{M_{B_F}}$:

$$S_\lambda(\sum_{ii}^{M_{B_F}}) = \max(\sum_{ii}^{M_{B_F}} - \lambda, 0). \quad (21)$$

在本文中保留 94% 的对角元素来计算参数 λ , 将所有对角元素降序排列且每个元素用 δ_i 表示, 即可得所有元素之和:

$$\delta^{\text{sum}} = \sum_i \delta_i, \quad (22)$$

$$\lambda = \delta_j \quad \text{if } \left(\sum_{i=0}^{j-1} \delta_i \right) / \delta^{\text{sum}} > 0.94. \quad (23)$$

4.2 改进 PCNN 融合规则

源图像分解后的首层细结构特征图 l_1 是通过源图像与 GF 之差获得, 富含细节纹理。为优化融合权重图精度及融合图像的信息量, 采用改进的 PCNN 算法, 并融入 SML 方法来强化 l_1 中的弱细节信息。融合过程中, l_1 特征图依据改进的

PCNN 融合规则处理, 该 PCNN 在初始化时, 所有神经元状态 $U_{ij}[0]$, $\theta_{ij}[0]$ 和 $Y_{ij}[0]$, 均被置零, 将分解得到的细特征图 l_{11} 和 l_{12} 作为 PCNN 的输入激励, 如式(7)所示。对外部输入激励 $F_{ij}[n]$ 做归一化处理, 值范围压缩为 $[0, 1]$, 改进的 PCNN 模型参数根据式(10)计算, 采用改进的参数自适应 PCNN 融合规则, 计算式(6)~式(12), 在每次迭代结束时计算累计触发次数:

$$T_{ij}[n] = T_{ij}[n-1] + Y_{ij}[n]. \quad (24)$$

在 PCNN 模型处理红外与可见光图像时, 会统计神经元在 N 次迭代过程中的触发总次数, 并将触发次数分别记为 T_1 和 T_2 。随后, 通过比较并选取两者中的最大值, 得到第一层细特征融合图 f_1 , 这一处理过程确保了融合结果的准确性和有效性。

$$f_1 = \begin{cases} l_{11}, & T_1[N] \geq T_2[N] \\ l_{12}, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (25)$$

4.3 基于区域能量的融合规则

剩余的 5 组特征图含有源图像的边缘细节, 而区域能量则能够捕捉像素间的关联性。因此, 采用该方法对剩余特征图进行融合, E_n 为特征图的局部能量值, 其公式为:

$$E_n(i, j) = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w (l(i+x, j+y))^2 \times W_e(x, y). \quad (26)$$

在特征图 1 中, 对于第 i 行第 j 列的像素及该像素为中心且边长为 3 的领域 w , 采用元素值全为 1 的 3×3 均值滤波核 W_e 进行滤波操作, 公式如下:

$$\begin{aligned} \text{Max} E_n(i, j) &= \max \{ E_n(i+x, j+y) | 1 \leq x, y \leq 3 \}, \\ L(i, j) &= \begin{cases} 1, & \text{Max} E_{n1}(i, j) l_1 > \text{Max} E_{n2}(i, j) l_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \end{aligned} \quad (28)$$

得到剩余 5 组特征图的融合系数 $f_k(i, j)$:

$$f_k(i, j) = L_k(i, j) \times l_{k1}(i, j) + \sim L_k(i, j) \times l_{k2}(i, j), \quad k = 2, 3, 4, 5, 6. \quad (29)$$

在多聚焦图像的第 k 组结构特征图中, 像素点 $l_{k1}(i, j)$ 处的灰度值分别表示为 $l_{k1}(i, j)$ 和 $l_{k2}(i, j)$ 。将各子融合图像进行叠加得到最终的融合图

像为:

$$F = f_1 + f_k + B_F, k = 2, 3, 4, 5, 6. \quad (30)$$

5 实验结果与分析

5.1 实验条件

通过对TNO^[16]和MSRS^[17]数据集进行大量实验,本文方法能够以出色的视觉效果来评估其有效性,融合效果十分出色。实验中,选择6组红外与可见光图像来验证本文所提方法的有效性和实用性。实验环境为Matlab2018a,通过实验验证,快速交替引导滤波器参数设置为 $\delta_s=5$, $\delta_r=0.1$, $n=3$ 时,效果最佳。

5.2 参数分析

混合多尺度分解模型的分解级数 i 直接影响融合图像的特征丰富度和整体视觉效果。本实验系统地评估了从 $i=1$ 至 $i=6$ 的不同分解级数。如图8所示,通过直观的对比,可以清晰地看到不同 i 值下融合结果的差异。实验数据进一步证实,当分解级数设定为 $i=4$ 时,本文方法的融合效果最理想。若分解级数 i 过小,融合图像的亮度对比度会明显不足,细节信息表现欠佳;反之,若 i 值过大,虽然亮度信息看似更高,但是亮度信息过于丰富,算法耗时大幅增加,同时还可能引入额外的噪声干扰。因此,本文最终采用 $i=4$ 作为混合多尺度分解模型的最佳分解级数。

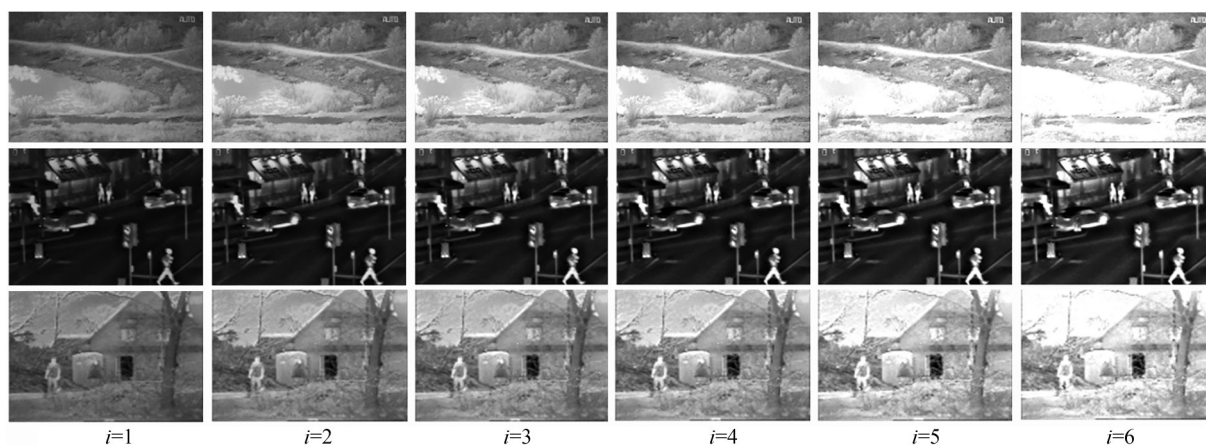


图8 分解级数分析

Fig. 8 Decomposition series analysis

5.3 实验结果分析

为了全面验证本文方法的性能,将它与多种图像融合方法进行了实验对比,包括CSMCA^[18], GF^[19], GSF^[20]和RGF^[9]4种传统方法,以及PIAFusion^[17], PSFusion^[21], SDNetFusion^[4]和SDCFusion^[22]4种基于深度学习的方法,实验结果如图9所示。

图9中,CSMCA方法结合了形态成分分析与卷积稀疏表示的优势,并利用卷积稀疏模型进行融合;GF方法运用模糊梯度阈值函数来优化滤波器对图像进行分解,能够有效地保持图像的整体亮度特征,同时保留图像的边缘梯度信息;GSF方法旨在克服计算平均源梯度时的抵消效应,通过引入一种新的局部结构相似性度量方

式,来精确确定主要源梯度。这种方法优化了梯度信息的提取,提升了图像融合质量;RGF方法结合了视觉显著性图与加权最小二乘法进行优化处理,它运用RGF与高斯滤波器协同工作,以实现图像的有效分解,从而提升图像融合效果;PIAFusion方法是一种基于光照感知的图像融合技术,它构建了一个渐进式的融合网络,该方法通过引入光照概率来定义光照感知损失,以此作为指导原则来训练融合网络,从而实现高质量的图像融合;PSFusion方法通过逐步注入语义信息及施加场景保真度约束的策略,来实现图像的融合过程;SDNetFusion是一种基于挤压分解网络的多模态数字摄影图像真实的融合方法,该方法具有较好的主观视觉效果和量化指标,在各种融

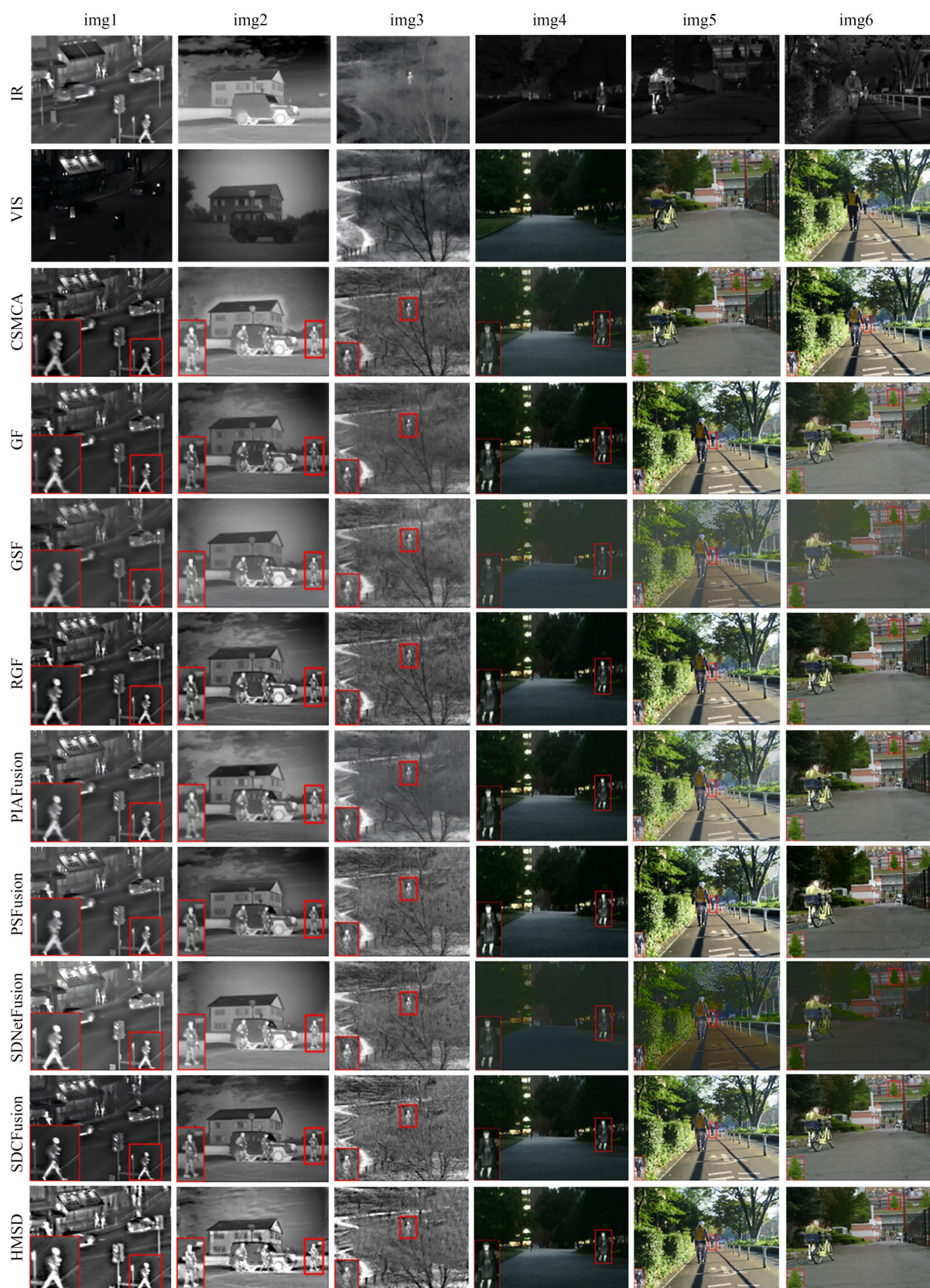


图9 不同算法的实验结果对比

Fig. 9 Comparison of experimental result of different algorithms

合任务中具有较好的性能;SDCFusion方法是一种用于红外和可见光图像融合的语义驱动的耦合网络。

在第一组的融合图像对比中,虽然CSMCA,GF,RGF和SDCFusion在整体融合效果上表现尚可,但在对比度和清晰度这两个关键指标上的表现并不出众;相较于GSF,PIAFusion,PSFusion和SDNetFusion,HMSD方法的整体视觉效果更为出色,细节纹理信息更为清晰,同时保持了较高的对比度,图像质量得到了显著提升。在第二组融合图像中,GF,RGF,PSFusion和SDCFusion方法虽然边缘轮廓信息得到了较好的保留,但融合后的图像在色调上偏暗,影响了整体的视觉效果;CSMCA,GSF,PIAFusion,SDNetFusion方法中轮廓不清晰,边缘出现伪影,而HMSD方法在具有良好边缘保持能力的同时,纹理细节信息也十分清晰。通过对比第三组和第四组融合结果,GF,RGF,PSFusion,SDCFusion方法虽然融合效果尚可,但存在一个共同问题,场景图像显得单调,缺乏丰富性,同时细节图像也不够清晰,影响了整体的视觉表现力。在第四组图像中可以看到其细节信息出现显著损失,且在树木边缘区域掺入了不真实的错误信息;CSMCA,PIAFusion方法尽管整体表现

良好,但在呈现目标人物时清晰度不足,且边缘细节表现不够明显,影响了图像的细节表现力;SDNetFusion,GSF方法的整体融合效果较模糊,噪声较多,且对比度不足。通过实验分析对比可知,HMSD方法展现出优异的视觉效果,不仅能有效防止融合目标边缘产生模糊现象,还能更出色地保留源图像的总轮廓及细腻图像细节。通过观察第五组和第六组的融合结果可知,HMSD方法细节纹理清晰可见,所得到的人物以及树木非常清晰,且边缘处未出现任何虚假影像或伪影,整体对比度和亮度也较其他方法高。

为了验证本文方法的有效性,特别选取图9中的img1,img3,img5三组融合结果进行进一步的分析。引入差值图进行验证,如图10所示,差值图是通过将融合图像与红外图像进行相减运算而得到的。在理想的融合过程中,融合图像应当尽可能地保留红外图像中的目标信息。因此,将融合图像与红外图像进行做差运算时,目标区域的差值应当趋于0,在差值图中呈现黑色。通过观察这三组融合结果的差值图,可以清晰地看到,目标区域的差值趋近0,几乎呈现为黑色,这充分证明了本文方法能够有效地保留红外图像中的目标信息,从而验证了本文方法的有效性和可靠性。

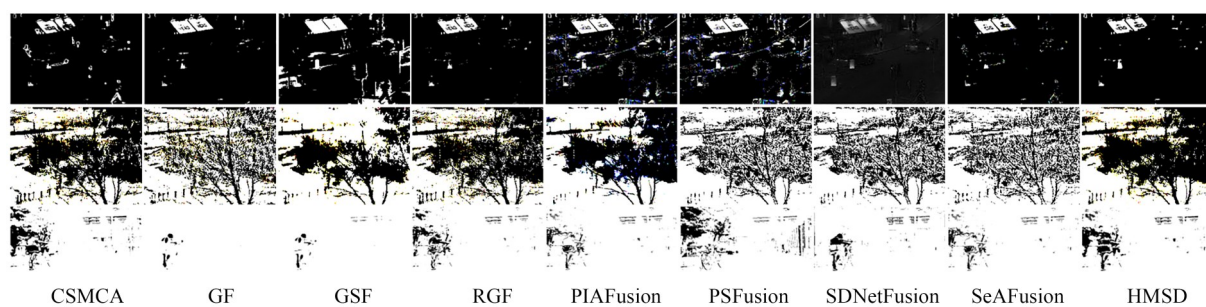


图10 差值图分析

Fig. 10 Difference graph analysis

5.4 客观评价指标

由于主观视觉感受存在显著的个体差异,主观评价方法在评估图像质量时具有一定的局限性。因此,本文采用客观评价指标来更为精确且定量地评估融合图像质量。对图像的清晰度、对比度、噪声水平、色彩还原度以及整体视觉效果

等方面进行全面的量化分析。通过综合客观评价指标的结果,更为准确地评估图像质量。本文采用的6个客观评价指标分别为:空间频率(SF)、信息熵(EN)、融合质量(Qabf)、峰值信噪比(PSNR)、视觉保真度(VIFF)和标准差(STD)。融合结果图像的效果越好,这些指标的

数值越大。为了验证本文算法的有效性,同时考虑到实验资源和时间的限制,从两个数据集中分别随机选取 20 组图像进行验证,这 20 组图像涵盖了数据集中不同场景、不同光照条件等具有多样性的图像,能够在一定程度上代表整个数据集的特征。表 1 和表 2 为选取的这 20 组图像的客观评价指标平均值。

由表 1 和表 2 可知,本文方法指标值整体较高,且在保留图像边缘与纹理细节方面表现更加出色,优于其他对比方法。对两个数据集的 20 组图像进行可视化分析,结果如图 11 和图 12 所示。尽管本文所提方法对应的指标值存在一定波动,但在多数情况下,其指标点位高于其他对比方法。

表 1 TNO 数据集 20 组融合结果的平均值

Tab. 1 Average value of fusion results of 20 groups on TNO dataset

Method	SF	EN	Qabf	PSNR	VIFF	STD
CMSCA	0.028 4	6.883 1	0.451 0	61.278 2	0.896 0	9.345 7
GF	0.017 6	7.023 5	0.317 9	60.897 2	0.891 5	9.477 0
GSF	0.021 1	6.713 9	0.243 3	60.462 5	0.697 4	9.369 4
RGF	0.037 8	7.024 4	0.470 1	60.864 5	1.039 7	9.742 8
PIAFusion	0.028 1	6.688 7	0.479 8	60.985 3	0.869 1	9.015 1
PSFusion	0.038 5	6.766 0	0.461 3	62.641 9	0.830 7	9.036 3
SDCFusion	0.025 4	7.041 9	0.414 0	61.128 7	0.959 6	9.829 9
SeAFusion	0.036 7	6.833 3	0.427 8	60.851 3	0.845 4	9.513 7
HMSD	0.042 2	7.053 4	0.515 3	62.818 4	0.907 2	10.242 8

表 2 MSRS 数据集 20 组融合结果的平均值

Tab. 2 Average value of fusion results of 20 groups on MSRS dataset

Method	SF	EN	Qabf	PSNR	VIFF	STD
CMSCA	0.037 8	6.801 3	0.457 1	63.432 4	0.777 6	9.184 5
GF	0.025 4	6.931 3	0.346 9	63.209 0	0.778 9	9.304 1
GSF	0.025 7	6.430 7	0.363 2	61.371 9	0.623 3	8.230 8
RGF	0.051 7	7.117 8	0.485 7	61.653 5	0.866 7	9.409 2
PIAFusion	0.043 4	6.907 5	0.504 0	61.925 2	0.854 4	9.158 1
PSFusion	0.057 0	6.958 3	0.485 5	63.616 1	0.782 9	9.078 8
SDCFusion	0.037 8	6.925 9	0.414 9	62.634 2	0.814 5	9.418 3
SeAFusion	0.050 0	6.582 0	0.440 4	63.021 2	0.711 0	8.689 6
HMSD	0.058 9	7.173 7	0.525 8	64.064 2	0.919 9	10.009 5

5.5 消融实验

为了验证子图融合过程中各个子模块的作用,进行消融实验,依次移除子模块得到重构图

像 $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6$, 所有的子模块都保留得到的融合图像,如图 13 所示。

采用 3 个客观评价指标融合质量(Qabf)、峰

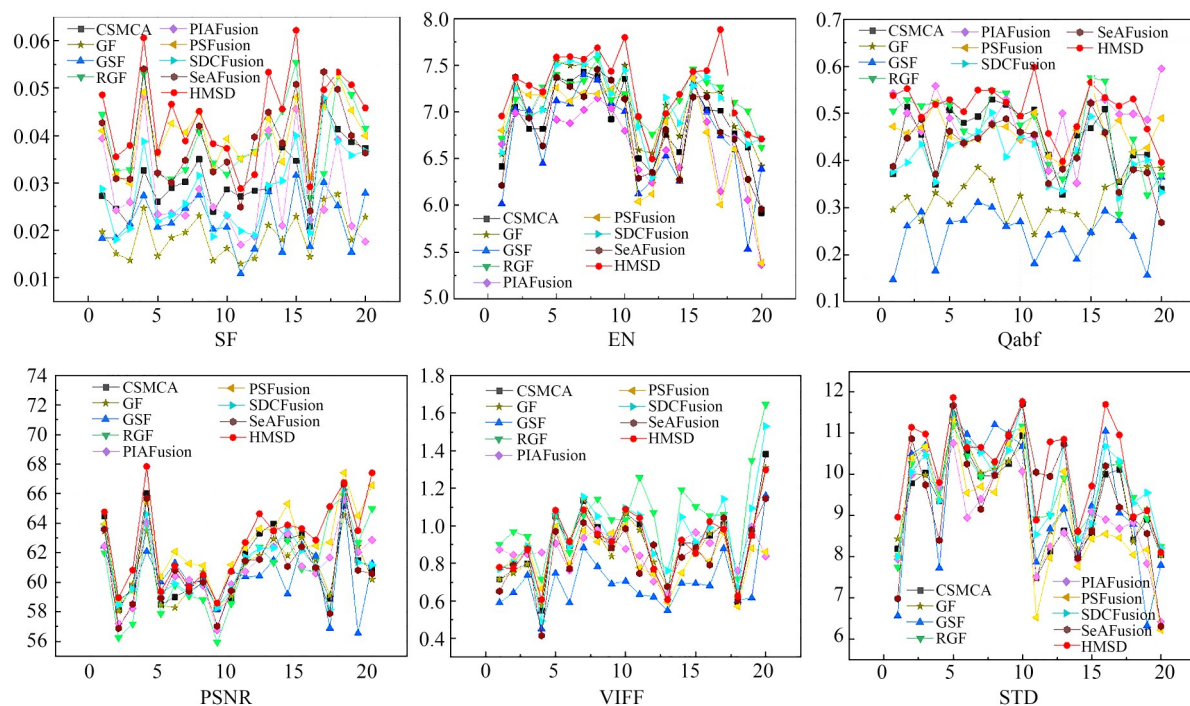


图 11 TNO数据集20组图像各指标的折线图

Fig. 11 Line charts of indicators of 20 groups of image on TNO dataset

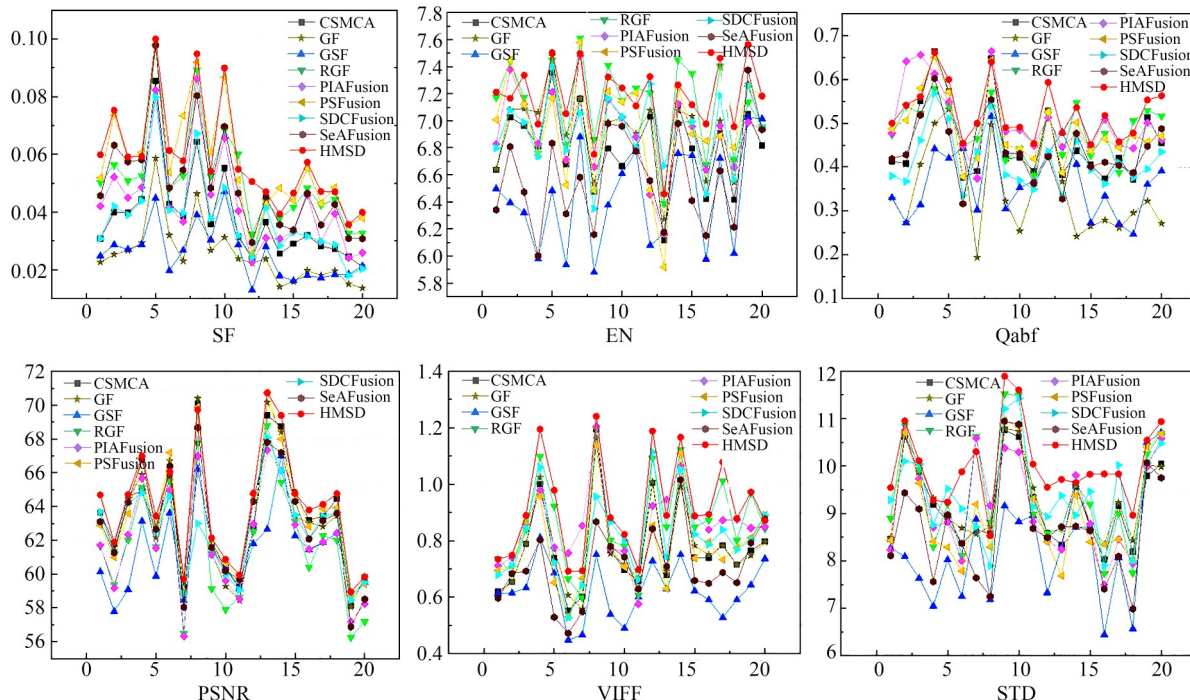


图 12 MSRS数据集20组图像各指标的折线图

Fig. 12 Line charts of indicators of 20 groups of image on MSRS dataset

值信噪比(PSNR)和视觉保真度(VIFF)评估去除子模块的融合图像。由表3可知,移除各个子

模块后,3个评价指标均有所下降,因此各个子模块在图像重构过程中起到关键作用。

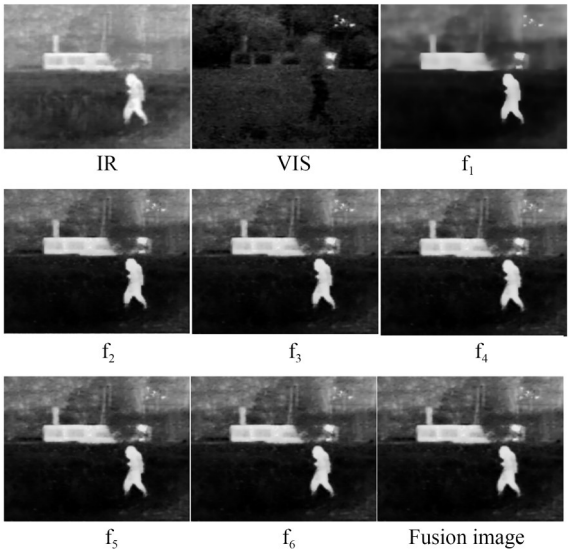


图 13 消融实验结果

Fig. 13 Results of ablation experiments

6 结 论

本文提出了一种基于 HMSD 与改进 PCNN 的红外与可见光图像融合方法,不仅精确捕捉到图像的边缘特征,还能细腻展现图像中的细节信息,有效提升了图像的对比度,并更多地保留了边缘和细节信息。实验结果表明,本文方法能增强图像边缘纹理与细节,提升对比度和清晰度;在客观评价指标方面,与其他 8 种融合方法比较,

参考文献:

[1] XIAO F Y. Multi-sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidences and the belief entropy[J]. *Information Fusion*, 2019, 46: 23-32.

[2] MULLER A C, NARAYANAN S. Cognitively-engineered multisensor image fusion for military applications[J]. *Information Fusion*, 2009, 10(2): 137-149.

[3] MA J Y, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.

[4] ZHANG H, MA J Y. SDNet: a versatile squeeze-and-decomposition network for real-time image fusion[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(10): 2761-2785.

[5] LIU X W, LI J, YANG X, *et al.* Infrared and visible image fusion based on cross-modal extraction

表 3 消融实验定量分析			
Tab. 3 Quantitative analysis of ablation experiments			
Image	Qabf	PSNR	VIFF
f_1	0.346 9	63.209 0	0.746 4
f_2	0.363 2	61.371 9	0.802 2
f_3	0.485 7	61.653 5	0.818 5
f_4	0.504 0	61.925 2	0.815 3
f_5	0.485 5	63.616 1	0.805 9
f_6	0.414 9	62.634 2	0.803 5
Fusion image	0.507 1	63.637 4	0.826 9

空间频率、信息熵、融合质量、峰值信噪比、视觉保真度和标准差分别平均提高了 47.6%, 5.2%, 6.4%, 9.4%, 5.3%, 27.3%。为了进一步增强融合图像的细节表现力,未来将致力于探索具备更优特征提取性能的融合规则。

作者贡献声明:

任鹏百:方法提出以及实验设计,数据整理分析与论文构思和撰写;

雷慧云:数据整理和融合实验分析,论文构思与撰写;

党建武、王阳萍:论文指导与审核;

刘启明、杨莉:项目管理与指导。

strategy[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 124: 104205.

[6] YANG P F, WU H, CHENG L L, *et al.* Infrared image denoising *via* adversarial learning with multi-level feature attention network[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 128: 104527.

[7] LI K X, LIU G, GU X J, *et al.* DANT-GAN: a dual attention-based of nested training network for infrared and visible image fusion[J]. *Digital Signal Processing*, 2024, 145: 104316.

[8] ZUO X T, PENG J J, CHENG T H, *et al.* Modality-perceptive harmonization network for visible-infrared person re-identification[J]. *Information Fusion*, 2025, 118: 102979.

[9] 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]. *In-*

- frared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [10] LUO Y Y, HE K J, XU D, *et al.* Infrared and visible image fusion based on visibility enhancement and hybrid multiscale decomposition [J]. *Optik*, 2022, 258: 168914.
- [11] 冯鑫, 方超, 龚海峰, 等. 二尺度分解和显著性提取的红外与可见光图像融合[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(2): 590-596.
FENG X, FANG CH, GONG H F, *et al.* Infrared and visible image fusion based on two-scale decomposition and saliency extraction[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(2): 590-596. (in Chinese)
- [12] ZOU D P, YANG B. Infrared and low-light visible image fusion based on hybrid multiscale decomposition and adaptive light adjustment [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 160: 107268.
- [13] PARIDA P, PANDA M K, ROUT D K, *et al.* Infrared and visible image fusion using quantum computing induced edge preserving filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2025, 153: 105344.
- [14] TOET A. Alternating guided image filtering [J]. *PeerJ Computer Science*, 2016, 2: e72.
- [15] 高红霞, 魏涛. 改进PCNN与平均能量对比度的图像融合算法[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(4): 421-428.
GAO H X, WEI T. Image fusion algorithm based on improved PCNN and average energy contrast [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(4): 421-428. (in Chinese)
- [16] TOET A, TNO image fusion dataset [DB/OL]. (2014). https://figshare.com/articles/dataset/TNO_Image_Fusion_Dataset/1008029.
- [17] TANG L F, YUAN J T, ZHANG H, *et al.* PIA-Fusion: a progressive infrared and visible image fusion network based on illumination aware [J]. *Information Fusion*, 2022, 83: 79-92.
- [18] LIU Y, CHEN X, WARD R K, *et al.* Medical image fusion via convolutional sparsity based morphological component analysis [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2019, 26(3): 485-489.
- [19] MA J Y, ZHOU Y. Infrared and visible image fusion via gradientlet filter [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2020, 197: 103016.
- [20] FU Z Z, ZHAO Y F, XU Y W, *et al.* Gradient structural similarity based gradient filtering for multi-modal image fusion [J]. *Information Fusion*, 2020, 53: 251-268.
- [21] TANG L F, ZHANG H, XU H, *et al.* Rethinking the necessity of image fusion in high-level vision tasks: a practical infrared and visible image fusion network based on progressive semantic injection and scene fidelity [J]. *Information Fusion*, 2023, 99: 101870.
- [22] LIU X W, HUO H T, LI J, *et al.* A semantic-driven coupled network for infrared and visible image fusion [J]. *Information Fusion*, 2024, 108: 102352.

作者简介:



任鹏百(1995—),男,甘肃天水人,硕士,讲师,主要从事虚拟现实和图像处理的研究。E-mail: renpb@mail.lzjtu.cn



雷慧云(1995—),女,硕士研究生,甘肃天水人,主要研究领域为图像处理和图像融合。E-mail: leihuiy@163.com