

文章编号: 1002-1582(2026)03-0378-07

基于频次变换增强的红外与可见光图像融合

张丹丹*

(南昌工学院 信息与人工智能学院, 江西 南昌 330108)

摘 要: 为了克服现有图像融合方法在提取图像特征与特征融合上的不足, 提出了一种基于频次变换增强的红外与可见光图像融合方法。其中, 提出一种基于像素频次变换映射的对比度增强方法, 用以改善图像的效果, 凸显场景信息; 根据对红外与可见光图像成像原理的分析, 提出一种基于亮度和局部对比度的图像特征权重的定义; 对红外与可见光图像及其对应的特征权重图执行多尺度金字塔分解, 然后对各尺度下对应的图像层进行线性加权融合, 最后对线性加权融合的图像金字塔进行重构, 以此得到最终的融合图像。根据视觉效果、互信息、空间频率和视觉信息保真度, 用实验验证提出方法的融合效果。实验结果显示, 提出方法融合的图像, 视觉效果更好, 对应的互信息、空间频率和视觉信息保真度比部分现有方法高出10.45%、5.51%和9.99%以上。因此, 该方法在视觉任务中能实现更优的图像融合。

关 键 词: 图像融合; 频次变换增强; 金字塔分解; 特征权重; 空间频率

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Infrared and visible light images fusion based on frequency transformation enhancement

ZHANG Dandan*

(School of Information and Artificial Intelligence, Nanchang Institute of Science and Technology, Nanchang 330108, China)

Abstract: To overcome the shortcomings of existing image fusion methods in extracting image features and feature fusion, an infrared and visible light images fusion method based on frequency transformation enhancement is proposed. Therein, a contrast enhancement method based on pixel frequency transformation and mapping is proposed to improve the effect of images, highlighting the scene information. According to the analysis of the imaging principles of infrared and visible light images, a definition of image feature weight based on brightness and local contrast is proposed. Multi-scale pyramid decomposition is performed on the infrared and visible light images and their corresponding feature weight maps, then linear weighted fusion is performed on the image layers corresponding to each scale, and finally the linearly weighted fused image pyramid is reconstructed to obtain the final fused image. The fusion effect of the proposed method is verified experimentally based on visual effects, mutual information, spatial frequency, and visual information fidelity. The experimental results show that the proposed method shows better visual effect in the fused image, and the corresponding mutual information, spatial frequency, and visual information fidelity are 10.45%, 5.51%, and 9.99% higher than those of some existing methods. Therefore, the proposed method can achieve superior image fusion in visual tasks.

Keywords: image fusion; frequency transformation enhancement; pyramid decomposition; feature weight; spatial frequency

0 引 言

单模态成像往往难以准确而清晰地刻画真实

的场景信息。将不同类型传感器获得的图像整合为一幅组合图像的图像融合, 能够提升图像的信息表示能力^[1]。可见光成像能够提供丰富的边缘细

收稿日期: 2026-01-25; 收到修改稿日期: 2026-02-28

基金项目: 江西省杰出青年基金项目 (20252BAC220007)

作者简介: 张丹丹 (1989—), 女, 讲师, 硕士, 从事图像处理、通信和信息系统与信息隐藏方面的研究,

* 通讯作者: 531788753@qq.com

节和颜色信息，但是其成像决定于环境和光照条件，而红外成像受环境和光照条件的影响较少，但是其对场景的边缘细节的表示能力有限^[2]。因此，分别从红外图像与可见光图像中提取重要的场景信息，根据融合规则融合于单幅图像中，图像含更多更清晰的场景信息，是视觉任务的必要条件。

红外与可见光图像的融合方法，根据其融合方式，可分为基于特征提取和融合规则的图像融合与基于深度学习的图像融合^[3]。基于特征提取和融合规则的图像融合由特征提取、融合和重建特征组成^[3]。基于学习的红外与可见光图像的融合方法，又可分为：基于自编码器的方法，基于卷积神经网络的方法和基于对抗生成网络的方法^[4]。基于自编码器的方法用自编码器进行特征提取和图像重建，并采用融合模块整合不同图像的特征^[5]。基于卷积神经网络的方法采用端到端的网络架构和损失函数来执行图像融合，无需融合规则^[6]。基于生成对抗网络的方法将图像融合概念化为生成器与判别器之间的对抗博弈。生成器生成融合图像，而判别器评估图像质量并提供反馈，以协助生成器优化图像^[7]。

巩稼民等^[8]将红外图像和可见光图像分解为基底层和细节层，使用比较匹配最大熵融合机制处理基底层，而采用修正的拉普拉斯能量融合细节层。李津津等^[9]分别用自适应的Retinex增强可见光图像和光照增强算法增强红外图像，然后用梯度转移与总变差最小化方法将两图像进行融合重建。但是自适应的Retinex中各个参数的取值具有一定的随意性，不同图像的增强效果差别较大，且会模糊图像的纹理和细节。部分图像融合方法因为忽略光谱特性和缺乏信息互补性，从而产生伪影和颜色失真。因此，Li等^[10]设计一种信息互补融合模型，用双尺度滤波器提取了多尺度的纹理层和边缘层，用生成的互补权重图生成融合图像。环境光照和恶劣天气会影响可见光成像的效果，从而降低图像融合的效果，于是Zhu等^[11]分别用亮度校正函数和细节调整函数增强低频层和高频层，结合形态学开运算和背景减法进行红外目标提取，将红外目标融合到增强的可见光图像中。

学习的融合方法学习红外和可见光图像的互补特征，生成含有两图像优势信息的融合图像^[12]。针对现有的图像融合方法未能考虑光照条件，Tang等^[13]用光照感知子网络估计光照分布并计算光照概率，利用光照概率构建光照感知损失，以指导融合网络的训练。为了解决热目标信息不明显和纹理细节消失的问题，Wang等^[14]在多尺度稠密连接网络中增加了一个稠密跳跃连接块，以重

用中间层的特征并避免结构细节的丢失。针对部分学习的融合方法忽略深度卷积操作中不同空间和通道特征图的重要性，Wang等^[15]建立局部特征在通道和空间位置上的长距离依赖关系，并设计了一种双非局部注意力模型作为红外和可见光图像的特征融合层。陈欣等^[16]提出双注意力机制的图像融合方法，在鉴别器中引入注意力模块，从而更多地从典型特征区域来鉴别图像。增加注意力模块，提高了鉴别效率，但是忽略了其他区域的特征，会影响鉴别的准确性。Pei等^[17]先用扩张残差神经注意力模块增强可见光图像，再用多尺度子空间注意力残差模块从源图像中提取多尺度和多频率特征，同时促进语义信息的有效融合。

尽管上述基于学习的融合方法取得良好的效果，但是其缺陷在于图像融合的质量取决于训练标签材料、损失函数选择等诸多方面。对于目前公开可用的红外和可见光数据集，在低照度条件下，同时从两种模式获取特征数据有困难。

为了克服现有图像融合方法在提取图像特征与特征融合上的不足，提出一种基于频次变换增强的红外与可见光图像融合方法。用基于像素频次变换的对比度增强方法改善红外与可见光图像的显著性特征，再根据红外与可见光图像的成像原理提出特征权重的定义，然后将两模态图像与对应的权重图按金字塔模式进行多尺度的分解、同一尺度间的加权融合和金字塔重构，获得场景信息更清晰、显著性特征更突出的图像，最后用实验验证提出的融合方法相对于部分现有方法的优越性和实用性。

1 基于频次变换的对比度增强

一般地，红外成像通过感知红外热辐射的强度成像，成像整体的亮度偏低，场景中的部分信息因对应的温度较低而亮度偏暗，同时部分信息因对应的温度过高而亮度过大。图像区域的亮度过暗和过亮均会导致图场景信息的丢失。对于可见光成像，如果光线不足会使得成像的亮度偏暗、对比度较低。因此，本文提出基于频次变换的图像增强方法，提升红外与可见光图像的对比度和清晰度，使其场景信息更丰富。

分别将红外图像与可见光图像标记为 I 和 V ，灰度级为 L ，基于频次变换的图像增强方法如下。

(1) 计算图像 $X(X \in \{I, V\})$ 的中各个灰度级对应的像素频次

$$f_X(i) = (\mathbf{X} == i), i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (1)$$

(2) 筛选出频次序列 f_X 中元素非零的索引，并

计算非零元素的数量

$$\text{idx} = \text{found}(f_X(i) \neq 0) \quad (2)$$

$$n = \text{length}(\text{idx}) \quad (3)$$

索引序列 idx 保存着像素频次非 0 的灰度级。

(3) 筛选出序列 f_X 中的非零元素, 组成新的频次序列

$$F_X(i) = f_X(\text{idx}) \quad (4)$$

(4) 对频次序列 F_X 进行 1×5 的一维均值滤波

$$F_X = \text{meanFilter}(F_X, 5) \quad (5)$$

对频次序列 F_X 进行 1×5 的一维均值滤波, 是为了抑制高频次灰度级的频次, 而拉大低频次灰度级的频次, 缩小低频次与高频次的差距, 从而避免对低频次的灰度级产生欠增强, 以及对高频次的灰度级产生过度增强。

(5) 对 F_X 进行逐元素迭代累加

$$\begin{cases} F_X^c(0) = F_X(0) \\ F_X^c(j) = F_X^c(j-1) + F_X(j), (j=1, \dots, n-1) \end{cases} \quad (6)$$

对 F_X 进行逐元素迭代累加, 是为了获得一个与各个灰度级对应的、相对均匀递增的序列。

(6) 对累加序列进行归一化

$$F_X^c(j) = \frac{F_X^c(j)}{\sum_{j=0}^n F_X^c(j)} \quad (7)$$

对序列归一化, 是为了规定序列对应的灰度级分布的范围。

(7) 对图像的像素值进行灰度级映射

$$\begin{cases} X(X == \text{idx}(0)) = 0 \\ X(X == \text{idx}(j)) = F_X^c(j) \times (L-1), \\ j = 1, \dots, n-1 \end{cases} \quad (8)$$

式中, 第一个式子表示将图像 X 中像素频次非 0 的最小灰度级, 映射为灰度级范围的最小灰度级 0, 第二个式子表示根据累加频次序列对图像 X 中的其他灰度级进行映射, 最大灰度级取到灰度级范围的最大值, 充分利用了灰度级的动态空间, 实现图像的各个灰度级在动态空间上近似均匀分布。

基于频次变换的像素映射, 能够在提升图像过暗区域的亮度的同时, 抑制过亮区域的亮度, 防止在融合过程中丢失信息。经过频次变换增强的红外与可见光图像, 其均能获得较好的对比度, 场景信息较清晰。

2 特征权重的定义

红外图像通过感知红外热辐射成像, 高热的目标信息在图像中较清晰, 而低热的背景信息在

图像中较模糊。可见光图像根据物体反射的可见光的强弱进行成像, 背景中的边缘和细节较清晰, 但是部分目标信息特别是小目标的信息往往较为微弱^[18]。因此, 本文根据红外与可见光图像的成像原理, 提出一种特征权重的定义, 对亮度较大且局部对比度较大的像素赋予较大的权重值, 侧重于提取红外图像的显著目标信息和可见光图像的纹理和细节, 从而提升单幅融合图像的场景表示能力。

(1) 亮度权重

定义亮度权重为

$$W_{(X,b)} = \frac{X}{\max(I + V, \epsilon)}, (X \in \{I, V\}) \quad (9)$$

式中, ϵ 为避免分母为 0 的正则化参数, 设为 0.01, 与式 (12) 相同。亮度权重根据实际的像素值大小分配权重, 侧重于提取红外图像的目标信息。

(2) 局部对比度权重

1) 对图像 X 进行 3×3 的二维均值滤波

$$X_m = \text{meanFilter}(X, [3 \ 3]) \quad (10)$$

2) 定义局部对比度

$$C_X = |X - X_m| \quad (11)$$

C_X 获得的是每一个像素相对于邻域像素的变化幅值, 以此表示图像的局部对比度。

3) 定义对比度权重

$$W_{(X,c)} = \frac{C_X}{\max(C_I + C_V, \epsilon)}, (X \in \{I, V\}) \quad (12)$$

均值滤波一方面能够避免噪声的影响, 另一方面配合原图像计算出每一像素的局部变化。

(3) 融合的特征权重

综合图像 I 和 V 的亮度权重图 $W_{(X,b)}$ 和局部对比度权重图 $W_{(X,c)}$, 获得融合权重图。

$$W_I = \frac{W_{(I,b)} + W_{(I,c)}}{W_{(I,b)} + W_{(I,c)} + W_{(V,b)} + W_{(V,c)}} \quad (13)$$

$$W_V = \frac{W_{(V,b)} + W_{(V,c)}}{W_{(I,b)} + W_{(I,c)} + W_{(V,b)} + W_{(V,c)}} \quad (14)$$

融合权重 W_I 和 W_V 根据亮度和局部对比度, 分别侧重于提取红外图像的目标信息和可见光图像的背景信息。

3 多尺度金字塔的分解

图像的语义信息和细节特征, 在不同的分辨率或不同尺度上, 会有不同的粒度和显示形式。场景的全局纹理结构为大尺度信息, 而细微的局部细节特征为小尺度信息。将图像进行多尺度的金字塔分解, 将图像中不同尺度的信息独立分

开，有利于对不同尺度的图像信息分别进行特定的处理，从而避免混合处理导致的图像信息丢失。

(1) 图像的高斯金字塔分解

图像的高斯金字塔分解，借助于高斯滤波和下采样，以迭代的方式，将图像逐次拆分为分辨率更小、边缘和细节更少的图像层，以实现不同图像信息在不同尺度的表示方式。假设 P_G 为图像的高斯金字塔，GF 为高斯滤波，DS 为下采样， N 为分解的尺度或层数，图像的分解过程表示为

$$\begin{cases} P_G(0) = X \\ P_G(l) = DS(GF(P_G(l-1))), l = 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (15)$$

分解的效果如图1所示，以原图像作为金字塔的最底层图像，每一层的高斯滤波和下采样操作，便得到更高一层的图像层，所以其分辨率和细节信息会递减。



图1 高斯金字塔分解的效果

(2) 图像的拉普拉斯金字塔分解

图像的高斯金字塔分解会逐层地减少图像的分辨率信息和边缘细节信息，而每一层相对于前一层丢失的边缘细节信息通过拉普拉斯金字塔进行保存。高斯金字塔的当前层减去上一层的上采样图像，便获得上一层因高斯滤波和下采样而丢失的细节信息，而获得的细节信息作为拉普拉斯金字塔的当前层，以迭代的方式处理所有的高斯金字塔层，便获得对应的拉普拉斯金字塔^[19]。令图像的拉普拉斯金字塔为 P_L ，US 为上采样，图像的分解过程表示为

$$\begin{cases} P_L(l) = P_G(l) - US(P_G(l+1)), l = 0, 1, \dots, N-2 \\ P_L(N-1) = P_G(N-1) \end{cases} \quad (16)$$

由图1所示的图像高斯金字塔，根据式(16)，获得如图2所示的拉普拉斯金字塔，顶层为图像的低分辨率的基础层，其他层为不同尺度的细节层。

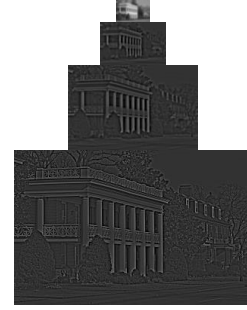


图2 拉普拉斯金字塔分解的效果

4 层间的加权融合和金字塔重构

图像的语义和特征信息，会以不同粒度或尺度的形式显示，全局的纹理结构以大尺度的形式显示，而细微的细节特征体现为小尺度信息。图像金字塔能以不同尺度的图层表示场景的不同尺度的信息。一般地，可将图像的场景信息划分为大尺度、中等尺度和小尺度，因此本文将图像分解的尺度选为四尺度，足以拟合图像信息的尺度或粒度特性。

将经频次变换增强后的红外图像 I 与可见光图像 V ，根据式(15)分解获得对应的图像高斯金字塔，然后根据式(16)获得对应的拉普拉斯金字塔图像序列 $P_{(L,I)}$ 和 $P_{(L,V)}$ ，另外根据式(15)获得权重图 W_I 和 W_V 的高斯金字塔序列 $P_{(W,I)}$ 和 $P_{(W,V)}$ 。

由对应的权重图序列 $P_{(W,I)}$ 和 $P_{(W,V)}$ ，将图像序列 $P_{(L,I)}$ 和 $P_{(L,V)}$ 进行层与层之间的加权融合，获得两模态图像按尺度融合的金

$$P_{\text{fusion}}(l) = P_{(L,I)}(l) \times P_{(W,I)}(l) + P_{(L,V)}(l) \times P_{(W,V)}(l) \quad (17)$$

以迭代的方式，从金字塔图像序列 P_{fusion} 的最高层开始，将当前层进行上采样，与下一层图像进行线性叠加，……，将第 l 层进行上采样，与第 $l-1$ 层进行线性叠加，直至最后一层，获得融合

$$\begin{cases} P_r(N-1) = P_{\text{fusion}}(N-1) \\ P_r(l) = US(P_r(l+1)) + P_{\text{fusion}}(l), l = N-2, \dots, 1 \end{cases} \quad (18)$$

获得的 $P_r(1)$ 即为将红外图像与可见光图像融合于单幅图像的融合图像。图像信息在同一尺度间的加权融合，有效地保持和增强了图像的特征信息，多尺度的图层重构整合了场景的所有信息。

5 实验比较验证

硬件环境为 Intel i9 CPU, 32G RAM 以及 RTX 4070 GPU，软件环境为 Anaconda+OpenCV+Python+PyTorch，从公开数据集 TNO 中随机选

取十个场景的红外与可见光图像对作为实验素材,采用文献[9]、[11]、[16]和[17]中的融合方法作为参考进行实验比较,根据视觉效果、互信息 (Mutual Information, MI)、空间频率 (Spatial Frequency, SF) 和视觉信息保真度 (Visual Information Fidelity, VIF) [7],评价提出方法的融合效果。

5.1 融合效果图

视觉效果从视觉感知的角度综合评价图像的亮度、对比度、清晰度和场景信息的丰富程度等。如图3所示,每一行为单个场景案例,从左到右分别为红外图像、可见光图像与各方法的融合图像;第一列为红外图像,第二列为可见光图像,第三~第七列分别为方法[9]、[11]、[16]、[17]和本文提出方法的融合图像。

各种方法在不同程度上实现对两模态图像的信息提取和融合。其中,方法[9]的融合图像的对比度偏低,纹理和细节不够清晰,融合图像缺乏层次感,有雾霾、模糊的效果,部分图像的红外目标不够显著,比如场景一和六。因为它采用基于梯度转移与总变差最小化的融合策略,融合规则未能充分利用两模态图像的成像原理和特征,未能充分融合源图像的信息。方法[11]的融合效果相对较好,整体上对比度较高,目标和背景信息也较清晰,但是对场景二的融合产生过曝光效果,

而对场景四在边缘部分产生部分伪影,对场景六的天空部分的信息提取不完整,因为其用形态学运算和背景减除进行目标提取,会漏掉部分微弱的场景信息。方法[16]的融合效果整体上较好,在对红外目标的提取和可见光图像的背景信息的保持上较为理想,但是对场景四在边缘处产生明显的伪影,同样的伪影存在于场景七的屋脊部分,另外对场景六的天空部分的信息提取不完整,丢失了部分信息。方法[17]的融合图像的边缘细节较清晰,但是亮度偏高,部分区域产生过曝光效果,而且在部分红外目标区域会产生伪影,比如场景三中的方块和场景七中的屋脊。

相对于其他方法,本文方法融合的图像,场景信息较清晰,对比度较高,显著性目标显示凸出,亮度分布较适宜,较好地融合了红外图像的显著目标与可见光图像的纹理细节,特别是对场景六的天空区域,能够较好地保持天空的红外信息。因此,与其他方法相比,本文方法在图像融合性能上有一定的优势。

5.2 融合图像的量化指标值

对应于图3中的八个场景图像,将各个方法的融合图像对应的互信息、空间频率和视觉信息保真度分别列于表1-2和3中,每个表的最后一行为每个方法对八个场景指标的平均值。

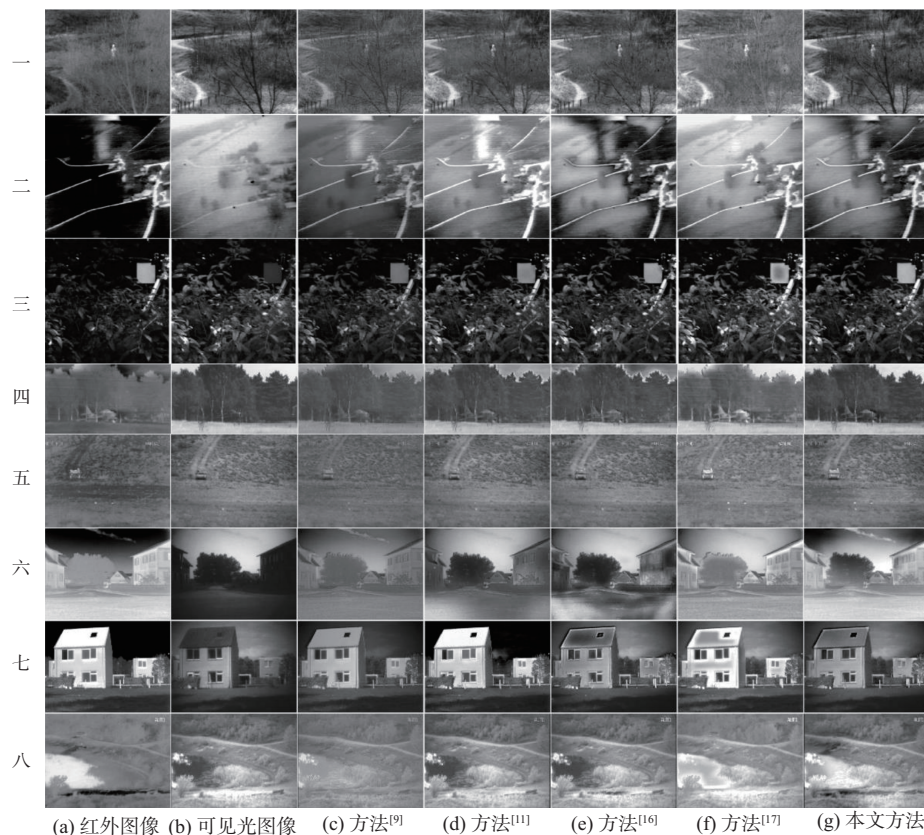


图3 各个方法的融合效果图

表 1 融合图像的互信息

场景	[9]	[11]	[16]	[17]	本文
一	1.26	2.22	2.20	2.08	2.57
二	2.38	2.45	2.50	2.41	2.81
三	4.36	4.47	4.50	4.61	5.30
四	2.45	2.55	2.54	3.16	3.44
五	2.65	4.57	4.79	3.35	4.67
六	2.19	2.95	2.80	2.87	3.36
七	3.57	3.81	3.78	3.61	3.93
八	2.78	5.51	5.95	3.53	6.52
Avg	2.71	3.57	3.63	3.20	4.01

表 2 融合图像的空间频率

场景	[9]	[11]	[16]	[17]	本文
一	22.3	23.3	23.2	24.2	25.3
二	25.2	32.9	33.3	25.5	35.2
三	15.7	20.2	21.0	23.9	23.3
四	8.24	10.2	10.8	10.3	11.0
五	21.5	23.8	24.1	24.3	25.4
六	11.8	13.0	17.4	17.3	17.2
七	18.6	25.0	27.7	27.9	29.3
八	24.2	31.7	31.2	21.3	32.2
Avg	18.4	22.5	23.6	21.8	24.9

表 3 融合图像的视觉信息保真度

场景	[9]	[11]	[16]	[17]	本文
一	0.28	0.37	0.39	0.28	0.45
二	0.24	0.32	0.42	0.19	0.47
三	0.72	0.73	0.74	0.74	0.75
四	0.36	0.44	0.40	0.28	0.45
五	0.36	0.41	0.42	0.40	0.43
六	0.29	0.39	0.37	0.38	0.40
七	0.29	0.39	0.39	0.47	0.49
八	0.31	0.48	0.46	0.32	0.52
Avg	0.36	0.44	0.45	0.39	0.49

融合图像应尽可能多地提取和融合源图像的场景信息，特别是显著性信息。互信息评价融合方法在保持源图像场景信息上的能力，值越大保留的源图像信息越多^[7]。根据表 1 中对应八个场景的互信息可以看出，方法[9]的互信息整体上较小，其在红外目标和可见光背景信息的提取性能上不够理想，而在融合阶段会破坏部分源图像的信息。方法[11]和[16]方法的互信息相差不大，相对较高，表明它们能充分提取红外与可见性的场景信息，而在融合阶段能较好地保持源图像信息。方法[17]的互信息高于方法[9]，但整体上依然偏小，对源图像中目标和背景信息的提取和保持不够理想。相对地，本文提出方法的互信息整体上高于其他方法。除了场景五，稍微次于方法[16]，本文方法对不同的场景均获得最大的互信息，总体上比其

他方法高出 10.45% 以上，这表明本文方法在源信息的提取和保持上具有较好的性能。

空间频率量化表示图像的像素值相对于空间位置的梯度，值越大图像的边缘和细节特征越显著^[7]。表 2 所示的对应八个场景的空间频率表明，方法[9]的空间频率较小，其融合图像在对比度和边缘细节的清晰度上不够理想，未能清晰显示图像的纹理和细节。方法[11]的空间频率相对处于中等水平，能在一定程度上保持来自源图像的纹理和细节的清晰度。方法[16]的空间频率整体上相对较高，融合图像的边缘和纹理细节较丰富，整体画面的清晰度较高。方法[17]的空间频率整体上偏小，对应场景一、三、五和六的空间频率较高，但是对其余场景的空间频率较低，因为其对部分区域会产生过曝光效果，破坏了部分纹理和边缘细节。与其他方法相比，本文方法取得了整体上最大的空间频率，比其他方法高出 5.51% 以上。除了对场景三和六，稍微逊色于方法[17]和[16]外，对其他场景，本文方法始终具有一定的优势。因此，本文方法能在边缘和纹理细节的保持上具有较好的性能。

在场景的视觉显著性信息上，融合图像应与源图像尽量保持一致，视觉信息保真度量化表示融合方法在保持视觉显著性信息一致性上的性能，值越大表示融合图像在亮度、对比度、边缘和纹理细节上与源图像更加一致。

各个方法对八个场景的视觉信息保真度如表 3 所示。其中，方法[9]的视觉信息保真度相对于其他方法偏小，原因为其融合图像存在模糊效果，对比度和边缘细节的清晰较低，难以保持源图像的边缘和纹理细节的清晰度。方法[11]和[16]的视觉信息保真度相对较大，除了对个别图像产生部分融合伪影外，对源图像的场景信息提取较充分，且在融合中能较好地保持两模态图像的显著性信息。方法[17]的视觉信息保真度相对偏低，因为其在融合前，用膨胀残差注意力模块增强图像的纹理和细节，以致融合图像有过曝光效果，图像过亮导致对比度降低，未能保持源图像的纹理和细节的清晰度。本文方法对八个场景图像的融合，均能获得高于其他方法的视觉信息保真度，高于其他方法 9.99% 以上。因此在图像亮度、对比度、视觉特征和纹理结构上，本文方法的融合图像能与源图像保持较高的一致性。

以上从视觉感知效果与互信息、空间频率和视觉信息保真度等方面，验证了提出方法对红外与可见光图像的融合，能较好地提取和保持源图

像的信息,融合图像的边缘和纹理细节较清晰,与源图像在视觉特征和结构细节上具有较高的保真度。

6 结 论

为了实现更好的多模态图像融合,提出了一种新的红外与可见光图像的多尺度融合方法。结合像素频次变换提出一种对比度增强方法,用以改善图像的效果,凸显场景信息,然后根据红外与可见光图像的成像原理和特征,定义基于亮度与局部对比度的特征权重,借助多尺度的金字塔分解与重构,对两模态的图像进行多尺度的加权融合,从而获得效果较好的融合图像。由融合图像的视觉效果和对应的量化指标值,验证了提出方法的图像融合性能优于部分现有方法,因此,本文方法能更好地应用于视觉任务中的图像融合。但是本文方法对提取两模态图像的显著性特征缺乏鲁棒性,融合图像的部分显著性特征不够突出,课题组下一步的研究工作将考虑利用双树复小波变换的特征提取能力,充分挖掘和提取两模态图像的显著特征,进一步提升融合图像的效果。

参考文献:

- [1] Zhang X F. Illumination enhancement discriminator and compensation attention based low-light visible and infrared image fusion[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2024, 185(1): 108700.
- [2] 邱春红. 基于卷积神经网络的红外与可见光户外图像融合[J]. 光学技术, 2022, 48(04): 492—498.
Qiu Chunhong. Infrared and visible light outdoors image fusion based on convolutional neural network[J]. Optical Technique, 2022, 48(04): 492—498.
- [3] Luo Y, Luo Z. Infrared and visible image fusion: methods, datasets, applications, and prospects[J]. Applied Sciences, 2023, 13(19): 10891.
- [4] Lu J B, Pei Z, Chen J L, et al. Infrared and visible image fusion network based on low-light image enhancement and attention mechanism[J]. Signal, Image and Video Processing, 2025, 19(6): 1—21.
- [5] 张健, 黄安穴. 基于划区域宇宙算法的红外与可见光图像融合研究[J]. 光电子·激光, 2024, 35(09): 962—970.
Zhang Jian, Huang Anxue. Infrared and visible image fusion based on divide region universe algorithm[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2024, 35(09): 962—970.
- [6] Meng X C. Multi-domain pseudo-reference quality evaluation for infrared and visible image fusion[J]. IET Image Processing, 2024, 18(13): 4095—4113.
- [7] Ma J Y, Ma Y, Li C, et al. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. Information Fusion, 2019, 45(1): 153—178.
- [8] 巩稼民, 雷鸣, 路广文, 等. 基于快速滚动引导滤波和改进的遗传算法的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2025, 47(10): 1305—1313.
Gong Jiamin, Lei Ming, Lu Guangwen, et al. Infrared and visible image fusion based on fast rolling guided filtering and improved genetic algorithm[J]. Infrared Technology, 2025, 47(10): 1305—1313.
- [9] 李津津, 马利祥, 龙海燕, 等. 基于光照增强的红外与可见光图像融合方法[J/OL]. 红外技术, 1—9[2025-09-25]. <https://link.cnki.net/urlid/53.1053.TN.20250303.1425.002>.
Li Jinjin, Ma Lixiang, Long Haiyan, et al. An infrared and visible image fusion method based on illumination enhancement[J]. Infrared Technology, 1—9[2025-09-25]. <https://link.cnki.net/urlid/53.1053.TN.20250303.1425.002>.
- [10] Li Z, Pu S L, Ji M Q, et al. Visible and near-infrared image fusion based on information complementarity[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2025, 10(1): 193—206.
- [11] Zhu H R, Zhang W Y. Infrared and visible image fusion based on image enhancement and target extraction[J]. IEEE Access, 2025, 13: 61862—61875.
- [12] Jin Q, Deboch E A, Mola N F, et al. A deep learning and image enhancement based pipeline for infrared and visible image fusion[J]. Neurocomputing, 2024, 578(C): 127353.
- [13] Tang L, Yuan J, Zhang H, et al. PIAFusion: a progressive infrared and visible image fusion network based on illumination aware[J]. Information Fusion, 2022, 83—84: 79—92.
- [14] Wang Z, Wang J, Wu Y, et al. UNFusion: a unified multi-scale densely connected network for infrared and visible image fusion[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(6): 3360—3374.
- [15] Wang Z, Wu Y, Wang J, et al. Res2Fusion: infrared and visible image fusion based on dense Res2net and double nonlocal attention models[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5005012.
- [16] 陈欣. 基于双注意力机制的红外与可见光图像融合方法[J]. 红外技术, 2023, 45(06): 639—648.
Chen Xin. Infrared and visible image fusion using double attention generative adversarial networks[J]. Infrared Technology, 2023, 45(06): 639—648.
- [17] Pei Z, Lu J B, Qian Y L, et al. A new method for fusing infrared and visible images in low-light environments based on visual perception and attention mechanism[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2025, 186: 108800.
- [18] 周辉奎, 顾牡丹. 自适应加权直方图均衡化的红外图像增强[J]. 光学技术, 2023, 49(06): 750—755.
Zhou Huikui, Gu Mudan. Infrared image enhancement based on adaptive weighted histogram equalization[J]. Optical Technique, 2023, 49(06): 750—755.
- [19] Lu P, Mu Y, Gu C J, et al. Multi-scale infrared image enhancement based on non-uniform weighted guided filtering[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2025, 186: 108797.