

基于亮度和纹理保持的红外和可见光图像融合

孙卫平¹ 豆俊奇¹ 魏京超¹ 钱程远² 许 健²

SUN Weiping DOU Junqi WEI Jingchao QIAN Chengyuan XU Jian

摘 要

图像融合是将同一场景中的多幅图像进行融合,产生信息量更大的图像。针对红外图像与可见光图像融合过程中红外目标亮度受损和图像细节较差的问题,文章提出了一种基于亮度和细节保持的融合方法。首先,对可见光图像利用同态滤波和伽马变换进行增强。其次,利用滚动引导滤波将图像分为多个细节层和一个基础层。为了更好地反映图像特征和光照强度,又将基础层划分为显著特征层和亮度层。最后,为进一步提升融合细节,使用一种强度细节和梯度细节结合的融合规则。红外显著区域采用强度细节层,背景区域采用梯度细节层。实验证明,与 GTF、VSM-WLS、CNN 等 10 种方法相比,在主观评价方面,提出的融合方法比其他几种方法亮度更亮,纹理更清晰。在客观评价方面,提出的融合方法在平均梯度、边缘强度等 5 个客观评价指标上均优于其他几种方法,特别在平均梯度、边缘强度和图像清晰度指标上比第二平均大幅提升了近一倍,分别为 72.45%, 80.52% 和 78.76%。

关键词

图像融合; 多尺度分解; 亮度补偿; 纹理增强

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.11.017

0 引言

在对弹箭等目标进行监视和测量时,通常使用红外(IR)和可见光(VIS)对其进行观测。单个光学传感器由于自身波段的限制,无法完全反映物体的特性。图像融合技术可以有效地解决这一问题。它将同一场景中不同波段的多幅图像结合起来,产生信息量更大的图像^[1]。红外成像捕获目

标的热辐射信息,成像效果不易受恶劣天气的影响。然而,红外图像分辨率低,缺乏纹理细节^[2]。相比之下,可见光成像反映了物体的纹理细节,但是容易受到外部因素的影响,如天气、气候和光照^[3]。因此,红外和可见光图像融合可以反映弹箭目标的辐射信息和纹理信息,更有利于后续的目标检测^[4-5]、跟踪^[6]和目标识别^[7]。

此前,已经提出了大量的 IR 和 VIS 图像的融合方法,主要分为四类,即多尺度变换^[8-9]、稀疏表示^[10-11]、混合模型^[12-13]和深度学习^[14-15]。基于多尺度变换(MST)的方法通过多级滤波得到不同尺度的子带图像,然后利用一定

1. 青岛兴道新特科技有限公司 山东青岛 266400
2. 中国航天科工集团第六研究院六〇一所
内蒙古呼和浩特 010010

networks[J]. Proceedings of the national academy of sciences, 2006, 103(23): 8577-8582.

[11] PEIXOTO T P. Bayesian stochastic blockmodeling[J]. Advances in network clustering and blockmodeling, 2019: 289-332.

[12] CLAUSET A, NEWMAN M E J, MOORE C. Finding community structure in very large networks[J]. Physical review E, 2004, 70: 66111.

[13] ROSVALL M, BERGSTROM C T. Maps of random walks on complex networks reveal community structure[J]. Proceedings of the national academy of sciences, 2008, 105(4): 1118-1123.

[14] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

[15] EVANS T S. Clique graphs and overlapping communities[J]. Journal of statistical mechanics: theory and experiment, 2010, 2010(12): 12037.

【作者简介】

吴帆(1998—),男,贵州贵阳人,硕士研究生,研究方向:计算机应用技术。

(收稿日期: 2025-05-21 修回日期: 2025-11-12)

的融合规则对这些子带进行处理。稀疏表示通过建立完备图像字典，利用从中获得的相关系数表示图像。混合模型结合不同方法的特点对图像进行融合。Liu 等人^[16]提出了一种结合多尺度和稀疏表示的方法融合红外和可见光图像。Ma 等人^[17]通过多尺度分解和显著图分析进行融合。Li 等人^[18]通过结合多尺度分解和范式约束对红外和可见光图像进行融合。近年来，基于深度学习的图像融合方法被广泛应用于图像融合领域。卷积神经网络（CNN）^[19]和生成性对抗网络（GAN）^[20]是深度学习中的两种典型模型。虽然这些方法可以获得较好的融合结果，但是大量的训练样本需要强大的硬件支持，而且融合结果在很大程度上依赖于输入样本。

可以看到，稀疏表示和模型构建很多是基于多尺度分解进行的，但多尺度分解的“绝对值取大”或“加权平均”的融合策略会损失红外目标的显著性，降低图像亮度和背景纹理。

同时，对于一些拍摄环境较暗的场景也需要对获取的图像进行增强。针对以上分析，本文提出了一种基于亮度和纹理增强的融合方法。在多尺度分解前先对可见光图像进行亮度和纹理增强；然后对红外和可见光源图像进行多尺度分解，对分解后的基础层亮度进行补偿，进一步提升整体图像亮度，同时引入一种强度细节和梯度细节结合的细节层融合规则进一步提升纹理。

1 可见光增强

1.1 同态滤波

同态滤波器使用图像的亮度 / 反射率模型作为频域处理的基础。一幅图像可以看作是由两部分组成的，用公式表示为：

$$f(x, y) = f_i(x, y) \cdot f_r(x, y) \quad (1)$$

式中： $f_i(x, y)$ 表示图像的低频部分，即照明分量； $f_r(x, y)$ 表示反射分量，反射分量反映的是图像细节。

同态滤波的过程分为五个步骤，如图 1 所示。

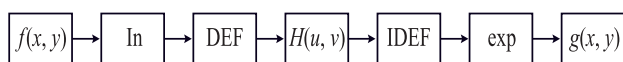


图 1 同态滤波流程

首先，对原始图像进行对数变换，得到两个相加分量；然后，对对数图像进行傅里叶变换处理，以获得相应的频域表示；接着，利用频域滤波器 $H(U, V)$ 对频域内的对数图像进行滤波；最后，分别采用傅里叶逆变换和指数运算得到空间滤波结果。

为了抑制低频亮度分量和增强高频反射对应部分，同态

滤波器应该是一个高斯函数的高通滤波器，用公式表示为：

$$H(u, v) = (r_H - r_L) \left(1 - e^{-\frac{cD^2(u, v)}{D_0}}\right) + r_L \quad (2)$$

1.2 伽马变换

伽马变换是一种简单直接高效的方法，通过使用两个变化参数 r 和 c 来控制图像的整体亮度，用公式表示为：

$$I_{out} = cI_{in}^r \quad (3)$$

式中： I_{in} 表示输入图像强度； I_{out} 表示输出图像强度； r 和 c 用于调整伽马函数的形状。

2 所提出的方法

2.1 算法流程

所提出的算法流程图如图 2 所示，首先对可见图像进行增强，使用同态滤波和伽玛变换，然后对红外和可见光图像进行滚动引导滤波四层分解，对基础层提取特征层和亮度层，对细节层提取强度细节层和梯度细节层，将亮度层与特征层生成新的基础层、强度细节层和梯度细节层生成新的细节层。最终叠加基础层和细节层，生成融合图像。

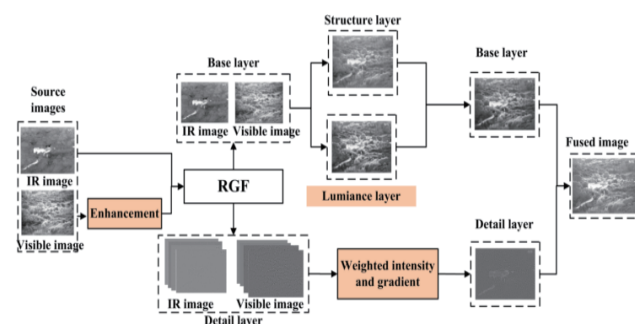


图 2 所提出的红外与可见光图像融合方法

2.2 滚动引导滤波分解

滚动引导滤波（RGF）^[21]具有边缘保持和尺度感知的特性，因此用 RGF 对多源图像进行分解。记滚动引导滤波算子为 $\text{RGF}(I, \sigma_s, \sigma_r, T)$ ，其中 I 为输入图像； σ_s 为标准方差作为尺度参数； σ_r 为用来控制权重的范围，本文取 $\sigma_r = 0.05$ ； T 为迭代次数，这里取 $T = 4$ 。源图像可利用公式进行多尺度分解。

$$\mathbf{u}^j = \text{RGF}(\mathbf{u}^{j-1}, \sigma_s^{j-1}, \sigma_r, T) \quad (j=1, \dots, N-1) \quad (4)$$

$$\mathbf{d}^j = \mathbf{u}^{j-1} - \mathbf{u}^j \quad (j=1, \dots, N-1) \quad (5)$$

$$\mathbf{u}^j = \text{Gaussian}(\mathbf{u}^{j-1}, \sigma_s^{j-1}) \quad (j=N) \quad (6)$$

$$\mathbf{d}^j = \mathbf{u}^{j-1} - \mathbf{u}^j \quad (j=N) \quad (7)$$

式中： $\mathbf{u}^j$ 是第 j 层滤波输出图像， $\mathbf{u}^0 = \mathbf{I}$ ； $\mathbf{d}^j$ 是第 j 细节层； N 是分解的层数，利用式（4~7）将可见光与红外图像分别分解为细节层和基础层。

2.3 基础层融合规则

从基础层提取特征层,更好地保留源图像的特征,提取亮度层,对源图像亮度进行保护。记 B_{IR} 和 B_{VIS} 表示源图像滤波后的基础层图像。由于显著特征不仅包含红外目标,而且还包含一些暗区,因此红外显著图的定义为:

$$W_{IR}(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{otherwise} \\ 1 - \cos(\pi(P_{IR}(i, j) - P_{IR}), (P_{IR}(i, j) - P_{IR}) < 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $W(i, j)$ 表示在坐标 (i, j) 的显著性。 $\overline{P_{IR}}$ 被定义为:

$$\overline{P_{IR}} = \sum_{n=0}^1 f(n) \cdot n \quad (9)$$

式中: n 表示红外图像的灰度值; $f(n)$ 表示像素频率。

其次,可见图像的显著图定义为:

$$W_{VIS}(i, j) = 1 - W_{IR}(i, j) \quad (10)$$

将得到的显著图与滤波后的图像相乘得到显著特征层,公式为:

$$S(i, j) = W_{IR} \odot B_{IR} + W_{VIS} \odot B_{VIS} \quad (11)$$

利用局部能量策略作为亮度提取函数。局部能量是指在指定的局部区域中总像素的灰度值平方和。局部能量的大小反映了图像在局部区域的光强。局部能量值越大,当前区域的光强越大。因此,在基础图像的融合过程中,可以利用局部能量作为亮度提取函数来保持光强。局部能量定义为:

$$LU(x, y) = \sum_{x=i-1}^{x=i+1} \sum_{y=j-1}^{y=j+1} [I(x, y)]^2 \quad (12)$$

利用 3×3 区域内的像素计算局域光能。融合亮度取决于两幅图像之间局部区域的较大亮度,表示为:

$$L(i, j) = \begin{cases} L_{IR}, & \text{if } LU_{IR}(x, y) > LU_{VIS}(x, y) \\ L_{VIS}, & \text{if } LU_{IR}(x, y) < LU_{VIS}(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

因此,基础层可以表示为:

$$B(i, j) = \frac{1}{2}(L(i, j) + S(i, j)) \quad (14)$$

2.4 细节层融合规则

细节层的结构特征典型地揭示了物体的显著边缘和轮廓。为实现细节进一步增强,提出了一种结合强度特征和梯度特征的加权映射规则来合并细节层。红外区域主要反映目标的亮度,因此主要采用强度细节层。背景区域反映细节纹理,由梯度细节层显示。利用局部强度能量作为活动水平度量,即 DLI,从亮度方面获取显著结构。DLI 被定义为:

$$DLI(x, y) = \sum_{x=i-1}^{x=i+1} \sum_{y=j-1}^{y=j+1} WD^I(x, y) \quad (15)$$

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

在强度加权图 $W(i, j)_{int}$ 的基础上,将强度细节层表示为:

$$W(i, j)_{int} = \begin{cases} 1, & \text{if } DLI_{IR}(x, y) \geq DLI_{VIS}(x, y) \\ 0, & \text{if } DLI_{IR}(x, y) < DLI_{VIS}(x, y) \end{cases} \quad (17)$$

$$D_{int}(x, y) = W(i, j)_{int} \odot D(x, y)_{IR} + (1 - W(i, j)_{int}) \odot D(x, y)_{VIS} \quad (18)$$

利用局部平均梯度能量(DLG)(以平均拉普拉斯算子差的平方和表示)作为空间域中另一个活动水平度量,提取细节层中包含的丰富的详细结构信息。拉普拉斯算子定义为:

$$W_g = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$DLG(x, y) = \frac{1}{4}[(D(x+1, y) - D(x, y))^2 + (D(x-1, y) - D(x, y))^2 + (D(x, y+1) - D(x, y))^2 + (D(x, y-1) - D(x, y))^2] \quad (20)$$

基于梯度加权图 $W(i, j)_{gra}$, 梯度细节层表示为:

$$W(i, j)_{gra} = \begin{cases} 1, & \text{if } DLG_{IR}(x, y) \geq DLG_{VIS}(x, y) \\ 0, & \text{if } DLG_{IR}(x, y) < DLG_{VIS}(x, y) \end{cases} \quad (21)$$

$$D_{gra}(x, y) = W(i, j)_{gra} \odot D(x, y)_{IR} + (1 - W(i, j)_{gra}) \odot D(x, y)_{VIS} \quad (22)$$

最后,通过以下方法得到每一个细节层图像 $D_i(i, j)$:

$$D_i(x, y) = W_{IR}(i, j) \odot D_{int}(x, y) + (1 - W_{IR}(i, j)) \odot D_{gra}(x, y) \quad (23)$$

通过以下方法获得全细节层:

$$D_f(x, y) = \sum_{i=1}^4 D_i(x, y) \quad (24)$$

通过加入融合基层 B_f 和融合细节层 D_f , 得到最终的融合图像 F_f :

$$F_f = B_f + D_f \quad (25)$$

式中: B_f 由式(14)得到的融合基础层; D_f 由式(24)得到的融合细节层。

3 实验验证

3.1 实验设置

本文采用 7 组图像进行对比验证,红外和可见光源图像来自 TNO 数据集^[22]。采用五种图像质量评价指标分别为:平均梯度(AVG)、边缘强度(EI)、信息熵(IE)、图像清晰度(FD)、空间频率(SF)。所有实验均在英特尔酷睿 i7-7700HQ@2.80 GHz 8 GB 计算机上进行。本文选择 10 种算法进行对比,包括:多尺度稀疏表示^[16](MST-SR)、梯度迁移^[22](GTF)、卷积神经网络^[19](CNN)、统一无监督网络^[23](U2Fusion)、显著图优化^[17](VSM-WLS)、双鉴别器生成对抗网络^[20](DDcGAN)、压缩分解网络^[24](SDNet)、

自适应端到端网络^[25]（VIF-Net）、多尺度潜在低秩表示^[18]（MDLatLRR）和残差融合网络^[26]（RFN-Nest）。主观评价为表1所示。实验结果如图3~6所示，以及相应的客观评价指标分别为表2~5所示。

表 1 5 位观察员的 MOS 得分

	Fig1	Fig2	Fig3	Fig4	Fig5	Fig6	Fig7
MST-SR	12	8	8	10	11	12	10
GTF	12	13	10	9	12	13	10
CNN	13	15	12	11	10	12	12
U2Fusion	14	12	13	14	11	14	12
VSM-WLS	13	12	14	13	12	13	13
DDcGan	13	14	11	15	12	13	14
SDNet	11	11	10	9	12	11	9
VIFnet	12	12	11	10	12	11	10
MDLatlrr	12	11	12	12	11	10	10
RFN-Nest	12	12	15	15	13	15	13
Ours	14	15	17	16	15	15	16

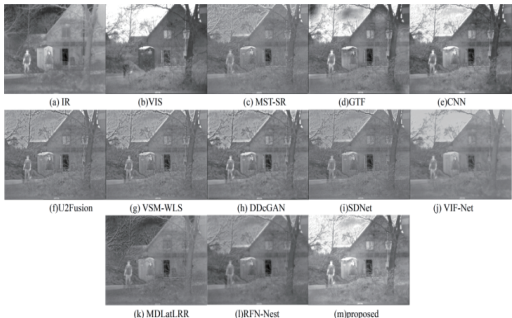


图 3 不同算法对院子的融合结果

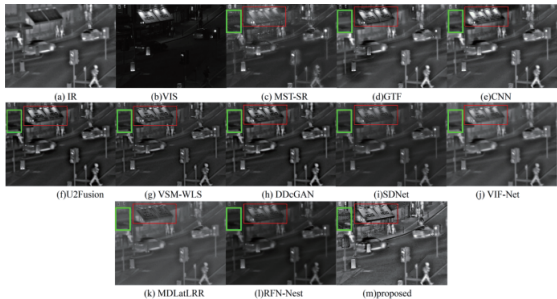


图 4 不同算法对街区图像的融合结果

表 2 使用 IFQMs 对融合的“院子”图像的评分结果

Fig3	MST-SR	GTF	CNN	U2Fusion	VSM-WLS	DDCGAN	SD-NET	VIF-NET	MdLatlrr	RFN-Nest
AVG	3.211 3	3.684 8	3.804 0	3.808 5	3.727 2	3.423 4	3.202 4	2.410 0	3.343 6	1.822 2
EI	29.941 8	36.663 6	37.403 0	37.391 8	36.859 5	34.286 1	30.860 3	25.487 6	32.590 1	19.661 4
IE	6.809 0	7.302 7	7.100 0	6.784 0	6.720 7	6.842 4	6.606 5	6.768 1	6.708 8	6.998 8
FD	4.526 9	4.939 8	5.141 5	5.178 2	4.983 8	4.601 2	4.486 4	3.472 4	4.680 3	2.218 2
SF	0.033 7	0.035 3	0.036 2	0.036 2	0.034 8	0.034 2	0.030 2	0.028 0	0.030 9	0.018 1

表 3 使用 IFQMs 对融合的“街区”图像的评分结果

Fig4	MST-SR	GTF	CNN	U2Fusion	VSM-WLS	DDCGAN	SD-NET	VIF-NET	MdLatlrr	RFN-Nest
AVG	3.889 3	4.354 3	4.493 4	4.461 0	4.335 9	4.217 7	3.534 7	3.313 8	3.182 5	2.164 4
EI	36.785 9	44.119 0	45.284 2	44.814 8	43.769 0	43.058 7	34.182 9	35.131 6	31.379 1	23.346 0
IE	6.701 1	7.429 1	7.309 4	6.629 2	6.496 6	6.612 9	6.361 6	6.211 6	6.139 3	6.543 8
FD	4.470 8	3.640 3	3.612 8	3.687 9	3.528 1	3.215 3	3.352 0	3.693 3	2.981 1	1.190 4
SF	0.044 9	0.044 6	0.045 2	0.045 1	0.043 9	0.042 4	0.038 3	0.035 7	0.031 4	0.019 6

表 4 使用 IFQMs 对融合的“背影”图像的评分结果

Fig5	MST-SR	GTF	CNN	U2Fusion	VSM-WLS	DDCGAN	SD-NET	VIF-NET	MdLatlrr	RFN-Nest
AVG	3.381 1	3.485 0	5.491 5	3.483 0	3.324 7	3.297 6	2.646 9	4.195 4	2.413 3	1.510 2
EI	34.126 0	37.029 4	57.986 9	36.836 3	35.090 5	35.127 7	27.154 2	45.461 6	24.832 2	16.543 1
IE	6.148 1	6.807 2	6.702 6	6.473 1	6.195 6	6.413 4	5.954 6	6.577 1	6.003 8	5.841 6
FD	5.505 3	3.978 2	9.150 7	4.087 3	3.941 1	3.736 2	3.608 4	6.119 2	3.022 9	1.731 1
SF	0.054 5	0.049 9	0.063 4	0.049 9	0.049 0	0.045 5	0.044 8	0.040 4	0.031 8	0.018 6

表 5 使用 IFQMs 对融合的“其余四组”图像的平均评分结果

Fig6	MST-SR	GTF	CNN	U2Fusion	VSM-WLS	DDCGAN	SD-NET	VIF-NET	RFN-Nest	Ours
AVG	3.400 68	3.784 81	4.087 16	3.842 91	3.785 01	3.602 87	3.236 59	3.039 83	2.748 27	<u>6.856 89</u>
EI	33.268 8	38.509 9	41.549 00	38.881 90	38.437 50	37.255 79	31.981 10	32.043 9	29.139 7	<u>68.852 7</u>
IE	6.524 48	7.098 48	7.127 29	6.657 16	6.550 86	6.673 75	6.376 33	6.518 37	6.882 45	<u>7.452 20</u>
FD	4.389 40	4.512 61	5.082 66	4.599 36	4.479 93	4.134 16	4.120 38	3.692 64	3.046 95	<u>8.488 76</u>
SF	0.040 47	0.039 80	0.041 68	0.039 82	0.039 19	0.037 71	0.035 5	0.030 62	0.025 96	<u>0.069 19</u>

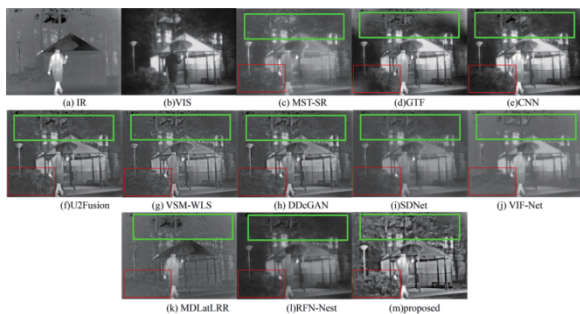


图5 不同算法对背景图像的融合结果

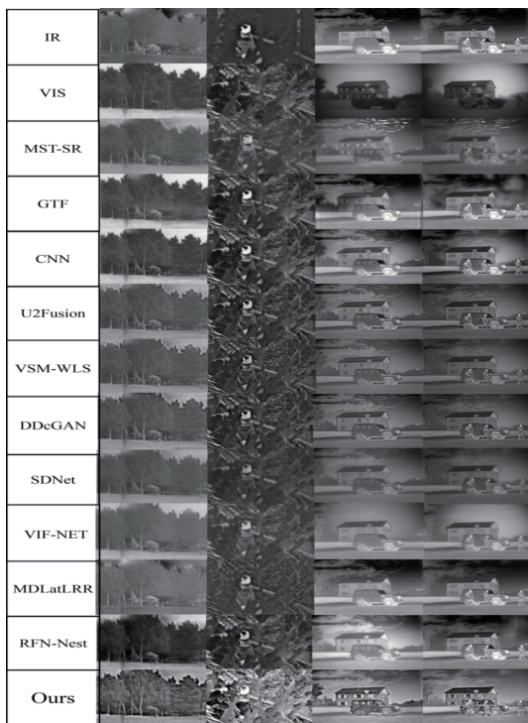


图6 不同算法对四组图像的融合结果

3.2 实验分析

在主观评价环节,为准确描述融合结果的好坏,采用MOS打分制来对图像进行主观测评。这种评分的机制是以观察者的视觉感知为基础,评价图像的融合效果并给出1~5的分值。整个过程中每张图片会被赋予不同的分值,最终通过对结果进行平均来获得每种算法的得分情况。这一环节,邀请了4位图像处理领域的专业人士作为观察员,来对每幅图片进行MOS打分评价。MOS得分表的最终平均结果如表1所示。

10个测试图像的图像质量评价得分如表2~5所示。最佳分值用下划线标出。提出的方法在5种图像质量评价指标中取得了最佳结果(AVG, EI, IE, FD, SF),这与文中融合图像的视觉效果以及主观评价的MOS得分保持了一致,进一步证明本文方法的有效性和优势。具体分析:从图3可以看出,10种对比算法除了CNN算法外,其余图像偏暗,前景目标不显著,而本文算法除了红外目标显著外,比CNN算法从

整体亮度上有所提升。从图4和图5可以看出,本文所提出的方法最好地凸显了图像的细节信息,并且对暗区域进行了亮度提升。例如图4中,图片上方的文字信息较为清晰,并保留了其他融合方法损失掉的文字信息。并且文中方法使得图像的整体亮度得到了很好的提升,让人眼的视觉效果更好。图5中,本文方法最好地凸显了灌木丛和树林的纹理细节信息,同时保留了红外目标的显著程度。图6中,无论是丛林内的飞机轮廓信息还是吉普车车身纹理等,所提方法的处理结果都是最好的,并且客观评价分数也超过其余方法处理的结果,这也与MOS得分情况是一致的。

4 结语

在本文中,引入了同态滤波结合伽马变换的增强方法,提出了一种有效保持红外目标亮度和可见纹理的图像融合方法。融合后的图像对比度和亮度均有较好的效果。图像的背景细节信息和边缘纹理信息也得到了很好的维护。融合后的图像亮度高,红外目标特征清晰,可见背景部分的纹理清晰,更符合人眼的视觉。实验结果表明,本文所提出的方法比对比的10种融合方法具有更优越的性能,特别是在平均梯度、边缘强度和图像清晰度上明显优于其他方法。在未来的研究中,将考虑如何更好地提高该算法的处理速度,并将其应用到其他类型的图像处理,如多聚焦图像、彩色图像等。

参考文献:

- [1] GUO Z Y, YU X T, DU Q L. Infrared and visible image fusion based on saliency and fast guided filtering[J]. Infrared physics & technology, 2022,123:104178.
- [2] ZHAO Z X, XU S, ZHANG J S, et al. Efficient and model-based infrared and visible image fusion via algorithm unrolling[EB/OL]. (2021-04-23)[2025-10-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.05896>.
- [3] 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.
- [4] LIU C Y, JING Z L, XIAO G, et al. Feature-based fusion of infrared and visible dynamic images using target detection[J]. Chinese optics letters, 2007,5(5):274-277.
- [5] PENG T Q. Objective analysis and evaluation of remote sensing image fusion effect[EB/OL]. 2024[2025-10-25]. <https://www.semanticscholar.org/paper/Objective-Analysis-and-Evaluation-of-Remote-Sensing-Tian-qiang/ac0c48a7e24c89419db15c2e11d6b41321c08de8>.
- [6] HOU Z Q, HAN C Z. A target tracking system based on radar and image fusion[C/OL].//Sixth International Conference of Information Fusion, 2003. Proceedings of the. Piscata

- way:IEEE,2003[2025-10-23].<https://ieeexplore.ieee.org/document/1255375>.DOI: 10.1109/ICIF.2003.177407.
- [7] BALAJI B, SITHIRAVEL R, DAYA Z, et al. Aspects of detection and tracking of ground targets from an airborne EO/IR sensor[EB/OL].2015[2025-10-21].https://www.researchgate.net/publication/300792716_Aspects_of_detection_and_tracking_of_ground_targets_from_an_airborne_EOIR_sensor.
- [8] LI J H. A single Image dehazing algorithm based on multi-scale feature extraction and fusion[J]. Journal of image and signal processing, 2024,13(2):117-129.
- [9] CHEUNG, WON S. Efficient multiscale image fusion and feature reduction for elevation data in coastal urban areas[EB/OL]. 2008[2025-10-23].<https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2008PhDT.....302C/abstract>.
- [10] SHOU Z Y, HU R, OU-YANG N, et al. Image fusion based on multi-scale sparse representation[J]. Computer engineering and design, 2015,36(1):232-235.
- [11] OU-YANG N, ZHENG X Y, YUAN H. Multi-focus image fusion based on NSCT and sparse representation[J/OL]. Computer engineering and design, 2017[2025-11-01].https://xueshu.baidu.com/ndscholar/browse/detail?paperid=ca75900c53761808fe0dc5f364f650ef&site=xueshu_se.
- [12] ZHU P Z. Fusion technique for visible light and infrared images based on non-subsampled shearlet transform and deep boltzmann machine[J]. Journal of Jilin institute of chemical technology, 2019(3):62-68.
- [13] ZHANG Q, LIU Y, BLUM R S, et al. Sparse representation based multi-sensor image fusion: a review[J]. Information fusion, 2018, 40: 57-75.
- [14] DU Y L, SONG W, HE Q, et al. Deep learning with multi-scale feature fusion in remote sensing for automatic oceanic eddy detection[J]. Information fusion, 2019,49:89-99.
- [15] SHARMA A, GUPTA H, SHARMA Y. Image fusion with deep learning using wavelet transformation[J]. Journal of emerging technologies and innovative research,2021,8(3): 2349-5162.
- [16] LIU Y, LIU S P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J].Information fusion,2015,24:147-164.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] REN X Y, MENG F Y, HU T, et al. Infrared-visible image fusion based on convolutional neural networks (CNN) [C]// Intelligence Science and Big Data Engineering. Berlin:Springer,2018:301-307.
- [20] MA J Y, XU H, JIANG J J, et al. DDcGAN: a dual-discriminator conditional generative adversarial network for multi-resolution image fusion[J]. IEEE transactions on image processing, 2020, 29:4980-4995.
- [21] PREMA G, ARIVAZHAGAN S. Infrared and visible image fusion via multi-scale multi-layer rolling guidance filter[J]. Pattern analysis and applications, 2022, 25(4):933-950.
- [22] MA J Y, CHEN C, LI C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization[J]. Information fusion,2016,31: 100-109.
- [23] 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.
- [24] ZHANG H, MA J Y. SDNet: a versatile squeeze-and-decomposition network for real-time image fusion[J]. International journal of computer vision, 2021,129:2761-2785.
- [25] HOU R C, ZHOU D M, NIC R C, et al. VIF-Net: an unsupervised framework for infrared and visible image fusion[J]. IEEE transactions on computational imaging, 2020, 6: 640-651.
- [26] 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.

【作者简介】

孙卫平（1960—），男，陕西咸阳人，本科，研究方向：靶场系统研制、激光制导以及毁伤评估。

豆俊奇（1999—），男，陕西咸阳人，硕士，工程师，研究方向：图像处理和靶场测试。

魏京超（1988—），男，山东青岛人，本科，工程师，研究方向：靶场测试及其仪器仪表控制。

钱程远（1979—），男，内蒙古呼和浩特人，硕士，研究员，研究方向：固发试验测试技术。

许健（1996—），男，内蒙古巴彦淖尔人，硕士，工程师，研究方向：固发试验测试技术。

（收稿日期：2025-05-28 修回日期：2025-11-12）