

基于深度图像分解的红外与可见光图像融合

陈超洋^{1,2}, 姜媛媛¹

(1. 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232000;

2. 安徽理工大学 环境友好材料与职业健康研究院, 安徽 芜湖 241003)

摘要: 红外与可见光图像融合是一种图像增强技术, 其目标是为了获得保留有源图像优势的融合图像。对此本文提出了一种基于深度图像分解的红外与可见光图像融合方法。首先源图像经过编码器分解为背景特征图和细节特征图; 同时编码器中引入显著性特征提取模块, 突出源图像的边缘和纹理特征; 随后通过解码器获得融合图像。在训练过程中对可见光图像采用梯度系数惩罚进行正则化重建以保证纹理一致性; 对图像分解, 图像重建分别设计损失函数, 以缩小背景特征图之间的差异, 同时放大细节特征图之间的差异。实验结果表明, 该方法可生成具有丰富细节和高亮目标的融合图像, 在 TNO 和 FLIR 公开数据集上的主客观评价上优于其他对比方法。

关键词: 图像融合; 深度学习; 显著性特征; 多尺度分解

中图分类号: TH701

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2024)12-1362-09

Infrared and Visible Image Fusion Based on Deep Image Decomposition

CHEN Chaoyang^{1,2}, JIANG Yuanyuan¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232000, China;

2. Institute of Environment-friendly Materials and Occupational Health, Anhui University of Science and Technology, Wuhu 241003, China)

Abstract: Infrared and visible light image fusion is an enhancement technique designed to create a fused image that retains the advantages of the source image. In this study, a depth image decomposition-based infrared and visible image fusion method is proposed. First, the source image is decomposed into the background feature map and detail feature map by the encoder; simultaneously, the saliency feature extraction module is introduced in the encoder to highlight the edge and texture features of the source image; subsequently, the fused image is obtained by the decoder. In the training process, a gradient coefficient penalty was applied to the visible image for regularized reconstruction to ensure texture consistency, and a loss function was designed for image decomposition and reconstruction to reduce the differences between the background feature maps and amplify the differences between the detail feature maps. The experimental results show that the method can generate fused images with rich details and bright targets. In addition, this method outperforms other comparative methods in terms of subjective and objective evaluations of the TNO and FLIR public datasets.

Key words: image fusion, deep learning, saliency feature, multi-scale decomposition

0 引言

红外与可见光融合 (infrared and visible image fusion, IVIF) 是一种特定的图像融合技术, 可获取信息更丰富、更全面的图像, 从而提供最佳的视觉感

知和更精确的目标检测, 适用于军事、安防、医学等应用领域^[1]。红外图像和可见光图像在特性上存在差异, 红外图像能够避免光照变化和人为干扰对视觉认知的影响, 但其空间分辨率较低, 纹理细节信息较差。而可见光图像具有较高的空间分辨率, 包含丰富的外

收稿日期: 2024-03-20; 修订日期: 2024-04-28.

作者简介: 陈超洋 (1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为图像处理。E-mail: cc1512011804@163.com。

通信作者: 姜媛媛 (1982-), 女, 博士生导师, 教授, 研究方向为故障诊断, 图像处理。E-mail: jyyLL672@163.com。

基金项目: 安徽省重点研究与开发计划项目 (202104g01020012); 安徽理工大学环境友好材料与职业健康研究院研发专项基金资助项目 (ALW2020YF18)。

观和梯度信息,但容易受到障碍物和光反射的干扰。因此,红外图像和可见光图像两者融合,可同时保留红外图像的热辐射信息和可见光图像的形态特征,从而提高目标的识别和跟踪能力^[2]。

目前,红外与可见光图像融合算法可以分为两大类:传统方法和基于深度学习的方法。传统的图像融合方法主要有基于多尺度变换的图像融合方法和基于稀疏表示的图像融合方法,而这些方法的计算代价比较高,而且针对不同的图像融合任务,往往需要设计不同的融合策略^[3]。

为了去克服这些缺点,研究人员开始将深度学习的方法去应用到图像融合上。基于深度学习的方法主要可分为三类,第一类是多尺度变换的延伸,该类方法通过滤波或其他方式将图像从空间域转换为背景域和细节域,如 Li 等人基于 VGG-19 训练模型提出了一个深度学习融合框架,但是 VGG 网络结构对于图像特征提取的能力不够强,且只在融合阶段使用深度学习^[4]。第二类是采取端到端的神经网络直接对图像进行融合^[5],如 FusionGAN,通过生成器和鉴别器之间的对抗性博弈过程,生成融合图像,然而该方法存在融合后的图像只与其中一幅源图像相似,导致另一幅源图像中的部分信息丢失^[6]。第三类是基于自编码器(AE)的方法,如 DenseFuse,在训练阶段自编码器网络被训练;随后测试阶段通过解码器恢复融合图像^[7]。然而该方法使用传统融合规则实现中间特征融合,融合性能有限^[8]。

综上,为能有效提取源图像特征,并在融合过程中能有效保留源图像的重要信息,获得具有丰富信息、对比度高、轮廓清晰的融合图像。本文结合第一类和第三类图像融合方法提出一种基于深度图像分解的红外与可见光图像融合方法,主要工作如下:

首先,设计了一个多尺度特征提取网络,该网络

旨在分解输入的红外与可见光图像,以获取背景特征图和细节特征图,两类特征图分别包含大尺度像素变换的低频信息和小尺度像素变换的高频信息。这种分解能有效地捕捉图像中的信息,为后续任务提供更丰富的特征表示;然后在编码器中引入显著性特征提取模块,用于识别背景特征图和细节特征图中的显著性区域,提高模型的感知能力;其次为有效利用提取的源图像特征并在重建过程中保留输入图像的像素强度和纹理信息,设计了相应的损失函数,分别作用于图像的分解和重建;最后在 TNO、FLIR 公开数据集上与其他方法得到的融合结果进行了比较,通过主观视觉描述和客观评价指标对实验结果进行分析,本文方法可获取具有丰富细节和高亮目标的融合图像。

1 所提算法结构

1.1 网络训练结构

网络训练结构如图 1 所示,主要由编码器、解码器两部分组成。其中 V_O 、 I_O 代表输入的可见光图像,红外图像, V_R 、 I_R 代表重建后的可见光图像和红外图像, SFE 代表显著性特征提取模块, Δ 代表信道级联。编码器包括 4 层卷积层和显著性特征提取模块,其中融入了通道注意力机制,以帮助模型去自动学习并选择性抑制不同通道的特征表示^[9]。在编码器中 CONV3 和 CONV4 的激活函数设置为 Tanh 函数, CONV3 用来输出图像的背景信息, CONV4 用来输出图像的细节信息。输入图像经过卷积层卷积操作后,会进行显著性特征提取,提取后的背景特征图(V_B)和细节特征图(V_D)会进行信道级联,随后输入到解码器中,在解码器的显著性特征提取模块中,激活函数设置为 Sigmoid 函数,这样可以将卷积输出的值映射到 0 到 1 的范围内,从而有效地控制显著性特征的激活强度。

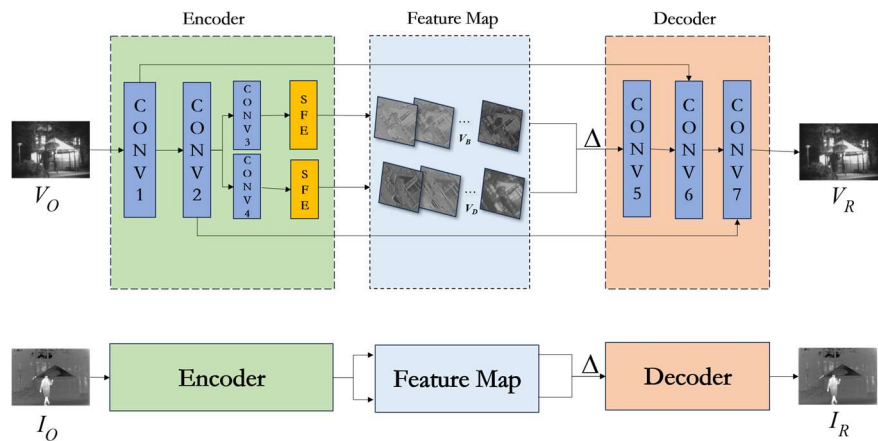


图 1 本文网络训练结构
Fig.1 Network training structure in this paper

解码器由3层卷积网络组成,编码器中 CONV1 的输出通过信道级联连接到解码器的 CONV6 输入, CONV2 的输出也以相同的方式连接到解码器中 CONV7 的输入,这种操作帮助解码器利用不同层级的特征信息,以更好地保留图像细节,使解码器同时利用全局和局部特征信息,从而提高图像重建的质量^[10]。

整个网络配置如表 1 所示。其中 CONV1 和 CONV7 是与输入和输出相关的层,对 CONV1 和 CONV7 进行反射填充,这样可保持输入和输出图像的尺寸一致,更好地去处理边缘像素,防止融合图像的边缘出现伪影,避免信息损失。

表 1 本文网络配置

Table 1 Network configuration in this paper					
Layers	<i>I</i>	<i>O</i>	<i>S</i>	Padding	Activation
CONV1	1	64	3	Reflection	PReLU
CONV2	64	64	3	0	PReLU
CONV3	64	64	3	0	Tanh
CONV4	64	64	3	0	Tanh
SFE	64	64	1	0	Sigmoid
CONV5	128	64	3	0	PReLU
CONV6	64	64	3	0	PReLU
CONV7	64	1	3	Reflection	Sigmoid

I 代表输入通道数目, *O* 代表输出通道数目, *S* 代表卷积核大小。

网络测试结构加入了融合层,在融合层中设置了求和策略,将提取到的背景特征和细节特征分别进行合并,随后输入到解码器中,得到融合图像,网络测

试结构如图 2 所示。

1.2 双尺度分解

双尺度分解属于多尺度变换的子集,可将原始图像分解为背景图像和细节图像,背景图像可通过解决以下优化问题获得^[11],如红外图像的背景图 I_B :

$$I_B = \arg \min \|I - I_B\|_F^2 + \lambda \left(\|g_x \otimes I_B\|_F^2 + \|g_y \otimes I_B\|_F^2 \right) \tag{1}$$

式中: \otimes 代表卷积运算; g_x 、 g_y 代表梯度核函数;随后红外图像的细节图 I_D 则可通过以下方式获得:

$$I_D = I_O - I_B \tag{2}$$

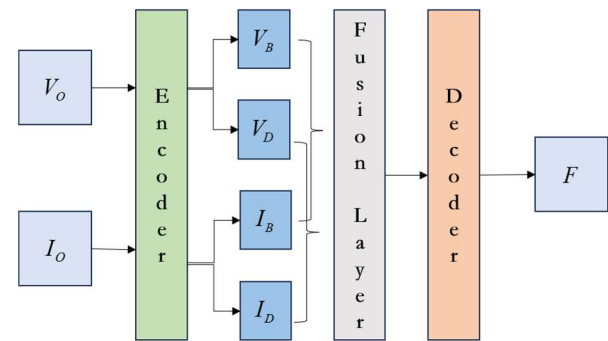


图 2 本文网络测试结构

Fig.2 Network testing structure in this paper

输入图像在编码器中经 SFE 会被分解为两种包含不同信息的特征图,图 3 展示了由 SFE 生成的特征映射的第 1 个通道(通道数共 64), V_B 和 V_D 代表可见光图像分解后的背景特征图和细节特征图, I_B 和 I_D 代表红外图像分解后的背景特征图和细节特征图。

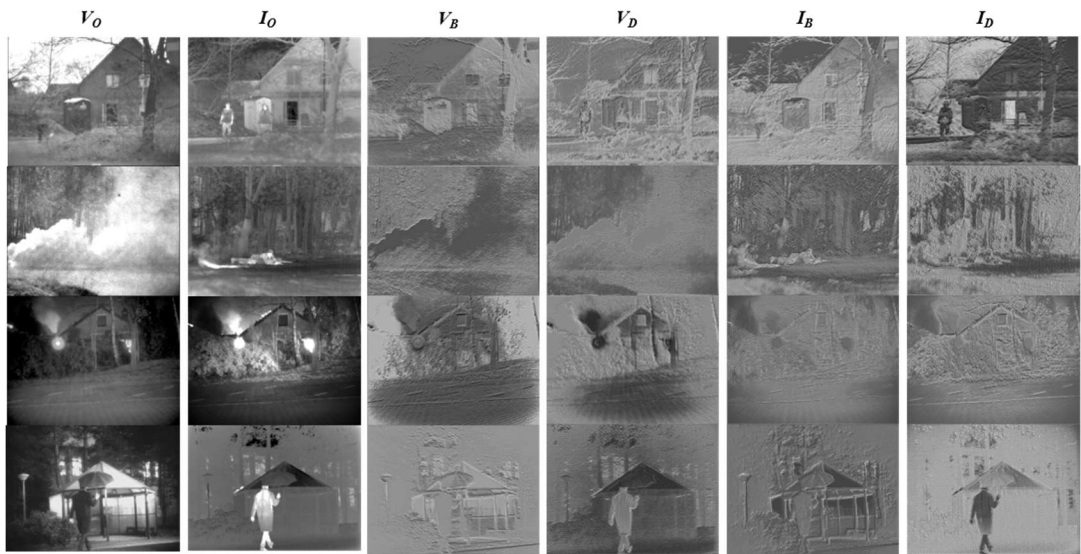


图 3 红外与可见光图像分解

Fig.3 Infrared and visible image decomposition

2 损失函数设计

2.1 图像分解损失函数设计

根据图3的视觉观察,可以发现 V_B 和 I_B 所代表的背景特征信息在外观上相似,而 V_D 和 I_D 所代表的细节特征信息则存在较大差异。因此,在图像分解的损失函数中,需要增大细节特征图之间的差距,同时缩小背景特征图之间的差距,具体而言,可以通过调整损失函数的权重来实现这一目标。通过调整损失函数的权重,在图像分解过程中更好地平衡背景特征和细节特征之间的重要性。这样可以使得生成的图像更加准确地保留原始图像中的细节信息,并且在背景部分保持一致性和连贯性。

图像分解的损失函数定义如下:

$$L_D = \alpha_1 \tanh(\text{loss}(I_B, V_B)) - \alpha_2 \tanh(\text{loss}(I_D, V_D)) \quad (3)$$

式中: $\text{Loss}(I_B, V_B)$ 、 $\text{Loss}(I_D, V_D)$ 表示分别计算红外与可见光图像的对应两种特征图的绝对值损失,具体形式如下:

$$\text{Loss}(I_B, V_B) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |V_{B_i} - I_{B_i}| \quad (4)$$

$$\text{Loss}(I_D, V_D) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |V_{D_i} - I_{D_i}| \quad (5)$$

式中: α_1 、 α_2 表示调优参数。

2.2 图像重建损失函数设计

对于图像重建这一过程需要保留输入图像的像素强度和纹理信息,由于可见光图像较红外图像而言有着更为丰富的纹理信息,因此采用梯度系数惩罚对可见光图像进行正则化处理,对图像重建的损失函数定义如下:

$$L_R = \alpha_3 \text{SSIM}(V_O, V_R) + \text{MSELoss}(V_O, V_R) + \alpha_4 \text{SSIM}(I_O, I_R) + \text{MSELoss}(I_O, I_R) + \alpha_5 \text{loss}(\text{SG}(V_O), \text{SG}(V_R)) \quad (6)$$

式中: V_O 、 I_O 代表输入的可见光图像和红外图像; V_R 、 I_R 代表重建后的可见光和红外图像。 $\text{SG}(V_O)$ 、 $\text{SG}(V_R)$ 是指计算 V_O 、 V_R 的空间频率。 SSIM 是结构相似性指数,考虑了图像的亮度、对比度、结构等方面的信息。

$$\text{SSIM}(X_O, X_R) = \frac{(2\mu_{X_O} \mu_{X_R} + C_1)(2\sigma_{X_O} \sigma_{X_R} + C_2)}{(\mu_{X_O}^2 + \mu_{X_R}^2 + C_1)(\sigma_{X_O}^2 + \sigma_{X_R}^2 + C_2)} \quad (7)$$

X_O 、 X_R 代表上述的输入图像和重建图像,以平均灰度来作为亮度的估计:

$$\mu_{X_O} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{O_i} \quad (8)$$

$$\mu_{X_R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{R_i} \quad (9)$$

使用标准差来衡量图像的对比度:

$$\sigma_{X_O} = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{O_i} - \mu_{X_O})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

$$\sigma_{X_R} = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{R_i} - \mu_{X_R})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

$$\sigma_{X_O, X_R} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{O_i} - \mu_{X_O})(X_{R_i} - \mu_{X_R}) \quad (12)$$

通过最小化均方误差损失,使得重建图像尽可能去接近原始图像,以提高融合图像的质量。

$$\text{MSELoss}(X_O, X_R) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{O_i} - X_{R_i})^2 \quad (13)$$

C_1 、 C_2 是两个较小的常数,可防止分母为零。 α_3 、 α_4 、 α_5 是调优参数。

训练过程中总损失 L_{total} 可表示为:

$$L_{\text{total}} = L_D + L_R \quad (14)$$

2.3 融合策略

融合策略在红外与可见光图像融合中起着重要的作用,本文融合层的融合策略为相加融合,相加融合是对对应的特征图进行简单的加和操作,将两个特征图对应位置的像素值进行简单相加,得到加和后的特征图,该策略简单直观,易于实现。

$$\begin{aligned} F_1 &= V_1 \oplus I_1 \\ F_2 &= V_2 \oplus I_2 \\ F_B &= V_B \oplus I_B \\ F_D &= V_D \oplus I_D \end{aligned} \quad (15)$$

式中: V_1 、 V_2 代表可见光图像经过CONV1, CONV2的输出; I_1 、 I_2 则代表红外图像经过卷积层的输出。 V_B 、 V_D 表示可见光图像经分解后得到的背景特征图和细节特征图; I_B 、 I_D 则代表红外图像经分解后的结果。将得到的特征图 F_1 、 F_2 、 F_B 、 F_D 作为解码器的输入,得到融合后的图像, \oplus 代表对应的像素相加。

3 实验与分析

3.1 模型训练

训练模型所使用的红外与可见光输入源图像来源于TNO公共数据集,该数据集包含多种与军事相关的多光谱夜间图像。这些图像经过不同波段的相机系统进行配准,并提供了多种不同分辨率的灰度图像。为扩大实验训练所需的数据集,本文在训练前所有图像均已转换为灰度图像,选取数据集中36对红外与可见光图像,按照步长为12, 128×128 像素对

数据集图像进行中心裁剪,共得到 42233 对红外与可见光图像作为训练集。

训练中所有参数设置如下:batchsize 设为 24,epoch 设为 180,并使用学习率初始值为 0.001 的 Adam 优化器,采用了学习率衰减策略,每 60 个 epoch 将学习率减少到原来的十分之一,以更好地调整网络参数以最小化损失函数。损失函数中的调优参数设置为 $\alpha_1=1$, $\alpha_2=0.5$, $\alpha_3=5$, $\alpha_4=5$, $\alpha_5=10$ 。

本文实验在配置为 Intel core i5-13400F,主频 2.5 GHz,32G RAM,RTX 4070,Windows11 系统下的计算机上运行,在 PyTorch 平台上实现。

为了全面评估所提出的算法,本文选择 TNO 数据集和 FILR 数据集中各 40 对红外与可见光图像进行测试,从中各选取 2 组代表性图像进行展示,同 IFCNN^[12]、DDcGAN^[13]、DIDFuse、FusionGAN、GANMcC^[14]、RFN-NEST、SDDGAN、DeepFuse^[15]这 8 种已公开且具有代表性的可见光与红外图像融合方法和本文所设计方法进行定性和定量比较,这 8 种方法的参数均使用文献中的默认参数。客观评价使用信息熵 (information entropy, EN),空间频率 (spatial frequency, SF),平均梯度 (average gradient, AG),视觉信息保真度 (visual information fidelity, VIF),峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR),互信息 (mutual information, MI),标准差 (standard deviation, SD)这 7 种定量评价指标对算法融合结果进行质量分析,这 7 种指标分别表示融合图像的清晰程度,信息量以及融合图像与源图像之间的差异。

3.2 融合结果的主观评价

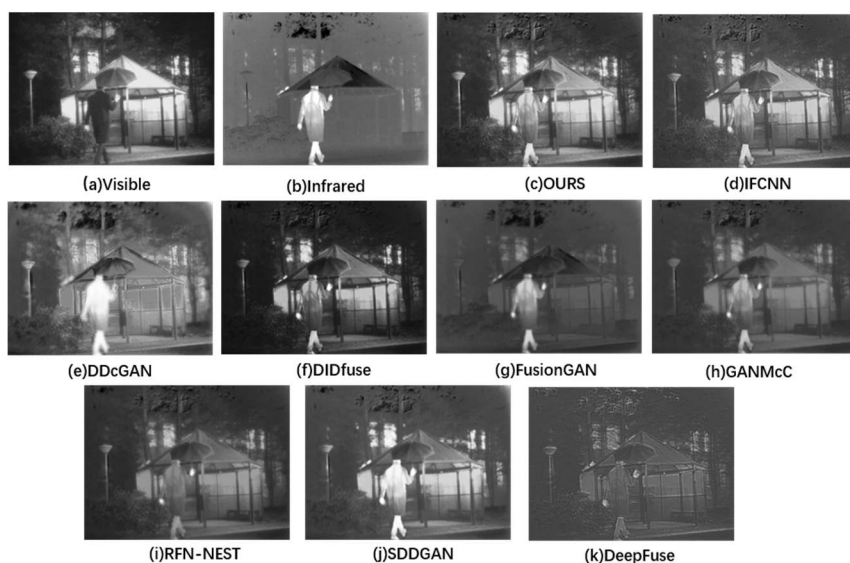


图4 TNO 数据集“Kaptein_1654_II”融合结果比对

Fig.4 Comparison of the fusion results of the TNO dataset ‘Kaptein_1654_II’

由图 4~图 7 可知,IFCNN 方法的融合结果在高光对象的表现上较为薄弱,并且对比度较差,相较于本文提出的方法相比存在明显的不足;FusionGAN 方法得到的图像融合结果清晰度不高且融合图像的背景轮廓不突出;DDcGAN、GANMcC、SDDGAN 这 3 种方法也采用了生成对抗网络的方法,其融合结果的细节和对比度优于 FusionGAN,但同本文融合结果相比存在图像较模糊,背景物体的轮廓没有很好保留的问题,而且生成的图像有伪影,如图 4、图 5、图 6 中有“人”的情况时最为明显。DIDfuse 其融合结果保留了较好的纹理信息和红外目标信息,然而与本文方法相比,视觉上过于灰暗且图像细节不够丰富,如图 4 背景的“路灯”信息,“草丛”的轮廓,图 5 的“地面”信息,图 7 的“山”和“树木”信息。RFN-NEST 方法的融合结果没有很好地保留红外图像的信息,而且生成图像整体偏暗,视觉效果不佳;DeepFuse 方法生成的图片包含的信息较少,而且对比度比较差,尤其是在自然景观图像,很难获取到有用的信息。

综合各种融合方法对比结果,其他方法存在对比度差、目标和背景轮廓不突出、“山”和“树木”边界模糊等问题。相比之下,本文方法能够获得具有明亮目标、轮廓边缘清晰、细节丰富的融合图像。

3.3 融合结果的客观评价

本文采取的评价指标的值均与融合图像的质量成正比例关系。表 2、表 3 给出了测试集中所有图片客观评价指标的平均值,最优值用红色表示,次优值用绿色,第三优值用蓝色。

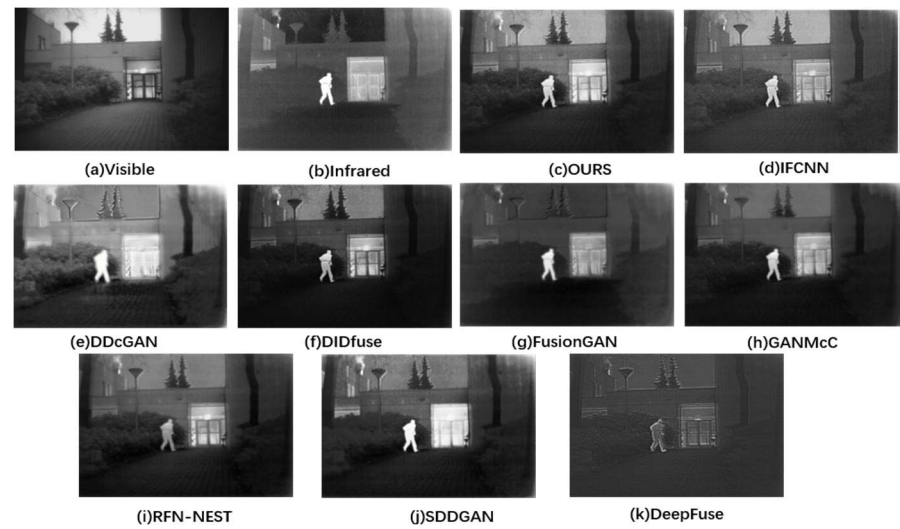


图5 TNO数据集“Kaptein_1123_II”融合结果比对

Fig.5 Comparison of the fusion results of the TNO dataset ‘Kaptein_1123_II’



图6 FLIR数据集“People”融合结果比对

Fig.6 Comparison of fusion results for the FLIR dataset ‘People’

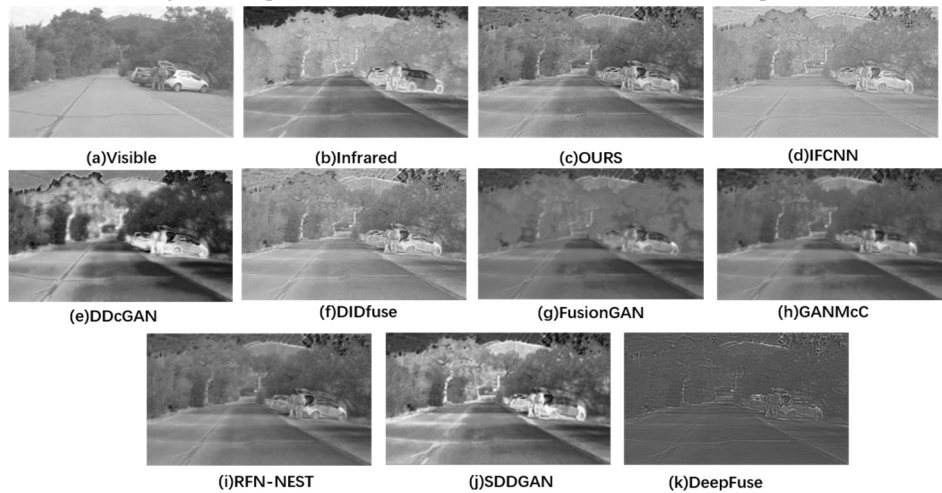


图7 FLIR数据集“Car”融合结果对比

Fig.7 Comparison of fusion results for the FLIR dataset ‘Car’

表 2 TNO 数据集融合结果客观评价指标对比

Table 2	Comparison of objective evaluation indicators for TNO dataset fusion results						
	EN	SF	AG	VIF	PSNR	MI	SD
Ours	7.410	13.446	5.220	0.631	62.519	2.208	44.064
DDcGAN	7.485	13.283	5.374	0.513	60.939	1.838	50.416
DIDFUSE	6.816	12.311	4.531	0.597	61.658	2.207	41.974
FusionGAN	6.468	6.453	2.488	0.410	61.319	2.213	28.634
GANMcC	6.670	6.447	2.650	0.517	62.265	2.250	32.664
RFN-NEST	6.962	6.320	2.876	0.550	63.089	2.195	37.670
SDDGAN	7.188	9.597	3.882	0.554	61.868	2.223	48.578
IFCNN	6.970	13.319	5.158	0.628	63.641	2.158	40.248
DeepFuse	5.704	13.422	4.813	0.074	61.733	0.780	15.780

表 3 FLIR 数据集融合结果客观评价指标对比

Table 3	Comparison of objective evaluation indicators for FLIR dataset fusion results						
	EN	SF	AG	VIF	PSNR	MI	SD
Ours	7.367	17.134	6.625	0.642	62.579	2.692	49.959
DDcGAN	7.593	13.148	5.182	0.393	60.112	2.452	56.133
DIDFUSE	7.376	12.563	6.032	0.558	61.950	2.683	48.315
FusionGAN	7.029	8.831	3.455	0.339	59.606	2.677	37.268
GANMcC	7.204	8.766	3.772	0.450	60.144	2.552	42.176
RFN-NEST	7.248	8.487	3.671	0.464	60.342	2.586	43.801
SDDGAN	7.499	10.852	4.648	0.455	59.976	2.873	56.163
IFCNN	7.111	16.315	6.465	0.524	62.360	2.660	38.091
DeepFuse	5.870	14.370	5.130	0.079	58.760	1.101	16.943

TNO 数据集融合结果对比中,本文方法在 EN 这一指标处于次优值,说明得到的融合图像所包含的信息比较丰富。TNO 数据集中本文方法在 SF、VIF 这 2 个指标中取得最优值, SF 数值高说明该方法融合图像中有更多的细节和高频信息, VIF 数值高说明生成图像与主观视觉有着较高的一致性。

本文方法是在 TNO 数据集上训练的,但是在 FLIR 数据集中, SF、AG、VIF、PSNR 这 4 个指标中取得最优值,说明本文方法具有较强的适用性。AG 值最优说明本文方法生成图像清晰度最高,而 PSNR 值最优说明本文方法生成图像质量高于其他方法,符合本文的设计目标,能够获得目标高亮且包含丰富细节的融合图像。

3.4 不同融合策略在该算法下的结果

图像融合中融合策略起着至关重要的作用,为验证不同融合策略对该算法的影响,将融合层的融合策略设置为加权融合策略(L1 Norm),其余设置均与本

文算法相同。

加权融合策略是指首先对输入的特征图,进行绝对值操作,得到它们的活动图,然后构建一个窗口大小为 3×3 的均匀权重卷积核,对活动图进行卷积操作,以计算每个像素点周围窗口的平均值,得到加权后的活动图,根据加权后的活动图去确定特征图在融合中的权重比例,随后将特征图分别乘以对应的权重并将结果相加,得到最终融合所需的张量。图 8 为本文融合策略和在加权融合策略下的实验对比结果。

表 4 展示了 TNO 数据集中不同融合策略的各项评价指标结果,表 5 则呈现了 FLIR 数据集的验证结果。本文方法在 EN、SF、AG、PSNR、SD 指标上表现更优,说明本文融合策略在保留细节和增强噪声方面更有效,图像融合结果的清晰度和对比度明显优于加权融合策略。VIF 和 MI 指标上,本文融合策略略逊于 L1 Norm,说明 L1 Norm 在保持图像结构方面更好。



图 8 求和与加权求和融合策略对比

Fig.8 Comparison of summation and weighted summation fusion strategies

表 4 不同融合策略结果客观评价指标对比 (TNO)

Table 4 Comparison of objective evaluation indicators of the results of different integration strategies (TNO)

	EN	SF	AG	VIF	PSNR	MI	SD
Ours	7.41	13.446	5.22	0.631	62.519	2.208	44.064
L1 Norm	6.614	8.142	3.062	0.602	61.651	2.821	33.609

表 5 不同融合策略结果客观评价指标对比 (FLIR)

Table 5 Comparison of objective evaluation indicators of the results of different integration strategies (FLIR)

	EN	SF	AG	VIF	PSNR	MI	SD
Ours	7.367	17.134	6.625	0.642	62.579	2.692	49.959
L1 Norm	7.113	11.608	4.691	0.547	62.299	2.948	39.677

加权融合策略对比本文策略，更加关注两幅图像中像素值的差异，计算程度要复杂的多，但是生成图像质量并没有因为计算程度复杂而提高，反而在一些情况下会引入噪声，产生伪影。

4 结束语

本文提出了一种基于深度图像分解的红外与可见光图像融合方法，通过该方法可得到在保留源图像优势的高质量融合图像，特别的是在本文提出的方法上，编码器中融入了显著性特征提取模块，突出了目标的边缘和纹理特征。在公开数据集 TNO 和 FLIR 进行实验，从主观上可以看出，本文方法得到的融合图像亮度合理，细节纹理清晰，客观评价指标表明，多数指标优于对比算法，满足预期效果。不足的是大多数图像融合结果都是针对正常光照条件下的图像，对于低光照图像融合有所欠缺，未来也将会针对这些方面做出相应的改进。

参考文献:

[1] TANG L F, YUAN J, MA J Y. Image fusion in the loop of high-level vision tasks: a semantic-aware real-time infrared and visible image fusion network[J]. *Information Fusion*, 2022, **82**: 28-42.

[2] 罗迪, 王从庆, 周勇军. 一种基于生成对抗网络与注意力机制的可见光和红外图像融合方法[J]. *红外技术*, 2021, **43**(6): 566-574.

LUO Di, WANG Congqing, ZHOU Yongjun. A visible and infrared image fusion method based on generative adversarial networks and attention mechanism[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(6): 566-574.

[3] ZHANG X. Deep learning-based multi-focus image fusion: a survey and a comparative study[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, **44**(9): 4819-4838.

[4] MA Jiayi, ZHOU Yi. Infrared and visible image fusion via gradientlet filter[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2020(197-198): 103016.

[5] LI G, LIN Y, QU X. An infrared and visible image fusion method based on multi-scale transformation and norm optimization[J]. *Information Fusion*, 2021, **71**: 109-129.

[6] MA J Y, YU W, LIANG P W, et al. FusionGAN: a generative adversarial

network for infrared and visible image fusion[J]. *Information Fusion*, 2019, **48**: 11-26.

[7] 刘佳, 李登峰. 马氏距离与引导滤波加权的红外与可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2021, **43**(2): 162-169.
LIU Jia, LI Dengfeng. Infrared and visible light image fusion based on Mahalanobis distance and guided filter weighting[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(2): 162-169.

[8] TANG L F, YUAN J, MA J Y, et al. PIAFusion: a progressive infrared and visible image fusion network based on illumination aware[J]. *Information Fusion*, 2022, **83**: 79-92.

[9] TANG L F, XIANG X Y, ZHANG H, et al. DIVFusion: darkness-free infrared and visible image fusion[J]. *Information Fusion*, 2023, **91**: 477-493.

[10] YU F, JUN X W, Tariq D. Image fusion based on generative adversarial network consistent with perception[J]. *Information Fusion*, 2021, **72**: 110-125.

[11] 何乐, 李忠伟, 罗偲, 等. 基于空洞卷积与双注意力机制的红外与可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2023, **45**(7): 732-738.

HE Le, LI Zhongwei, LUO Cai, et al. Infrared and visible image fusion based on cavity convolution and dual attention mechanism[J]. *Infrared Technology*, 2023, **45**(7): 732-738.

[12] 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.

[13] MA J Y, XU H, JIANG 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.

[14] MA J, ZHANG H, SHAO Z, et al. GANMcC: a generative adversarial network with multiclassification constraints for infrared and visible image fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, **70**: 1-14.

[15] Prabhakar K R, Srikar V S, Babu R V. DeepFuse: a deep unsupervised approach for exposure fusion with extreme exposure image pairs[C]// *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017: 4724-4732.

《红外技术》第八届编辑委员会名单

荣誉主编：褚君浩 姜会林 曾 毅 曾桂林

主 编：苏君红

执行主编：姚立斌

副 主 编：姬荣斌 李 凯 朱颖峰 陈 钱
 蔡 毅 何 力 金伟其 郑云峰（常 务）

编 委（以姓氏笔画为序）

马文坡 王双保 王 霞 石 峰 卢 进 史衍丽 白廷柱 白 瑜
朱颖峰 刘逸平 麦绿波 苏君红 巫广华 李云红 李 凯 李晓峰
杨 宇 吴一冈 吴晗平 何 力 邹继鑫 汪岳峰 张长泉 张若岚
张建奇 陆 卫 陈 钱 陈效双 金伟其 郑云峰 郑 凯 赵勋杰
赵 俊 胡伟达 施加林 姚立斌 顾国华 凌福日 郭 杰 唐 剑
唐利斌 唐良瑞 姬荣斌 常本康 葛宝臻 蒋亚东 曾 宇 蔡 毅
熊 平