

## 基于显著性自适应权重图的红外可见光图像融合

丁海洋<sup>1,2</sup>, 董明利<sup>1,2,3\*</sup>, 刘陈华<sup>1,2,3</sup>, 陆熙田<sup>1,2,3</sup>, 郭晨彤<sup>1,2,3</sup><sup>1</sup>北京信息科技大学仪器科学与光电工程学院光电测试技术及仪器教育部重点实验室, 北京 100192;<sup>2</sup>北京信息科技大学光纤传感与系统北京实验室, 北京 100016;<sup>3</sup>广州南沙光子感知技术研究院, 广东 广州 511462

**摘要** 为改善现有融合策略对源图像信息利用不够充分的问题, 利用滚动引导滤波器和各向异性扩散来提取基础层和细节层, 对获取的基础层和细节层分别使用视觉显著映射和权重图构建的方法进行融合, 然后添加某一权重将融合后的基础层与细节层图像融合为最终图像。基于公开数据集的多个场景进行方法实验验证。实验结果表明, 相比其他方法, 所提方法得到的融合结果具有更好的对比度, 在保持图像像素强度均匀分布的前提下在边缘细节处保留了丰富的纹理特征, 具有更好的视觉效果和融合精度, 同时在平均梯度、信息熵、空间频率等指标上取得了显著的进步。

**关键词** 图像融合; 红外与可见光图像; 视觉显著映射; 各向异性扩散; 权重图构建

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231977

## Infrared and Visible Image Fusion Based on Saliency Adaptive Weight Map

Ding Haiyang<sup>1,2</sup>, Dong Mingli<sup>1,2,3\*</sup>, Liu Chenhua<sup>1,2,3</sup>, Lu Xitian<sup>1,2,3</sup>, Guo Chentong<sup>1,2,3</sup><sup>1</sup>Key Laboratory of Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Ministry of Education, School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;<sup>2</sup>Beijing Laboratory of Optical Fiber Sensing and System, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100016, China;<sup>3</sup>Guangzhou Nansha Intelligent Photonic Sensing Research Institute, Guangzhou 511462, Guangdong, China

**Abstract** To solve the problem of insufficient use of source image information by existing fusion methods, a method is proposed using rolling guided filter and anisotropic diffusion to extract the base and detail layers of an image, respectively. These layers were then fused using visual saliency mapping and weight map construction, and a certain weight was added to merge the fused layers into the final image. The proposed method was tested and verified using several scenes from an open dataset. The experimental results show that the final images obtained using the proposed method exhibit better contrast, retain richer texture features at edge details, and maintain a uniform image pixel intensity distribution; furthermore, the visual effects and fusion accuracy of the final images are better than other existing fusion methods. Moreover, significant progress has been made in indicators, such as average gradient, information entropy, and spatial frequency.

**Key words** image fusion; infrared and visible image; visual saliency mapping; anisotropic diffusion; weight map construction

## 1 引言

图像融合技术能够将来自不同传感器的互补信息整合到一张图片中, 使得该图片能够呈现目标场景更为准确的细节。红外图像与可见光图像的融合是图像

融合技术中最常见的应用之一。红外图像可以在黑暗或恶劣天气等条件下提供目标的信息, 但无法提供目标所在场景的细节信息, 可见光图像则包含更丰富的细节信息, 有助于我们更好地理解目标场景。因此, 通过图像融合算法将红外图像与可见光图像融合在一

收稿日期: 2023-08-24; 修回日期: 2023-09-11; 录用日期: 2023-10-09; 网络首发日期: 2023-11-07

基金项目: 北京学者计划研究项目(BJXZ2021-012-00046)

通信作者: \*dongml@bistu.edu.cn

起,最终生成的融合图像将兼具这二者的优势。红外图像与可见光图像融合技术在当下许多领域有着广泛的应用,如数字摄影、医疗诊断<sup>[1]</sup>等。

近年来,众多学者已经提出了各种不同的图像融合方法<sup>[2]</sup>。许多学者采用保边平滑滤波的边缘保留融合方案,如引导图像滤波<sup>[3]</sup>、加权最小二乘滤波<sup>[4]</sup>、双边滤波<sup>[5]</sup>、交叉双边滤波<sup>[6]</sup>等。这些方案通常先将源图像分解为基础层和细节层,然后分别对这两层进行进一步处理和融合,得到最终图像。然而,这些方法在融合过程中采用了平均融合策略,导致源图像中的部分细节信息被损坏或未能融进最终图像中。近期,Zhang 等<sup>[7]</sup>提出了一种具有尺度感知和边缘保持特性的滚动引导滤波器(RGF),其能够很好地解决图像分解时的伪影问题。

在图像融合过程中,基础层与细节层的提取以及融合策略是决定最终融合效果的关键因素。Ma 等<sup>[8]</sup>在提出的算法中用 RGF 技术来获取更加粗糙的基础层,但在细节层的处理上存在计算繁琐、提取出的细节层边缘不够清晰等缺点。Naidu 等<sup>[9]</sup>提出的通过构建权重图来融合细节层的方法取得了不错的效果,但对基础层采用简单的平均融合策略导致基础层信息利用不够充分,对最终结果产生了一定的影响。Bavirisetti

等<sup>[10]</sup>使用各向异性扩散的方法提取出质量较高的细节层,但所采取的融合策略不能够很好地综合各图像中的信息。

上述算法都只在部分融合过程中按包含信息量多少分配融合权重,仍然会导致图像信息的不充分利用。本文首先用 RGF 技术<sup>[11]</sup>提取基础层并通过计算显著性图<sup>[12]</sup>来融合基础层,然后采用各向异性扩散提取细节层后通过构建权重图的方法融合细节层,最后通过添加一个融合权重的方法将已经融合的基础层和细节层融合为最终图像,实现了对源图像所包含信息的更充分利用,有效提高了融合图像的质量。

## 2 基本原理

### 2.1 所提方法的融合框架

所提融合方法如图 1 所示,首先利用基于 RGF<sup>[13]</sup>和高斯滤波的滤波器将输入的红外图像和可见光图像分解为基础层,使用视觉显著映射(VSM)方法对基础层进行融合,同时使用各向异性扩散(AD)方法对输入的红外图像和可见光图像进行处理得到细节层,通过构建权重图的方法融合细节层,最后对融合后的基础层与细节层添加一个合适的权重进行融合,得到最终的融合图像。

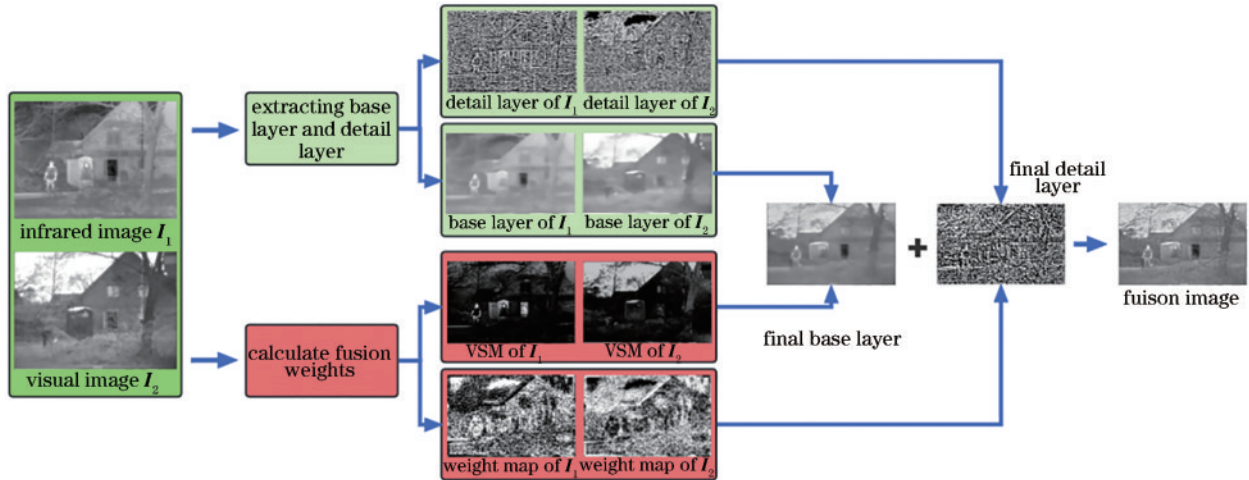


图 1 所提方法的融合框架

Fig. 1 Fusion framework of the proposed method

### 2.2 RGF 处理基础层

RGF 的工作过程主要分为两步:小结构去除和边缘恢复。首先通过高斯滤波器去除小结构,输入图像  $I$  经过处理得到图像  $G$  的过程可表示为

$$G = \text{Gaussian}(I, \sigma_s), \quad (1)$$

式中: $\text{Gaussian}(I, \sigma_s)$ 表示以标准差  $\sigma_s$  作为参数的高斯滤波,此操作可以去除尺度空间理论<sup>[14]</sup>中提到的尺度小于  $\sigma_s$  的结构。

上述操作完成后,进行迭代边缘恢复,在此处使用引导滤波器<sup>[15]</sup>进行,引导滤波器可以在保留边缘的情

况下对图像进行平滑处理。这是一个迭代的过程,其中  $G_i$  被迭代更新,初始图像  $G_1$  就是上面的图像  $G$ 。第  $i$  次迭代得到的图像可表示为

$$G_{i+1} = \text{GF}(G_i, I, \sigma_s, \sigma_r), \quad (2)$$

式中: $\text{GF}(G_i, I, \sigma_s, \sigma_r)$ 表示引导滤波; $G_i$ 是引导图像; $\sigma_r$ 控制范围权重,在此方法中  $\sigma_r=0.05, \sigma_s=2$ 。对 RGF 的输出结果需要再进行一次高斯滤波方可得到基础层,因为基础层通常是一些大的色块,其中包含的边缘和细节信息越少越好,如果包含的边缘和细节信息过多,会导致这些信息在融合后的图像中丢失。若选择

较大的参数  $\sigma_s$  和  $\sigma_r$ , 则可以得到更为粗糙的基础层, 但是参数选择过大会降低算法的效率, 且最终融合效果并不会太大的提升, 所以在取值时要根据需求调整, 同时要兼顾到效率和效果。图 2 展示了不同参数下得到的基础层示例。

综上, 基于 RGF 和高斯滤波的基础层分解公式为

$$\mathbf{u}_j = \text{RGF}(\mathbf{u}_{j-1}, \sigma_{s_{j-1}}, \sigma_r, T), (j = 1, \dots, N), (3)$$

$$\mathbf{B} = \text{Gaussian}(\mathbf{u}_j, \sigma_{s_j}), (j = N), (4)$$

式中:  $\text{RGF}(\cdot)$  表示滚动引导滤波;  $T$  是根据文献 [7] 设置的参数;  $\mathbf{u}$  为滤波器的输出;  $\mathbf{u}_j$  为第  $j$  级滤波图像;  $N$  为分解层数;  $\mathbf{u}_0 = \mathbf{I}$ ; 基础层  $\mathbf{B}$  是通过式 (4) 的高斯滤波得到的,  $\sigma_{s_{j+1}} = 2\sigma_{s_j}$ 。通过式 (3) 和式 (4), 可以将输入的红外图像  $\mathbf{I}_1$  分解为基础层  $\mathbf{B}_1$ , 将输入的可见光图

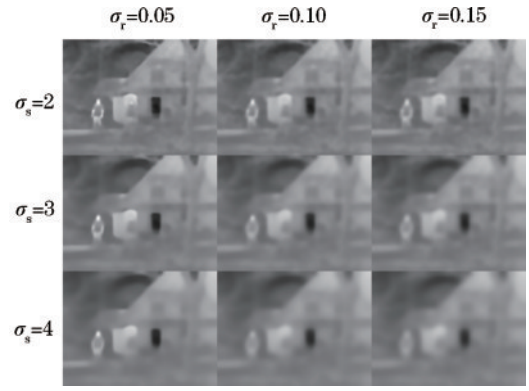


图 2 不同参数选择情况下输出的基础层示例

Fig. 2 Example of basic layer output under different parameters

像  $\mathbf{I}_2$  分解为基础层  $\mathbf{B}_2$ 。RGF 和高斯滤波操作结果如图 3 所示。

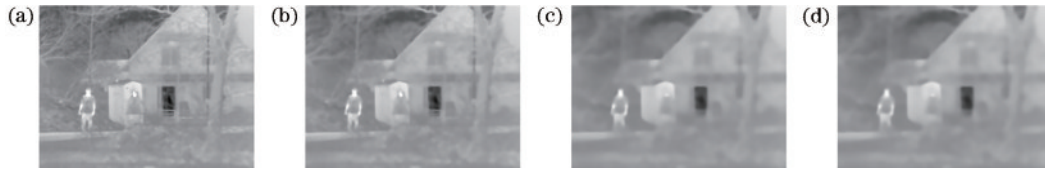


图 3 RGF 和高斯滤波操作结果示例。(a)~(c) RGF 连续操作结果; (d) 对图 3(c) 进行高斯滤波的结果

Fig. 3 Example of RGF and Gaussian filtering operation results. (a)~(c) RGF continuous operation result; (d) result of Gaussian filtering for Fig. 3 (c)

### 2.3 基础层融合策略

大多数传统方法会选择平均融合策略来融合基础层信息, 但在实际应用中由于分解的层数有限, 在基础层中会保留许多低频残留信息, 传统的平均融合策略不能有效地利用这些信息, 从而导致融合后图像的对比度下降。而基于视觉显著映射的方法可以有效利用这些低频信息, 该方法是基于某一像素与其他像素的差异来定义像素级显著性的<sup>[8]</sup>。设  $S_p$  为图像  $\mathbf{I}$  中像素  $p$  的强度值, 定义像素  $p$  的显著性值为  $V(p)$ ,  $V(p)$  定义为

$$V(p) = |S_p - S_1| + |S_p - S_2| + \dots + |S_p - S_N|, (5)$$

式中:  $N$  为图像中像素的总数。然后将  $V(p)$  归一化到  $[0, 1]$  上, 利用图像的强度直方图<sup>[16]</sup> 可以加快算法的处理速度。

设  $V_1$  和  $V_2$  分别表示输入红外图像和可见光图像的 VSM。可以通过加权平均公式得到融合后的基础层  $\mathbf{B}_F$ , 表达式为

$$\mathbf{B}_F = \frac{1}{2}(\mathbf{B}_1 + \mathbf{B}_2) + \frac{V_1 - V_2}{2}\mathbf{B}_1 + \frac{V_2 - V_1}{2}\mathbf{B}_2. (6)$$

式 (6) 改进了传统的平均融合思路, 如果  $V_1 = V_2$ , 那么双方权重相同, 与一般的平均策略结果一样, 若二者不相等, 则权重会向值更大的一方倾斜, 给予大的一方更多的权重, 会融合更多来自这一方的信息。融合后的基础层示例如图 4 所示。



图 4 融合后的基础层示例

Fig. 4 Example of the fused base layer

### 2.4 细节层融合策略

与以往的融合策略不同, 所提算法在融合细节层时不需要借助已有的基础层, 而是重新对输入的红外图像和可见光图像进行处理。首先对输入的源图像进行各向异性扩散处理, 各向异性扩散方程使用通量函数来控制原始图像的扩散, 在均匀区域平滑给定图像, 同时使用偏微分方程保留边缘, 解决了各向同性扩散带来的边缘信息丢失的问题, 有效减少了伪影和信息损失。各向异性扩散方程使用通量函数控制图像扩散的公式为

$$\mathbf{I}_t = c(x, y, t')\Delta\mathbf{I} + \nabla c \cdot \nabla\mathbf{I}, (7)$$

式中:  $c(x, y, t')$  为扩散速率;  $\Delta$  为拉普拉斯算子;  $\nabla$  为梯度算子;  $t'$  为时间。对式 (7) 进行求解, 有

$$\mathbf{I}_{i,j,l+1} = \mathbf{I}_{i,j,l} + \lambda(c_N \cdot \nabla_N \mathbf{I}_{i,j,l} + c_S \cdot \nabla_S \mathbf{I}_{i,j,l} + c_E \cdot \nabla_E \mathbf{I}_{i,j,l} + c_W \cdot \nabla_W \mathbf{I}_{i,j,l}), \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{I}_{i,j,l+1}$  为  $l'+1$  尺度下的粗分辨率图像, 由  $\mathbf{I}_{i,j,l}$  得出;  $\lambda$  为位于区间  $[0, 0.25]$  的稳定常数;  $\nabla_N, \nabla_S, \nabla_E, \nabla_W$  为北、南、东、西 4 个方向上的最近邻差异。这 4 个最近邻差异的定义为

$$\nabla_N \mathbf{I}_{i,j} \equiv \mathbf{I}_{i-1,j} - \mathbf{I}_{i,j}, \quad (9)$$

$$\nabla_S \mathbf{I}_{i,j} \equiv \mathbf{I}_{i+1,j} - \mathbf{I}_{i,j}, \quad (10)$$

$$\nabla_E \mathbf{I}_{i,j} \equiv \mathbf{I}_{i,j+1} - \mathbf{I}_{i,j}, \quad (11)$$

$$\nabla_W \mathbf{I}_{i,j} \equiv \mathbf{I}_{i,j-1} - \mathbf{I}_{i,j}. \quad (12)$$

式(8)中  $c_N, c_S, c_E, c_W$  分别为这 4 个方向上的传导系数, 传导系数定义为

$$c_{N,i,j} = g(|\nabla_N \mathbf{I}_{i,j}|), \quad (13)$$

$$c_{S,i,j} = g(|\nabla_S \mathbf{I}_{i,j}|), \quad (14)$$

$$c_{E,i,j} = g(|\nabla_E \mathbf{I}_{i,j}|), \quad (15)$$

$$c_{W,i,j} = g(|\nabla_W \mathbf{I}_{i,j}|), \quad (16)$$

式中:  $g(\cdot)$  为任意单调递减函数且  $g(0)=1$ 。经各向异性扩散处理过的输出图像与源图像作差, 得到细节层, 将上述的各向异性扩散处理过程记作  $\text{AnisoDiff}[\varphi(x, y)]$ , 则细节层提取操作表示为

$$\varphi_D(x, y) = \varphi(x, y) - \text{AnisoDiff}[\varphi(x, y)], \quad (17)$$

式中:  $\varphi(x, y)$  为输入的源图像,  $\varphi_D(x, y)$  为得到的细节层。

下面计算细节层融合所需的权重。首先对源图像

进行均值滤波处理, 可表示为

$$\varphi_1(x, y) = \varphi(x, y) * \mu(x, y), \quad (18)$$

式中:  $\varphi_1(x, y)$  为输出的滤波结果。滤波完成后开始计算显著性图, 为后面计算细节层融合权重作准备。显著性图由两种不同滤波方式的计算结果作差并取绝对值得到, 计算公式为

$$\varepsilon(x, y) = |\varphi_1(x, y) - \varphi_2(x, y)|, \quad (19)$$

式中:  $\varepsilon(x, y)$  为计算得出的显著性图;  $\varphi_2(x, y)$  为中值滤波结果。之后使用计算得出的显著性图来计算细节层融合权重, 计算方法为

$$\omega_1(x, y) = 1 - \frac{\varepsilon_2(x, y)}{\varepsilon_1(x, y) + \varepsilon_2(x, y)}, \quad (20)$$

$$\omega_2(x, y) = 1 - \frac{\varepsilon_1(x, y)}{\varepsilon_1(x, y) + \varepsilon_2(x, y)}, \quad (21)$$

式中:  $(x, y)$  为坐标;  $\omega_1(x, y)$  为红外图像细节层的融合权重;  $\omega_2(x, y)$  为可见光图像细节层的融合权重;  $\varepsilon_1(x, y)$  为红外图像细节层的显著性图;  $\varepsilon_2(x, y)$  为可见光图像细节层的显著性图。接下来使用权重来计算最终细节层, 计算方法为

$$\mathbf{D}_F(x, y) = \omega_1(x, y)\varphi_{D1}(x, y) + \omega_2(x, y)\varphi_{D2}(x, y), \quad (22)$$

式中:  $\mathbf{D}_F$  为最终的细节层融合图像;  $\varphi_{D1}(x, y)$  为红外图像的细节层;  $\varphi_{D2}(x, y)$  为可见光图像的细节层。细节层分解图示例、显著性图示例和权重图示例如图 5 所示。

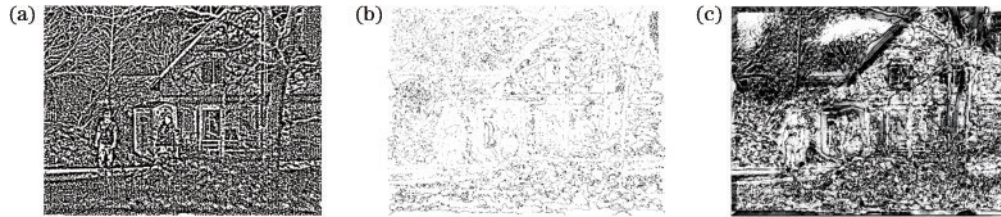


图 5 细节层分解图、显著性图和权重图示例。(a) 细节层分解图示例; (b) 显著性图示例; (c) 权重图示例

Fig. 5 Example of detail layer exploded view, saliency map, and weight map. (a) Example of detail layer exploded view; (b) example of saliency map; (c) example of weight map

## 2.5 最终图像融合策略

最终融合图像是由融合后的基础层图像和融合后的细节层图像通过分配权重融合得到的, 融合公式为

$$\mathbf{F} = A\mathbf{D}_F + (1 - A)\mathbf{B}_F, \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{F}$  为最终融合图像;  $A$  为设定的融合权重, 通过多次实验, 当  $A=0.012$  时得到最优效果。

## 3 分析与讨论

所提算法以及进行的实验均部署在 MATLAB R2018a, 硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ CPU@2.80 GHz, 内存 8 GB, 显卡为 NVIDIA Geforce GTX1050Ti。实验在 TNO 数据集的多个场景下进行。

为了评估所提算法得到的融合图像的质量, 对所提算法得出的融合结果与几个现有融合方法的融合结果进行了对比。同时, 对所提算法得出的融合结果的指标与一些现有的融合算法进行了比较, 比较的指标如下所示。

1) 标准差 (SD)<sup>[17]</sup>, 反映图像灰度分布的离散情况, 灰度分布离散程度越大, 标准差越大。

2) 峰值信噪比 (PSNR)<sup>[18]</sup>, 用于测量图像的重建质量, 峰值信噪比越大, 融合图像细节保留越多。

3) 视觉保真度 (VIF)<sup>[19]</sup>, 该指标可以衡量融合图像中所保留的源图像信息量, 取值越高, 图像融合效果越好。

4)平均梯度(AG)<sup>[20]</sup>,平均梯度可以反映图像中的纹理细节信息,平均梯度值越高,图像越清晰。

5)相关系数(CC)<sup>[2]</sup>,反映融合图像与源图像的密切程度,相关系数大说明融合图像能更好地整合源图像包含的信息。

6)差异相关和(SCD)<sup>[21]</sup>,该指标用于衡量融合图像与源图像之间的差异,差异相关和越大,融合图像与源图像的相关性越好。

7)信息熵(EN)<sup>[22]</sup>,用于衡量融合图像中包含的有用信息量,信息熵越大说明融合图像中的有用信息越多。

8)空间频率(SF)<sup>[23]</sup>,通过图像灰度的变化率反映

图像的清晰程度,空间频率越大,图像清晰度越高。

对比的算法包括 anisotropic diffusion fusion (ADF)<sup>[10]</sup>、cross bilateral filtering(CBF)<sup>[6]</sup>、fourth order partial differential equations (FPDE)<sup>[24]</sup>、target-aware dual adversarial learning (TarDAL)<sup>[25]</sup>、infrared feature extraction and visual information preservation (IFEVIP)<sup>[26]</sup>、two-scale image fusion(TIF)<sup>[9]</sup>。图 6~9 为所提算法与其他算法在 4 个不同场景下的融合结果。表 1 为所提算法与部分现有算法得到的融合结果的指标对比,对于每个指标,将前三的值用下划线、斜体、粗体进行了标注。可以看到,所提方法在平均梯度、信息熵和空间频率这三项上的表现尤为突出。

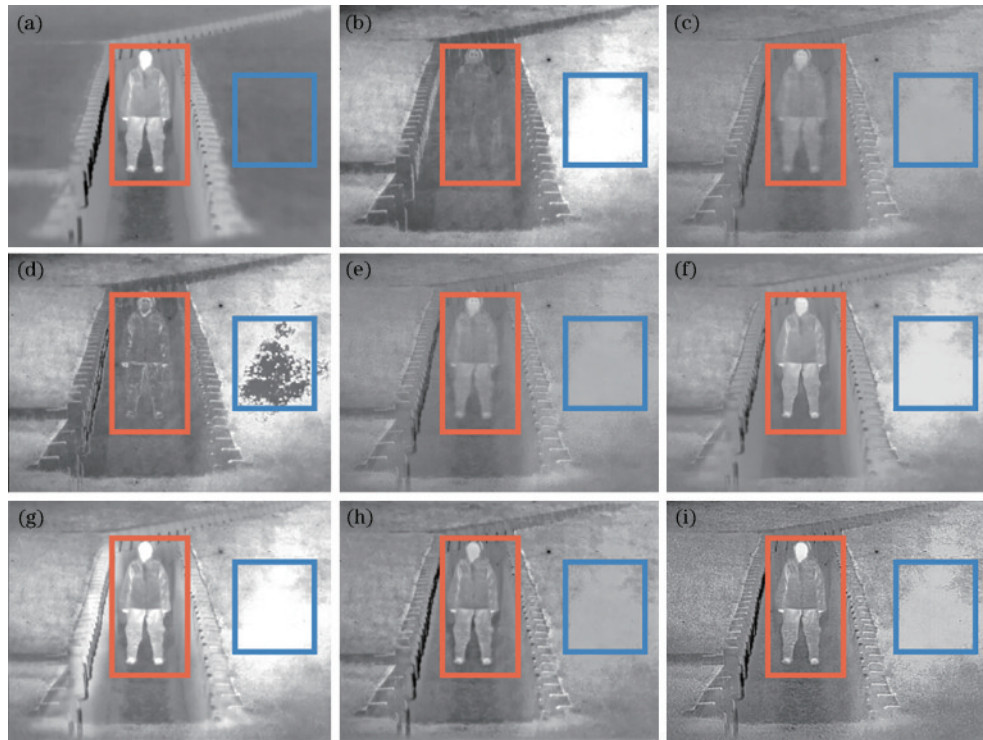


图 6 在 TNO 数据集场景 1 中的融合结果对比。(a) 红外图像;(b) 可见光图像;(c) ADF;(d) CBF;(e) FPDE;(f) TarDAL;(g) IFEVIP;(h) TIF;(i) 所提方法

Fig. 6 Comparison of fusion results on scene 1 of TNO dataset. (a) Infrared image; (b) visual image; (c) ADF; (d) CBF; (e) FPDE; (f) TarDAL; (g) IFEVIP; (h) TIF; (i) proposed method

观察场景 1 可知:CBF 算法处理的图像的右边存在明显的大面积伪影,作为目标区域的人像部分的融合对比度差,缺少细节信息;ADF、FPDE 算法得到的目标区域的内部纹理模糊;TarDAL、IFEVIP 算法输出的融合结果整体过曝,在突出目标区域的同时导致了图像右侧细节的缺失,目标区域内部的融合结果相较于 ADF 和 FPDE 这两个方法来说细节更加丰富,但相比于 TIF 和所提算法来说不够清晰。观察场景 2 可知:ADF、FPDE 算法处理的图像整体亮度较低,纹理模糊;CBF 算法输出的图像存在大面积伪影;TarDAL 算法只凸显了目标区域的前车轮,区域内其他部分对比度不够;IFEVIP、TIF 算法处理的目标区域内部存在细

节模糊现象;所提方法融合的目标区域内部纹理清晰,对比度好。观察场景 3 可知:ADF、CBF、FPDE 和 TarDAL 四个算法对目标区域的突显不够;IFEVIP 算法丢失了目标内部的纹理细节;TIF 和所提算法的融合结果较好,且所提算法处理的图像中在直升机内部的纹理更加清晰。观察场景 4 可知:ADF、CBF、TarDAL 和 IFEVIP 算法在配电箱处融合的红外信息太少,同时 ADF 和 FPDE 算法处理的图像中右下角目标对比度差;TIF 和所提算法在上述两处的融合效果较好,所提算法处理的图像中在右下角目标处的细节更加清晰。

所提算法既保留了清晰的轮廓,又能突出人类视觉系统最关注的目标区域部分,同时在产生伪影这一

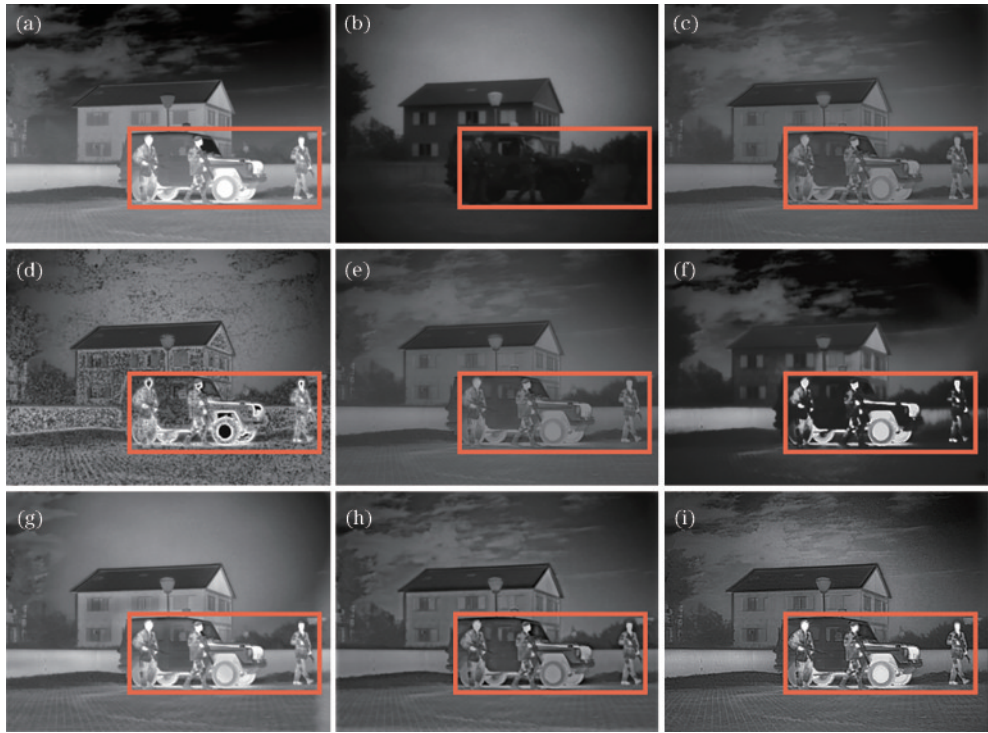


图 7 在 TNO 数据集场景 2 中的融合结果对比。(a) 红外图像；(b) 可见光图像；(c) ADF；(d) CBF；(e) FPDE；(f) TarDAL；(g) IFEVIP；(h) TIF；(i) 所提方法

Fig. 7 Comparison of fusion results on scene 2 of TNO dataset. (a) Infrared image; (b) visual image; (c) ADF; (d) CBF; (e) FPDE; (f) TarDAL; (g) IFEVIP; (h) TIF; (i) proposed method

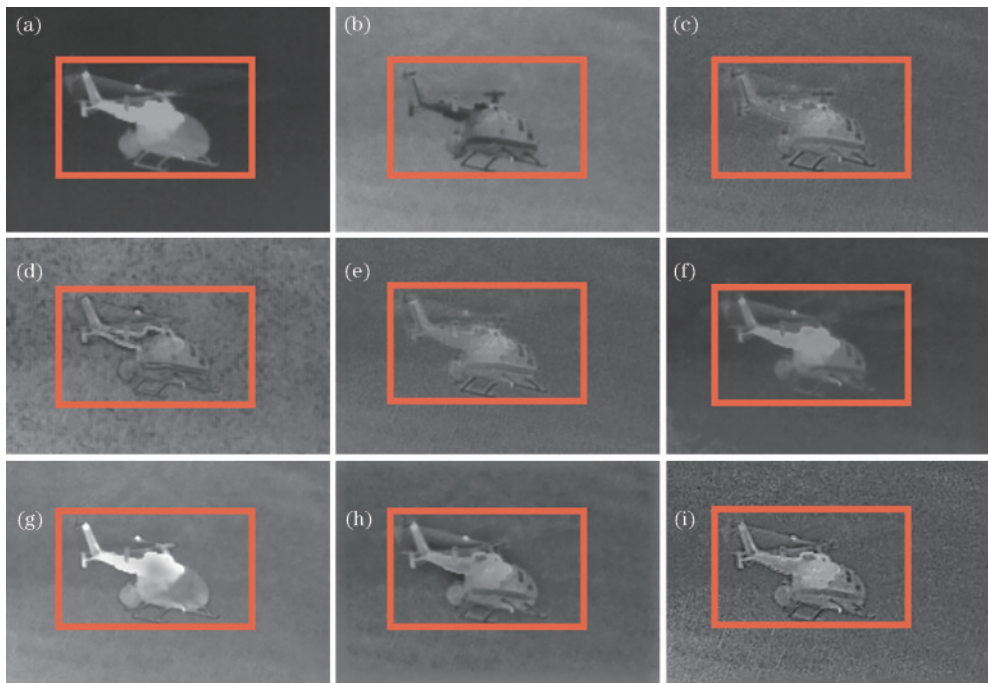


图 8 在 TNO 数据集场景 3 中的融合结果对比。(a) 红外图像；(b) 可见光图像；(c) ADF；(d) CBF；(e) FPDE；(f) TarDAL；(g) IFEVIP；(h) TIF；(i) 所提方法

Fig. 8 Comparison of fusion results on scene 3 of TNO dataset. (a) Infrared image; (b) visual image; (c) ADF; (d) CBF; (e) FPDE; (f) TarDAL; (g) IFEVIP; (h) TIF; (i) proposed method

问题上也有很大的改善。由于在计算过程中没有使用平均融合策略,而是根据图像包含信息量大小合理分配融合权重,所提算法得到的融合对比度更好,包含的

信息更丰富,且所提算法得到的融合结果在部分指标上的表现优于其他方法。总体来看,所提算法能取得符合当今高级视觉任务要求的融合效果。

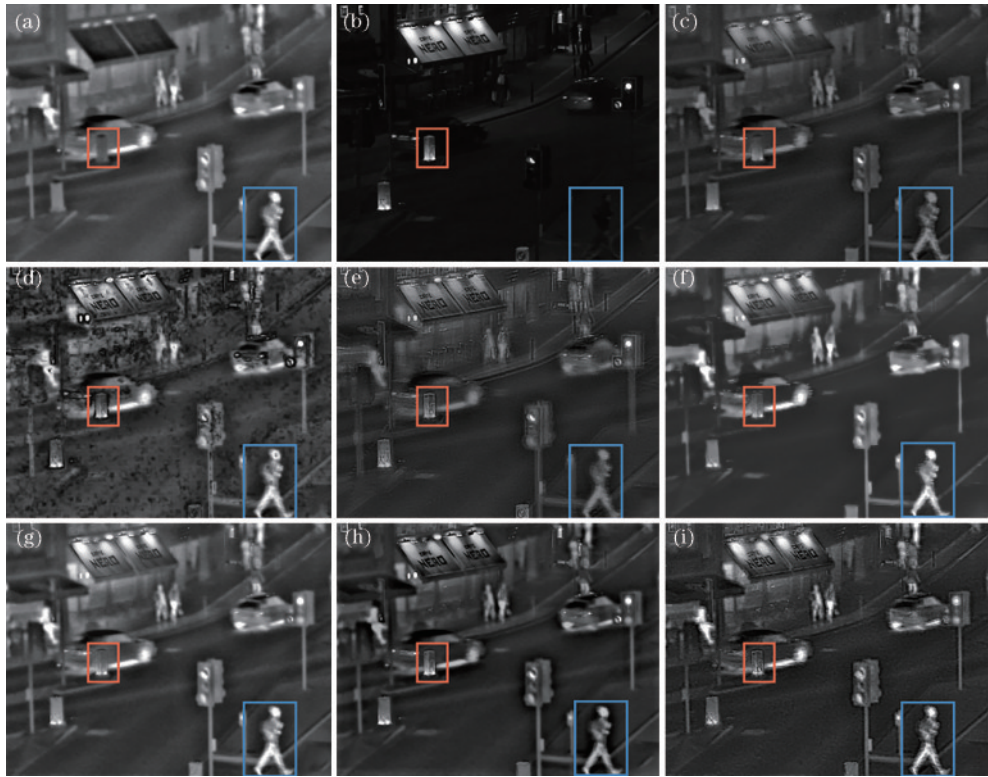


图9 在TNO数据集场景4中的融合结果对比。(a)红外图像;(b)可见光图像;(c) ADF;(d) CBF;(e) FPDE;(f) TarDAL;(g) IFEVIP;(h) TIF;(i)所提方法

Fig. 9 Comparison of fusion results on scene 4 of TNO dataset. (a) Infrared image; (b) visual image; (c) ADF; (d) CBF; (e) FPDE; (f) TarDAL; (g) IFEVIP; (h) TIF; (i) proposed method

表1 不同算法在TNO数据集上的指标对比

Table 1 Comparison of indicators of different methods on TNO dataset

Method	SD	PSNR	VIF	AG	CC	SCD	EN	SF
Ours	<b>9.011</b>	63.087	0.676	<u>8.612</u>	0.475	<u>1.638</u>	<u>6.981</u>	<u>0.089</u>
ADF	8.650	<u>64.096</u>	0.673	3.657	<u>0.521</u>	1.590	6.427	0.036
CBF	8.996	62.613	0.530	<u>5.710</u>	0.387	1.341	<u>6.902</u>	<u>0.056</u>
FPDE	8.636	<u>64.095</u>	0.656	3.614	<u>0.523</u>	<b>1.590</b>	6.416	0.035
TarDAL	<u>9.044</u>	62.502	<u>0.808</u>	3.891	0.454	1.584	6.808	<b>0.042</b>
IFEVIP	<u>9.089</u>	61.107	<u>0.880</u>	<b>4.184</b>	0.458	1.616	<b>6.837</b>	0.042
TIF	8.893	<b>63.869</b>	<b>0.771</b>	3.974	<b>0.510</b>	<u>1.672</u>	6.665	0.041

## 4 结 论

提出了一种基于显著性自适应权重分配的红外图像和可见光图像融合算法,其通过利用滚动引导滤波器与各向异性扩散分解源图像得到基础层与细节层,通过视觉显著映射和构建权重图来分别实现基础层与细节层的融合,然后添加权重将融合后的基础层与细节层融合为最终图像。所提算法改善了传统图像融合方法存在的图像信息不能充分利用的问题,实验结果表明,所提算法得到的融合结果符合当前视觉领域对图像质量的要求,具有较好的融合性能。

### 参 考 文 献

[1] Kavita P, Alli D R, Rao A B. Study of image fusion

optimization techniques for medical applications[J]. International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 2022, 3: 136-143.

[2] Pajares G, de la Manuel Cruz J. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.

[3] 姜迈, 沙贵君, 李宁. 基于引导滤波与双树复小波变换的红外与可见光图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(10): 1010008.

Jiang M, Sha G J, Li N. Infrared and visible image fusion with guided filtering and dual-tree complex wavelet transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(10): 1010008.

[4] Farbmán Z, Fattal R, Lischinski D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 27(3):

- 1-10.
- [5] Petschnigg G, Szeliski R, Agrawala M, et al. Digital photography with flash and no-flash image pairs[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 23(3): 664-672.
- [6] Shreyamsha Kumar B K. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, 9(5): 1193-1204.
- [7] Zhang Q, Shen X Y, Xu L, et al. Rolling guidance filter [M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. *Computer vision – ECCV 2014. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2014, 8691: 815-830.
- [8] 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.
- [9] Naidu A R, Bhavana D, Revanth P, et al. Fusion of visible and infrared images via saliency detection using two-scale image decomposition[J]. *International Journal of Speech Technology*, 2020, 23(4): 815-824.
- [10] 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.
- [11] 裴佩佩, 杨艳春, 党建武, 等. 基于滚动引导滤波器和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 1210001.
- Pei P P, Yang Y C, Dang J W, et al. Infrared and visible light image fusion method based on rolling guidance filter and convolution sparse representation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 1210001.
- [12] Lin Y C, Cao D X, Zhou X C. Adaptive infrared and visible image fusion method by using rolling guidance filter and saliency detection[J]. *Optik*, 2022, 262: 169218.
- [13] 梁佳明, 杨莘, 田立凡. 基于图像增强和滚动引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 0210006.
- Liang J M, Yang S, Tian L F. Infrared and visible image fusion based on image enhancement and rolling guidance filtering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(2): 0210006.
- [14] Lindeberg T. Scale-space theory: a basic tool for analyzing structures at different scales[J]. *Journal of Applied Statistics*, 1994, 21(1/2): 225-270.
- [15] Jiang Y, Wang M H. Image fusion using multiscale edge-preserving decomposition based on weighted least squares filter[J]. *IET Image Processing*, 2014, 8(3): 183-190.
- [16] Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[C]//*Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia*, October 23-27, 2006, Santa Barbara, CA, USA. New York: ACM Press, 2006: 815-824.
- [17] Rao Y J. In-fibre Bragg grating sensors[J]. *Measurement Science and Technology*, 1997, 8(4): 355-375.
- [18] Rajkumar S, Mouli P V S S R C. Infrared and visible image fusion using entropy and neuro-fuzzy concepts [M]//Satapathy S C, Avadhani P S, Udgata S K, et al. *ICT and Critical Infrastructure: proceedings of the 48th annual convention of computer society of India-Vol I. Advances in intelligent systems and computing*. Cham: Springer, 2014, 248: 93-100.
- [19] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality[J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2006, 15(2): 430-444.
- [20] Jin H Y, Jiao L C, Liu F, et al. Fusion of infrared and visual images based on contrast pyramid directional filter banks using clonal selection optimizing[J]. *Optical Engineering*, 2008, 47(2): 027002.
- [21] Aslantas V, Bendes E. A new image quality metric for image fusion: the sum of the correlations of differences[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2015, 69(12): 1890-1896.
- [22] Roberts J W, van Aardt J A, Ahmed F B. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2008, 2(1): 023522.
- [23] Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measures and their performance[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1995, 43(12): 2959-2965.
- [24] Bavirisetti D P, Xiao G, Liu G. Multi-sensor image fusion based on fourth order partial differential equations [C]//*2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, July 10-13, 2017, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2017.
- [25] 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. New York: IEEE Press, 2022: 5792-5801.
- [26] Zhang Y, Zhang L J, Bai X Z, et al. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 83: 227-237.