

# 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

姜迈<sup>1\*</sup>, 沙贵君<sup>1</sup>, 李宁<sup>2</sup>

<sup>1</sup>中国刑事警察学院侦查与反恐怖学院, 辽宁 沈阳 110854;

<sup>2</sup>中国科学院沈阳自动化研究所海洋信息技术装备中心, 辽宁 沈阳 110169

**摘要** 针对传统图像融合算法目标不突出、边缘及纹理细节不清晰或缺失、对比度降低等问题, 提出一种基于引导滤波(GF)和双树复小波变换(DTCWT)的红外与可见光图像融合算法。首先, 根据红外与可见光图像的特点, 在DTCWT分解前对可见光图像进行GF增强, 同时对经DTCWT分解后的红外高频分量进行GF增强; 然后, 根据不同频带系数特点, 提出一种基于显著性的自适应加权规则对红外与可见光低频子带分量进行融合, 采用一种基于拉普拉斯能量和(SML)与梯度值向量的规则对不同尺度、方向下高频子带进行融合; 最后, 对融合后的高、低频系数进行DTCWT逆变换以得到最终重构图像。将所提算法与6种高效融合算法进行对比评价, 实验结果表明, 所提融合算法在不同场景下具有显著的目标特征, 同时背景纹理和边缘细节清晰, 整体对比度适宜, 并且在4类客观评价指标上也取得了较好的效果。

**关键词** 图像处理; 红外与可见光; 引导滤波; 双树复小波变换; 显著性自适应加权; 拉普拉斯能量和与梯度值向量  
中图分类号 TP391.41 文献标志码 A DOI: 10.3788/LOP212755

## Infrared and Visible Image Fusion with Guided Filtering and Dual-Tree Complex Wavelet Transform

Jiang Mai<sup>1\*</sup>, Sha Guijun<sup>1</sup>, Li Ning<sup>2</sup>

<sup>1</sup>College of Criminal Investigation and Counter-Terrorism, Criminal Investigation Police University of China, Shenyang 110854, Liaoning, China;

<sup>2</sup>Marine Information Technology Equipment Centre, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, Liaoning, China

**Abstract** Traditional image fusion algorithm has limitations, such as indistinct target, unclear or missing edge and texture details, and reduced contrast. An infrared and visible image fusion algorithm based on a guided filter (GF) and dual-tree complex wavelet transform (DTCWT) is proposed. First, GF enhancement is performed on visible and high-frequency infrared image components before and after DTCWT decomposition, respectively, according to the characteristics of infrared and visible images. Then, according to the characteristics of different frequency band coefficients, an algorithm based on saliency adaptive weighting rules is proposed to fuse infrared and visible low-frequency subband components; further, a rule based on Laplace energy sum (SML) and gradient value vector is used to fuse high-frequency subbands at different scales and directions. Finally, the fused high- and low-frequency coefficients are inverted using DTCWT to obtain the final reconstructed image. The proposed algorithm is compared with six efficient fusion algorithms. The experimental results demonstrate the improved performance of the proposed algorithm across four objective evaluation indicators with significant target features in different scenes, clear background texture and edge details, and appropriate overall contrast.

**Key words** image processing; infrared and visible light; guided filtering; dual-tree complex wavelet transform; visual saliency adaptive weighted method; sum modified Laplacian and gradient value vector

## 1 引言

图像融合是将多传感器采集的同一场景的图像进行融合并取得信息互补的过程。其中,红外与可见光图像融合近年来受到广泛关注,目前已广泛应用于航天、军事、警用、医疗等领域。红外成像通过目标自身的热辐射进行成像,不易受外界因素影响,但分辨率较低<sup>[1]</sup>;可见光图像具有较高清晰度,但成像易受各种客观条件的干扰。利用两者间的互补性与相关性进行融合,能够增加图像中冗余信息的含量,图像的效果可以获得很大的改观。在同一图像中突出目标的同时还能较好地呈现背景细节,提高成像系统的成像距离。融合后的图像具有更高的可靠性和可信度,增强了人们对图像信息的探测、识别和分析能力<sup>[2]</sup>。

多尺度变换(MST)是应用最多的红外与可见光融合算法。基于多尺度工具的典型算法有拉普拉斯金字塔变换、离散小波变换、轮廓波变换、剪切波变换、支持度变换<sup>[3]</sup>等。传统的算法容易出现边缘、纹理细节等信息丢失以及吉布斯效应等问题,因此研究人员又提出了双树复小波变换(DTCWT)<sup>[4]</sup>、Tetrolet变换<sup>[5]</sup>、非下采样轮廓波变换(NSCT)<sup>[6]</sup>、非下采样剪切波变换(NSSST)<sup>[7]</sup>等经过完善后的改进算法,以解决平移不变性、多方向选择性、频谱混叠等难题。虽然融合质量得到明显提高,但仍存在重要特征信息与场景细节信息丢失、对比度降低、运行速度慢等问题。为此,相关学者又提出了卷积稀疏表示、生成对抗网络、卷积神经网络、残差网络<sup>[8]</sup>、密集连接卷积网络、全卷积神经网络等深度学习算法。文献<sup>[9]</sup>利用卷积神经网络得到恒量源图像的决策图,最后根据对应判别值进行自适应融合,该算法具有很好的特征提取和数据表示能力,但是不符合人眼视觉感知;2018年,Li等<sup>[10]</sup>提出一种基于VGG深度融合算法,该算法增强了对网络层次和深度特征的利用程度,虽然加深网络模型在一定程度上提高了融合图像的质量,但也存在网络层过多而丢失特征信息、融合图像整体对比度下降的不足;2018年,Amin-Naji等<sup>[11]</sup>提出一种基于全卷积神经网络的图像融合算法,通过卷积层替代原网络中全连接层并剔除池化层的方法,得到保留细节更多、更加清晰准确的决策图像;2019年,Ma等<sup>[12]</sup>提出一种基于生成对抗网络的端到端网络模型的算法FusionGAN,虽然简化了复杂的神经网络融合规则,但也存在训练与测试过程不稳定问题。

视觉显著性检测(VSM)可有效避免融合图像的对比度损失,获得更好的整体视觉效果<sup>[13]</sup>。赵程等<sup>[14]</sup>提出的引导滤波(GF)是一种自适应局部线性滤波器,它充分考虑某一窗口邻域范围内所有像素点对需要处理像素点贡献的权值,与传统滤波器相比,其优势在于能够在平滑图像、保留图像整体特征的同时,还能保持图像边缘梯度、增强图像纹理细节信息。英国剑桥大学Kingsbury等<sup>[15]</sup>提出的DTCWT可以解决传统小波

变换不具有平移不变性、方向信息有限等不足,并具有较高的计算效率和更好的重构效果。

基于上述研究分析,本文提出一种新的基于GF与DTCWT的红外与可见光图像融合算法,该算法能够充分利用2种技术的优势对源图像进行变换与增强。本研究还分别采用基于显著性的自适应加权以及基于拉普拉斯能量和(SML)与梯度值向量的规则对红外与可见光低、高频子带分量进行融合。相对于其他算法,所提算法的融合结果更能突出目标信息,整体对比度适宜,对边缘、纹理等细节刻画更为细腻,并且在主客观评价上都取得了更好的效果。

## 2 相关理论

### 2.1 DTCWT

基于Q-shift滤波器组结构的图像DTCWT二层分解结构如图1所示。DTCWT利用2颗离散小波树分别产生相应的小波系数的实部及虚部来进行并行运算, $L_{0l}$ 、 $L_{0q}$ 为对应的低通滤波器, $H_{1l}$ 、 $H_{1q}$ 为对应的高通滤波器, $L_{0l}$ 和 $H_{1l}$ 、 $L_{0q}$ 和 $H_{1q}$ 分别是共轭正交的滤波器对。DTCWT首先通过滤波器组先后对图像行、列滤波。滤波器要求第1层2棵树之间有1个采样点时延,并从第2层起要求树A和树B滤波器的幅频响应均相等,2棵树滤波器之间要保持相对于各自采样速率的0.5个样值间隔,以消除信号间的干扰。通过行、列交替的滤波的方式,结合每一层上的低通滤波器和高通滤波器,通过组合可以得到6个复数分量( $x_{1a} + jx_{1b}$ 、 $x_{2a} + jx_{2b}$ 、 $x_{3a} + jx_{3b}$ 、 $x_{01a} + jx_{01b}$ 、 $x_{02a} + jx_{02b}$ 、 $x_{03a} + jx_{03b}$ )。同时,低频子带图像 $x_{00}$ 将继续被分解为下一层的低频和高频部分,并且总体数据冗余度比(4:1)并不会随着分解层数的增多而提高,可避免过多的计算开销。

图2为DTCWT四层分解下的基函数冲击响应(分别为 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$ 以及 $\pm 75^\circ$ 这3个对称方向)图像,通过图2(a)与图2(b)对比可以看出,两者具有很强的对称性与互补性。相对于传统DWT仅有2个方向的细节,敏感于平移等缺陷,DTCWT可以极大地提高图像方向信息的分析能力及稳定性,可使融合图像更好地保留源图像不同方向上的典型特征,可以极大地提高图像分解与重构的精度,同时还可保留图像的细节信息<sup>[16]</sup>。

图3显示了DTCWT算法中不同长度Q-shift滤波器组对同一场景的融合结果。其中,第1行分别为源红外与可见光图像,第2行为融合结果。从图3可以看出,图像的融合质量会随着长度增加而提高,但相应耗时也会变长。

DTCWT分解中实部变换小波系数 $W_L^r(k)$ 和尺度系数 $C_L^r(k)$ 计算如下:

$$W_L^r(k) = 2^{\frac{L}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) s^r(t) (2^L t - k) dt, \quad (1)$$

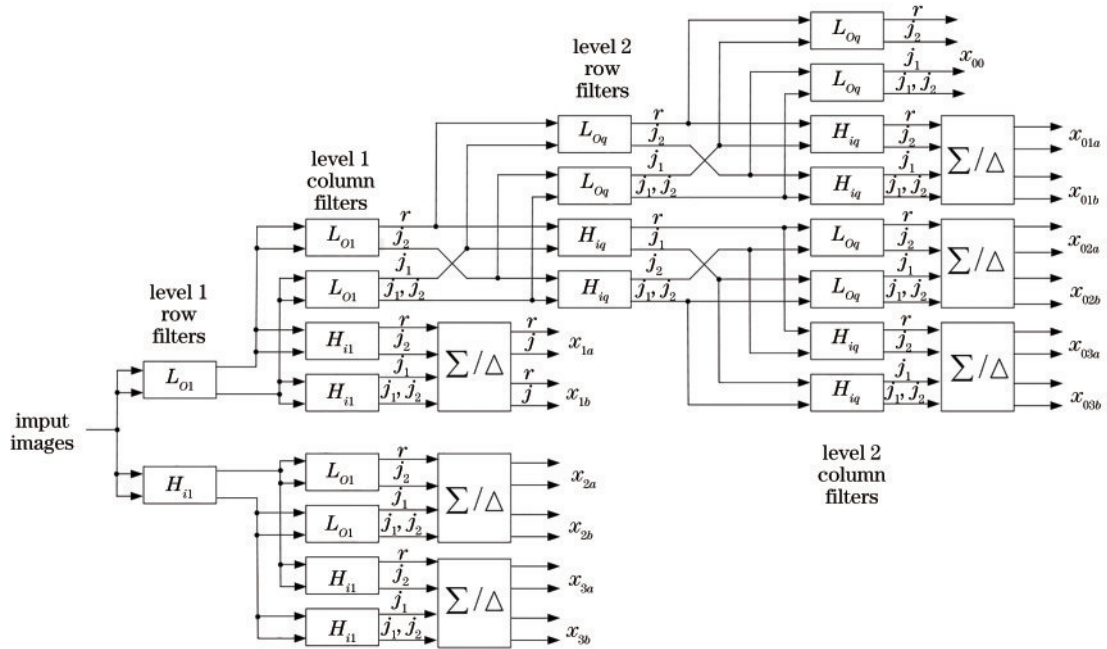


图 1 二层分解下的 DTCWT  
Fig. 1 Two levels of DTCWT decomposition

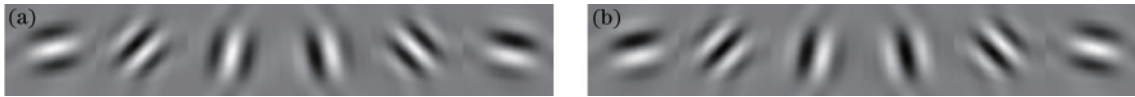


图 2 四层分解下的图像基函数冲击响应。(a)实部；(b)虚部  
Fig. 2 Image basis function shock response under four-level decomposition. (a) Real part; (b) imaginary part

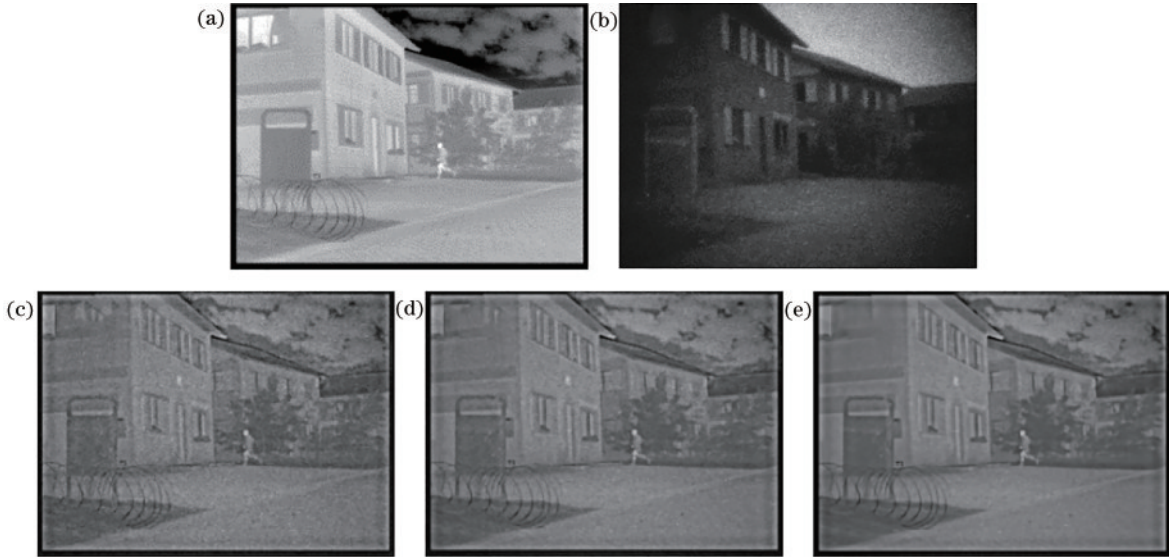


图 3 Q-shift 滤波组在不同长度下的融合结果。(a)红外图像；(b)可见光图像；(c)步长为 10；(d)步长为 18；(e)步长为 32  
Fig. 3 Fusion results of Q-shift filter with different taps. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) tap is 10; (d) tap is 18; (e) tap is 32

$$C_L^i(k) = 2^{\frac{L}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) h^r(n) (2^L t - k) dt, \quad (2)$$

式中： $f(t)$ 为输入信号； $L$ 取值为  $0, 1, 2, \dots, N$ ， $N$ 表示分解的层数； $s^r(t)$ 为实部树的尺度函数； $h^r(n)$ 为实部树的小波函数。同理可得虚部树的小波系数  $W_L^i(k)$  和尺度系数  $C_L^i(k)$ ，从而得到完整的小波系数  $W_L(k)$

和尺度系数  $C_L(k)$ ，计算公式为

$$W_L(k) = W_L^r(k) + iW_L^i(k), \quad (3)$$

$$C_L(k) = C_L^r(k) + iC_L^i(k). \quad (4)$$

DTCWT 重构过程如下：

$$W_L(t) = 2^{\frac{L}{2}} \lambda_i \sum_{n \in Z} [W_L^r(n) s^r(2^L t - k) + W_L^i(n) s^i(2^L t - n)], \quad (5)$$

$$C_L(t) = 2^{\frac{L}{2}} \lambda_{N+1} \sum_{n \in Z} [C_L^i(n) s^r (2^L t - k) + C_L^i(n) s^i (2^L t - n)], \quad (6)$$

式中:  $\lambda_i$  为尺度选择系数, 取值范围为  $[0, \dots, 1]$ 。

最终可得重构后的信号  $f^*(t)$  为

$$f^*(t) = C_L(t) + \sum_{L=1}^N W_L(t). \quad (7)$$

在二维图像中, 将  $t$  替换为  $(M, N)$  即可得到相应的分解与重构方程。

## 2.2 引导滤波器

引导滤波器侧重将导向图像的特征注入输入图像中, 如果规定引导滤波器的引导图像为  $I$ , 输入源图像为  $p$ , 滤波输出图像为  $q$ , 那么在以  $k$  为中心、 $r$  为半径的二维正方形窗口  $w_k$  内, 对于以  $k$  点为中心的某一像素  $i$ , 滤波输出图像与引导图像将满足下述局部线性模型关系<sup>[17]</sup>:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in w_k, \quad (8)$$

式中:  $a_k, b_k$  为滤波函数  $q_i$  在窗口  $w_k$  内的线性系数且为常数;  $i, k$  为窗口内像素点索引,  $q_i$  为像素  $i$  的滤波输出;  $I_i$  为引导图像像素  $i$  的亮度值。由式(8)可以看出, 使用 GF 时, 对等式两边求导可得  $\nabla q = a \nabla I$ , 此时 GF 成为一个保持边缘的滤波操作, 从而保持输出图像与引导图像的边缘一致性。

求取窗口  $w_k$  内线性系数  $a_k$  与  $b_k$  的最优解是 GF 的核心, 为求解  $a_k, b_k$ , 需要对滤波图像设置约束条件, 即在满足式(8)的同时, 还需考虑到式(9)中窗口代价函数  $E(a_k, b_k)$  的取值:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2], \quad (9)$$

式中:  $\epsilon$  为防止系数  $a_k$  过大而定义的正规化限制参数。 $\epsilon$  可通过最小化式(9)中的期望拟合函数  $E(a_k, b_k)$  值来估计线性系数  $a_k$  和  $b_k$  的最优解, 利用最小二乘法即可得到  $a_k, b_k$  值:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (10)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (11)$$

式中:  $\mu_k = 1/|w| (\sum_{i \in w_k} I_i)$ , 为引导图像  $I$  在窗口  $w_k$  中的平均值;  $\sigma_k^2 = 1/|w| (\sum_{i \in w_k} (I_i - \mu_k)^2)$ , 为引导图像  $I$  在窗口中的方差;  $|w|$  为窗口  $w_k$  中像素的个数;  $\bar{p}_k = 1/|w| (\sum_{i \in w_k} p_i)$ , 为待滤波源图像在窗口中的像素平均值。若令  $I=P$ , 则  $\bar{p}_k = \mu_k$ , 则式(10)、(11)可改写为

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (12)$$

$$b_k = (1 - a_k) \mu_k. \quad (13)$$

分析式(8)、(12)、(13)可以发现, 如果使用输入

图像作为引导图像: 当  $\epsilon$  较大时,  $a_k \approx 0, b_k \approx \mu_k$ , 则  $q_i \approx b_k = \mu_k = \bar{p}_k$ , 即相当于对图像进行平滑处理; 当  $\epsilon$  较小时,  $a_k \approx 1, b_k \approx 0$ , 则  $q_i \approx I_i = p_i$ , 此时相当于对图像进行边缘保持, 可见  $\epsilon$  的取值影响着引导滤波器的性能。对于整幅图像, 由于像素点  $i$  包含在若干个不同的窗口  $w_k$  中, 因此式(8)中滤波输出图像  $q_i$  的值会随着  $w_k$  的改变而变化。为解决该问题, 可计算出每个包含像素点  $i$  的窗口内的值, 得到的最终 GF 输出图像为

$$q_i = \frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k, k \in 1, \dots, n} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (14)$$

式中:  $\bar{a}_i = 1/|w| (\sum_{i \in w_k, k \in 1, \dots, n} a_k)$  和  $\bar{b}_i = 1/|w| (\sum_{i \in w_k, k \in 1, \dots, n} b_k)$

分别为平均系数, 为所有包含像素点  $i$  的窗口常系数均值。采用 GF 的缺点是同时引入了较高的噪声, 为解决此问题, 先通过式(14)对增强图像进行初步平滑处理, 得到图像在对数域的基本层图像  $q_b$  与细节层图像  $q_d$ :

$$q_b = \lg [G_{GF}(p, r, \epsilon) + 1], \quad (15)$$

$$q_d = \lg(p + 1) - q_b. \quad (16)$$

通过比例因子与分别对基本层图像与整体图像进行动态范围压缩与整体对比度恢复, 得到调整后的图像<sup>[18]</sup>:

$$q_{adj} = \delta_1 q_b + q_d + \delta_2, \quad (17)$$

式中:  $\delta_1 = \frac{\log T}{\max(q_b) - \min(q_b)}$ 、 $\delta_2 = (1 - \delta_1) \max(q_b)$  分

别为基本层图像  $q_b$  的极大值与极小值;  $T$  为调节系数。通过指数还原得到最终的增强图像:

$$q_{enh} = \exp(q_{adj}). \quad (18)$$

## 3 所提融合算法

### 3.1 红外与可见光图像融合具体步骤

可见光图像具有背景信息丰富的特点, 但其对比度往往整体偏低, 隐藏了较多纹理细节信息, 因此对可见光图像进行增强可有效发掘其纹理细节特征<sup>[19-20]</sup>。为了更好地保存可见光图像的纹理及边缘细节特征、防止在 DTCWT 变换以及低频系数融合过程中丢失重要信息, 需要先在图像预处理阶段对可见光图像进行 GF。对红外图像进行增强可突出热目标信息, 使其能够在背景增强的前提下继续保持目标与背景的对比度, 由于 DTCWT 变换对于高频信息能够充分保留, 因此在多尺度变换后对红外图像的高频分量进行 GF 后再对高频子带图像进行融合。

基于 GF 与 DTCWT 的红外与可见光图像融合算法流程如图 4 所示, 所提融合算法的具体步骤如下:

1) 首先, 对源红外图像进行 DTCWT 变换以获得低频子带图像与高频子带图像, 通过式(18)对红外图像高频子带进行 GF 得到增强后的图像  $q_{HI}^{IR(enh)}$ ;

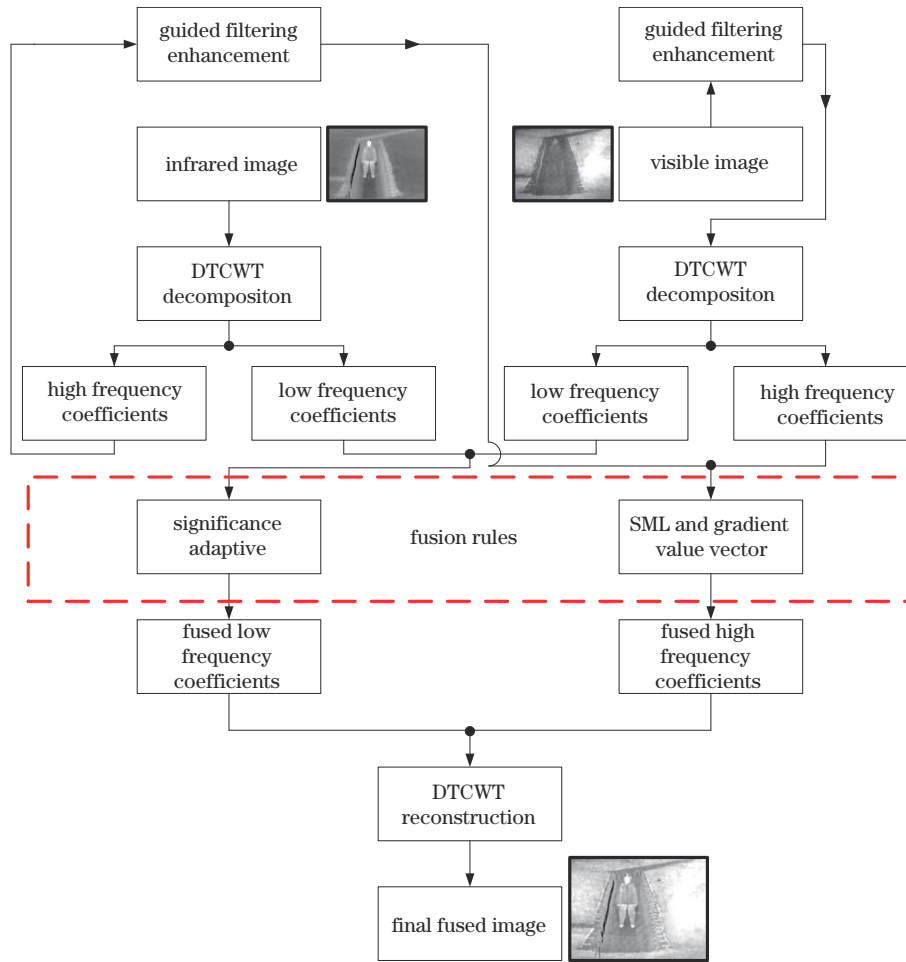


图 4 所提图像融合算法流程图

Fig. 4 Flow chart of proposed image fusion algorithm

2) 然后, 利用式(18)对源可见光图像进行 GF 得到增强后的图像  $q_H^{VIS}$ , 利用 DTCWT 以获得可见光图像的低频子带与高频子带;

3) 接着, 通过式(19)~(20)中基于显著性的自适应加权融合规则来融合红外与可见光图像低频系数  $C_{L(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n)$ , 以获取融合后的低频系数  $C_{L(s,d)}^F$ ;

4) 采用式(21)~(25)中基于 SML 与梯度值向量的规则对不同尺度、方向下的红外与可见光图像高频系数  $C_{H(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n)$  进行融合, 以获取高频系数  $C_{H(s,d)}^F$ ;

5) 最后, 将步骤 3)、4) 中融合后的低、高频系数  $C_{L(s,d)}^F$  与  $C_{H(s,d)}^F$  通过式(7)进行 DTCWT 逆变换, 完成

融合图像重构。

### 3.2 基于显著性的自适应加权低频子带融合规则

对源图像进行 DTCWT 分解后, 会得到不同尺度的低频及高频分量, 不同频域分量的融合规则会极大影响最终的融合图像质量。本实验采用一种基于显著性的自适应加权融合规则来融合低频系数<sup>[21]</sup>, 若规定图像显著性为某一像素点  $(m,n)$  的亮度值和以其为中心、 $r$  为半径的二维正方形窗口内所有像素平均亮度间的差值, 那么该点显著性可表示为

$$S_i(m,n) = I_{L(s,d)}^i(m,n) - u_i, \quad (19)$$

式中:  $I_{L(s,d)}^i(m,n)$  ( $i$  为 IR 或 VIS) 表示红外或可见光图像在点  $(m,n)$  的亮度;  $u_i$  为局部窗口内像素亮度的均值。那么融合后的低频系数可表示为

$$C_{L(s,d)}^F = \begin{cases} w_{VIS} \times C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n) + (1 - w_{VIS}) \times C_{L(s,d)}^{IR}(m,n), & S_{IR}(m,n) > S_{VIS}(m,n) \\ w_{IR} \times C_{L(s,d)}^{IR}(m,n) + (1 - w_{IR}) \times C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n), & S_{VIS}(m,n) > S_{IR}(m,n) \\ 0.5 [C_{L(s,d)}^{IR}(m,n) + C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n)], & \text{else} \end{cases}, \quad (20)$$

式中:  $C_{L(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n)$  分别表示红外与可见光图像在点  $(m,n)$  处的低频系数;  $w_i = \exp(-\frac{S_i}{2\sigma_i^2})$ ;  $\sigma_i$  为局部窗口内像素亮度的方差。

### 3.3 基于 SML 高频子带融合规则

高频子带一般代表图像的细节, 如边缘、纹理等, 而 SML 是一种表征图像边缘特征的参数, 在一定程度上可以反映图像的清晰程度, SML 的计算依赖于变步

长拉普拉斯算子(ML)。本实验提出一种基于SML与梯度值向量的规则对不同尺度、方向下的高频子带进行融合。其中,  $C_{H(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n)$  分别表示红外与可见光图像在点  $(m,n)$  处的高频系数;

$I_{H(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $I_{H(s,d)}^{VIS}(m,n)$  分别表示红外与可见光图像在点  $(m,n)$  的亮度;  $s$  表示尺度值;  $d$  表示方向值。如果局部窗口尺寸取值为  $3 \times 3$ , 则水平和垂直方向共计 8 个方向在点  $(m,n)$  处的  $M_{ML(s,d)}$  可表示为

$$M_{ML(s,d)}^i = \left| 2C_{H(s,d)}^i(m,n) - C_{H(s,d)}^i(m-1,n) - C_{H(s,d)}^i(m+1,n) \right| + \left| 2C_{H(s,d)}^i(m,n) - C_{H(s,d)}^i(m,n-1) - C_{H(s,d)}^i(m,n+1) \right| + \left| \sqrt{2} C_{H(s,d)}^i(m,n) - \sqrt{2}/2 C_{H(s,d)}^i(m-1,n-1) - \sqrt{2}/2 C_{H(s,d)}^i(m+1,n+1) \right| + \left| \sqrt{2} C_{H(s,d)}^i(m,n) - \sqrt{2}/2 C_{H(s,d)}^i(m+1,n-1) - \sqrt{2}/2 C_{H(s,d)}^i(m-1,n+1) \right| \quad (21)$$

$$S_{ML(s,d)}^i = \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N [M_{ML(s,d)}^i]^2 \quad (22)$$

式(22)为局部窗口内的  $S_{ML(s,d)}$ , 该值越大反映出该点的细节信息越丰富, 同时该点的梯度值越大则表明该点极有可能为边缘轮廓, 因此在计算出  $S_{ML(s,d)}$  后, 引入梯度值  $G_{H(s,d)}^i$ , 对高频子带采用不同的策略以提升高频子带的融合精度<sup>[22]</sup>。融合后的高频系数为

$$C_{H(s,d)}^F = \begin{cases} C_{H(s,d)}^{IR}(m,n), & G_{H(s,d)}^{IR} \geq G_{H(s,d)}^{VIS} \text{ and } S_{ML(s,d)}^{IR} \geq S_{ML(s,d)}^{VIS} \\ C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n), & G_{H(s,d)}^{IR} < G_{H(s,d)}^{VIS} \text{ and } S_{ML(s,d)}^{IR} < S_{ML(s,d)}^{VIS} \\ k(m,n)C_{H(s,d)}^{IR}(m,n) + [1 - k(m,n)]^2 C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n), & \text{else} \end{cases} \quad (23)$$

$$k(m,n) = \left| \frac{G_{H(s,d)}^{IR} \times S_{ML(s,d)}^{IR}}{G_{H(s,d)}^{IR} \times S_{ML(s,d)}^{IR} + G_{H(s,d)}^{VIS} \times S_{ML(s,d)}^{VIS}} \right| \quad (24)$$

$$G_{H(s,d)}^i = \sqrt{\nabla x I_{H(s,d)}^i(m,n)^2 + \nabla y I_{H(s,d)}^i(m,n)^2} \quad (25)$$

式中:  $I_{H(s,d)}^i(m,n)$  ( $i$  为 IR 或 VIS) 表示红外或可见光图像在点  $(m,n)$  的亮度;  $\nabla x$  与  $\nabla y$  分别表示像素  $I_{H(s,d)}^i$  在纵横两个方向上的一阶差分。则图像边缘轮廓细节的融合系数采用式(23)中前 2 行规则, 图像的纹理信息的融合系数采用第 3 行规则。

## 4 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性与准确性, 将从主观视觉和客观评价指标这 2 个方面对实验结果进行分析, 并与文献[15]中的 DTCWT、文献[24]中的 WLS、文献[25]中的 IFEVIP、文献[26]中的 MRSVD、文献[27]中的 MWGF 以及文献[28]中的 TSF 等高效融合算法进行比较, 各融合算法参数设置与原参考文献一致。实验中的红外和可见光图像来自公开的 TNO image fusion dataset, 本实验选取 4 组 (Bristol queen's road、Kaptein\_1123、Kaptein\_1654 与 Marne\_04) 不同环境、清晰度、对比度、目标及背景强度的图像进行验证, 具体实验结果如图 5~8 所示。其中, 前 2 个分别为源红外、可见光图像, 后面为不同融合算法得到的结果。实验环境如下: Windows 10 操作系统, Intel-i5-0400, 16 GB 内存, CPU 主频 3.8 GHz; 实验仿真采用 Matlab2016a 平台, 所有图像尺寸为  $768 \times 576$ , 其中 DTCWT 分解层数为 4 层, 每层高频子带分解方向为 6; 经多次实验, 在保证融合精度及效率的前提下, 设置

Q-shift 滤波器组长度为 18, 引导滤波器窗口半径  $r$  取值为 5, 正规化限制参数  $\epsilon$  设置为 0.12。

### 4.1 主观评价

从主观评价角度上看, 图 5 中所提算法、IFEVIP 和 WLS 这 3 种融合算法整体效果较好, 对于行人、汽车底部、行驶车轮与交通信号灯等处红外热源特征信息体现较好, 同时又很好地结合了可见光的纹理细节信息(如建筑、街道、信号灯)。所提算法对于图像上部店铺屋檐上的字母与下面窗户处的刻画最为细腻; DTCWT、MRSVD 算法整体亮度偏暗, 对比度偏低; MWGF 与 TSF 算法存在较多的孔洞, 说明融合后的图像信噪比低, MWGF 算法丢失了图像中左上角处的窗户的热源与窗框纹理信息。

通过直观观察可以发现: 图 6 中所提算法整体融合效果最好, 尤其是对图像右上角的烟羽信息刻画最好; MRSVD、MWGF 与 TSF 算法丢失了地面砖石的纹理信息, 同时 TSF 算法在图片房屋顶部边缘处存在较多的噪声与伪影; IFEVIP、WLS 算法对于过道两侧树丛的刻画没有所提算法细腻; DTCWT、MRSVD 算法中人物红外目标显著性特征相对不够突出。除所提算法外, 其余算法都丢了图像右侧墙壁上的纹理信息。

在图 7 中, 所提算法、WLS 和 IFEVIP 算法取得了较好的融合效果。WLS 算法对背景中的纹理及轮廓细节进行了最清晰展现, 同时目标人物及其外套的纹理信息也均得到了很好的呈现; 相对而言, DTCWT 算法取得了较好的融合效果, 但也同时存在整体过暗的问题, 对比度不明显, 没有很好地突出目标人物信息; MWGF 与 TSF 算法仍然存在孔洞问

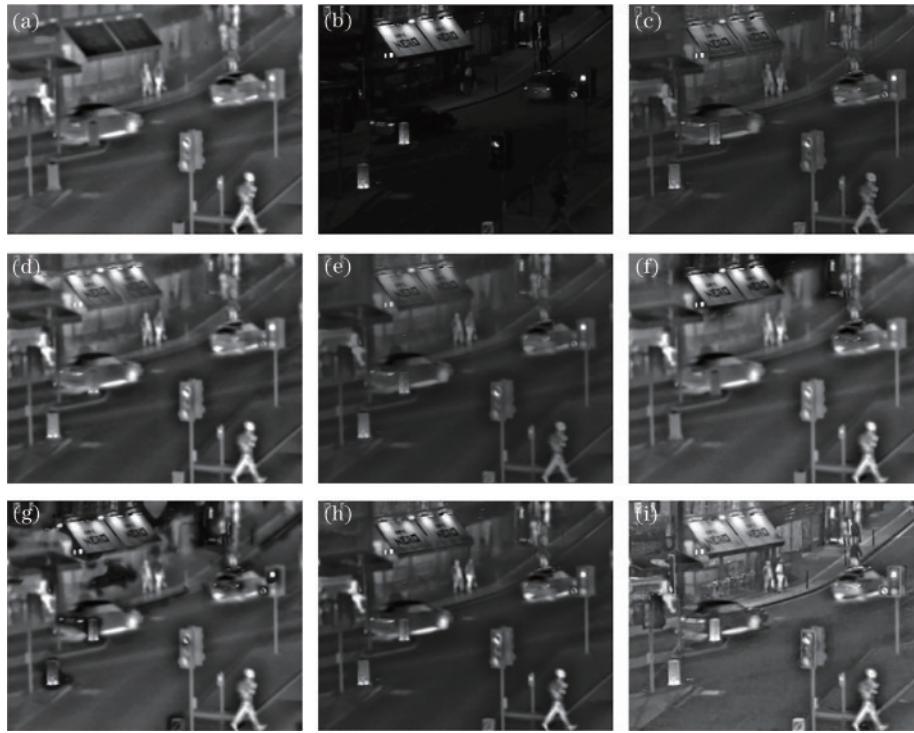


图 5 场景 1: 图像融合实验结果对比。(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) DTCWT; (d) IFEVIP; (e) MRSVD; (f) MWGF; (g) TSF; (h) WLS; (i) 所提算法

Fig. 5 Scene 1: image fusion comparison results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) DTCWT; (d) IFEVIP; (e) MRSVD; (f) MWGF; (g) TSF; (h) WLS; (i) proposed method

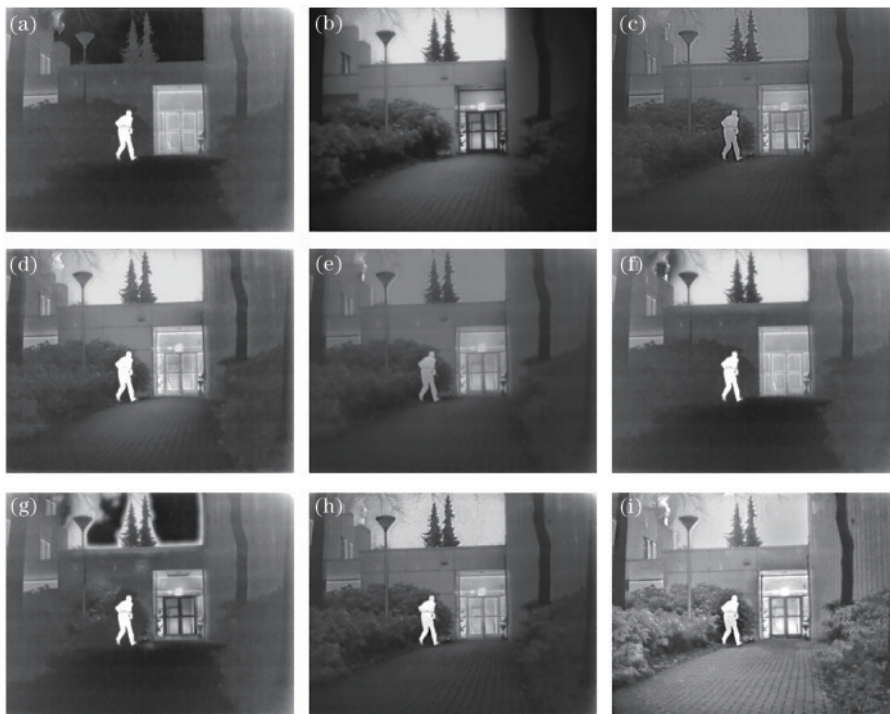


图 6 场景 2: 图像融合实验结果对比。(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) DTCWT; (d) IFEVIP; (e) MRSVD; (f) MWGF; (g) TSF; (h) WLS; (i) 所提算法

Fig. 6 Scene 2: image fusion comparison results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) DTCWT; (d) IFEVIP; (e) MRSVD; (f) MWGF; (g) TSF; (h) WLS; (i) proposed method

题,尤其是 TSF 算法中图像四周背景信息模糊,背景信息继承较少,没有很好地保留红外目标热特征,对比度偏低。纹理及轮廓细节缺失;MRSVD 算法对红外源图像信

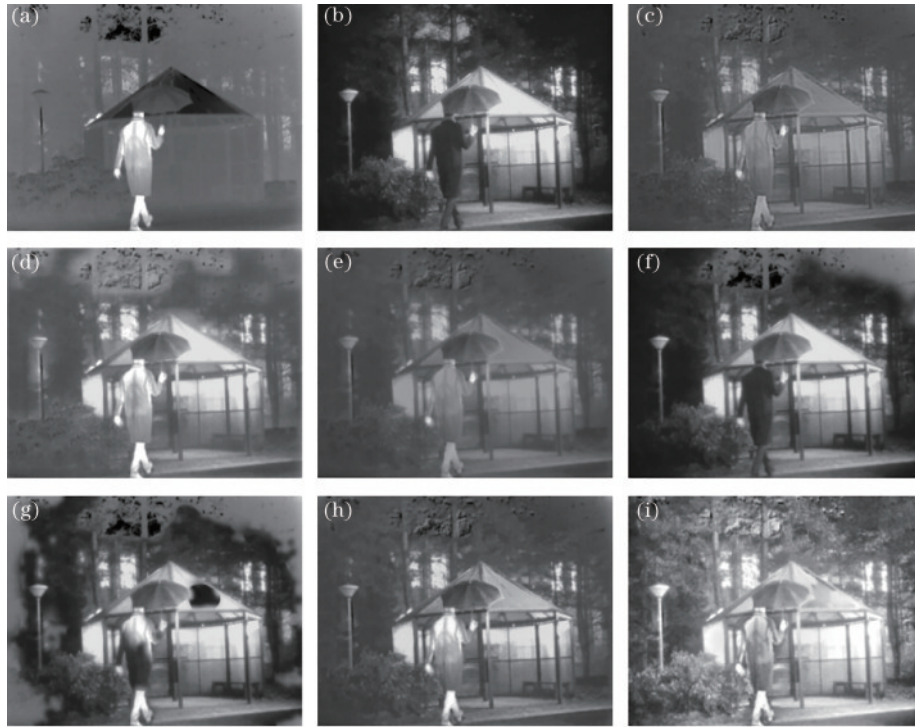


图7 场景3:图像融合实验结果对比。(a)红外图像;(b)可见光图像;(c) DTCWT;(d) IFEVIP;(e) MRSVD;(f) MWGF;(g) TSF;(h) WLS;(i)所提算法

Fig. 7 Scene 3:image fusion comparison results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) DTCWT; (d) IFEVIP; (e) MRSVD; (f) MWGF; (g) TSF; (h) WLS; (i) proposed method

图8中:所提算法有效结合了红外图像中的云朵和可见光图像中左侧的树木纹理信息,对建筑物的纹理、边缘细节也保留较好,但对汽车的热信息体现不明显;WLS算法背景细节信息丰富,对比度适宜,在目标

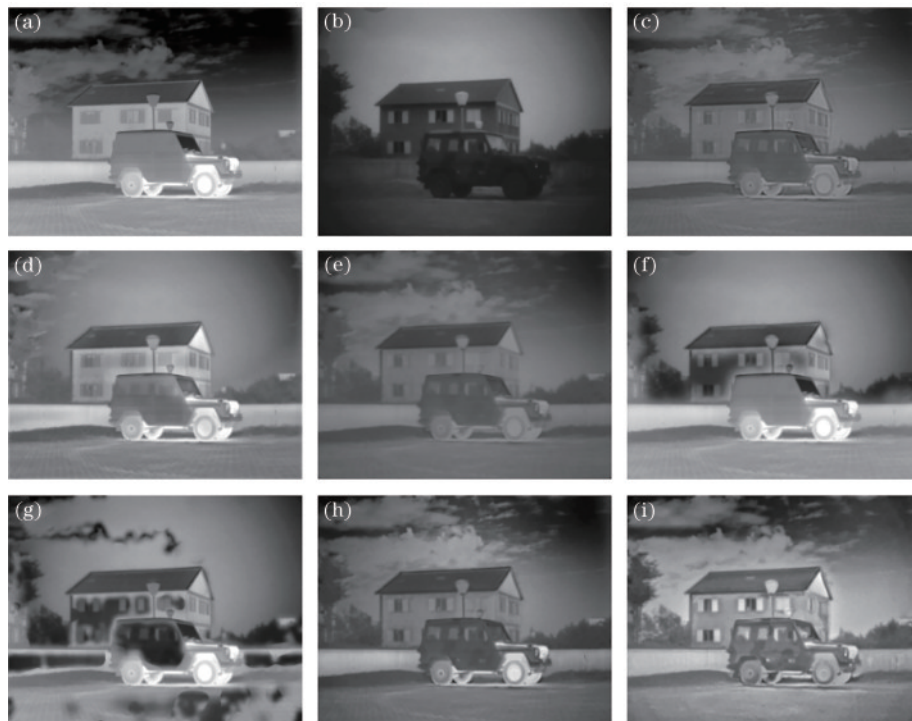


图8 场景4:图像融合实验结果对比。(a)红外图像;(b)可见光图像;(c) DTCWT;(d) IFEVIP;(e) MRSVD;(f) MWGF;(g) TSF;(h) WLS;(i)所提算法

Fig. 8 Scene 4:image fusion comparison results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) DTCWT; (d) IFEVIP; (e) MRSVD; (f) MWGF; (g) TSF; (h) WLS; (i) proposed method



与背景间取得了较好的平衡;DTCWT和MRSVD算法有效继承了红外图像中天空中的云朵纹理细节特征信息,但对汽车发动机及底部的红外目标热信息没有很好体现,不够突出;IFEVIP算法较多地继承了红外图像的信息,但丢失了天空中的云朵纹理细节;MWGF和TSF算法噪声较多,云朵、树木及建筑物细节信息缺失,存在伪影及空洞。

综合4种场景下不同算法的融合结果可以看出,各种算法均在一定程度上有效地融合了异源图像的互补信息,比单独源图像的信息更加全面、丰富。所提算法不仅突出了目标信息,同时在纹理及边缘细节刻画上也更为细致,整体对比度适宜,与主观视觉感知一致。

#### 4.2 客观评价

本实验选取部分具有代表性的客观指标对融合算法进行验证:信息熵(EN)表示图像中所包含的平均信息量的多少;互信息(MI)计算源图像有多少信息转移到融合后的图像中,互信息越大,说明该算法携带的信

息量越大;峰值信噪比(PSNR),其取值与融合图像的质量成正比;边缘信息保持度( $Q^{ab/f}$ ),又称为边缘信息传递因子,是衡量有多少边缘信息(即高频部分中的细节信息)从源图像中传递、转移到融合图像中,其值越大融合效果越好。

不同场景下各种算法客观评价指标参数如表1所示。其中,每行加粗数值为该行指标最优值,括号内数值为该行指标最劣值。通过表1可以观察到,所提算法的EN、MI、PSNR和 $Q^{ab/f}$ 这4项客观指标参数值在所有场景中均取得了最大值,说明融合图像所包含的信息量较为丰富,从源图像继承的信息更多,融合后的图像含有较少的噪声,对不同场景中高频细节信息保留好、融合效果好。另外,所提算法运行时间在4种不同场景下仅慢于文献[25]所提出的算法,排在所有算法的第2位。其中,MWGF法的运行时间较长,TSF与MWGF在不同场景下的PSNR与 $Q^{ab/f}$ 参数值较高,说明算法引入了较多的伪影或噪声,这也与主观视觉评价的结果基本一致。

表1 不同场景下各种算法的客观评价指标参数值

Table 1 Objective evaluation indicators value of different algorithms under various scenes

Scene	Objective evaluation parameter	DTCWT	IFEVIP	MRSVD	MWGF	TSF	WLS	Proposed algorithm
Scene 1	EN	5.9950	6.7012	(5.9474)	6.8357	6.8820	6.1387	<b>6.8951</b>
	MI	11.9900	13.4024	(11.8947)	13.6713	13.7640	12.2773	<b>13.7901</b>
	PSNR	0.1305	4.9070	4.7497	5.3138	(0.1867)	1.7240	<b>6.4450</b>
	$Q^{ab/f}$	0.5072	0.5698	0.4213	0.3570	(0.3440)	0.3943	<b>0.5852</b>
	$t/s$	1.0389	<b>0.1701</b>	1.0594	(7.2409)	1.2071	4.5671	0.5790
Scene 2	EN	6.6530	6.9714	(6.5531)	7.1808	7.0676	6.9546	<b>7.4373</b>
	MI	13.3060	13.9429	(13.1061)	14.3616	14.1352	13.9092	<b>14.8746</b>
	PSNR	8.0862	4.1266	8.1322	5.3038	(3.4511)	7.3553	<b>9.3592</b>
	$Q^{ab/f}$	0.3144	0.4538	0.3031	(0.2493)	0.2817	0.4642	<b>0.4700</b>
	$t/s$	1.3391	<b>0.1412</b>	1.0768	(9.2151)	2.0132	7.1057	0.7081
Scene 3	EN	6.4130	6.8194	(6.3335)	7.2368	7.3451	6.7423	<b>7.5834</b>
	MI	12.8260	13.6388	(12.6670)	14.4737	14.6901	13.4847	<b>15.1668</b>
	PSNR	8.1364	5.3801	8.1075	(3.5751)	6.5821	8.1988	<b>11.6503</b>
	$Q^{ab/f}$	0.4211	0.3644	0.3406	(0.2817)	0.3149	0.4742	<b>0.5112</b>
	$t/s$	0.8295	<b>0.1490</b>	0.8043	(6.0184)	2.2753	4.4585	0.5876
Scene 4	EN	6.5538	7.0778	(6.4951)	7.2715	7.3560	7.1459	<b>7.4440</b>
	MI	13.1075	14.1555	(12.9902)	14.5431	14.7120	14.2918	<b>14.8880</b>
	PSNR	5.2754	1.8830	4.1543	(1.3799)	2.6731	1.5444	<b>5.3001</b>
	$Q^{ab/f}$	0.4405	0.4240	0.3292	(0.2994)	0.3104	0.3322	<b>0.4494</b>
	$t/s$	0.9109	<b>0.1269</b>	1.0296	(6.8183)	2.5628	5.0540	0.4864

为了更直观地表示各算法客观指标,将表1中的数据进行仿真。图9中横轴表示所采用的融合算法,纵坐标为各指标参数的数值。从图9可以明显看出:所提融合算法除了在运行时间上略逊于IFEVIP外,在其他4项指标上均取得了最优值,其中EN、MI较其

他算法整体均值提高约8.3%、PSNR提高约78.1%、 $Q^{ab/f}$ 提高约34.5%、运行时间仅为总体均值的21.08%。图9显示出MRSVD、MWGF、TSF等融合算法曲线波动性较大,反映出所提算法稳定性更强,对不同的场景具有较好的适应能力。

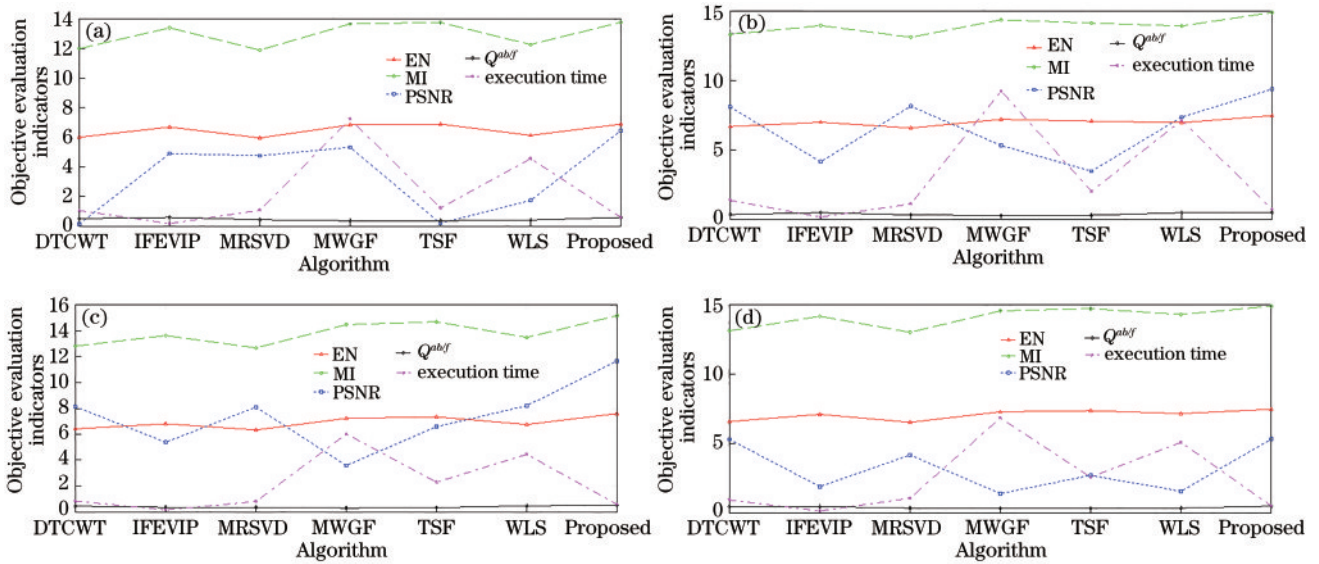


图9 不同场景下客观指标参数值。(a)场景1;(b)场景2;(c)场景3;(d)场景4

Fig. 9 Objective evaluation indicators value under various scenes. (a) Scene 1; (b) scene 2; (c) scene 3; (d) scene 4

## 5 结 论

针对传统融合算法配准精度低、目标特征不突出、源图像传递至融合图像信息不足,且传统小波变换不具有平移不变性、方向信息有限、计算效率低等问题,提出一种基于GF与DTCWT的红外与可见光图像配准融合改进算法。首先,根据红外与可见光图像不同的光谱特点,对可见光图像进行GF增强,并将其作为后续DTCWT的输入;接着,对经DTCWT分解后的红外高频分量进行GF增强;其次,根据不同频带系数特点,提出一种基于显著性的自适应加权规则对红外与可见光低频子带分量进行融合,采用一种基于SML与梯度值向量的规则对不同尺度、方向下高频子带进行融合;最后,对融合后的高、低频系数通过DTCWT逆变换来得到最终重构图像。为验证所提算法的有效性,选择了不同清晰度、对比度、目标强度以及拍摄时刻的红外与可见光图像对所提算法及其他6种典型算法进行主、客观评价。实验结果表明,所提融合算法相较于DTCWT、WLS、IFEVIP、MRSVD、TSF等算法而言,更适用于不同场景的红外与可见光融合,目标突出且背景信息丰富,保留了更多纹理和边缘等细节信息,可以取得更好的视觉效果,有利于后续进一步识别、分析和处理。同时在4种客观评价指标上也取得了更好的结果,主客观评价基本一致,所提融合算法的配准精度与融合质量较其他算法有了显著提升,并有效地抑制了干扰特征和噪声误差。

## 参 考 文 献

- [1] Rocio C, Davide R, Lei X, et al. Infrared upconversion imaging in nonlinear metasurfaces[J]. *Advanced Photonics*, 2021, 3(3): 036002.
- [2] Chang G Q. Laser, domains, and more: an interview with shining Zhu[J]. *Advanced Photonics*, 2020, 2(5): 050502.
- [3] 张雷, 罗长更, 张颖颖, 等. 基于支持度变换的红外与可见光图像融合算法[J]. *激光技术*, 2015, 39(3): 428-431.
- [4] Zhang L, Luo C G, Zhang Y Y, et al. Fusion algorithm of infrared and visible images based on support value transform[J]. *Laser Technology*, 2015, 39(3): 428-431.
- [5] Zuo Y J, Liu J H, Bai G B, et al. Airborne infrared and visible image fusion combined with region segmentation [J]. *Sensors*, 2017, 17(5): 1127.
- [6] Krommweh J. Tetrolet transform: a new adaptive Haar wavelet algorithm for sparse image representation[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2010, 21(4): 364-374.
- [7] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [8] Wang L, Li B, Tian L F. EGGDD: an explicit dependency model for multi-modal medical image fusion in shift-invariant shearlet transform domain[J]. *Information Fusion*, 2014, 19: 29-37.
- [9] 李恒, 张黎明, 蒋美容, 等. 一种基于ResNet152的红外与可见光图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(8): 081013.
- [10] Li H, Zhang L M, Jiang M R, et al. An infrared and visible image fusion algorithm based on ResNet152[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(8): 081013.
- [9] Liu Y, Chen X, Cheng J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2018, 16(3): 1850018.
- [10] Li H, Wu X J, Kittler J. Infrared and visible image fusion using a deep learning framework[C]//2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), August 20-24, 2018, Beijing, China. New York: IEEE

- Press, 2018: 2705-2710.
- [11] Amin-Naji M, Aghagolzadeh A, Ezoji M. Fully convolutional networks for multi-focus image fusion[C]// 2018 9th International Symposium on Telecommunications (IST), December 17-19, 2018, Tehran, Iran. New York: IEEE Press, 2018: 553-558.
- [12] 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.
- [13] 许磊, 崔光芒, 郑晨浦, 等. 基于多尺度分解和显著性区域提取的可见光红外图像融合方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111003.  
Xu L, Cui G M, Zheng C P, et al. Fusion method of visible and infrared images based on multi-scale decomposition and saliency region extraction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111003.
- [14] 赵程, 黄永东. 基于滚动导向滤波和混合多尺度分解的红外与可见光图像融合方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141007.  
Zhao C, Huang Y D. Infrared and visible image fusion via rolling guidance filtering and hybrid multi-scale decomposition[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141007.
- [15] Kingsbury N. Image processing with complex wavelets [J]. *Philosophical Transactions of Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1999, 357(1760): 2543-2560.
- [16] 李建飞, 陈春晓, 王亮. 基于双树复小波变换和频域 U-Net 的多光谱图像融合算法[J]. *生物医学工程研究*, 2020, 39(2): 145-150.  
Li J F, Chen C X, Wang L. Fusion algorithm of multi-spectral images based on dual-tree complex wavelet transform and frequency-domain U-Net[J]. *Journal of Biomedical Engineering Research*, 2020, 39(2): 145-150.
- [17] 娄熙承, 冯鑫. 潜在低秩表示框架下基于卷积神经网络结合引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. *光子学报*, 2021, 50(3): 0310004.  
Lou X C, Feng X. Infrared and visible image fusion in latent low rank representation framework based on convolution neural network and guided filtering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(3): 0310004.
- [18] 朱浩然, 刘云清, 张文颖. 基于对比度增强与多尺度边缘保持分解的红外与可见光图像融合[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(6): 1294-1300.  
Zhu H R, Liu Y Q, Zhang W Y. Infrared and visible image fusion based on contrast enhancement and multi-scale edge-preserving decomposition[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(6): 1294-1300.
- [19] 吴一全, 王志来. 基于目标提取与引导滤波增强的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2017, 37(8): 0810001.  
Wu Y Q, Wang Z L. Infrared and visible image fusion based on target extraction and guided filtering enhancement [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8): 0810001.
- [20] Jiang S, Guan M L, Wu J M, et al. Frequency-domain diagonal extension imaging[J]. *Advanced Photonics*, 2020, 2(3): 036005.
- [21] 甄媚, 王书朋. 可见光与红外图像自适应加权平均融合方法[J]. *红外技术*, 2019, 41(4): 341-346.  
Zhen M, Wang S P. An adaptive weighted average fusion method for visible and infrared images[J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(4): 341-346.
- [22] 方静, 罗高鹏. 改进快速 NSST 的热烟羽红外与可见光图像融合[J]. *激光与红外*, 2017, 47(7): 914-920.  
Fang J, Luo G P. Infrared and visible images fusion of thermal plume based on rapid non-subsampled shearlet transform[J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(7): 914-920.
- [23] 朱攀, 刘泽阳, 黄战华. 基于 DTCWT 和稀疏表示的红外偏振与光强图像融合[J]. *光子学报*, 2017, 46(12): 1210002.  
Zhu P, Liu Z Y, Huang Z H. Infrared polarization and intensity image fusion based on dual-tree complex wavelet transform and sparse representation[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(12): 1210002.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 刘明君, 董增寿. 基于多特征的红外与可见光图像融合[J]. *激光杂志*, 2019, 40(10): 81-85.  
Liu M J, Dong Z S. Infrared and visible light image fusion based on multiple features[J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10): 81-85.
- [27] Zhou Z Q, Li S, Wang B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images[J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 60-72.
- [28] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Multi-focus image fusion using boosted random walks-based algorithm with two-scale focus maps[J]. *Neurocomputing*, 2019, 335: 9-20.