

基于改进的区域生长法与引导滤波的图像融合

巩稼民¹, 刘尚辉^{2*}, 金库², 刘海洋², 魏戌盟²¹西安邮电大学现代邮政学院, 陕西 西安 710061;²西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121

摘要 针对红外与可见光图像融合算法中存在的目标提取不充分、细节丢失等问题,提出一种基于改进的区域生长法(IRG)与引导滤波的红外与可见光图像融合方法。首先对红外图像使用 IRG 进行目标提取,然后对红外和可见光图像使用非下采样剪切波变换(NSST),并对所得低频与高频分量进行引导滤波,由滤波后的红外和可见光低频分量通过基于 IRG 的融合规则得到低频融合系数,由增强的高频分量经过双通道脉冲发放皮层模型(DCSCM)得到高频融合系数,最后经 NSST 逆变换得到融合图像。用主观评价和 6 种常用客观评价指标对融合图像进行评估。实验结果表明,所提算法的融合图像目标突出、背景信息清晰、细节保留能力强,在主观和客观评价上均有明显优势。

关键词 图像处理; 图像融合; 改进的区域生长法; 引导滤波; 双通道脉冲发放皮层模型; 非下采样 Shearlet 变换

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222347

Image Fusion Based on Improved Region Growing and Guided Filtering

Gong Jiamin¹, Liu Shanghui^{2*}, Jin Ku², Liu Haiyang², Wei Xumeng²¹School of Modern Post, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710061, Shaanxi, China;²School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, Shaanxi, China

Abstract Aiming at the problems of insufficient target extraction and loss of details in infrared and visible image fusion algorithm, an infrared and visible image fusion method based on improved region growing method (IRG) and guided filtering is proposed. First, use IRG to extract targets from infrared images, then use NSST for infrared and visible images, and conduct guided filtering for the obtained low-frequency and high-frequency components. The filtered infrared and visible low-frequency components get low-frequency fusion coefficients through IRG based fusion rules, and the enhanced high-frequency components get high-frequency fusion coefficients through dual-channel spiking cortical model (DCSCM). Finally, the fused image is obtained by NSST inverse transform. The fused image is evaluated with subjective evaluation and 6 common objective evaluation indexes. The experimental results show that the proposed algorithm has obvious advantages in subjective and objective evaluation, such as prominent target, clear background information, strong detail retention ability.

Key words image processing; image fusion; improved region growing; guided filtering; dual-channel spiking cortical model; nonsubsampling shearlet transform

1 引言

由于红外光与可见光的传感器成像原理不同,所采集的图像特征有区别,且单一传感器获取到的信息有片面性。红外传感器可体现热辐射信息^[1],但它对场景中的光照度不敏感,会导致所成图像对比度较低、分辨率较差、细节纹理信息较少^[2]。而可见光成像根据场

景内物体反射光的可视信息,能够获取较清晰的图像,但容易受到烟雾、云朵等物体的遮挡,如果环境光线较弱,成像效果会受到严重影响^[3-4]。因此,可采用红外与可见光图像的融合图像,对两者进行优势互补,得到特征明显、目标突出、细节丰富和高对比度清晰的图像,可广泛应用于军事侦察、目标检测和识别等领域^[5-6]。

近年来,红外与可见光图像融合领域的研究仍存

收稿日期: 2022-08-19; 修回日期: 2022-09-23; 录用日期: 2022-10-18; 网络首发日期: 2022-11-04

基金项目: 国家自然科学基金(61775180)、国际科技合作计划项目陕西省重点研发计划(2020KQZ-017)

通信作者: *lsh81687039@163.com

在目标提取不充分或细节丢失等问题。叶坤涛等^[7]提出一种结合改进显著性检测与非下采样剪切波变换(NSST)的融合方法,得到红外目标较为突出的图像,但有细节丢失的问题。Tan等^[8]提出一种基于多级高斯率滤波的融合算法,得到的融合图像纹理细节较为丰富,但红外目标较暗。田立凡等^[9]提出一种基于SGWT和多显著性的融合方法,得到目标较为突出、可见光细节保留较好的图像,但红外目标周围存在伪影。Li等^[10]基于RFN-Nest的深度学习方法所得到的融合图像不能将目标特征和纹理细节同时保留。

针对上述问题,本文提出一种基于改进的区域生长(IRG)与引导滤波算法,结合NSST分解方法和双通道发放皮层模型(DCSCM)融合策略的红外光与可见光图像融合算法,即分别对红外和可见光图像使用NSST进行多尺度分解,获得相应的低频和高频分量。为充分提取红外图像中的目标信息和低频子带中遗留的细节信息,在低频融合过程中,使用IRG提取红外目标信息,并使用引导滤波对低频子带进行增强,采用比较信息熵的方法得到低频融合系数。为了更好地保留图像的边缘、纹理细节信息,在高频融合过程中,使用引导滤波算法和DCSCM模型得到高频融合系数,经过NSST逆变换得到融合图像。实验结果表明,所提算法较好地解决了目标提取不充分、细节丢失等问题,同时算法稳定,与其他算法相比有较为明显的优势。

2 基本原理

2.1 改进的区域生长法(IRG)

区域生长法属于图像分割的范畴,其核心思想是

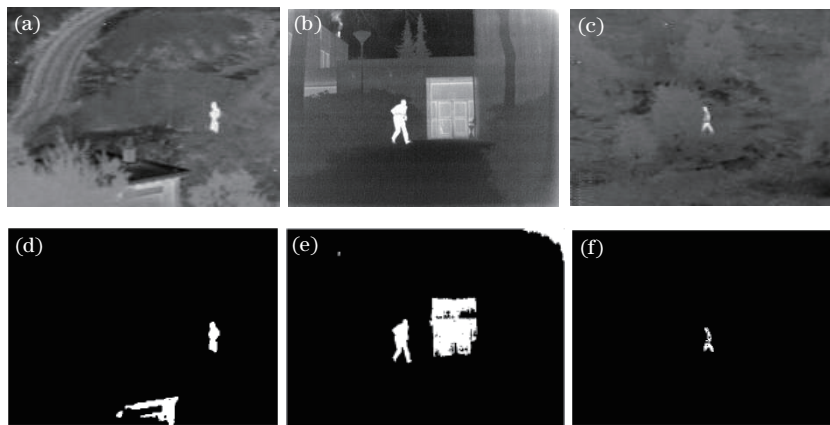


图1 基于IRG的红外目标提取。(a) 红外图像1; (b) 红外图像2; (c) 红外图像3; (d) 图像1提取目标; (e) 图像2提取目标; (f) 图像3提取目标

Fig. 1 Infrared target extraction based on IRG. (a) Infrared image 1; (b) infrared image 2; (c) infrared image 3; (d) extraction target of image 1; (e) extraction target of image 2; (f) extraction target of image 3

2.2 引导滤波

引导滤波是一种基于局部线性模型的边缘保持算法^[13],它可以抑制NSST引起的空间扭曲,还可以使图像的细节信息得到充分保留、使输出图像与输入图像

通过生长策略将具有相似特性的点或零散的小区域合并成大区域,实现图像在不同性质类型上的分割^[11]。区域生长法计算简单、运行速度快,但传统的区域生长法具有需手动选取种子点^[12]、计算开销过大、分割过度(将图像分割成多区域)的缺点,这些缺点影响到图像的融合效果。使用改进的多种子区域生长法,在增强算法的同时更好地保留红外目标信息。IRG的具体步骤如下:

1) 遍历红外图像中各像素点,将 3×3 邻域内灰度均值最大的点作为种子点,实现种子的自动选取。

2) 比较种子点与8邻域像素点的灰度值,若有8邻域内像素点满足与种子点的灰度差值小于阈值的条件,则将该像素点与种子点划为同类,并将其作为新的种子点;若像素点不满足条件,则放弃该点,对邻域中下一个点进行判决。传统的区域生长法中,此步骤会重复计算新旧种子点之间的灰度差值,导致开销很大。而且,传统的区域生长法需要大量的先验知识来设置阈值,效果不理想。IRG法则会在此步骤将已找到的种子点位置存储起来,寻找新种子点时会根据位置信息忽略旧种子点,从而有效减少开销。且选取红外图像的标准差与平均梯度的比作为阈值,实验结果表明阈值选取合理,目标的提取效果良好。

3) 若所有的种子点都完成了8邻域内的生长,则停止整个过程。

图1为基于IRG提取到的红外图像的目标图像。可见,提取的红外目标相对完整,且无噪点。

的结构相似度更大。

引导滤波算法中,记引导图像为 I ,输入图像为 P ,输出图像为 Q ,则 I 与 Q 之间有线性关系:

$$Q_{\tau} = a_{\tau} I_{\tau} + b_{\tau}, \quad \forall \tau \in \omega_d, \quad (1)$$

式中： τ 为像素索引； a_d, b_d 为线性系数； ω_d 为以向导图 I 中一点 d 为中心，大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的局部窗。求解滤波结果，可转化为求解最优化的问题：

$$E(a_d, b_d) = \sum_{i \in \omega_d} [(a_d I_\tau + b_d - P_\tau)^2 + \epsilon_1 a_d^2], \quad (2)$$

式中： ϵ_1 为归一化因子。可使用线性回归求解式(2)的解：

$$a_d = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{\tau \in \omega_d} I_\tau P_\tau - \mu_d \bar{P}_d}{\sigma_d^2 + \epsilon_1}, \quad (3)$$

$$b_d = \bar{P}_d - a_d \mu_d, \quad (4)$$

式中： μ_d 为向导图 I 的均值； σ_d^2 表示 I 的方差； \bar{P}_d 表示 P 在窗口 ω_d 中的均值； $|\omega|$ 表示窗口内的像素数。

2.3 双通道脉冲发放皮层模型

DCSCM^[14]是一种比脉冲发放皮层模型(SCM)结构更简单、效率更高、更符合人眼特性的改进模型。DCSCM可以改善SCM对较暗区域的信息提取度较低的缺点，且对细节信息捕捉能力较好。

DCSCM结构如图2所示。外部激励和进入

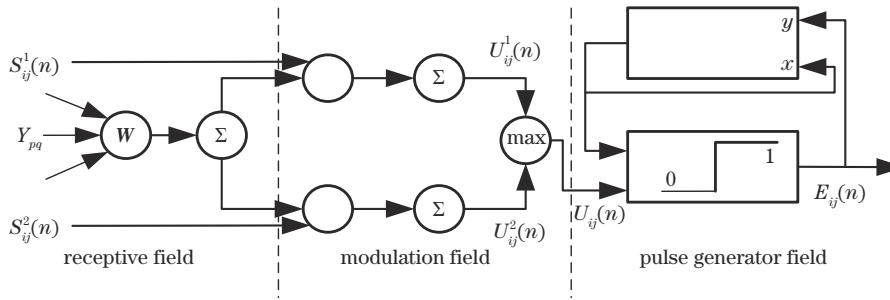


图2 DCSCM
Fig. 2 DCSCM

3 融合算法

首先，对源红外图像使用IRG得到二值红外目标图像 O ，并使用NSST将源红外图像 I 与源可见光图像 V 分别分解得到高低频子带。然后，在低频融合过程中，通过基于IRG与引导滤波结合赋时矩阵的方法得到低频融合系数；在高频融合中，使用引导滤波结合DCSCM的方法得到高频融合系数。最后，将得到的融合系数进行NSST逆变换得到融合图像。图3为所提融合算法流程图。

3.1 基于IRG与引导滤波结合赋时矩阵的低频融合规则

在图像处理中，低频子带携带图像的大部分能量。可见光图像的背景信息丰富，但其对比度通常较低导致大量细节被隐藏，因此对可见光图像进行增强可有效发掘其细节特征^[15]，而对红外图像进行增强可以更加突出目标。对可见光低频子带和红外光低频子带使用引导滤波，既可滤掉噪声，使图像更加平滑，又可得

DCSCM神经元中的接收区，经过调制区调制后，获得神经元的内部活动项，记其最大值为 $U_{ij}(n)$ ，如果 $U_{ij}(n)$ 大于阈值 $E_{ij}(n)$ ，则神经元在脉冲产生区点火。 x 和 y 分别为 $E_{ij}(n)$ 的衰减和放大系数。

DCSCM的数学表达式如下：

$$\begin{cases} L_{ij}(n) = V_l \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \\ U_{ij}^1(n) = S_{ij}^1 \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}^1 \\ U_{ij}^2(n) = S_{ij}^2 \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}^2 \\ U_{ij}(n) = \max \{ U_{ij}^1(n), U_{ij}^2(n) \} \\ E_{ij}(n) = x E_{ij}(n-1) + y Y_{ij}(n-1) - \Delta \\ Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \end{cases}, \quad (5)$$

式中： (i, j) 为像素点； n 为迭代次数； V_l 为增益幅度； Y_{kl} 为邻域神经元的输出； W 为连接权重； Δ 是一个正常数，控制动态门限的下降幅度； $U_{ij}^1(n)$ 和 $U_{ij}^2(n)$ 是神经元的内部行为； $Y_{ij}(n)$ 为DCSCM的脉冲输出，当 $Y_{ij}(n) = 1$ 时，表示神经元一次点火。

到更多低频子带中遗留的细节信息，保证可见光和红外图像的目标信息最大限度保留。因此，对红外和可见光的原低频子带使用引导滤波，得到红外增强低频子带 I_1 和可见光增强低频子带 V_1 ，然后对 V_1 与 O 进行融合运算。

在低频融合过程中，为了最大限度地保留红外图像的目标信息、改善传统区域生长法分割过度等缺点，采用IRG更加精准地提取源红外图像的二值目标图像 O ，再将 O 作为赋时矩阵，且利用 O 可便捷地对目标边缘像素点进行观测与实验。式(6)中 I 是源红外图像， $F_{oi}(i, j)$ 是目标区域低频系数：

$$F_{oi}(i, j) = O(i, j) \cdot I(i, j). \quad (6)$$

引导滤波得到的 I_1 和 V_1 保存了大量背景细节信息，为使得融合图像背景信息更多保留下来，使用比较低频子带图像系数与源图像信息熵 E_N 的方法^[16]，选取信息熵较大的图像分解系数作为背景区域的低频融合系数 $F_{oi}(i, j)$ ，即

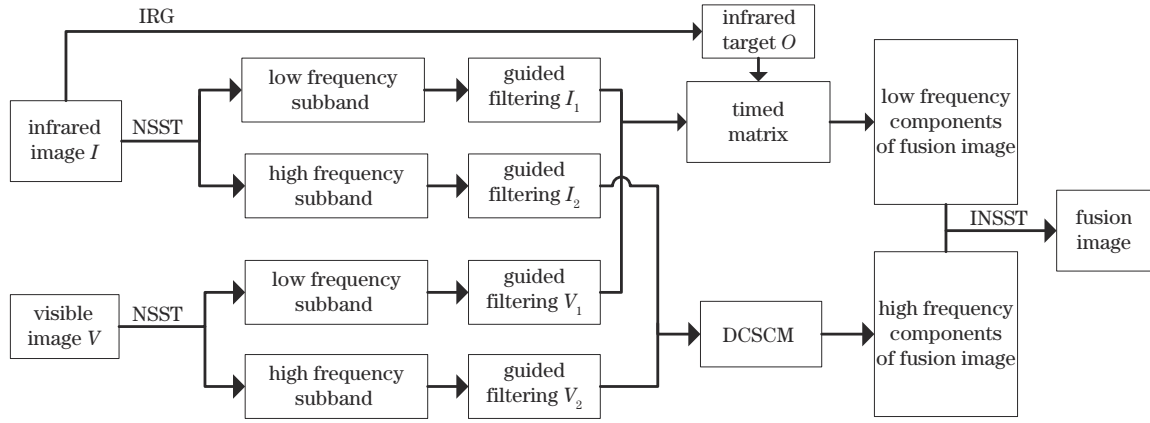


图 3 所提融合算法流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed fusion method

$$F_{bl}(i, j) =$$

$$\begin{cases} V_1(i, j), E_{N_{V_1}} \geq E_{N_{I_1}} \text{ or } V_1(x, y) \geq I_1(x, y) \\ I_1(i, j), \text{ else} \end{cases}, \quad (7)$$

其中,信息熵 E_N 的表达式为

$$E_N = - \sum_{i=0}^{255} p_m \log p_m, \quad (8)$$

式中: p_m 为图像第 m 级灰度值出现的概率。

最终得到的低频融合系数 $F_l(i, j)$ 为

$$F_l(i, j) = \begin{cases} F_{ol}(i, j), & (i, j) \in O \\ F_{bl}(i, j), & (i, j) \notin O \end{cases}. \quad (9)$$

3.2 结合引导滤波和 DCSCM 的高频融合规则

图像经过 NSST 得到的高频分量主要包含源图像中的细节信息,为了抑制 NSST 引起的空间扭曲、保留原图像中尽可能多的细节信息,先对红外和可见光高频子带进行引导滤波,分别得到红外和可见光的增强高频子带 I_2 和 V_2 ,再使用更加符合人眼特性的 DCSCM 对高频子带进行融合,使用能测量图像清晰度和边缘突出程度的区域能量 E 与改进拉普拉斯能量和 (S_{SML}) 的乘积作为 DCSCM 的外部激励,继而获得高频子带图像的融合系数 $F_h(i, j)$ 。

首先,计算区域能量 E (以红外光图像 I 为例):

$$E_I(i, j) = \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} [I_h(i+m, j+n)]^2. \quad (10)$$

接着,计算每个高频子带图像在源图像对应位置处的 S_{SML} :

$$S_{SML_{I_h}}(i, j) = \sum_{r=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{c=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} ML_{I_h}(i+r, j+c), \quad (11)$$

其中, M 和 N 取值均为常数,取值为 3, ML_{I_h} 定义为

$$ML_{I_h}(i, j) = |2I_h(i, j) - I_h(i+1, j) - I_h(i-1, j)| + |2I_h(i, j) - I_h(i, j+1) - I_h(i, j-1)|. \quad (12)$$

然后,将 E 与 S_{SML} 的乘积,作为 DCSCM 的外部

激励:

$$S(i, j) = E_{I_h}(i, j) S_{SML_{I_h}}(i, j). \quad (13)$$

最后,采用信息熵取大、赋时矩阵取小的方法得到高频子带图像的融合系数 $F_h(i, j)$,具体方法如下:

当 DCSCM 输出不同时,比较红外图像与可见光高频子带图像输出的赋时矩阵大小,选取赋时矩阵小的高频子带图像系数作为高频融合系数:

$$F_h(i, j) = \begin{cases} V_h(i, j), & T_{V_h}(i, j) < T_{I_h}(i, j) \\ I_h(i, j), & T_{V_h}(i, j) > T_{I_h}(i, j) \end{cases}, \quad (14)$$

式中: T 为 DCSCM 输出的赋时矩阵,记录像素点发放脉冲时的迭代次数,定义为

$$T_{ij}(n) = \begin{cases} n, & Y_{ij}(1) = 1 \\ T_{ij}(n-1), & \text{else} \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $Y_{ij}(1)$ 表示 DCSCM 神经网络第 1 次迭代时神经元的点火状态,当 $Y_{ij}(1) = 1$ 时,表示神经元点火。

当 DCSCM 输出相同时,选取信息熵大的系数作为高频融合系数:

$$F_h(i, j) = \begin{cases} V_h(i, j), & E_{N_V} \geq E_{N_I} \\ I_h(i, j), & E_{N_V} < E_{N_I} \end{cases}. \quad (16)$$

最终,对低频和高频融合系数进行 NSST 逆变换,得到最后的融合图像。

4 实验与分析

4.1 实验设置

为了验证所提算法的有效性,使用 TNO 数据集的大量可见光与红外图像进行测试,最终选取 3 组图像进行举例说明,具体如图 4 所示,并与其他 5 种算法:MGFF^[17]、RGFFT^[18]、MST^[19]、VIP^[20]、SCMGF^[21] 进行比较。在所提算法中,设定 4 层的 NSST 分解,每层分解的方向数为 [4, 4, 16, 16],使用“maxflat”滤波器进行多尺度分解。DCSCM 的迭代次数设为 100,链接强度为 3。引导滤波的引导图像是红外和可见光的源图像。实验运行环境:处理器为 i7-10750H,内存为 32 GB。

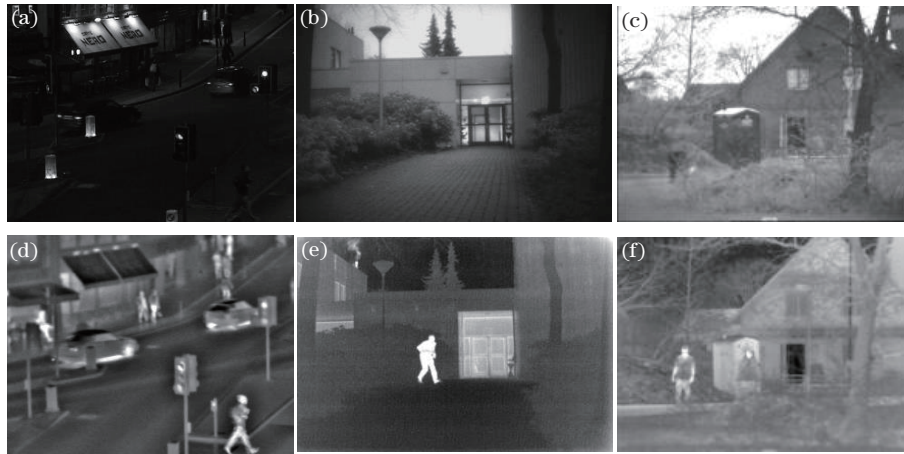


图 4 3 组可见光与红外光图像。(a) 第 1 组可见光图像; (b) 第 2 组可见光图像; (c) 第 3 组可见光图像; (d) 第 1 组红外图像; (e) 第 2 组红外图像; (f) 第 3 组红外图像

Fig. 4 Three groups of visible and infrared images. (a) Visible image of group 1; (b) visible image of group 2; (c) visible image of group 3; (d) infrared image of group 1; (e) infrared image of group 2; (f) infrared image of group 3

4.2 主观评价

第 1 组图像及融合结果如图 5 所示,图 5(a)的对比度低,无法分辨红外目标和背景信息。图 5(b)的对比度较图 5(a)高,但仍不能很好地分辨红外目标和背景信息。图 5(c)较好保留了背景信息,但目标信息较暗,图像整体对比度较低。图 5(d)中的显著性目标相比图 5(c)更加突出,但其背景信息的对比度较源可见

光图像更低。图 5(e)中的背景信息对比度较图 5(d)更高,但与图 5(f)相比,图 5(e)中的背景信息对比度过高,红外目标纹理细节较差,且右上角红外目标边缘模糊无法分辨形状。图 5(b)与图 5(e)均使用了引导滤波,但融合图像的主观效果较差。所提算法得到的融合图像,不仅目标突出,细节纹理信息保留较好,而且背景信息与源可见光图像差异不大、对比度较高。

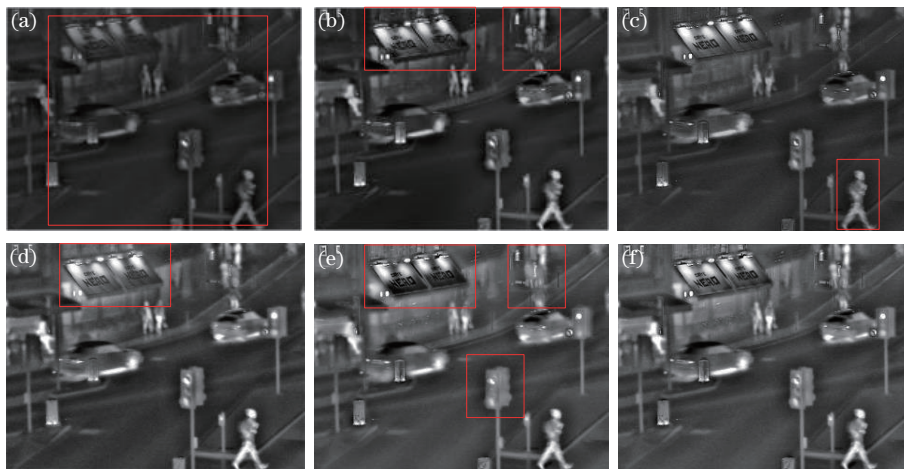


图 5 第 1 组图像及融合结果。(a) MGFF 算法; (b) RGFFT 算法; (c) MST 算法; (d) VIP 算法; (e) SCMGF 算法; (f) 所提算法
Fig. 5 Group 1 images and fusion results. (a) MGFF algorithm; (b) RGFFT algorithm; (c) MST algorithm; (d) VIP algorithm; (e) SCMGF algorithm; (f) proposed algorithm

第 2 组图像及融合结果如图 6 所示,图 6(a)的对比度低,纹理细节丢失严重。图 6(b)的对比度较图 6(a)低,红外目标不突出,但树木细节信息较为完整。图 6(c)较好保留了背景信息,但目标信息不明显。与图 6(c)相比,图 6(d)的人物信息比较突出,但树木的细节信息不够清晰,图像整体对比度较低。图 6(e)中的树木细节较为丰富、目标也较为突出,但与图 6(f)相比,图 6(e)算法中引导滤波算法与目标提取算法结合的效果较差,导致纹理保存效果较差,图像

上方树木边缘出现伪影,且由于文献[21]只对高频子带用了引导滤波,其亮暗交界处的边缘没有图 6(f)平滑。所提算法得到的融合图像,不仅对比度高、更好地突出了显著性目标,尤其是保留了源红外图像中右上角热源信息,其他算法几乎没有保留,而且所提算法保留了更多的细节、边缘和纹理信息,抑制了伪影的产生。

第 3 组图像及融合结果如图 7 所示,图 7(a)的对比度低,红外目标不突出,纹理细节丢失严重。

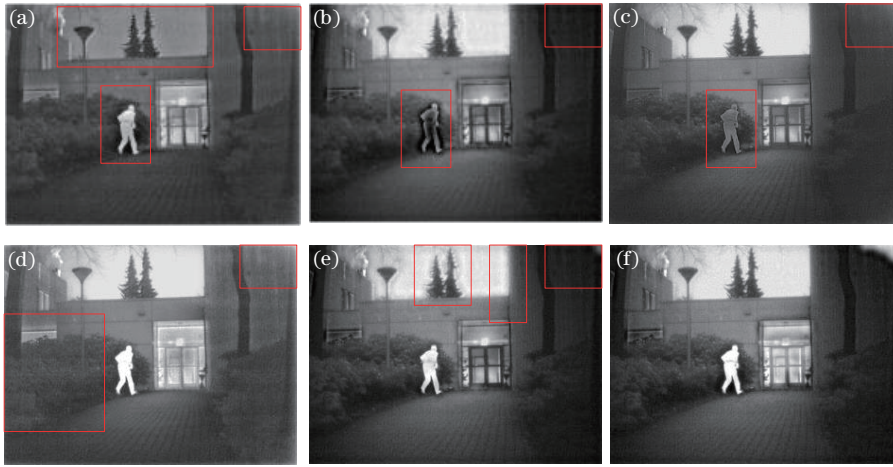


图6 第2组图像及融合结果。(a) MGFF算法; (b) RGFFT算法; (c) MST算法; (d) VIP算法; (e) SCMGF算法; (f) 所提算法
Fig. 6 Group 2 images and fusion results. (a) MGFF algorithm; (b) RGFFT algorithm; (c) MST algorithm; (d) VIP algorithm; (e) SCMGF algorithm; (f) proposed algorithm

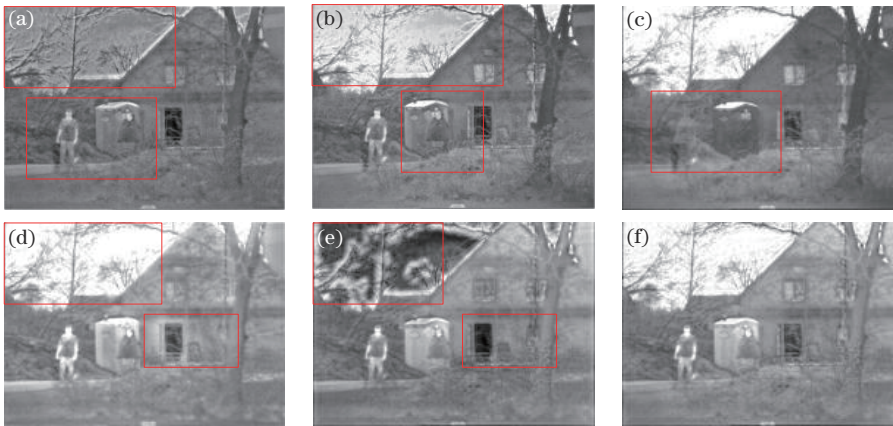


图7 第3组图像及融合结果。(a) MGFF算法; (b) RGFFT算法; (c) MST算法; (d) VIP算法; (e) SCMGF算法; (f) 所提算法
Fig. 7 Group 3 images and fusion results. (a) MGFF algorithm; (b) RGFFT algorithm; (c) MST algorithm; (d) VIP algorithm; (e) SCMGF algorithm; (f) proposed algorithm

图7(b)的对比度较图7(a)高,较好地保留了树木纹理,但右红外目标不突出,树木旁有伪影。图7(c)的背景信息较为丰富,但显著性目标几乎看不到。图7(d)中的目标信息较为突出,但树木的细节信息略有丢失,门的边缘有灰度变化。图7(e)中的细节信息较图7(c)更丰富,但与图7(f)相比,图7(e)的左上角保留的是红外图像中的背景信息、真实性较差,且树木边缘伪影严重,虽使用了引导滤波,但图像纹理信息保留较差。而所提算法得到的融合图像目标突出、背景信息丰富且真实、纹理细节信息保留较好,伪影得到了较好的抑制,算法效果稳定,对比其他算法有明显优势。

4.3 客观评价

为了对上述6种算法进行客观评价,选用标准差(STD)、互信息(MI)、平均梯度(AG)、信息熵(EN)、边缘保留因子($Q^{AB/F}$)和结构相似度(SSIM)作为客观评价标准。标准差反映图像对比度和边缘清晰度,互信息反映灰度分布相似度,平均梯度反映图像清晰度,

信息熵反映图像包含信息量的多少,边缘保留因子反映图像边缘信息表现能力,结构相似度反映融合图像与源图像的相似性,以上指标都是较大者更好。

表1给出了3组图像的客观评价指标结果。从表1可以看出,6个评价指标中,所提算法除了结构相似度总是低于VIP算法,互信息或信息熵偶尔略低于SCMGF算法,其他指标均高于另外5种算法,尤其在标准差、平均梯度和边缘保留因子这3个指标上明显高于其他算法,表明图像对比度和边缘清晰度、图像清晰度高,图像边缘信息表现能力强,图像包含信息量较多且灰度分布相似度较大。DCSCM对图像细节有较好的捕捉能力,引导滤波的保留细节和增大结构相似度的能力较强,所以所提算法的细节保留能力较强,且相比于SCMGF算法仅仅对高频使用引导滤波,结构相似度得到提升。但是所提算法得到融合图像的SSIM均未达到最高,原因可能是使用NSST使图像的空间结构发生了变化。综合来看,所提融合算法的综合性能最佳,和主观效果相符合。

表 1 3 组融合图像客观评价指标
Table 1 Three groups of objective evaluation indicators of fused images

Group	Algorithm	STD	MI	AG	EN	$Q^{AB/F}$	SSIM
Group 1	MGFF	31.8944	1.8872	4.4707	6.5396	0.5653	0.4394
	RGFFT	35.8214	3.3694	4.5047	6.7683	0.5753	0.4747
	MST	29.7569	2.6295	4.1413	6.2525	0.5575	0.4219
	VIP	38.2701	0.2657	4.1800	6.6984	0.6072	0.6623
	SCMGF	35.1244	2.7851	4.2004	6.7825	0.5175	0.4054
	Proposed algorithm	39.0254	3.5856	4.5786	6.8613	0.6153	0.4726
Group 2	MGFF	36.6809	1.7426	4.5351	6.8599	0.4702	0.5268
	RGFFT	58.8457	3.1581	4.6010	7.3429	0.4729	0.4307
	MST	52.1024	3.0416	4.3414	6.8654	0.4563	0.4920
	VIP	52.8195	0.3818	4.3009	6.9521	0.5332	0.7334
	SCMGF	59.9936	3.3897	4.2536	7.3499	0.4118	0.4496
	Proposed algorithm	63.1001	3.2352	4.7744	7.4096	0.5391	0.4598
Group 3	MGFF	31.5410	0.3571	5.6886	6.8607	0.1420	0.1299
	RGFFT	45.9761	2.3598	5.2517	6.9519	0.4546	0.4904
	MST	54.6009	4.2285	5.3389	6.7975	0.5562	0.4873
	VIP	44.2157	0.0872	4.3456	6.5474	0.4596	0.7206
	SCMGF	36.4719	1.8304	5.6384	7.1768	0.4375	0.4795
	Proposed algorithm	46.5446	2.4722	5.8432	6.9413	0.4780	0.4989

5 结 论

提出一种基于 NSST 域的 IRG 与引导滤波以及 DCSCM 结合的红外与可见光图像融合算法。该算法利用 IRG 充分提取目标的优势以及引导滤波与 DCSCM 的优点,对高低频子带设计不同的融合策略,并结合 NSST 多尺度分解的性质对图像进行融合。实验结果表明,所提算法在主观效果和大部分客观指标上均优于其他算法,且在其中一实验中很好地保留了其他算法保留较差的热源信息,可用于目标探测、森林防火等领域,是一种切实有效的可见光与红外光融合算法。

参 考 文 献

- [1] 唐丽丽, 刘刚, 肖刚. 基于双路级联对抗机制的红外与可见光图像融合方法[J]. 光子学报, 2021, 50(9): 0910004.
Tang L L, Liu G, Xiao G. Infrared and visible image fusion method based on dual-path cascade adversarial mechanism[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9): 0910004.
- [2] Han J, Bhanu B. Fusion of color and infrared video for moving human detection[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(6): 1771-1784.
- [3] 朱浩然, 刘云清, 张文颖. 基于灰度变换与两尺度分解的夜视图像融合[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(3): 640-648.
Zhu H R, Liu Y Q, Zhang W Y. Night-vision image fusion based on intensity transformation and two-scale decomposition[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(3): 640-648.
- [4] 林森, 迟凯晨, 李文涛, 等. 基于优势特征图像融合的水下光学图像增强[J]. 光子学报, 2020, 49(3): 0310003.
Lin S, Chi K C, Li W T, et al. Underwater optical image enhancement based on dominant feature image fusion[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(3): 0310003.
- [5] 蔡李美, 李新福, 田学东. 基于分层图像融合的虚拟视点绘制算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(4): 204-210.
Cai L M, Li X F, Tian X D. Virtual viewpoint rendering algorithm based on hierarchical image fusion[J]. Computer Engineering, 2021, 47(4): 204-210.
- [6] 冯鑫, 张建华, 胡开群, 等. 基于变分多尺度的红外与可见光图像融合[J]. 电子学报, 2018, 46(3): 680-687.
Feng X, Zhang J H, Hu K Q, et al. The infrared and visible image fusion method based on variational multiscale[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 680-687.
- [7] 叶坤涛, 李文, 舒蕾蕾, 等. 结合改进显著性检测与 NSST 的红外与可见光图像融合方法[J]. 红外技术, 2021, 43(12): 1212-1221.
Ye K T, Li W, Shu L L, et al. Infrared and visible image fusion method based on improved saliency detection and non-subsampled shearlet transform[J]. Infrared Technology, 2021, 43(12): 1212-1221.
- [8] Tan W, Zhou H X, Song J, et al. Infrared and visible image perceptive fusion through multi-level Gaussian curvature filtering image decomposition[J]. Applied Optics, 2019, 58(12): 3064-3073.
- [9] 田立凡, 杨莘, 梁佳明, 等. 基于 SGWT 和多显著性的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2022, 44(7): 676-685.
Tian L F, Yang S, Liang J M, et al. Infrared and visible image fusion based on SGWT and multi-saliency[J].

- Infrared Technology, 2022, 44(7): 676-685.
- [10] 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.
- [11] 罗杰, 孔韦韦, 刘睿. 基于 NSST 和区域生长的红外与可见光图像融合算法[J]. 中国科技论文, 2016, 11(14): 1673-1678.
Luo J, Kong W W, Liu R. An infrared and visible image fusion method based on NSST and region growing algorithm[J]. China Sciencepaper, 2016, 11(14): 1673-1678.
- [12] 邓兆鹏, 曹茂永, LAXMISHARai. 基于改进的区域生长和 Hough 变换的钻孔图像水平裂隙识别[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(31): 239-245.
Deng Z P, Cao M Y, Rai L. Horizontal fracture recognition of borehole image based on improved region growing and Hough transform[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(31): 239-245.
- [13] 谢伟, 周玉钦, 游敏. 融合梯度信息的改进引导滤波[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1119-1126.
Xie W, Zhou Y Q, You M. Improved guided image filtering integrated with gradient information[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1119-1126.
- [14] 江泽涛, 吴辉, 周晓玲. 基于改进引导滤波和双通道脉冲发放皮层模型的红外与可见光图像融合算法[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210002.
Jiang Z T, Wu H, Zhou X L. Infrared and visible image fusion algorithm based on improved guided filtering and dual-channel spiking cortical model[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210002.
- [15] 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.
- [16] Gong J M, Xue M L, Ren F, et al. Infrared and visible image fusion based on nonsubsampling shearlet transform and fuzzy C-means clustering[J]. Journal of Electronic Imaging, 2018, 27(4): 043042.
- [17] Bavirisetti D P, Xiao G, Zhao J H, et al. Multi-scale guided image and video fusion: a fast and efficient approach[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2019, 38(12): 5576-5605.
- [18] 巩稼民, 吴成超, 郭刘飞, 等. 基于 RGF 改进显著性检测与 SCM 相结合的图像融合[J]. 激光与红外, 2022, 52(8): 1251-1258.
Gong J M, Wu C C, Guo L F, et al. Image fusion based on RGF improved significance detection and SCM[J]. Laser & Infrared, 2022, 52(8): 1251-1258.
- [19] Chen J, Li X J, Luo L B, et al. Infrared and visible image fusion based on target-enhanced multiscale transform decomposition[J]. Information Sciences, 2020, 508: 64-78.
- [20] 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 and Technology, 2017, 83: 227-237.
- [21] 巩稼民, 吴艺杰, 刘芳, 等. 基于 NSST 域结合 SCM 与引导滤波的图像融合[J]. 光电子·激光, 2021, 32(7): 719-727.
Gong J M, Wu Y J, Liu F, et al. Image fusion based on nonsubsampling shearlet transform domain combined with spiking cortical model and guided filtering[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2021, 32(7): 719-727.