

文章编号: 2095-4980(2021)01-0125-07

基于显著导向的可见光与红外图像融合算法

唐中剑¹, 毛 春²

(1.重庆青年职业技术学院 信息工程系, 重庆 400712; 2.西南大学 新闻传媒学院, 重庆 400715)

摘 要: 为了克服当前较多可见光与红外图像融合方法主要利用图像能量特征来融合图层内容, 忽略了图像的显著信息, 导致融合图像中存在对比度较低等不足, 本文以图像的显著信息为导向来融合可见光与红外图像。首先, 借助 $L0$ 和 $L1$ 范数来设计平滑变换, 对可见光与红外图像进行分解, 获取边缘等特征保持较好的基础层和细节层。然后, 利用频率调谐(FT)方法, 获取红外图像中的显著信息, 并以此为依据, 建立基础层的融合模型, 获取融合基础层图像。通过图像的信息熵特征, 构建细节层的融合准则, 从不同细节层图像的信息关联性出发, 获取融合细节层图像。通过对融合细节层和融合基础层图像进行求和操作, 输出融合图像。最后, 在 TNO 数据集上进行了测试, 结果显示, 与当前技术相比, 本文算法拥有更高的融合效果, 可以更好地凸显目标信息与保持纹理细节。

关键词: 图像融合; 平滑变换; 显著导向; 细节层; 基础层; 信息关联性; 信息熵

中图分类号: TN911.73; TP391 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA2020103

Visible and infrared image fusion algorithm based on saliency guidance

TANG Zhongjian¹, MAO Chun²

(1.Department of Information Engineering, Chongqing Youth Vocational & Technical College, Chongqing 400712, China;
2.School of Journalism and Media, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: The current image fusion methods mainly use image energy features to fuse layer content, and ignore the significant information of image, resulting in low contrast in the fusion image. In this paper, a method is proposed, which will fuse visible and infrared images based on the significant information of image. Firstly, a smooth transform is designed to decompose the visible and infrared images by using the $L0$ and $L1$ norms, and obtain the base layer and detail layer images with good edge features. Then, by using the frequency tuning method, the significant information in the infrared image is obtained to establish the fusion model of the base layer image, and get the fusion base layer image. Through the information entropy features of image, the fusion model of detail level image is constructed, and the fusion detail level image is obtained from the information relevance of different detail level images. The fusion image is obtained by summing the fusion detail layer image and the fusion base layer image. Experimental results show that this algorithm can better fuse visible and infrared images than current algorithms; its fusion results can not only highlight the target information, but also have better contrast.

Keywords: image fusion; smooth transform; saliency guidance; detail layer; foundation layer; information relevance; information entropy

科技高速发展的今天, 图像的摄取已变得越发简单。为了满足人们需求的多样性, 当下出现了一系列用于图像成像的传感器。通过这些传感器技术, 人们可获取不同要求下的图像^[1]。虽然人们可采用不同传感器的成像设备, 单独获取各种环境下的图像, 但难以获取到具备可见光图像优势的红外图像^[2]。对此, 人们对可见光与红外图像的融合技术展开了研究。近些年, 图像融合技术层出不穷, 如 Yin 等^[3]通过对双树复剪切变换进行研究, 设计了一种移位不变双树复剪切变换, 在对输入图像进行预处理后, 利用移位不变双树复剪切变换获取

收稿日期: 2020-03-13; 修回日期: 2020-04-30

基金项目: 重庆教委科学技术研究重点项目资助(KJQN2019); 重庆市教委科学技术研究项目资助(KJQN201801903)

作者简介: 唐中剑(1973-), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向为图像处理、计算机应用、物联网与大数据。email:TangJz1972cq@aliyun.com

图像的不同系数,再通过稀疏表示方法融合低频系数,在脉冲耦合神经网络方法基础上,利用图像的边缘能量融合高频系数。虽然该方法采用了稀疏表示及基于边缘能量的脉冲耦合神经网络方法,能够融合可见光与红外图像,但其在图像系数融合的过程中没有考虑图像的显著信息,使得融合图像的对比度较低,显著目标不够突出。Wu 等^[4]在机器学习的基础上,利用非下采样 Shearlet 变换来获取图像系数,接着利用 Boltzmann 机器学习方法,对各系数进行融合,获取融合图像。由于 Boltzmann 机器学习方法中对样本的完备度要求较高,导致该方法融合图像中的纹理等细节内容不够清晰。Zhang 等^[5]在高斯滤波器的基础上,获取图像的基础层和细节层,并通过比较细节层 Co-occurrence 滤波器的计算结果,选择较大结果值的细节层作为融合细节层,通过迭代 Co-occurrence 滤波器的方法,融合基础层。虽然通过 Co-occurrence 滤波器融合不同图层的结果较好地保持了边缘等细节内容,但通过 Co-occurrence 滤波器融合不同图层时,忽略了图像的显著信息,导致融合图像的效果较差。对此,本文提出了基于平滑变换耦合显著导向的可见光与红外图像融合算法。采用 L_0 和 L_1 范数对输入图像进行平滑变换,以获取输入图像的不同图层。通过 FT 方法,检测红外图像中的显著信息,以较为准确地提取其目标内容,将其作为导向,对基础层进行融合。利用图像的信息熵特征,度量不同细节层的关联性,根据其关联程度设计对应的细节层融合策略,以对细节层进行较好的融合,实现图像的融合。

1 本文可见光与红外图像融合算法

图 1 为本文可见光与红外图像融合算法的过程。通过图 1 可知,该算法可分为图像分解和不同图层的融合两个部分。在图像分解时,在 L_0 和 L_1 范数的基础上,构造了平滑变化模型,将输入图像分解成基础层和细节层。借助 L_0 和 L_1 范数的梯度约束及差异调整特性,使得分解图层能够较好地保留边缘等信息。在融合不同图层时,引入 FT 方法,采用高斯滤波器对红外图像进行显著性检测,获取其显著信息,并利用该信息作为导向,形成基础层图像的融合系数,构造基础层图像融合模型,获取融合基础层图像。利用细节层图像的信息熵特征,对不同细节层间的关联性进行了计算,以此来设计融合模型,获取融合细节层图像。最后,对融合后的不同图层进行求和操作,以获取融合结果。

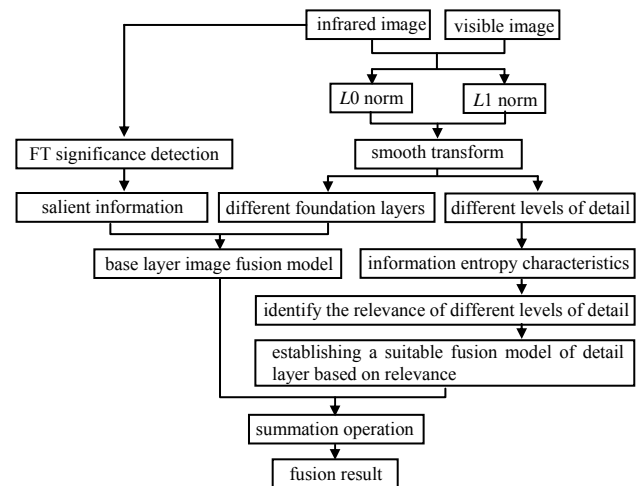


Fig. 1 Process of image fusion algorithm in this paper
图 1 本文图像融合算法的过程

1.1 图像分解

非下采样 Shearlet 等变换方法在对图像的分解过程中,忽略了对图像边缘的保真操作,易使得分解所得图层出现边缘变形等弊端^[6-7]。 L_0 范数和 L_1 范数可分别从图像的梯度约束和差异调整出发,实现对图像的边缘进行保真^[8-9]。对此,本文在 L_0 范数和 L_1 范数的基础上,建立了平滑变换,对可见光与红外图像进行分解,以获取其基础层和细节层。在平滑变换过程中,令 $S(x,y)$ 和 $L(x,y)$ 为图像 $I(x,y)$ 的基础层和细节层,即:

$$I(x,y) = S(x,y) + L(x,y) \quad (1)$$

式中 $S(x,y)$ 的计算过程为:

$$S(x,y) = \arg \min \left\{ \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M F_1 [S(x,y) - I(x,y)] + \alpha F_0 [S(x,y)] \right\} \quad (2)$$

式中: M, N 为图像的大小; $F_1[\cdot]$ 为 L_1 范数运算,主要是对 $S(x,y)$ 和 $I(x,y)$ 间的差异性进行调整,从而提高 $S(x,y)$ 对 $I(x,y)$ 中边缘等信息的保真度; α 为平滑因子,主要是对 $S(x,y)$ 的平滑程度进行约束; $F_0[\cdot]$ 为 L_0 范数运算,可通过对其进行最小化计算,获取最优稀疏结果,更好地保持 $S(x,y)$ 的边缘内容。

令 $c_x(x,y)$ 和 $c_y(x,y)$ 为 $S(x,y)$ 在 x,y 方向上的梯度值,引入辅助变量 $b(x,y)$,则对应的平滑变换模型为:

$$S(x,y) = \arg \min \left\{ \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M F_1 [S(x,y) - I(x,y)]^2 + \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M F_1 [b(x,y)] + \alpha F_0 [c_x(x,y), c_y(x,y)] + F_1 \left[\frac{\partial S(x,y)}{\partial x} - c_x(x,y) \right]^2 + F_1 \left[\frac{\partial S(x,y)}{\partial y} - c_y(x,y) \right]^2 \right\} \quad (3)$$

通过交替最小化计算，即可得出 $S(x,y)^{[10-11]}$ 。而且在不同 α 的作用下，利用式(1)和式(3)便可实现可见光与红外图像的分解。

通过平滑变换所得图像分解结果如图 2 所示。从图 2 可见，经过平滑变换后，图 2(c) 中的基础层体现了图 2(a) 的大体信息，而细节层更多的是体现了图 2(a) 的边缘等细节信息。图 2(d) 也类似地体现了图 2(b) 中的内容。不同的是，图 2(d) 中各个层图像比图 2(c) 中各个层图像能够更好地体现红外信息。

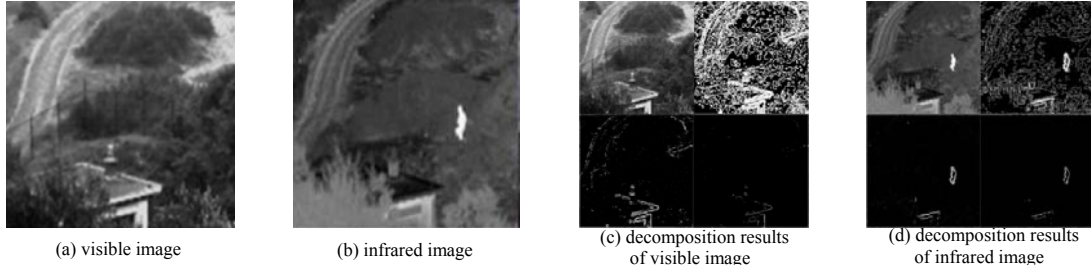


Fig.2 Decomposition results based on smooth transform

图 2 基于平滑变换的分解结果

1.2 不同图层的融合

分解图像所得的不同图层，所体现的输入图像内容的侧重点各不相同。其中基础层体现的是输入图像的大体信息，图像的绝大部分显著信息都是通过其来表述的。而细节层体现的是输入图像的微小信息，如边缘、纹理等信息。为了使得融合图像能够更好地凸显出红外目标，本文利用 FT 方法对红外图像中的显著内容进行检测，并以其为导向对基础层图像进行融合，促使融合基础层能够更好地凸显出红外图像中的目标内容。

FT 方法在检测大小为 $M \times N$ 的输入图像 I 中的显著内容的过程中，需要求取 I 在 Lab 色彩模式下的 L,a,b 三特征的均值 $I_{Lab}^{[12]}$ ：

$$I_{Lab} = \begin{bmatrix} I_L \\ I_a \\ I_b \end{bmatrix} = \frac{1}{M \times N} \begin{bmatrix} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N L(x,y) \\ \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N a(x,y) \\ \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N b(x,y) \end{bmatrix} \quad (4)$$

再求取 I 与高斯滤波器 G 的卷积值 I_G ：

$$I_G = I \otimes G \quad (5)$$

式中高斯滤波器 G 的表述为：

$$G = 2\pi \left(\frac{1}{\beta_1^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\beta_1^2}} - \frac{1}{\beta_2^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\beta_2^2}} \right) \quad (6)$$

式中 $\beta_1, \beta_2 (\beta_1 > \beta_2)$ 为高斯标准差。

联合式(4)和式(5)可得 I 的显著信息值 I_{re} 为：

$$I_{re} = \|I_G - I_{Lab}\| \quad (7)$$

求取到 I_{re} 后，将其进行归一化处理，获取归一化后的显著信息值 \bar{I}_{re} 。

令 $S_V(x,y)$ 与 $S_I(x,y)$ 分别为可见光图像及红外图像的基础层，则利用显著信息作为导向，求取基础层图像融合模型 $S_{VI}(x,y)$ ：

$$S_{VI}(x,y) = \bar{I}_{re} S_I(x,y) + (1 - \bar{I}_{re}) S_V(x,y) \quad (8)$$

另外，图像的平均梯度通过借助其在水平和垂直方向上的差分运算，较好地对其边缘等细节特征进行了测量。对于图像 I 而言，其平均梯度 TD 为^[13]：

$$TD = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \left(\frac{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2}{2} \right)^{1/2} \quad (9)$$

式中： $M \times N$ 为 I 的大小； Δ 为差分运算符。

鉴于细节层所体现的主要是图像的边缘、纹理等信息,因此,可借助平均梯度来完成细节层的融合。在细节层融合的过程,将依据不同细节层的关联性来对其进行融合。在判断不同细节层的关联性时,可通过其相互含有的共同信息量来实现,而对于 I 所含的信息量可利用信息熵来度量^[14]:

$$E = - \sum_{i=0}^{K-1} P_i \log_2 P_i \quad (10)$$

式中: E 为 I 的信息熵值; K 为 I 的总灰度级; P_i 为灰度级 i 对应像素点出现的概率。

通过式(10)求取不同细节层 $L_V(x,y)$ 与 $L_1(x,y)$ 的信息熵值 E_V 和 E_1 , 并利用 E_V 和 E_1 测量 $L_V(x,y)$ 与 $L_1(x,y)$ 之间的互信息:

$$EC(L_V, L_1) = E_V + E_1 - E_{V1} \quad (11)$$

式中 E_{V1} 为 $L_V(x,y)$ 和 $L_1(x,y)$ 的联合信息熵, 其计算过程为:

$$E_{V1} = - \sum_{i=0}^{K-1} P_{Vi} P_{1i} \log_2 P_{Vi} P_{1i} \quad (12)$$

由式(11)可知, 当 $L_V(x,y)$ 与 $L_1(x,y)$ 的关联性越大时, $EC(L_V, L_1)$ 值也越大, 反之, $EC(L_V, L_1)$ 的值就越小。当 $EC(L_V, L_1)$ 大于 $\frac{E_V + E_1}{2}$ 时, 认为 $L_V(x,y)$ 与 $L_1(x,y)$ 具有强关联性, 其包含的内容大体相似, 此时为了获取较好的光谱特性, 取 $L_V(x,y)$ 作为融合细节层。当 $EC(L_V, L_1)$ 小于等于 $\frac{E_V + E_1}{2}$ 时, 认为 $L_V(x,y)$ 与 $L_1(x,y)$ 的关联性不强, 其各具独特的图像细节信息, 此时将利用式(9)计算 $L_V(x,y)$ 与 $L_1(x,y)$ 的平均梯度值 TD_V 与 TD_1 , 并建立如下细节层图像融合模型:

$$L_{V1}(x,y) = \frac{TD_V \times L_V(x,y) + TD_1 \times L_1(x,y)}{TD_V + TD_1} \quad (13)$$

式中 $L_{V1}(x,y)$ 为融合细节层图像。

将 $L_{V1}(x,y)$ 与 $S_{V1}(x,y)$ 进行求和, 便可得融合图像。利用本文方法对图 2(a) 和图 2(b) 融合后的结果如图 3 所示。从图 3 可见, 其凸显了图 2(b) 中的红外目标信息, 也具有图 2(a) 中良好的光谱及边缘等细节信息。



Fig.3 Fusion results
图 3 融合结果

2 实验结果

实验采用配置为 Intel i5-9400F@2.9GHz CPU, 4GB 内存的 Lenovo PC 机作为平台, 借助 Matlab 2010a 软件进行实验。通过多次试验, 确定平滑因子 $\alpha = 3$ 。并采用文献 [15] 算法和文献 [16] 算法以及本文算法, 对可见光与红外图像进行融合, 通过观察各算法的融合情况, 对其融合性能进行分析。TNO 数据集中包含了坦克、树木等红外与可见光图像, 由于所摄取图像环境的影响, 该数据集中各组图像的清晰度以及红外目标的显著度都不尽相同^[17]。在此, 从中选取了 OCTEC 和 mailbox 的红外与可见光图像进行融合实验。

图 4 为 OCTEC 图像的融合结果。依图 4 可见, 图 4(c) 中的图像整体较为模糊, 且图中“人”的目标信息有所丢失。图 4(d) 中的图像地面对比度较差, 不能较为明显地显示出地面上的“坑洼”信息, 且图中整体偏暗。图 4(e) 中光谱效果较好, 对比度较强, 能够突出图中“人”等目标信息, 地面上的“坑洼”信息也较为清晰。

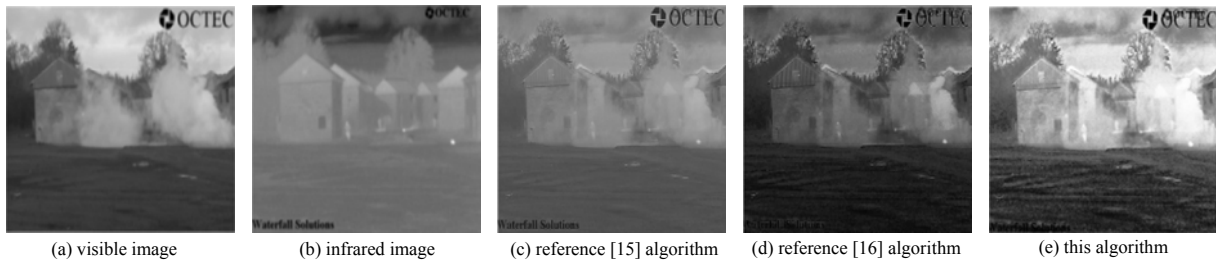


Fig.4 Fusion effect of each algorithm on OCTEC image
图 4 各算法对 OCTEC 图像的融合效果

图 5 展示了各算法对 mailbox 图像的融合效果。从图 5 可见, 图 5(c) 中的“树枝”信息有所丢失, 图 5 中的“邮箱”目标信息偏亮, 且“人”目标信息与周围环境的对比度较低, 导致其显著度不够。图 5(d) 中“天空”

较为暗淡，且“道路”的边缘信息有所丢失。图 5(e) 中对比较好，“道路”的边缘信息和各目标信息都较为完整。由此可见，本文算法的融合图像中对应的目标信息较为明显，物体轮廓等细节信息也能较好地体现，融合性能较好。因为本文算法通过 $L0$ 范数和 $L1$ 范数建立了平滑变换，使得分解可见光与红外图像的不同图层具有较好的边缘等信息的保真度。同时本文算法还利用 FT 方法获取了红外图像的显著信息，并将其作为基础层图像融合时的权重系数，使得融合图像能够更好地突出目标信息，从而提高了本文算法的融合性能。

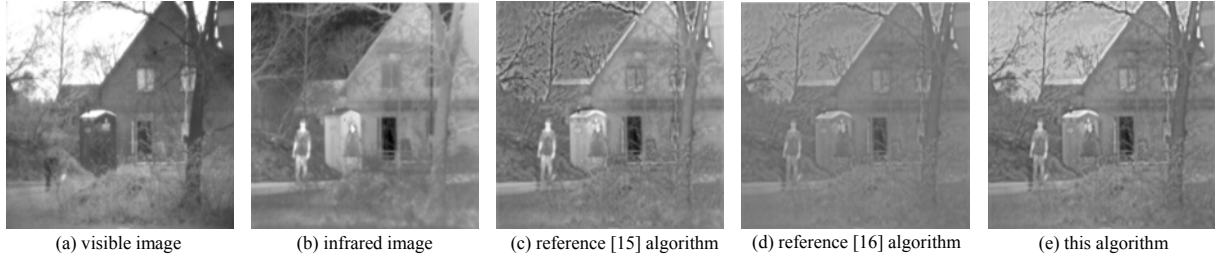


Fig.5 Fusion effect of each algorithm on mailbox image

图 5 各算法对 mailbox 图像的融合效果

通用图像质量指标(Universal Image Quality Index, UIQI)和空间频率指标(Spatial Frequency Index, SFI)为常用的融合图像质量评价指标，其中 UIQI 可描述融合图像的结构丰富度，而 SFI 则是度量图像的细节丰富度。通常，UIQI 与 SFI 的值越大，说明融合图像的结构及细节特征就越好^[18]。

令 $F(x,y)$ 为融合图像， $I(x,y)$ 为输入图像，其尺寸都为 $M \times N$ 。则 UIQI 与 SFI 的计算方法分别为：

$$Z = \frac{J_{FI}}{I'F' \bar{I}^2 + \bar{F}^2} \frac{2I'F'}{I'^2 + F'^2} \quad (14)$$

$$SFR(x,y) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F(x,y) - F(x,y-1))^2} \quad (15)$$

$$SFC(x,y) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F(x,y) - F(x-1,y))^2} \quad (16)$$

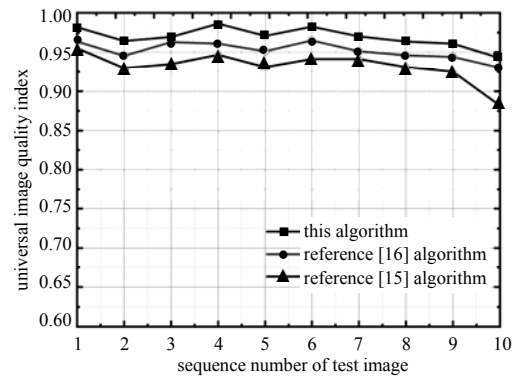
$$U = \sqrt{SFR^2 + SFC^2} \quad (17)$$

式中： Z 为 UIQI 值； U 为 SFI 值； J_{FI} 为 $F(x,y)$ 与 $I(x,y)$ 的协方差， \bar{I} 与 \bar{F} 分别为 $I(x,y)$ 与 $F(x,y)$ 的均值， I' 与 F' 分别为 $I(x,y)$ 与 $F(x,y)$ 的标准差。 SFR, SFC 分别为 $F(x,y)$ 的行、列空间频率。

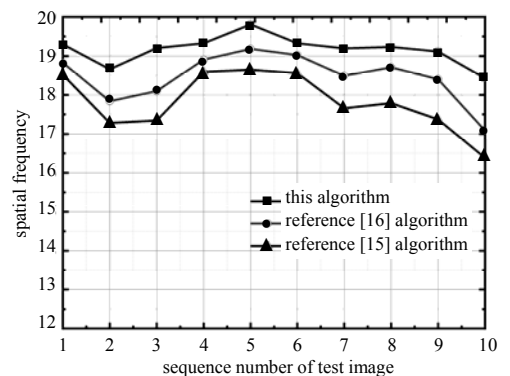
TNO 数据集中包含了多种场景下的近红外和长波红外等夜间图像，包括了坦克、建筑物等红外与可见光图像。采用文献[15]算法和文献[16]算法以及本文算法对 TNO 数据集中随机选择的 10 组可见光与红外图像进行融合，所选择的图像大小均为 512×512 ，且 10 组测试图像中的红外图像的真实目标较为明显，但图像的对比较低，而且清晰度不高，而可见光图像具有目标内容不突出，但图像细节和对比较好特点。随后，再利用 UIQI 与 SFI 来度量各算法的融合质量，以分析其融合性能。

各算法的融合图像对应的 UIQI 与 SFI 结果如图 6 所示。

从图 6 可见，本文算法的 UIQI 与 SFI 值最大。对于第 5 组图像而言，本文算法所得的 UIQI 与 SFI 值分别为 0.973 和 19.82。由此说明，本文算法融合图像的结构信息较为丰富，且细节信息保真度更高。因为本文算法采用 $L0$ 范数和 $L1$ 范数建立了平滑变换，从输入图像中分解出了边缘等细节保持效果较好的基础层及细节层图像，同时本文算法是利用图像的信息熵度量了不同细节层间的关联性，根据其关联程度，通过图像的平均梯度信息融合了细节层图像，促使了融合图像具有较好的结构及细节丰富度，从而使得本文算法具有较好的融合性能。文献[15]中利用非下采样 Shearlet 变换获取输入图像的低频与高频系数，接着通过模糊 C 均值聚类的方法分离低频系数中目标与背景内容，通过修正拉普拉斯和局部能量系数的最大选择融合规则，对图像系数进行融合，获取融合结果。由于非下采样 Shearlet 变换不能较好地分解系数进行边缘保护，且该方法主要利用图像能量特征来融



(a) UIQI test results



(b) SFI test results

Fig.6 UIQI and SFI test results of each algorithm

图 6 各算法的 UIQI 及 SFI 测试结果

合图像系数,忽略了图像的显著信息,从而使得其融合性能不佳。文献[16]中通过冗余方向提升小波获取图像的小波系数,采用基于显著性检测的融合规则,求取近似系数矩阵和细节系数矩阵,融合局部对比度和全局对比度信息,进而实现图像的融合。虽然该方法考虑了图像的显著信息,但由于小波分解方法的方向性较弱,易使得分解系数丢失细节信息,从而降低了该方法的融合性能。

3 结论

本文在 FT 方法的基础上,融合了可见光与红外图像。借助 L_0 范数和 L_1 范数来建立平滑变换,对输入图像分解的过程进行梯度制约及差异调整,以获取边缘等信息保持度较好的基础层与细节层图像。引入 FT 方法,获取红外图像中的显著内容,并将其作为导向因素,实训基础层图像的融合,使其能够更好地包含红外目标内容。通过图像的信息熵特征,辨别不同细节层图像间的关联性,并根据其关联程度来构建对应的融合规则,获取光谱及细节内容保持较好的融合细节层图像。实验结果表明,本文算法的融合图像中的目标信息较为突出,含有丰富的结构内容和细节内容。

参考文献:

- [1] 王合龙,边栓成. 一种增强细节的红外图像处理算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(1):139-142. (WANG Helong, BIAN Shuancheng. An infrared image processing algorithm with enhanced detail[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(1):139-142.)
- [2] 周晨旭,黄福珍. 基于 BLMD 和 NSDFB 算法的红外与可见光图像融合方法[J]. 红外技术, 2019,41(2):176-182. (ZHOU Chenxu, HUANG Fuzhen. Infrared and visible image fusion based on BLMD and NSDFB[J]. Infrared Technology, 2019,41(2):176-182.)
- [3] YIN M, DUAN P, LIU W, et al. A novel infrared and visible image fusion algorithm based on shift-invariant dual-tree complex shearlet transform and sparse representation[J]. Neurocomputing, 2017,226(1):182-191.
- [4] WU Wei, QIU Zongming, ZHAO Min, et al. Visible and infrared image fusion using NSST and deep Boltzmann machine[J]. Optik, 2018,157(1):334-342.
- [5] ZHANG Ping, YUAN Yuchen, FEI Chun, et al. Infrared and visible image fusion using co-occurrence filter[J]. Infrared Physics and Technology, 2018,93(1):223-231.
- [6] VISHWAKARMA Amit, BHUYAN M K, IWAHORI Yuji. An optimized non-subsampled shearlet transform-based image fusion using Hessian features and unsharp masking[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2018, 57(1):48-60.
- [7] HOU Ruichao, NIE Rencan, ZHOU Dongming, et al. Infrared and visible images fusion using visual saliency and optimized spiking cortical model in non-subsampled shearlet transform domain[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019,78(20): 28609-28632.
- [8] CHENG Boyang, JIN Longxu, LI Guoning. Infrared and low-light-level image fusion based on L2-energy minimization and mixed-L1-gradient regularization[J]. Infrared Physics and Technology, 2019,96(1):163-173.
- [9] BADSHAH Noor, SHAH Hassan. Model for smoothing and segmentation of texture images using L_0 norm[J]. IET Image Processing, 2018,12(2):285-291.
- [10] ZHU Jin, JIN Weiqi, LI Li, et al. Multiscale infrared and visible image fusion using gradient domain guided image filtering[J]. Infrared Physics and Technology, 2018,89(1):8-19.
- [11] CUI Guangmang, FENG Huajuan, XU Zhihua, et al. Detail preserved fusion of visible and infrared images using regional saliency extraction and multi-scale image decomposition[J]. Optics Communications, 2015,341(1):199-209.
- [12] 王晨煜,景军锋,张缓缓,等. 基于滚动引导滤波与 FT 算法的色织物疵点检测[J]. 棉纺织技术, 2019,47(6):28-33. (WANG Chenyu, JING Junfeng, ZHANG Huanhuan, et al. Defect detection of yarn-dyed fabric based on rolling guide filtering and FT saliency[J]. Cotton Textile Technology, 2019,47(6):28-33.)
- [13] 刘万军,白宛司,曲海成,等. 融合 GF-MSRCR 和暗通道先验的图像去雾[J]. 中国图象图形学报, 2019,24(11):1893-1905. (LIU Wanjun, BAI Wansi, QU Haicheng, et al. Image dehazing based on GF-MSRCR and dark channel prior[J]. Journal of Image and Graphics, 2019,24(11):1893-1905.)
- [14] 王竹筠,杨理践,高松巍,等. 管道漏磁图像的卷积核信息熵相似度约束方法[J]. 沈阳工业大学学报, 2020,42(1):90-95. (WANG Zhuyun, YANG Lijian, GAO Songwei, et al. Constraint method for convolution kernel information entropy similarity of pipeline magnetic flux leakage images[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2020, 42(1):90-95.)

-
- [15] GONG Jiamin,XUE Mengle,REN Fan,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.
- [16] SONG Minghui,LIU Lu,PENG Yuanxi,et al. Infrared & visible images fusion based on redundant directional lifting-based wavelet and saliency detection[J]. Infrared Physics and Technology, 2019,101(1):45–55.
- [17] VERLAAN A,GIESENA Peter, VAN G P,et al. ITER upper port wide angle viewing system optical design and performance analysis[J]. Fusion Engineering and Design, 2018,136(1):936–944.
- [18] AYAN Seal,CHINMAYA Panigrahy. Human authentication based on fusion of thermal and visible face images[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019,78(21):30373–30395.

(上接第 116 页)

- [10] WU Xuanguo,YANG Panlong,Jung Taeho,et al. Compressive sensing meets unreliable link: sparsest random scheduling for compressive data gathering in lossy WSNs[C]// Proceedings of the ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Philadelphia,PA,USA:ACM, 2014:13–22.
- [11] CAIONE C,BRUNELLI D,BENINI L. Compressive sensing optimization for signal ensembles in WSNs[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014,10(1):382–392.
- [12] CAO Xiren,WANG Dexin,LI Qiu. Partial-information state-based optimization of partially observable Markov decision processes and the separation principle[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2014,59(4):921–936.
- [13] WANG Zhen,DU Donglei,XU Dachuan. A primal-dual 3-approximation algorithm for the stochastic facility location problem with submodular penalties[J]. Optimization, 2015,64(3):617–626.
- [14] BOLAÑOS R,ECHEVERRY M,ESCOBAR J. A multi-objective non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) for the multiple traveling salesman problem[J]. Decision Science Letters, 2015,4(4):559–568.
- [15] KULKARNI A M,HOMAYOUN H,MOHSENIN T. A parallel and reconfigurable architecture for efficient OMP compressive sensing reconstruction[C]// Proceedings of the 24th edition of the great lakes symposium on VLSI. Houston,Texas:ACM, 2014:299–304.