

# 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

裴佩佩, 杨艳春\*, 党建武, 王阳萍

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

**摘要** 针对红外与可见光图像在融合过程中目标物体的边缘模糊导致细节丢失的问题, 提出一种基于滚动引导滤波器(RGF)和卷积稀疏表示(CSR)的红外与可见光图像融合方法。首先, 利用 RGF 和高斯滤波器对配准后的源图像进行多尺度分解; 其次, 针对基础层, 通过构建对比显著图和权重矩阵进行融合; 然后, 针对细节层, 利用交替方向乘子方法(ADMM)求解卷积稀疏系数, 采用 CSR 融合规则完成特征响应系数融合; 最后, 经过重构得到融合结果图。实验结果表明, 所提方法能够克服在目标物体的边缘处模糊导致细节信息丢失的问题, 较好地保留源图像的对比度和边缘纹理信息, 同时提高了多个客观评价指标。

**关键词** 图像融合; 滚动引导滤波器; 卷积稀疏表示; 对比显著图

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1210001

## Infrared and Visible Image Fusion Method Based on Rolling Guidance Filter and Convolution Sparse Representation

Pei Peipei, Yang Yanchun\*, Dang Jianwu, Wang Yangping

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China

**Abstract** Aiming at the problems that the edges of the targets object are blurred and the details are lost in the fusion process of infrared and visible images, an infrared and visible image fusion method based on rolling guidance filter (RGF) and convolution sparse representation (CSR) is proposed. First, RGF and Gaussian filter are used to decompose the matched source images. Second, aiming at the base layers, the comparison saliency map and weight matrix are constructed to fuse. Thereafter, aiming at the detail layers, the alternating direction multiplier method (ADMM) is used to solve the convolution sparse coefficients and the feature response coefficients are fused using CSR fusion rule. Finally, the graph of the fusion result is rebuilt. The experimental results show that the proposed method can avoid losing the details caused by blurring at the edge of the objects, preserve the contrast and the edge texture information of the source images, and improve the objective evaluation indexes.

**Key words** image fusion; rolling guidance filter; convolution sparse representation; contrast saliency map

## 1 引言

多传感器图像融合是一种将多幅图像合成为一

幅具有丰富场景信息的复合图像的技术, 红外与可见光图像融合是其中一个重要的分支, 也是当前多传感器图像融合领域的研究热点。红外成像传感器

收稿日期: 2021-04-02; 修回日期: 2021-05-18; 录用日期: 2021-06-02

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划(IRT\_16R36)、国家自然科学基金(62067006, 61562057)、甘肃省科技计划(18JR3RA104)、甘肃省高等学校产业支撑计划(2020C-19)、兰州市科技计划(2019-4-49)、兰州交通大学天佑创新团队(TY202003)

通信作者: \*yangyanchun102@sina.com

可以感知物体发出的热辐射信息,较好地捕获目标物体,受光照或恶劣天气条件的影响较小,但是红外图像往往缺乏足够的背景细节;相比之下,可见光图像空间分辨率较高,能够较好地体现纹理和细节信息,但是容易受天气、光照等因素的制约。红外和可见光图像的融合能有效综合红外图像的目标识别能力和可见光图像丰富的场景细节信息,已广泛应用于目标检测、遥感、医学、军事等领域<sup>[1-4]</sup>。

近年来随着保边滤波技术的不断发展,鉴于保边滤波器可以保持结构的空间一致性,减少边缘周围伪影,因此在图像融合中得到成功应用<sup>[5-7]</sup>。文献[5]利用自适应权重滤波器,提出基于引导滤波器的图像融合算法,该算法在性能和计算效率上优于传统的多尺度分解方法。为了获得视觉效果佳的融合图像,文献[8]将双边滤波器和高斯滤波器相结合,达到视觉上更好的图像融合效果。文献[9]利用改进的引导滤波与双通道脉冲发放皮层模型的特性,较好地实现了图像融合。为了尽可能保留可见光图像的信息,增加对比度,文献[10]提出一种基于显著性的多尺度分解的融合方法。目前学者们利用的保边滤波器在红外与可见光图像融合上取得了较好的融合效果,而大多数传统的保边滤波器根据对比度来平滑细节,在分解过程中较少考虑图像的空间尺度,相应的多尺度分解并不能很好地实现图像特征和尺度的分离,因此融合过程中由于分解工具和融合规则的选取不当,图像会包含噪

声,并伴随边缘模糊,导致细节信息丢失。

滚动引导滤波器(RGF)是Zhang等<sup>[11-12]</sup>提出的一种新的边缘保留滤波器,在平滑图像结构的同时保持图像的边缘,具有边缘保持和尺度感知的特性。除了分解工具的选择,融合规则的选择同样影响最终的融合效果,考虑到图像一致性,本文利用卷积稀疏表示(CSR)优化表示整幅图像的特性<sup>[13]</sup>,对比度显著图和权重矩阵能在不引入噪声的情况下保持对比度信息特性。在此基础上,本文提出一种基于RGF和CSR的红外与可见光图像融合方法,首先,利用RGF和高斯滤波器对红外图像与可见光图像进行分解;然后,在基础层,通过构建对比显著图和权重矩阵进行融合,可以保证边缘的细节纹理和对比度信息,在细节层,利用CSR进行融合,克服了稀疏表示导致的细节模糊;最后,通过重构得到融合结果图。所提方法能够有效解决在目标物体的边缘处细节丢失的问题,较好地保留源图像的对比度和边缘纹理信息。

## 2 滚动引导滤波器和卷积稀疏表示

### 2.1 滚动引导滤波器

RGF是一种新的边缘保留滤波器,与其他保边滤波器不同,RGF算法考虑图像尺度分离,因此它同时具有尺度感知和边缘保持的特性<sup>[14]</sup>。RGF的过程如图1所示,主要分为两个步骤,小结构消除和边缘恢复。

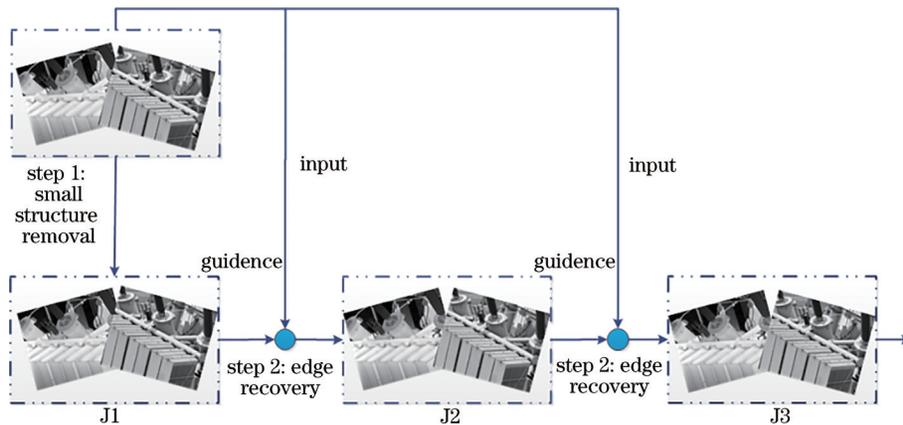


图1 RGF基本框架

Fig. 1 Basic framework of RGF

1) 小结构消除过程:利用高斯滤波器去除源图像的小结构信息(通常为细节、纹理以及小目标等信息)。从输入源图像 $I$ 中去除小结构,过滤出的图像 $g$ 可以表示为

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

式中: $\text{Gaussian}(\cdot)$ 表示高斯滤波器;标准差 $\sigma_s$ 作为尺度参数,设置 $\sigma_s = 2$ 。该滤波器可以根据尺度空间去除小于 $\sigma_s$ 的尺度结构,保留大于 $\sigma_s$ 的尺度结构。

2) 边缘恢复过程:通过联合滤波和迭代实现。

由于引导滤波器具有良好的保边性能,加之计算复杂度低,被选作联合滤波。对边缘恢复的  $J^l$  进行迭代,迭代过程可以表示为

$$J^{l+1} = \text{Guidedfilter}(J^l, I, \sigma_s, \sigma_r^2), \quad (2)$$

式中:  $\text{Guidedfilter}(J^l, I, \sigma_s, \sigma_r^2)$  表示引导滤波器;  $I$  表示源图像;  $\sigma_s$  控制权值范围, 令  $\sigma_r = 0.05$ ;  $J^l$  为第  $l$  次迭代的引导图像。结合式(1)、(2), 可以推导出滚动引导滤波器, 表示为

$$U = \text{RGF}(I, \sigma_s, \sigma_r, T), \quad (3)$$

式中:  $U$  为滤波器的输出;  $T$  为迭代次数<sup>[11]</sup>, 设置为  $T = 4$ 。

### 2.2 卷积稀疏表示

稀疏表示为一种流行的信号建模技术, 选用稀疏表示作为图像的融合策略, 虽在一定程度上可以提高融合图像的质量, 但存在分块的处理, 忽略数据之间的相关性, 会丢失一些源图像的细节信息。为了得到整幅图像的稀疏表示, 对传统的稀疏表示进行卷积操作, 得到 CSR, 即可以看作是用一组系

数和一组字典滤波器之间的卷积和稀疏表示整幅图像, 从而以整幅图像为单位进行稀疏编码<sup>[15-17]</sup>。卷积稀疏表示的模型可以表示为

$$\arg \min_{\{x_n\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_n d_n * x_n - I \right\|_2^2 + \lambda \sum_n \|x_n\|_1, \quad (4)$$

式中:  $\{d_n\}$  表示  $n$  维的滤波器字典;  $\{x_n\}$  表示特征响应系数映射集合;  $*$  表示卷积。交替方向乘子算法 (ADMM) 是求解对偶优化问题的重要方法, 为了求解基追踪降噪 (BPDN) 问题, 文献[13]通过在傅里叶域采用 ADMM 来解决卷积稀疏模型编码的问题, 将卷积字典学习的过程定义为优化问题:

$$\arg \min_{\{d_n\}, \{x_n\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{n=1}^N d_n * x_n - I \right\|_2^2 + \lambda \sum_{n=1}^N \|x_n\|_{1,s.t.} \|d_n\|_2 = 1. \quad (5)$$

## 3 所提方法

所提基于 RGF 和 CSR 的红外与可见光图像融合方法的思路框图如图 2 所示, 具体步骤如下。

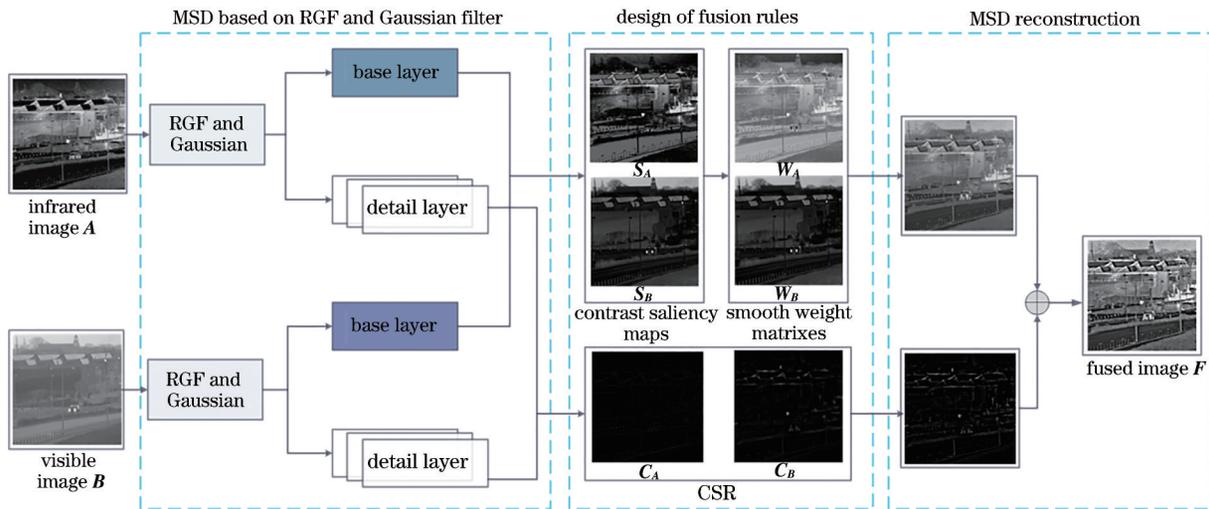


图 2 融合方法框图

Fig. 2 Block diagram of fusion method

1) 首先利用 RGF 和高斯滤波器对红外与可见光图像进行多尺度分解;

2) 针对基础层, 通过构建对比度显著图和权重矩阵进行融合, 该融合规则可在不添加噪声的情况下同时保持图像的对比度信息和纹理信息;

3) 针对细节层, 采用卷积稀疏表示进行融合, 卷积稀疏表示将图像作为一个整体进行处理, 很好地解决细节保持的问题, 同时它常用于捕捉图像目标特征信息;

4) 最后, 通过多尺度重构得到融合结果图。

### 3.1 源图像分解

红外图像  $A$  和可见光图像  $B$  通过 RGF 分解, 分别得到基础层  $B_A$  和  $B_B$ , 细节层  $D_A^1, D_A^2, \dots, D_A^M$  和  $D_B^1, D_B^2, \dots, D_B^M$ 。基础层包含源图像的外观轮廓信息和全局对比度, 细节层包含源图像的细节和边缘信息。选取较大的  $\sigma_s$  和  $\sigma_r$  时, RGF 可以获得最粗的基础层, 但迭代过程费时, 在实践中是不必要的。因此, 为了提高分解的效率, 结合 RGF 和高斯滤波器分解源图像, 与传统的多尺度分解方法相比, 它具有保留特定尺度信息和减少边缘模糊的性能。

基础层通过标准差较大的高斯滤波器得到,快速有效,因此基于 RGF 和高斯滤波器的多尺度算法为

$$U^j = \text{RGF}(U^{j-1}, \sigma_s^{j-1}, \sigma_r, T), \quad j=1, \dots, M-1, \quad (6)$$

$$D^j = U^{j-1} - U^j, \quad j=1, \dots, M-1, \quad (7)$$

$$U^j = \text{Gaussian}(U^{j-1}, \sigma_s^{j-1}), \quad j=M, \quad (8)$$

$$B^j = U^{j-1} - U^j, \quad j=M, \quad (9)$$

式中:  $U^j$ 、 $B^j$ 、 $D^j$  分别为第  $j$  级滤波图像、基础图像、细节图像。初始图像  $U^0$  代表源图像  $I$ , 基础层  $B$  通过式(8)高斯滤波器得到, 其中令  $\sigma_s^{j-1} = 2\sigma_s^j$ 。

### 3.2 基础层融合

在对基础层进行融合时, 大多数传统融合规则倾向于保留细节, 没有充分考虑对比度和噪声。因此, 目标可能不显著, 信息模糊和丢失, 从而影响视觉效果和目标检测。为保持对比度信息, 可以根据亮度分布构造基础层的对比度显著图, 亮度差异越明显, 对比度越高。基于图像像素的平均值, 采用  $L_2$  范数来度量像素值与平均值的偏差, 并表示每个像素的重要性。通过对红外图像  $A$  和可见光图像  $B$  的基础层进行该操作, 可以得到基础层的对比度显著图  $S_n$  ( $n$  表示  $A$  和  $B$ ), 即

$$S_n = \text{norm}\left(\|n - \text{mean}(n)\|_2\right), \quad (10)$$

式中:  $\text{mean}(\cdot)$  代表图像矩阵的平均值,  $L_2$  范数被用来消除符号的影响;  $\text{norm}(\cdot)$  函数将重要值之间的距离拉开, 使显著性映射更加有效。

$$\text{norm}(x) = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}. \quad (11)$$

对基础层的显著性图进行下列操作, 可以得到基础层的权重矩阵  $W_A$  和  $W_B$ :

$$\begin{cases} W_A = 0.5 + 0.5(S_A - S_B) \\ W_B = 0.5 + 0.5(S_B - S_A) \end{cases}. \quad (12)$$

只有当两幅源图像的对比度明显不同, 一幅接近 0, 另一幅接近 1 时, 其权重矩阵才接近于最大选择法。但是, 在大多数情况下, 均值法比较适用于对权重矩阵的构造。因此基础层的最终融合子图为

$$B_F = W_A * A + W_B * B. \quad (13)$$

### 3.3 细节层融合

经分解后, 源图像的小梯度结构信息包含在细节层, 其融合规则的选择影响边缘细节信息的清晰程度。利用 CSR 处理细节层, 对图像进行稀疏编码, 能够确保图像数据间的连续性, 有效保留源图像的细节及边缘信息, 也可以较好地提取图像特征。

采用 ADMM 对分解后的细节层图像求解优化问题<sup>[13]</sup>, 得到细节层图像的稀疏系数  $C_{k,n}$ ,  $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ , 该优化问题的表达式为

$$\arg \min_{\{C_{k,n}\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{n=1}^N d_n \otimes C_{k,n} - D_{A,B}^M \right\|_2^2 + \lambda \sum_{n=1}^N \|C_{k,n}\|_1. \quad (14)$$

为了提高算法抗误配准的能力, 采用邻域平均范数指标来评估源图像信息的丰富度, 即

$$\overline{R}_k(x, y) = \frac{\sum_{p=-r}^r \sum_{q=-r}^r R_k(x+p, y+q)}{(2r+1)^2}, \quad (15)$$

式中:  $R_k(x, y) = \|C_{k,1:N}(x, y)\|_1$ ;  $r$  表示窗口尺寸大小,  $r=3$ 。选用的  $r$  值较大, 会导致小结构的纹理信息容易丢失。因此, 细节层的融合规则如下

$$C_{F,1:N}(x, y) = \begin{cases} C_{A,1:N}(x, y), & \overline{R}_A(x, y) > \overline{R}_B(x, y) \\ C_{B,1:N}(x, y), & \overline{R}_B(x, y) \geq \overline{R}_A(x, y) \end{cases}. \quad (16)$$

对融合的细节层图像进行重构, 即得到最终细节层结果图:

$$D_F = \sum_{n=1}^N d_n \otimes C_{F,n}. \quad (17)$$

### 3.4 重构

通过滚动引导滤波器对基础层融合子图和细节层融合子图进行逆过程, 得到最终结果  $F$ :

$$F = B_F + \sum_{j=1}^M D_F^j. \quad (18)$$

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验说明

为了对所提融合算法的优越性和有效性进行验证, 在公开的数据集 TNO、INO、OTCBVS 等上进行了大量测试, 选取 4 组已经配准好的大小分别为  $632 \times 496$ 、 $505 \times 510$ 、 $256 \times 256$ 、 $575 \times 475$  的红外与可见光图像进行实验展示, 如图 3 所示。对文献[12]中的方法(简称 RGF 方法)、文献[18]中的方法(简称 BRG 方法)、文献[19]中的方法(简称 GSF 方法)、文献[20]中的方法(简称 IFCNN 方法)、文献[21]中的方法(简称 GF 方法)和所提方法进行对比。其中 RGF 方法采用滚动引导滤波器和高斯滤波器进行多尺度分解, 利用视觉显著性图(VSM)和加权最小二乘(WLS)进行优化; BRG 方法是一种根据红外特征提取和视觉信息保存提出的简单、快速而有效的红外与视觉图像融合算法; GSF 方法是

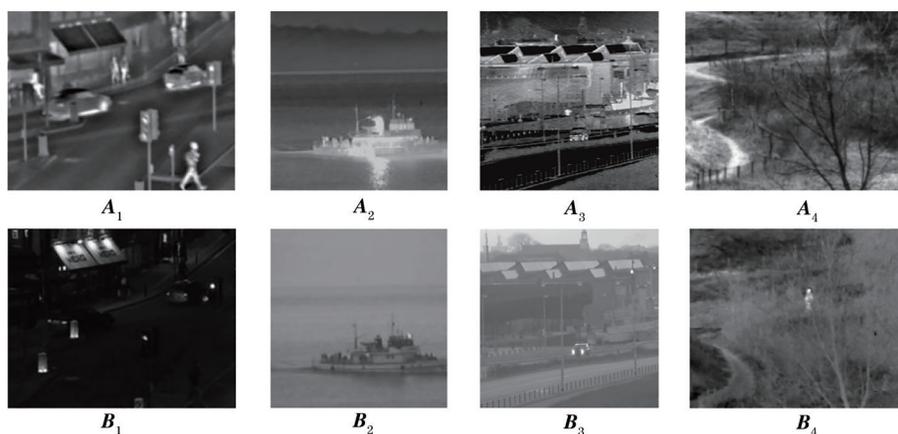


图 3 红外与可见光源图像

Fig. 3 Infrared and visible source images

一种为了突出源图像的显著特征与主要源梯度,提出的基于结构相似性的梯度滤波方法;IFCNN方法利用两个卷积层从输入图像中提取图像的显著特征,根据输入图像的类型选择合适的融合规则(元素最大、最小或均值);GF方法是一种新的基于模糊梯度阈值函数和全局优化的滤波器,克服了传统基于局部加权平均的滤波器在分解过程中由于亮度的色散导致边缘模糊的问题。

参数的设置,设置  $n=120$ , RGF 的分解层数  $T=4$ ,  $\sigma_s^0=2$ ,  $\sigma_r=0.05$ 。卷积稀疏表示中,  $\lambda=0.01$ , 选用 Liu 等<sup>[15]</sup>已经训练好的大小为  $12 \times 12 \times 36$  的滤波器字典,图 4 给出所有方法的融合结果。

#### 4.2 实验结果

图 4 为不同融合方法的 4 组实验融合结果图,其中方框为每组图像的局部放大图。第一组实验图

像:RGF方法和IFCNN方法的融合结果整体较好,但是对比度和清晰度不高;BRG方法、GSF方法和GF方法融合图像整体较为模糊,对比度不高,细节纹理信息都不够清晰,且BRG方法得到的融合图像里面有大面积的伪影;相比之下,所提方法纹理信息清晰,对比度高,视觉效果佳,同时通过局部放大图像可以明显看出所提方法的纹理细节信息清晰。第二组融合图像:RGF方法、GF方法融合图清晰度不够,轮船边缘纹理不够清晰,天空较模糊;GSF方法融合对比度高,细节信息丢失严重;BRG方法和IFCNN方法整体含有较多红外信息,在轮船周围产生伪影,整体效果较模糊;和其他方法相比,所提方法对比度高,目标突出,无细节信息丢失,纹理信息清晰视觉效果佳。第三组和第四组融合图像:RGF方法、IFCNN方法、GF方法的整体融合效果较好,

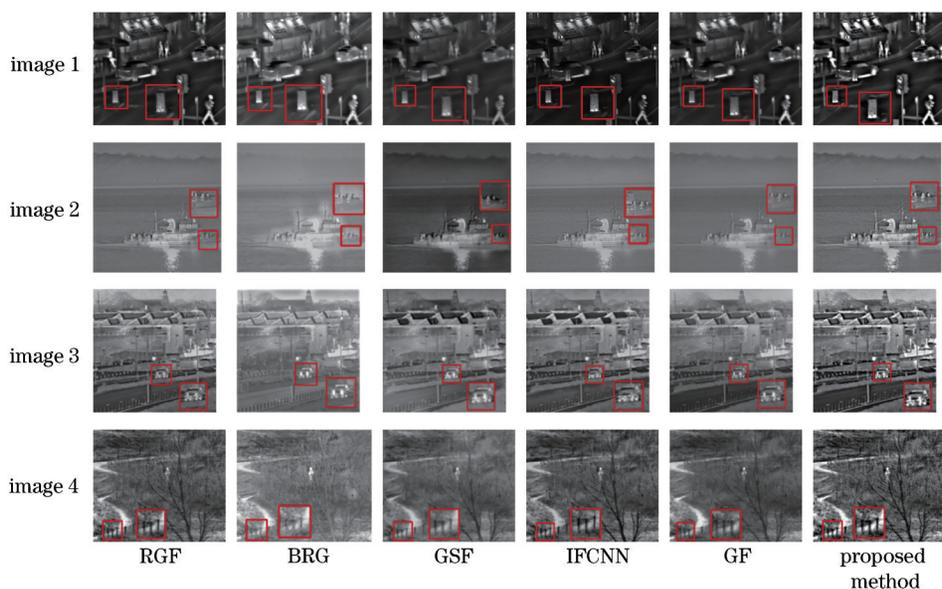


图 4 融合结果图

Fig. 4 Fused results

场景信息丰富,但是对比度较低,丢失部分细节信息;GSF方法整体融合效果模糊,边缘纹理信息不够清晰,对比度不高;BRG方法融合图像含有较多可见光信息,但细节信息丢失严重,在目标周围产生大面积的伪影;和其他方法相比,所提方法整体视觉效果佳,因为所采用滤波器具有边缘保持优点,可以克服图像边缘处模糊现象,因此清晰度和纹理信息明显,同时通过对局部放大图进行比较可

以看到第三、四组图像中,所提方法的汽车和栅栏细节纹理清晰,目标对象突出,整体融合结果图的对比度更高。

为了对融合结果进行更加客观的比较,利用平均梯度(AG)<sup>[22]</sup>、标准差(STD)、空间频率(SF)、信息熵(EN)、交叉熵(Cross\_entropy)以及视觉保真度(VIFF)<sup>[23]</sup>这6种客观评价指标对融合方法的性能进行定量分析。表1为客观评价指标的实验结果。

表1 不同方法对各组源图像融合结果的客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index of fusion results of different source images obtained by different methods

Image	Index	RGF	BRG	GSF	IFCNN	GF	Proposed method
Image 1	AG	6.5371	3.2622	3.4793	3.5446	5.0065	<b>9.3950</b>
	STD	34.5799	37.3112	23.271	28.1781	31.6452	<b>44.6081</b>
	EN	6.4991	<b>6.7917</b>	6.0923	6.0091	6.2107	6.7468
	SF	18.8599	11.3041	9.5233	13.4409	15.3713	<b>27.9188</b>
	Cross-en	2.7457	3.3845	4.0462	2.5451	3.8527	<b>1.9400</b>
	VIFF	0.5516	0.6487	0.3002	0.5399	0.4893	<b>0.7684</b>
Image 2	AG	2.8988	2.0370	2.4462	2.6647	1.8168	<b>4.3801</b>
	STD	17.434	19.8430	21.8003	17.6920	15.1546	<b>27.6372</b>
	EN	5.4740	5.8082	5.7601	5.7195	5.3317	<b>5.8868</b>
	SF	9.3740	6.6059	7.0545	8.2136	6.0964	<b>14.2069</b>
	Cross-en	3.6647	5.1014	2.56	3.5740	4.4053	<b>2.4476</b>
	VIFF	0.3261	0.1722	0.2897	0.4572	0.2358	<b>0.5118</b>
Image 3	AG	7.6280	5.5690	5.4342	6.5403	5.6152	<b>11.7243</b>
	STD	39.6566	33.9332	28.6693	31.763	38.2669	<b>50.2896</b>
	EN	7.2330	6.8988	6.8257	7.1991	7.0687	<b>7.5864</b>
	SF	18.657	13.5789	12.5925	16.5461	14.0436	<b>29.2282</b>
	Cross-en	1.7122	2.1681	1.3939	1.5159	2.4115	<b>0.9178</b>
	VIFF	0.3185	0.1774	0.2288	0.2887	0.2577	<b>0.4736</b>
Image 4	AG	9.2608	5.5604	4.7007	6.1277	5.6699	<b>14.0437</b>
	STD	30.6555	28.5419	21.7855	27.2593	27.4686	<b>40.1952</b>
	EN	6.7471	6.6317	6.3358	6.5231	6.4190	<b>7.1678</b>
	SF	23.6380	12.3144	9.6573	13.6081	14.4696	<b>34.4475</b>
	Cross-en	<b>0.1749</b>	2.1896	0.9467	0.2193	0.2971	0.1983
	VIFF	0.3860	0.2258	0.2626	0.2912	0.3385	<b>0.5375</b>

其中,AG衡量图像中细节反差和纹理变换,值越大,图像清晰度越好,结合图5客观评价指标折线图发现,所提方法的AG值高,说明所提融合方法在细节纹理保留方面较好;STD表示像素灰度值离散长度,可以反映图像细节信息的丰富度,值越高,则细节信息越丰富;EN表示图像所包含信息量的多少,值越大则所含信息量越多;SF反映图像的灰度变化率,值越大,融合图像越清晰,整体质量越好;交叉熵反映源图像和融合图像之

间的差异,值越小,源图像越接近,保留的场景信息越多;VIFF越高,说明融合图像与人眼视觉观察越一致,从图5可以看出所提方法的VIFF值最大,说明所提方法融合效果佳。通过6种不同融合方法得到4组源图像融合结果,计算各个不同的指标,通过观察表1的6种指标值,结合图5客观评价指标的折线图走向趋势,结果表明所提方法优于其他方法。

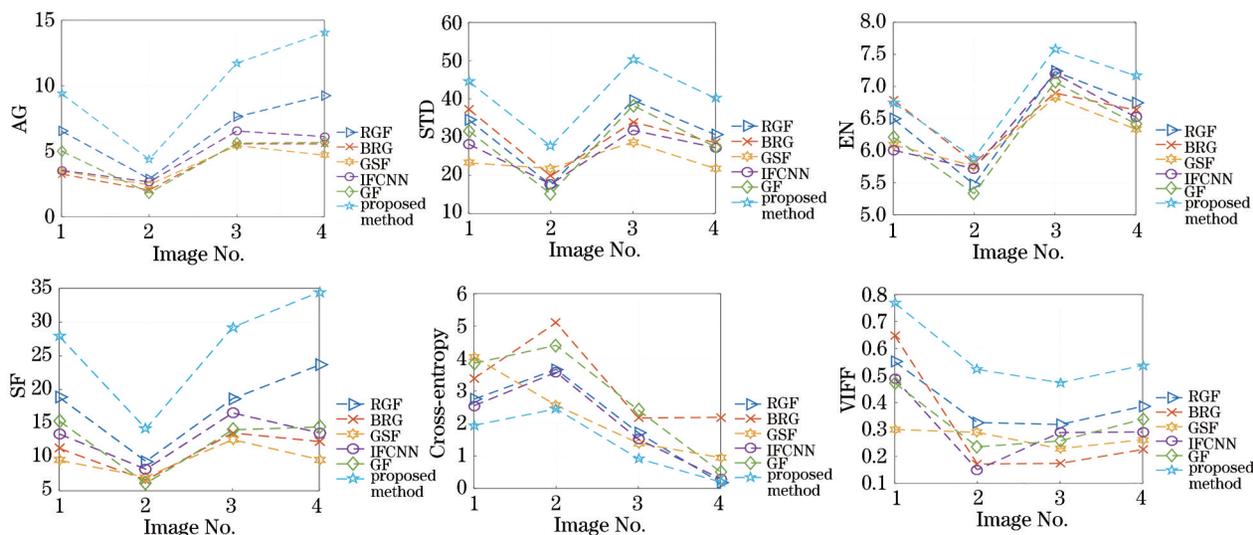


图5 客观评价指标折线图

Fig. 5 Objective evaluation index line charts

## 5 结 论

红外与可见光图像在融合过程中,因为分解工具和融合规则选取不当,在目标物体的边缘产生细节丢失的问题,因此提出一种基于RGF和CSR的红外与可见光图像融合方法。通过对配准的源图像进行分解,构造对比度显著图和加权矩阵对基础层进行融合,细节层采用卷积稀疏表示进行融合。实验结果表明,所提方法的主观视觉和客观指标均优于其他方法,主观上能够避免目标物体的边缘模糊,纹理信息清晰,对比度高,6种客观评价指标与其他方法相比有所提高。为了进一步丰富融合图像的细节信息,后期将会在融合规则的选择和卷积稀疏表示模型的优化上进行改进。

## 参 考 文 献

[1] Du J, Li W S, Lu K, et al. An overview of multi-modal medical image fusion[J]. Neurocomputing, 2016, 215: 3-20.

[2] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.

[3] Torabi A, Massé G, Bilodeau G A. An iterative integrated framework for thermal-visible image registration, sensor fusion, and people tracking for video surveillance applications[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2012, 116(2): 210-221.

[4] Xiao F Y. Multi-sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidences and the belief entropy[J]. Information Fusion, 2019, 46: 23-32.

[5] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.

[6] Ma J Y, Chen C, Li C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization[J]. Information Fusion, 2016, 31: 100-109.

[7] Bavirisetti D P, Dhuli R. Two-scale image fusion of visible and infrared images using saliency detection [J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 76: 52-64.

[8] Zhou Z Q, Wang B, Li S, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters [J]. Information Fusion, 2016, 30: 15-26.

[9] 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.

[10] Chen J, Wu K L, Cheng Z, et al. A saliency-based multiscale approach for infrared and visible image fusion[J]. Signal Processing, 2021, 182: 107936.

[11] Zhang Q, Shen X, 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.

[12] 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.
- [13] Wohlberg B. Efficient algorithms for convolutional sparse representations[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(1): 301-315.
- [14] 杨艳春, 王艳, 党建武, 等. 基于 RGF 和改进自适应 Unit-Linking PCNN 的红外与可见光图像融合[J]. *光电子·激光*, 2020, 31(4): 401-410.  
Yang Y C, Wang Y, Dang J W, et al. Infrared and visible image fusion based on RGF and improved adaptive Unit-Linking PCNN[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2020, 31(4): 401-410.
- [15] Liu Y, Chen X, Ward R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [16] 刘先红, 陈志斌. 基于多尺度方向引导滤波和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1110004.  
Liu X H, Chen Z B. Fusion of infrared and visible images based on multi-scale directional guided filter and convolutional sparse representation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1110004.
- [17] 董安勇, 杜庆治, 龙华, 等. 卷积稀疏表示和邻域特征结合的多聚焦图像融合[J]. *光电子·激光*, 2019, 30(4): 442-450.  
Dong A Y, Du Q Z, Long H, et al. Multi-focus image fusion based on convolution sparse representation and neighborhood features[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2019, 30(4): 442-450.
- [18] Zhang Y, Zhang L J, Bai X Z, et al. Infrared and visible image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 83: 227-237.
- [19] Fu Z Z, Zhao Y F, Xu Y W, et al. Gradient structural similarity based gradient filtering for multi-modal image fusion[J]. *Information Fusion*, 2020, 53: 251-268.
- [20] 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.
- [21] Ma J Y, Zhou Y. Infrared and visible image fusion via gradientlet filter[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2020, 197/198: 103016.
- [22] 沈瑜, 伍忠东, 王小鹏, 等. 基于模糊算子的 Tetrolet 变换图像融合算法[J]. *计算机科学与探索*, 2015, 9(9): 1132-1138.  
Shen Y, Wu Z D, Wang X P, et al. Tetrolet transform image fusion algorithm based on fuzzy operator[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2015, 9(9): 1132-1138.
- [23] Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(3): 81-84.