

引用格式: JIANG Ze-tao, JIANG Qi, HUANG Yong-song, *et al.* Infrared and Low-light-level Visible Light Enhancement Image Fusion Method Based on Latent Low-rank Representation and Composite Filtering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, **49** (4): 0410001

江泽涛, 蒋琦, 黄永松, 等. 基于潜在低秩表示与复合滤波的红外与弱可见光增强图像融合方法[J]. *光子学报*, 2020, **49** (4): 0410001

# 基于潜在低秩表示与复合滤波的红外与弱可见光 增强图像融合方法

江泽涛<sup>1</sup>, 蒋琦<sup>1</sup>, 黄永松<sup>1</sup>, 张少钦<sup>2</sup>

(1 桂林电子科技大学 广西图像图形与处理智能处理重点实验室, 广西 桂林 541004)

(2 南昌航空大学, 南昌 330063)

**摘 要:** 针对传统红外与弱可见光图像融合算法中存在的亮度与对比度低、细节轮廓信息缺失、可视性差等问题, 提出一种基于潜在低秩表示与复合滤波的红外与弱可见光增强图像融合方法. 该方法首先利用改进的高动态范围压缩增强方法增强可见光图像提高亮度; 然后利用基于潜在低秩表示与复合滤波的分解方法分别对红外与增强后的弱可见光图像进行分解, 得到相应的低频和高频层; 再分别使用改进的对比度增强视觉显著图融合方法与改进的加权最小二乘优化融合方法对得到的低频和高频层进行融合; 最后将得到的低频和高频融合层进行线性叠加得到最终的融合图像. 与其他方法的对比实验结果表明, 用该方法得到的融合图像细节信息丰富, 清晰度高, 具有良好的可视性.

**关键词:** 图像处理; 图像融合; 潜在低秩表示; 复合滤波; 视觉显著图

中图分类号: TP751

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20204904.0410001

## Infrared and Low-light-level Visible Light Enhancement Image Fusion Method Based on Latent Low-rank Representation and Composite Filtering

JIANG Ze-tao<sup>1</sup>, JIANG Qi<sup>1</sup>, HUANG Yong-song<sup>1</sup>, ZHANG Shao-qin<sup>2</sup>

(1 *Guangxi Key Laboratory of Image and Graphic Intelligent Processing, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China*)

(2 *Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China*)

**Abstract:** Due to the problems of low brightness and contrast, lack of detail contour information and poor visibility in the traditional infrared and low-light visible image fusion algorithm, an infrared and low-light visible enhancement image fusion method based on potential low-rank representation and composite filtering is proposed. Firstly, the improved high-dynamic-range compression enhancement method is used to enhance the brightness of low-light visible images. Secondly, the infrared and enhanced low-light visible images are respectively decomposed by using a decomposition method based on latent low-rank representation and composite filtering, and the corresponding low-frequency and high-frequency layers are obtained. Then, the improved contrast-enhanced visual-saliency-map fusion method and improved weighted least squares optimization fusion method are used to fuse the obtained low-frequency and high-

**基金项目:** 国家自然科学基金 (Nos. 61876049, 61762066, 61572147), 广西科技计划项目 (No. AC16380108), 广西图像图形智能处理重点实验室项目 (Nos. GHP201701, GHP201801, GHP201802, GHP201803), 广西研究生教育创新计划项目 (No. YCBZ2018052)

**第一作者:** 江泽涛 (1961-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉. Email: zetaojiang@126.com

**通讯作者:** 蒋琦 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理. Email: 597796862@qq.com

**收稿日期:** 2019-11-05; **录用日期:** 2019-12-09

<http://www.photon.ac.cn>

frequency layers respectively. Finally, the low-frequency and high-frequency fusion layers are linearly superposed to obtain the final fusion image. Compared with other methods, the experimental results show that the fused image obtained by the proposed method has abundant detail information, high clarity and good visibility.

**Key words:** Image processing; Image fusion; Latent low-rank representation; Composite filtering; Visual saliency map

**OCIS Codes:** 100.2960; 110.2980; 110.2960; 110.3000; 110.3080

## 0 引言

图像融合是将两幅或者多幅同一区域的图像中的信息提取出来,再通过一些方法将其融合到单幅图像中<sup>[1]</sup>.其中,红外与弱可见光图像融合是图像融合领域中常见的一种多传感器图像融合模式<sup>[2]</sup>.由于成像原理的不同,红外成像传感器主要捕捉物体发出的热辐射,这种热辐射受光照亮度或者天气条件影响较小.但是,红外图像往往缺乏足够的场景背景细节信息,而弱可见光图像虽然亮度低,信噪比低但仍然包含有更多的细节和轮廓纹理信息,也比与之对应的红外图像具有更高的空间分辨率.将红外与弱可见光图像进行融合,能产生出更适合人眼观察或计算机视觉任务的合成图像<sup>[3]</sup>.因此,红外与弱可见光图像融合技术在军事侦察<sup>[4]</sup>、医疗诊断<sup>[5]</sup>以及人工智能<sup>[6]</sup>等领域有着良好的应用前景.

目前,图像融合领域较为常用的方法是基于多尺度变换的方法,其中较为典型的有离散小波变换(Discrete Wavelet Transformation, DWT)<sup>[7]</sup>、轮廓波转换(contourlet transform)<sup>[8]</sup>、平移不变剪切变换<sup>[9]</sup>等.这些方法将图像分解,再按照一定的融合规则进行融合,取得了较好的效果;然而直接将多尺度的变换方法用于红外与弱可见光图像融合效果不够理想.XU F等<sup>[10]</sup>提出了一种基于小波变换的图像融合方法,对低频和高频分量分别进行对比度增强和边缘增强,该方法能有效提高融合图像的对比度,但一些图像背景的细节信息会失真.LOU S等<sup>[11]</sup>提出了一种基于上下文统计相似性和非亚采样剪切变换的融合方法,可以从源图像中获取局部结构信息,能有效地提取图像细节,但图像整体对比度不足.LI等<sup>[12]</sup>对低频和高频子带图像分别采用基于显著图和区域对比度的融合规则,该方法有效地保留了源图像的信息,细节信息明显,却在一定程度上改变了源图像的结构信息.基于表示学习的方法也可用于红外与弱可见光图像融合,最为常用的是基于稀疏表示的算法<sup>[13]</sup>,以及结合稀疏表示的联合算法<sup>[14]</sup>,虽然基于稀疏表示的融合方法有较好的融合性能,但仍然存在捕获全局结构的能力有限以及细节信息不足的缺点.因此,一种低秩表示(low-rank Representation, LRR)<sup>[15]</sup>法受到了人们的关注.LIU G等<sup>[16]</sup>提出基于LRR改进的潜在低秩表示(Latent Low-rank Representation, LatLRR)法用于红外与弱可见光图像融合,可以提取源图像中全局结构信息和局部结构信息,且有一定的效果.然而仅仅使用LatLRR方法对图像进行分解,存在高频信息提取不完全的问题,会导致最终融合效果不佳.

本文针对融合图像对比度低、细节信息不足的问题,提出一种基于潜在低秩表示和复合滤波的红外与弱可见光图像融合方法.首先对源图像进行预处理,利用改进的高动态范围压缩增强方法增强弱可见光图像,提高亮度与对比度,以便于细节信息的提取.然后利用提出的基于潜在低秩表示和复合滤波的分解方法将源图像分解为多个高频层与一个低频层.考虑到高频层与低频层不同的信息特征,分别对其使用改进的对比度增强视觉显著图融合方法与改进的加权最小二乘优化融合方法进行融合.最后,将得到的高频融合层和低频融合层线性相加得到最终的融合图像.

## 1 原理

### 1.1 高动态范围压缩的弱可见光增强方法

对弱可见光图像进行增强能使得图像获得更好的对比度与细节信息,同时也能得到更好的融合效果.对弱可见光图像增强效果较好的经典方法是高动态范围压缩的弱可见光增强方法,它是一种通过动态范围压缩和对比度增强的非线性图像增强方法<sup>[17]</sup>.

首先使用引导滤波对输入图像  $I$  进行处理,引导图像记作  $P$ ,使其分解为一个高频分量  $I_a$  和一个低频分量  $I_b$ ,其表达式为

$$I_b(i, j) = a(k, l)P(i, j) + b(k, l), \quad \forall (i, j) \in U \quad (1)$$

式中,  $(i, j)$  为图像中一个素点,  $U$  为大小为  $(2n+1) \times (2n+1)$  的窗口,  $(k, l)$  为窗口内的中心像素点,  $a(k, l)$ 、 $b(k, l)$  是窗口  $p$  内的线性系数. 然后, 通过最小化输出图像  $I_b$  与输入图像  $I$  之间的平方差来求解  $a(k, l)$ 、 $b(k, l)$  的值, 即

$$E[a(k, l), b(k, l)] = \sum_{(i, j) \in w} [a(k, l)P(i, j) + b(k, l) - I(i, j)]^2 + \epsilon a(i, j)^2 \quad (2)$$

式中,  $\epsilon$  为自定义给出的正则化参数.

$$\hat{I}_b(i, j) = \log[I_b(i, j) + \zeta] \quad (3)$$

$$\hat{I}_d(i, j) = \log[I(i, j) + \zeta] - \hat{I}_b(i, j) \quad (4)$$

式中,  $\log(\cdot)$  为自然对数算子, 表示对图像进行对数处理, 以便于后续运算, 而  $\zeta=1$  是为了防止对数值为负,  $\hat{I}_b$  为经过对数运算后的低频分量,  $\hat{I}_d$  为经过对数运算后的高频分量.

然后, 为了对较高动态范围的低频分量进行压缩, 通过比例因子  $\alpha$  进行动态范围压缩, 之后再使用恢复因子  $\beta$  来恢复图像整体的对比度, 通过降低低频分量对比度从而保留高频分量的细节信息. 其表达式为

$$\alpha = \frac{\log(T)}{\max(\hat{I}_b) - \min(\hat{I}_b)} \quad (5)$$

$$\beta = (1 - \alpha) \max(\hat{I}_b) \quad (6)$$

式中,  $T$  为目标基础对比度;  $\max(\hat{I}_b)$  和  $\min(\hat{I}_b)$  分别代表  $\hat{I}_b$  的最大和最小强度值.

最后, 通过得到的高频分量和低频分量以及与之对应的增益因子得到增强后的图像  $\hat{u}$ . 其表达式为

$$\hat{u}(i, j) = \alpha \hat{I}_b(i, j) + \hat{I}_d(i, j) + \beta \quad (7)$$

再通过指数还原得到最终增强后的图像, 即

$$\bar{u}(i, j) = \exp[\hat{u}(i, j)] \quad (8)$$

## 1.2 潜在低秩表示方法

潜在低秩表示方法(LatLRR)最开始由 LIU 等<sup>[15]</sup>提出的低秩表示方法演变而来. 之后为解决其不能保存局部结构信息的问题, 文献[16]提出了潜在低秩的方法, 可提取原始数据中的全局结构以及局部结构.

在文献[18]中, LatLRR 被用于图像分解, 将输入的图像分解为低秩部分与显著部分, 其表达式为

$$\mathbf{X} = \mathbf{B}\mathbf{X} + \mathbf{D}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{X}$  是输入图像;  $\mathbf{B}$  是低秩系数,  $\mathbf{D}$  是显著性系数;  $\mathbf{X}\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{D}\mathbf{X}$  分别表示低秩部分和显著部分;  $\mathbf{N}$  表示稀疏噪声.

之后将 LatLRR 问题进行最优化求解, 其表达式为

$$\min_{\mathbf{B}, \mathbf{D}, \mathbf{N}} \|\mathbf{B}\|_* + \|\mathbf{D}\|_* + \lambda \|\mathbf{N}\|_1 \quad \text{s.t. } \mathbf{X} = \mathbf{B}\mathbf{X} + \mathbf{D}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (10)$$

式中,  $\|\cdot\|_*$  表示核范数, 即矩阵奇异值的和;  $\|\cdot\|_1$  表示  $L_1$  范数;  $\lambda$  表示平衡系数且  $\lambda > 0$ ;  $\mathbf{N}$  为所有元素值都等于  $N$  且与  $\mathbf{X}$  有相同维度的矩阵; s.t. 为约束条件. 式(10)由不精确增广拉格朗日乘数求解.

## 2 融合方法

### 2.1 融合框架

提出的融合框架如图 1 所示, 具体融合步骤为:

- 1) 采用改进的高动态范围压缩增强方法对弱可见光图像进行预处理, 提高图像对比度与亮度;
- 2) 采用提出的方法进行分别对红外与增强后的弱可见光图像分解;
- 3) 采用改进的对比度增强视觉显著图融合方法对分解所得的低频背景层进行融合;
- 4) 采用改进的加权最小二乘优化融合方法对分解所得的高频细节层进行融合;
- 5) 采用融合得到的低频背景部分与高频细节部分线性叠加得到最终的融合图像.

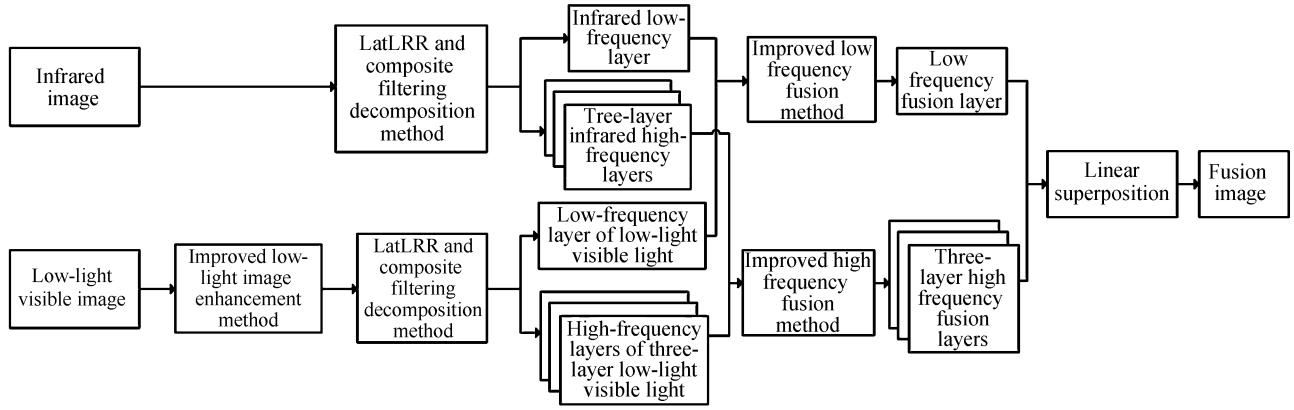


图1 潜在低秩表示与复合滤波融合框架

Fig.1 Latent low-rank representation and compound filtering fusion algorithm process

## 2.2 改进的弱可见光增强方法

现有的高动态范围压缩增强方法将图像分解后只对低频分量进行处理,导致了可视性不足的高频区域部分弱可见光图像不能自适应地增强,从而使得一些细节信息不够明显和突出.为此针对高频分量进行自适应增强的改进,既保证对比度增强的效果,又增强了细节信息,最终使增强后的图像细节更突出.

考虑到图像局部方差能有效地衡量局部细节的丰富程度,且高频增益因子也可以通过图像自身的方差自适应地确定增益的强度.因此,可以根据局部方差确定高频分量的增益因子 $\chi$ .其表达式为

$$\chi(i, j) = \frac{\sigma_G}{\sigma_L(i, j)} \quad (11)$$

式中, $\sigma_G$ 为输入图像的全局方差; $\sigma_L(i, j)$ 是以 $(i, j)$ 为中心,窗口大小为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的区域的局部方差值,本文窗口步长 $n=1$ .图像局部均值和局部方差的定义为

$$M_L(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} I(k, l) \quad (12)$$

$$\sigma_L^2 = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} [I(k, l) - M_L(i, j)]^2 \quad (13)$$

增益因子 $\chi$ 与图像的局部方差成反比,在图像细节信息较为丰富的区域,局部方差较大,因此增益因子的值相对较小,避免过度增强;反之,在局部方差较小的区域,增益因子较大,对细节信息的增强明显.但为防止增益因子过大,导致“光晕”现象,需要对增益因子进行最大值限制,经实验验证,最大增益值为6时效果最佳.

高频分量和低频分量,联合式(5)、(6)对应的增益因子得到增强后的图像 $\hat{u}$ .其表达式为

$$\hat{u}(i, j) = \alpha \hat{I}_b(i, j) + \chi(i, j) \hat{I}_d(i, j) + \beta \quad (14)$$

通过指数还原得到最终的增强图像,即

$$\bar{u}(i, j) = \exp[\hat{u}(i, j)] \quad (15)$$

图2所示为弱可见光图像增强后的效果对比,设置引导滤波器的窗口步长 $n = \lceil \eta T \max(w, h) \rceil$ , $w, h$ 分别为图像的宽和高; $\eta$ 为平衡权重,防止因图像太大使得滤波器窗口步长过大从而导致滤波效果不佳; $T$ 主要控制图像的压缩程度, $T$ 过大会导致图像增强效果不佳,而 $T$ 太小则会使图像出现过曝光的问题;相关实验验证设置参数 $\eta=0.04, T=4$ 时能使弱可见光图像显著增强.图2(a)是弱可见光图像的源图像,(b)是用未改进的方法增强后的弱可见光图像,(c)是用改进后的方法增强后的弱可见光图像.如图中呈现,该自适应增强方法使光照条件相对较好的弱可见光图像增强程度较小,而光照条件较差的图像增强程度较大,并且从图2(b)与(c)的对比中能看出,改进后的方法使图像整体的细节信息更为突出,对比度更好.





图2 增强后的弱可见光图像对比

Fig.2 Enhanced low-light images comparison

### 2.3 基于潜在低秩表示和复合滤波的分解方法

由于红外与弱可见光图像融合的目的是为了突出原本不显著的细节信息,而其中的分解操作是为了区分出图像中的高频细节部分以及低频背景部分.所以在进行分解操作时需要尽可能将图像中的细节部分完全提取,只剩余最低频的背景部分.但现有的 LatLRR 分解方法仅对图像进行了一次单一操作,虽然能提取出有效的细节信息,但潜在低秩表示方法是一个优化求解的过程,只有一次的处理过程往往很难达到最优解的效果,所以经过处理后的低频部分中仍有一些高频信息残留.

因此,本文在其基础上进行改进,提出一种新的基于潜在低秩表示和复合滤波分解方法.其思路是:为使图像得到充分分解,在 LatLRR 分解操作之后加入双边滤波器与高斯滤波器对图像进行多层分解,之所以选择这两个滤波器是考虑到它们都是常用且十分有效的滤波器,同时将它们不同的特性组合在一起用于图像的分解能提取出不同特征的高频信息.因为双边滤波<sup>[19]</sup>采用两个高斯滤波核,不仅考虑了空间域中位置对中心像素的影响,还考虑了像素范围域中的辐射差异,所以它具有保持边缘、降噪平滑的特性.而双边滤波在处理图像时虽然剔除了高频的细节信息,但也保留了图像中的边缘信息.在双边滤波之后加入高斯滤波,是因为其只考虑空间分布,进行滤波操作时并不会保留图像的边缘,而是将边缘信息一起剔除.使用三种不同的分解方法,再通过分解后得到的背景层之间的差值计算就能得到三层不同特征的高频信息.具体方法为:

首先,将输入图像  $I$  经过 LatLRR 方法优化求解可得显著性系数  $D$  和低秩系数  $B$ ,然后定义背景层  $B_1 = BI$ ,细节层  $D_1 = DI$ .其表达式为

$$\min_{B,D,N} \|B\|_* + \|D\|_* + \lambda \|N\|_1 \quad \text{s.t. } I = BI + DI + N \quad (16)$$

式中, $N$  为所有元素值都等于  $N$  且与  $I$  有相同维度的矩阵.

而后为了更进一步提取出图像的细节信息,对背景层  $B_1$  使用双边滤波再进行一次分解,表示为

$$K(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_s^2} - \frac{\|B_1(i, j) - B_1(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (17)$$

式中,窗口大小为  $(2n+1) \times (2n+1)$ ,  $k$  的取值范围是  $[i-n, i+n]$ ,  $l$  的取值范围是  $[j-n, j+n]$ ,而超过图像范围的索引值忽略,不进行处理,本文中  $n=9$ ;  $B_1(i, j)$  和  $B_1(k, l)$  分别代表像素点  $(i, j)$  和  $(k, l)$  处的像素强度;  $\sigma_s$  和  $\sigma_r$  为平滑系数,本文中  $\sigma_s=7, \sigma_r=3$ .  $K$  为空间域核与像素范围域核的乘积.

第二层背景层  $B_2$  表示为

$$B_2(i, j) = \frac{\sum_{k,l} B_1(k, l) K(i, j, k, l)}{\sum_{k,l} K(i, j, k, l)} \quad (18)$$

最后再对背景层  $B_2$  使用高斯滤波进行分解,得到第三层背景层  $B_3$ ,其表达式为

$$B_3(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{\frac{[B_2(i, j)]^2}{-2\sigma^2}\right\} \quad (19)$$

式中,  $\sigma$  为标准差,本文中  $\sigma=6$ ;高斯窗口大小是  $6\sigma+1$ .

其他的细节层  $D_\phi$  则用每层背景层与其前一层背景层的差值得出,表达式为

$$D_\phi(i, j) = B_{\phi-1}(i, j) - B_\phi(i, j), \phi = 2, 3 \quad (20)$$

当  $D_\phi$  中某一像素值为负数时,这一点的像素值直接赋值为 0.

本文分解方法具体过程如图 3 所示.首先,源图像经过潜在低秩表示方法 L 分解得到一个低频分量  $B_1$  和一个高频分量  $D_1$ ,然后,  $B_1$  再经过双边滤波 B 分解得到低频分量  $B_2$ ,高频分量  $D_2$  由  $B_1$  和  $B_2$  的差值求得.之后,  $B_2$  再经过高斯滤波 G 分解得到低频分量  $B_3$ ,高频分量  $D_3$  由  $B_2$  和  $B_3$  的差值求得.

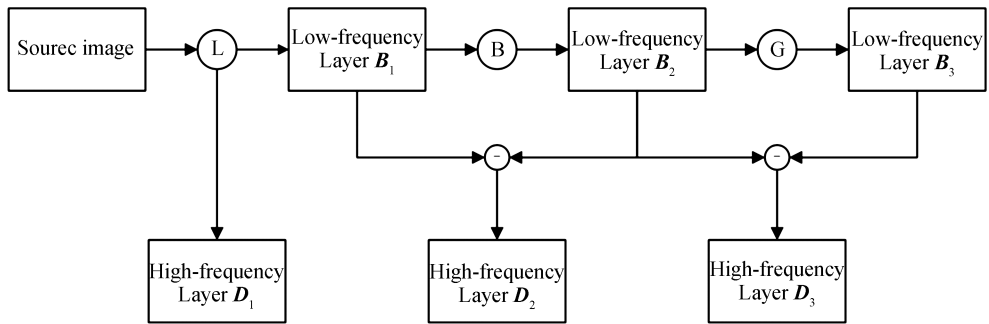


图 3 本文分解方法流程  
Fig.3 Proposed decomposition method process

图像经过分解方法操作过后的具体结果如图 4 所示,利用本文分解方法得到输入图像的三层高频部分以及一层低频部分.

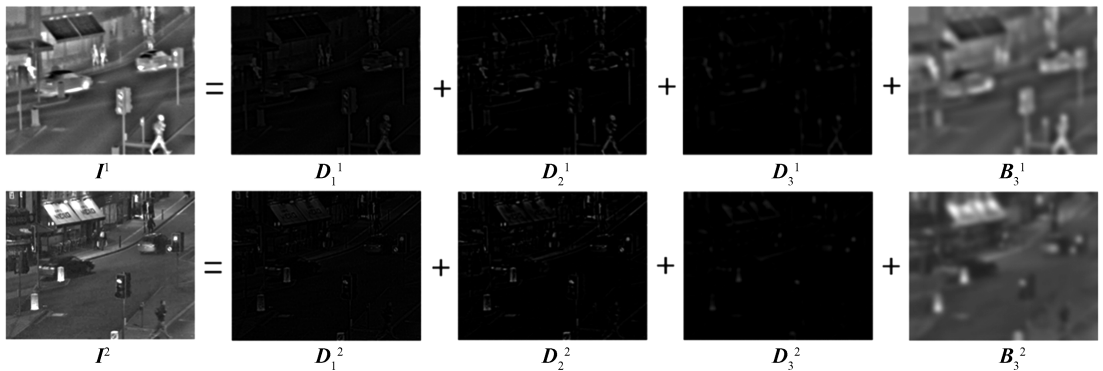


图 4 本文分解方法效果  
Fig.4 Proposed decomposition method effect

图中,  $I^1$  为红外图像,  $D_1^1$ 、 $D_2^1$ 、 $D_3^1$  分别是分解得到的红外高频部分,  $B_3^1$  是分解得到的红外低频部分;  $I^2$  为增强后的弱可见光图像,  $D_1^2$ 、 $D_2^2$ 、 $D_3^2$  分别是分解得到的弱可见光高频部分,  $B_3^2$  是分解得到的弱可见光低频部分;它们分别对应上述具体步骤中的值.

## 2.4 改进的低频融合方法

经过本文分解方法处理,不仅得到多层高频细节层,同时背景层中也只存在基本的低频信息.在这种无需考虑高频信息的情况下,一种有效且计算负担小的融合方法是最好的选择.现有的视觉显著图方法(Visual Saliency Map, VSM)<sup>[20-22]</sup>可以识别出明显的视觉结构和区域以及对象,并根据图像的显著值分配不同的融合权重,有良好的融合效果.

低频融合层将会是最终融合图像的背景分量,而提高低频融合层的对比度,将会使得最终的融合图像获得更高的对比度以及更好的人眼视觉效果.但是,现有的 VSM 融合方法对于融合图像的对比度提升不大,为此提出一种改进的低频融合方法:即使用图像的局部均值来自适应提高融合图像的对比度,通过融合图像某

一像素点与其局部均值的差值获得比局部均值高的细节部分, 然后通过加强这一部分再添加到输入图像中达到自适应增强的效果, 可以有效抑制较大范围的亮度变化, 有较好的增强效果. 具体方法为:

首先, 根据像素与其他像素的对比度来确定像素的显著性, 设  $I(i, j)$  为输入图像  $I$  中某一像素点的像素强度值. 则该像素点的显著值  $V(i, j)$  定义为

$$V(i, j) = \sum_{k=0}^W \sum_{l=0}^H |I(i, j) - I(k, l)| \quad (21)$$

式中, 图像  $I$  的大小为  $W \times H$ . 如果两个像素的强度值相同, 那么它们的显著值也相等. 于是式(21)可以进一步改写为

$$V(i, j) = \sum_{\varphi=0}^{S-1} C_{\varphi} |I(i, j) - \varphi| \quad (22)$$

式中,  $S$  为灰度级数, 本文中  $S=256$ ;  $\varphi$  为像素强度;  $C_{\varphi}$  为强度等于  $\varphi$  的像素个数. 然后, 使用标准化方法将图像整体显著性  $V$  归一化至  $[0, 1]$  之间.

将红外与弱可见光图像分别进行 VSM 算法处理从而获得红外图像显著值  $V_1$  和弱可见光图像显著值  $V_2$ . 之后进行融合权重计算<sup>[22]</sup>, 即

$$\omega_b = 0.5 + \frac{V_1 - V_2}{2} \quad (23)$$

而融合低频背景层的加权平均方法为

$$\mathbf{B}_F = \omega_b \mathbf{B}_1 + (1 - \omega_b) \mathbf{B}_2 \quad (24)$$

式中,  $\mathbf{B}_F$  为低频背景层.

根据加权平均融合规则, 如果  $V_1$  和  $V_2$  在某些位置相等, 那么权重  $\omega_b$  将是一个平均的值. 如果  $V_1$  大于  $V_2$ , 那么权重  $\omega_b$  将大于 0.5, 因此融合后的图像将会获得更多背景层  $\mathbf{B}_1$  中的信息. 相反, 如果  $V_1$  小于  $V_2$ , 那么权重  $\omega_b$  将小于 0.5, 因此融合后的图像将会获得更多背景层  $\mathbf{B}_2$  中的信息. 使用 VSM 方法, 融合后的图像都是由两幅源图像中显著性较高的信息组成.

最后自适应的对比度局部加强方法中局部区域的定义是以某一像素点  $(i, j)$  为中心, 窗口大小为  $(2n+1) \times (2n+1)$  的区域, 本文中  $n=1$ . 其计算公式为

$$M_L(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} I(k, l) \quad (25)$$

为了能使图像局部区域得到增强, 结合从反锐化掩模算法<sup>[23]</sup>的思路, 得到增强图像对比度的计算公式为

$$B_{FE}(i, j) = B_F(i, j) + e[B_F(i, j) - M_L(i, j)] \quad (26)$$

式中,  $e$  为增强系数, 增强系数不宜过大, 否则图像将出现过曝光的问题, 在本文中  $e=3$ ;  $\mathbf{B}_{FE}$  为经过对比度增强处理的低频背景层.

## 2.5 改进的高频融合方法

在细节层融合的过程中, 主要处理的是以高频信息为主的图像, 而高频信息的存在常伴有噪声的出现. 要想融合后的图像能把结构信息和特征信息有效结合, 需要考虑使用一种优秀的融合方法, 同时也需要处理噪声的影响, 并且能使融合后的图像更自然, 更适于人眼视觉观察.

传统的绝对值最大融合方法, 计算方法简单, 能有效地将红外与弱可见光图像相结合. 不过该方法没有考虑到红外与弱可见光图像的特征不同, 这样融合后的图像会将大量无关的细节和噪声相结合. 可能会导致可见光图像中有效的细节信息被干扰, 将红外图像中的噪声放大, 而且无法对融合图像进行优化使其更接近可见光, 更合适人眼视觉观察. 为此提出在绝对值最大融合方法基础上进行改进的高频融合方法. 具体方法为:

首先, 为了突出红外图像中显著的高频信息, 需确保该信息能在融合中有一个很好的权, 以避免因某些区域内的融合权重过大而导致融合图像出现块状伪影的现象, 同时也避免了一些显著性较高的噪点获得很大的融合权重, 因此定义初始融合权重为

$$\omega_p^i = \begin{cases} |(D_1^i)_p| - |(D_2^i)_p|, & |(D_1^i)_p| - |(D_2^i)_p| \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (27)$$

式中,  $\mathbf{D}_1^i$  和  $\mathbf{D}_2^i$  分别表示红外与可见光图像的高频分量,  $w_p^i$  为像素坐标位置  $p$  点的权重值;  $i$  表示高频分量的层数 ( $i=1, 2, 3$ ). 考虑到噪声的影响, 对初始权重  $w^i$  使用高斯滤波降噪, 得到平滑之后的权重  $w_g^i$  为

$$w_g^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left[\frac{(w^i)^2}{-2\sigma_s^2}\right] \quad (28)$$

式中,  $\sigma_s$  为高斯核函数标准偏差, 在本文中  $\sigma_s=2$ ; 高斯窗口大小是  $6\sigma_s+1$ .

然后, 为使红外图像部分的信息得以突出, 将权重  $w_g^i$  进行非线性变换, 即

$$w_f^i = 2 [\log(w_g^i + 1)] \quad (29)$$

$w_f^i$  为最终的融合权重, 则可以获得第  $i$  层的高频融合层  $\mathbf{d}^i$  为

$$\mathbf{d}^i = w_f^i \mathbf{D}_1^i + (1 - w_f^i) \mathbf{D}_2^i \quad (30)$$

为使融合后的图像有较好的人眼视觉效果, 使用加权最小二乘方法 (Weighted Least Squares, WLS)<sup>[24]</sup> 对第  $i$  层的高频融合层  $\mathbf{d}^i$  进行优化, 这种方法在细节信息上的提取能力较强, 可以从可见光高频分量中提取出更多潜在的细节信息并使得融合后的图像更加接近于可见光图像. 为得到优化后的第  $i$  层的细节层  $\mathbf{L}^i$ , 将 WLS 代价函数最小化, 即

$$f_{\text{WLS}} = \sum_p \{ (\mathbf{L}_p^i - \mathbf{d}_p^i)^2 + \lambda \gamma_p^i [\mathbf{L}_p^i - (\mathbf{D}_2^i)_p]^2 \} \quad (31)$$

式中,  $p$  为像素坐标位置;  $\gamma_p^i$  为空间变化权重, 且  $\gamma_p^i = \left( \left| \sum_{q \in \omega_p} (\mathbf{D}_1^i)_q \right| + \nu \right)^{-1}$ ,  $\omega_p$  为以像素  $p$  为中的正方形窗口,  $\nu$  为一个非常小的常数, 防止除零;  $\lambda$  为平衡权重, 为防止优化过程中融合图像过多获取可见光图像中的信息而导致丢失重要的红外图像信息, 因此  $\lambda$  的值不宜过大, 在本文中  $\lambda=0.001$ . 因此, 将式(31)改写为矩阵形式, 即

$$f_{\text{WLS}} = (\mathbf{L}^i - \mathbf{d}^i)^T (\mathbf{L}^i - \mathbf{d}^i) + \lambda (\mathbf{L}^i - \mathbf{D}_2^i)^T \mathbf{A}^i (\mathbf{L}^i - \mathbf{D}_2^i) \quad (32)$$

式中,  $\mathbf{A}^i$  为包含所以像素权重为  $\gamma^i$  的对角矩阵. 之后改写为线性方程组求解最小化  $\mathbf{L}^i$ , 即

$$\{ 2\mathbf{I} + \lambda [\mathbf{A}^i + (\mathbf{A}^i)^T] \} \mathbf{L}^i = 2\mathbf{d}^i + \lambda [\mathbf{A}^i + (\mathbf{A}^i)^T] \mathbf{D}_2^i \quad (33)$$

最后, 通过已得到的低频融合图像  $\mathbf{B}_{\text{FE}}$  以及各层高频融合层  $\mathbf{L}^i$  ( $i=1, 2, 3$ ), 可以得到最终融合图像, 即

$$\mathbf{F} = \mathbf{L}^1 + \mathbf{L}^2 + \mathbf{L}^3 + \mathbf{B}_{\text{FE}} \quad (34)$$

### 3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性, 选择三组图像进行对比实验, 对比算法分别是: 文献[25]基于 NSCT 与双通道的 PCNN 方法, 是较为典型的多尺度分解方法; 文献[26]基于 CNN 的深度学习融合方法; 文献[18]基于 LatLRR 单一使用潜在低秩表示方法对红外与可见光进行图像融合的方法. 实验运行环境: 处理器为 Intel (R) Xeon(R) CPU E3-1241 v3 @ 3.50 GHz, 内存为 8 GB 的计算机, 64 位 Windows10 操作系统, MATLAB R2018b.

评价标准包括主观视觉效果和客观评价指标. 其中客观评价包括: 互信息 (Mutual Information, MI), MI 越大代表融合图像包含源图像的信息越多; 信息熵 (Information Entropy, IE), 用于评价融合图像中包含的信息平均量; 标准差 (Standard Deviation, SD), 反映图像像素值与均值的离散程度, 标准差越大说明图像的质量越好; 平均梯度 (Average Gradient, AG), 反映图像灰度的变化率; 空间频率 (Spatial Frequency, SF), 用于评价图像的清晰度, 空间频率越大图像越清晰.

几种融合方法的对比效果如图 5~7 所示. 包括红外源图像、弱可见光源图像、基于 NSCT 与双通道的 PCNN 方法<sup>[25]</sup> 的融合结果、基于 CNN 的融合方法所对应的融合结果<sup>[26]</sup>、基于 LatLRR 的融合方法所对应的融合结果<sup>[18]</sup>、本文方法没有弱可见光增强的融合结果和有弱可见光增强的融合结果.

从图 5 中可以看出, 图 5(c)~(e) 中图像整体对比度不足, 存在细节缺失, 如图片背景中草木的细节; 图 5(f) 提高了对比度与亮度, 但细节信息仍不够突出; 图 5(g) 在进一步提高了对比度与亮度的同时, 也使得细节信息更加明显, 如方框中, 栏杆与目标人物轮廓明显, 相较于其他方法有更好的可视性.

从图 6 中可以看出, 图 6(c) 和 (e) 整体图像较为模糊, 细节信息不够突出, 噪声较多; 图 6(d) 中细节信息保留不够完备, 墙面出现伪影; 图 6(f) 整体图像的亮度与对比度有明显的提高, 但细节信息仍有缺失; 图 6(g) 在原本的效果上进一步突出了细节信息, 如方框中的部分, 可以看出明显的椅子轮廓, 图像可视性较好.



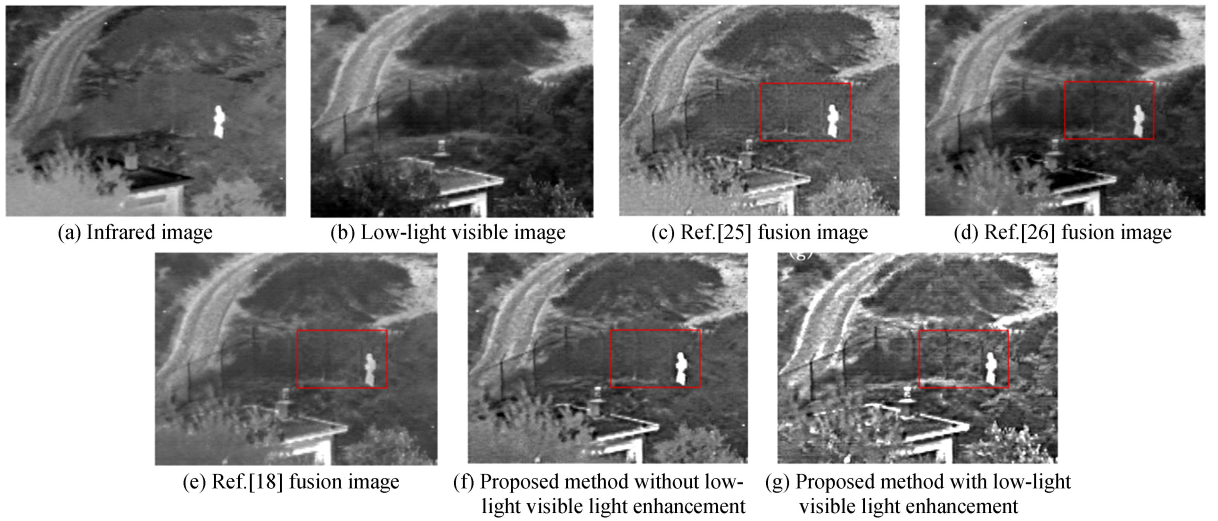


图 5 第一组融合图像对比

Fig.5 The first group of fusion image comparison

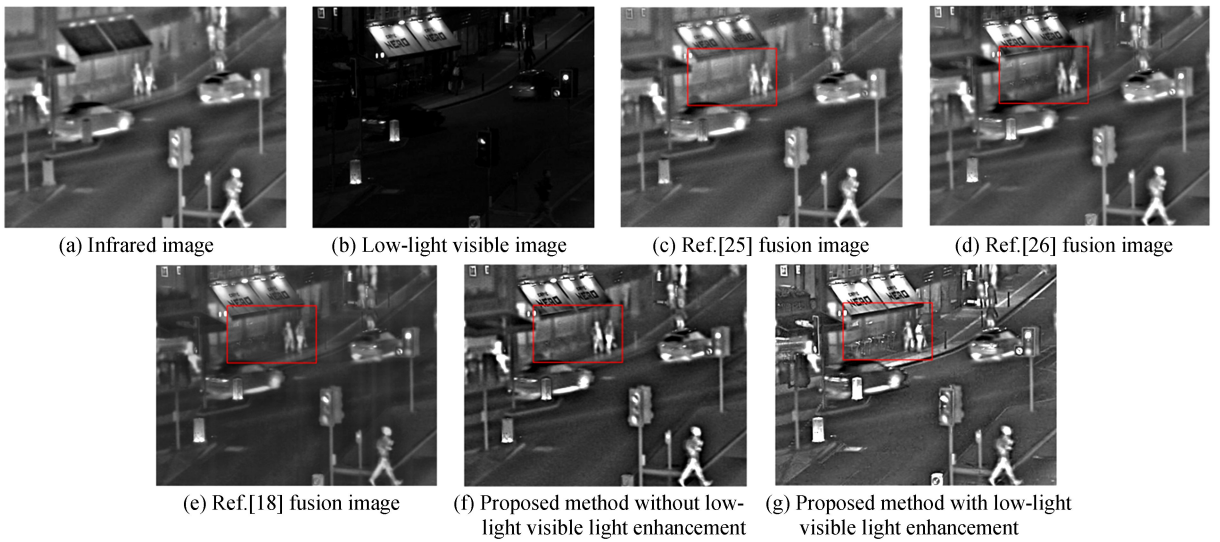


图 6 第二组融合图像对比

Fig.6 The second group of fusion image comparison

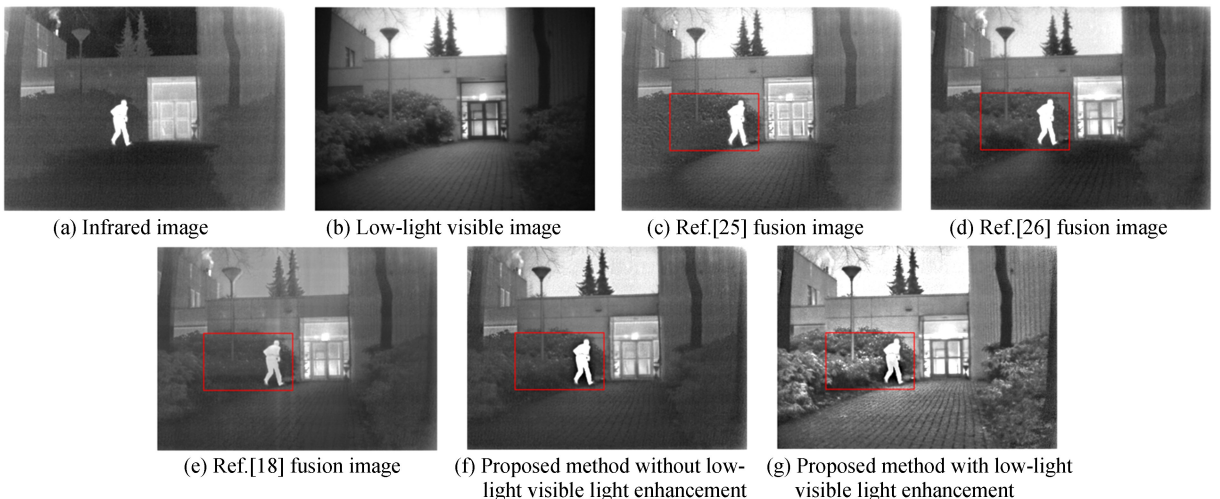


图 7 第三组融合图像对比

Fig.7 The third group of fusion image comparison

从图 7 中可以看出,图 7(c)和(e)中存在较多伪影与噪声,细节信息缺失严重;图 7(d)中有过曝光的问

题,导致人物腰部细节丢失;图 7(f)中整体图像较为平滑,但细节信息仍不明显;图 7(g)提高了亮度与对比度,且进一步突出了细节信息,如方框中的目标人物细节信息与树叶细节信息保留完整,墙壁与地面的轮廓清晰,整体可视性较好。

从以上三组对比实验中可以看出,本文方法的实验结果均优于其它对比试验,通过增强较暗的弱可见光图像提高亮度与对比度,再使用提出的分解方法将细节信息较好地提取,融合后使得图像背景轮廓等细节信息更明显,更适于于人眼视觉观察。

表 1~3 为几种方法的客观评价指标结果。

表 1 第一组融合图像客观评价指标

Table 1 The first group of objective evaluation indexes for fused images

Method	MI	IE	SD	AG	SF
Ref.[25]	1.838 2	6.828 4	31.209 7	5.600 4	20.228 9
Ref.[26]	1.879 7	7.101 8	37.257 8	4.569 0	19.278 7
Ref.[18]	1.820 4	6.553 0	29.716 1	3.456 4	14.558 4
Proposed method without low-light visible light enhancement	1.856 0	6.807 4	33.334 9	5.456 4	24.676 3
Proposed method with low-light visible light enhancement	<b>1.941 9</b>	<b>7.223 9</b>	<b>44.667 7</b>	<b>9.461 7</b>	<b>39.425 3</b>

表 2 第二组融合图像客观评价指标

Table 2 The second group of objective evaluation indexes for fused images

Method	MI	IE	SD	AG	SF
Ref.[25]	1.853 9	6.764 0	35.175 0	3.522 3	14.042 7
Ref.[26]	1.911 9	6.707 2	37.048 7	3.529 7	21.152 4
Ref.[18]	1.854 0	6.029 6	27.485 1	2.413 5	15.432 9
Proposed method without low-light visible light enhancement	1.932 1	6.589 5	39.078 8	4.485 0	31.624 4
Proposed method with low-light visible light enhancement	<b>2.036 3</b>	<b>6.793 5</b>	<b>45.320 9</b>	<b>7.122 6</b>	<b>44.213 3</b>

表 3 第三组融合图像客观评价指标

Table 3 The third group of objective evaluation indexes for fused images

Method	MI	IE	SD	AG	SF
Ref.[25]	1.812 2	7.217 1	51.378 1	4.311 0	16.416 0
Ref.[26]	1.865 8	7.100 0	53.673 3	3.804 0	15.279 6
Ref.[18]	1.817 6	6.701 5	35.757 0	2.529 0	10.599 5
Proposed method without low-light visible light enhancement	1.841 1	6.936 9	50.214 3	4.108 9	18.587 8
Proposed method with low-light visible light enhancement	<b>1.957 6</b>	<b>7.502 2</b>	<b>53.755 2</b>	<b>8.024 5</b>	<b>35.706 9</b>

表格的数值表明,本文方法在五个客观评价指标中,所有数据均优于其它方法,其中 AG 与 SF 客观指标的数据比其他对比方法更为突出.而且,本文方法在未使用弱可见光增强图像的情况下,多数客观指标已高于其它方法,在使用了弱可见光图像增强后,各个客观指标数值都有较大提升.这表明本文方法得到的融合图像具有更好的亮度与对比度,更良好的清晰度,更适于于人眼视觉观察.综合所有客观评价表明,本文融合方法具有更好的融合效果。

## 4 结论

本文提出了一种基于潜在低秩表示与复合滤波的红外与弱可见光增强图像融合方法.首先利用改进的高动态范围压缩增强方法增强可见光图像提高亮度;然后用提出的分解方法分别对红外与增强后的弱可见光图像进行分解;再对分解得到的低频层与高频层分别利用改进的对比度增强视觉显著图融合方法与改进

的加权最小二乘优化融合方法进行融合.与其它融合方法进行实验对比,结果表明,该方法得到的融合图像在平均梯度和空间频率等多数客观评价指标中都优于其他融合方法,有效地保留了细节轮廓信息,同时增强了融合图像的亮度与对比度;且该方法在主观视觉方面效果更好,融合图像清晰度高,更适于视觉观察,是一种有效的融合方法.

## 参考文献

- [1] WANG R, DU L. Infrared and visible image fusion based on random projection and sparse representation [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, **35**(5): 1640-1652.
- [2] JIANG Ze-tao, WU Hui, ZHOU Xiao-ling. 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.  
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.
- [3] MA J, ZHOU Z, 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**(1): 8-17.
- [4] LI Y, TAO C, TAN Y, *et al.* Unsupervised multilayer feature learning for satellite image scene classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, **13**(2): 157-161.
- [5] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Z. A new contrast based multimodal medical image fusion framework [J]. *Neurocomputing*, 2015, **157**(1): 143-152.
- [6] SINGH R, VATSA M, NOORE A. Integrated multilevel image fusion and match score fusion of visible and infrared face images for robust face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(3): 880-893.
- [7] BEN HAMZA A, HE Y, KRIM H, *et al.* A multiscale approach to pixel-level image fusion[J]. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2005, **12**(2): 135-146.
- [8] YANG S, WANG M, JIAO L, *et al.* Image fusion based on a new contourlet packet[J]. *Information Fusion*, 2010, **11**(2): 78-84.
- [9] 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**(1):29-37.
- [10] XU F, SU S. An enhanced infrared and visible image fusion method based on wavelet transform [C]. 2013 5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, IEEE, 2013, **2**: 453-456.
- [11] LUO X, ZHANG Z, ZHANG B, *et al.* Image fusion with contextual statistical similarity and nonsubsampling shearlet transform[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, **17**(6): 1760-1771.
- [12] DENG Li-nuan, YAO Xin-feng. Research on the fusion algorithm of infrared and visible images based on non-subsampling shearlet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, **45**(12):2965-2970  
邓立暖, 尧新峰. 基于 NSST 的红外与可见光图像融合算法[J]. *电子学报*, 2016, **45**(12): 2965-2970.
- [13] DING Wen-shan, BI Du-yan, HE Lin-yuan, *et al.* Infrared and visible image fusion based on sparse feature [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(9):0910002.  
丁文杉, 毕笃彦, 何林远等. 基于稀疏特征的红外与可见光图像融合[J]. *光子学报*, 2018, **47**(9):0910002.
- [14] YIN Ming, PANG Ji-yong, WEI Yuan-yuan, *et al.* Remote sensing image fusion based on non-subsampling dual-tree complex contourlet transform and sparse representation [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, **45**(1):0110001.  
殷明, 庞纪勇, 魏远远, 等. 结合 NSDTCT 和稀疏表示的遥感图像融合[J]. *光子学报*, 2016, **45**(1):0110001.
- [15] LIU G, LIN Z, YU Y. Robust subspace segmentation by low-rank representation [C]. Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning, 2010.
- [16] LIU G, YAN S. Latent low-rank representation for subspace segmentation and feature extraction [C]. 2011 International Conference on Computer Vision, IEEE, 2011: 1615-1622.
- [17] ZHOU Z, DONG M, XIE X, *et al.* Fusion of infrared and visible images for night-vision context enhancement[J]. *Applied Optics*, 2016, **55**(23): 6480-6490.
- [18] LI H, WUX J. Infrared and visible image fusion using latent low-rank representation[J]. arXiv preprint arXiv, 2018: 1804.08992.
- [19] ZHANG M, GUNTURKB K. Multiresolution bilateral filtering for image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(12): 2324-2333.
- [20] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, *et al.* Frequency-tuned salient region detection [C]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2009), 2009: 1597-1604.
- [21] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, *et al.* Global contrast based salient region detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, **37**(3): 569-582.
- [22] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C]. Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia, ACM, 2006: 815-824.
- [23] KIM Y H, CHOY J. Feature and noise adaptive unsharp masking based on statistical hypotheses test [J]. *IEEE*

- Transactions on Consumer Electronics*, 2008, **54**(2): 823-830.
- [24] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKID, *et al.* Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J].*ACM Transactions on Graphics*, 2008, **27**(3): 67.
- [25] WANG N, MA Y, WANG W, *et al.* An image fusion method based on NSCT and dual-channel PCNN model[J].*Journal of Networks*, 2014, **9**(2): 501.
- [26] LIU Yu, CHEN Xun, PENG Hu, *et al.* Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J].*Information Fusion*, 2017, **36**(1):191-207.