

引用格式: HAO Yifan, JIAN Yi. Multi-focus Fusion Method Based on Multi-Scale Local Weighted Variance[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(12):1210001

郝一帆, 蹇毅. 基于多尺度局域加权方差的多聚焦融合方法[J]. 光子学报, 2021, 50(12):1210001

基于多尺度局域加权方差的多聚焦融合方法

郝一帆^{1,2,3}, 蹇毅^{1,2}

(1 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083)

(2 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

(3 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对在用短波红外显微镜观测目标时, 目标的尺寸往往会受到镜头景深限制的问题, 提出一种多聚焦融合的方法, 可有效扩展显微镜成像的景深。通过改变物距获得大量不同聚焦平面的图像, 利用多尺度和局域加权方差来量化区域清晰度, 获得焦平面掩膜, 之后采用形态学方法优化掩膜边界, 最终加权融合焦平面区域得到细节完备的目标整体图。实验中利用景深为 10 μm 左右的显微镜镜头得到了纵向尺寸为几百微米目标的高质量图像。实验结果表明所提方法相较其他方法在对焦平面边界, 细节的保留方面有一定优势。

关键词: 多聚焦融合; 多尺度; 局域加权方差; 量化区域清晰度; 形态学方法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20215012.1210001

Multi-focus Fusion Method Based on Multi-Scale Local Weighted Variance

HAO Yifan^{1,2,3}, JIAN Yi^{1,2}

(1 Key Laboratory of Infrared Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

(2 Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

(3 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: When observing a target with a short-wave infrared microscope, the vertical size of the target is often limited by the depth of field of the lens. Aim at this problem, a multi-focus fusion method that can effectively expand the depth of field of microscope images is proposed. A large number of images with different focal planes is obtained by changing the object distance. Multiscale and local weighted variance is used to quantify the area definition. Then the focal plane mask is obtained. The morphological methods is used to optimize the mask boundary. Finally, focal plane regions are used to obtain the fusion image with complete details by weighted fusion. In the experiment, a microscope lens with a depth of field of about ten microns is used to obtain a high-quality image of a target with a vertical size of several hundred microns. The experimental results show that compared with other methods, the proposed method has certain advantages in terms of keeping the boundary of the focus plane and the details.

Key words: Multi-focus fusion; Multi-scale; Local weighted variance; Quantified area clarity; Morphological method

OCIS Codes: 100.2000; 100.2550; 100.2960

基金项目: 国家十三五预研项目 (Nos. Jzx6Y201907010538, HJJ2019-0006/YAA0006), 中国科学院青年创新促进会 (No. 2014216)

第一作者: 郝一帆 (1995—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为生物医学图像增强、图像融合。Email: haoyifan@mail.sitp.ac.cn

导师 (通讯作者): 蹇毅 (1986—), 男, 副研究员, 博士, 主要研究方向为红外光学系统设计。Email: walkever@126.com

收稿日期: 2021-06-01; 录用日期: 2021-09-10

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

0 引言

近年来短波红外(1 100~1 700 nm)由于其波长的特性,即在活体动物的皮肤组织比可见光有更强的透射能力^[1],被广泛用于活体医学成像的相关领域^[2,3]。由于活体组织,血管等尺度不一,在用短波红外显微镜观察目标时,往往会遇到目标尺寸远大于显微镜景深的情况,很难直接获得各部分清晰的目标整体图,同时短波红外探测器由于其探测器灵敏度、温度等因素的影响,红外图像往往会伴随着更大的噪声,不利于医生或科研人员的诊断和研究。针对这些问题,研究者们基于多聚焦图像融合技术提出了众多可用于多聚焦图像融合的算法。

多聚焦融合技术在过去十几年发展迅速,方法大致可分为两类,基于变换域的方法和基于空间域的方法。前者通过将源图像分解为不同的变换域系数,再将变换域系数按照不同的融合规则融合,最后根据结果的变换域系数重建多聚焦图像。在此过程中,大量多尺度变换域方法得到应用与发展,如金字塔变换^[4-5]、小波变换^[6-7]、轮廓波变换^[8-9]、剪切波变换^[10-11]、同时主成分分析法^[12]、稀疏表示^[13-14]以及脉冲耦合神经网络^[15]也被大量用于多聚焦融合,取得了不错的效果。但在融合过程中,如果不对空间一致性进行讨论,上述方法可能会丢失空间信息,导致融合结果亮度失真。

不同于变换方法,空间域变换直接对像素进行融合,可以有效保留空间信息。因为人类视觉系统对单个像素不敏感,但对图像的边缘、方向和纹理等信息比较敏感,所以大部分的空间域融合策略都是采用梯度、边界等高频信息生成区域能量函数,之后基于区域能量函数采用对应的融合策略,从而进一步提升融合效果。比较经典的聚焦度测量方法有方差、空间频率^[16,17]以及屈小波等提出的改进拉普拉斯能量和函数^[18],相较于前者,后者能够更好地表述图像的清晰度,对噪声的鲁棒性也更好。2019年, QIU Xiaohua等提出了基于引导滤波和均值滤波的多聚焦融合算法^[19],在图像的融合中得到了不错的效果,不过在聚焦区域边界检测的不够精细,造成聚焦区域边界模糊,引入伪影等问题,降低了多聚焦图像融合的质量。

针对融合结果亮度失真问题,采用基于聚焦区域的加权融合。针对聚焦区域边界模糊,引入伪影和噪声等问题,通过局域不同尺度的方差和附近方差来量化区域清晰度,根据区域清晰度检测聚焦区域,提升了融合结果中边界处的清晰度和对噪声的抗干扰能力。最后基于聚焦区域掩膜的面积赋予不同权重,对源图像加权融合获得目标整体清晰的图像,有效扩展了短波红外显微镜的景深。

1 多聚焦融合

本文的多聚焦融合算法大致可分为3个步骤:第一步基于聚焦区域细节比离焦区域丰富的特点^[20]量化区域清晰度获得掩膜;第二步,采用膨胀、填孔、腐蚀的形态学操作优化掩膜边界,去除掩膜附近噪声,获得精细的掩膜;第三步,基于精细化的掩膜和源图像加权融合得到最终的多聚焦图像。算法具体流程如图1。其中 I 为输入的源图像, Q 为清晰度量化结果, M 为清晰度取最大值得到的初始化掩膜, E 为掩膜膨胀填孔之后的结果, E' 为 E 腐蚀之后的结果, W 为最终的权重掩膜, R 为多聚焦融合结果。

1.1 量化区域清晰度获得掩膜

图像焦平面的检测,主要是基于聚焦区域的高频信息比离焦区域多这一特点来实现^[20]。本节采用区域方差来量化每个像素附近的清晰度,但方差又容易受到噪声的干扰,同时不同焦平面边界处方差可能比较接近,不方便精确区分。为此设计了多尺度方差与邻域最大方差加权的新型聚焦区域检测方法。采用 5×5 , 7×7 , 9×9 的滑动窗口分别求每幅源图像 I_n 中各个像素附近的方差 $V_{n,5}$, $V_{n,7}$, $V_{n,9}$,在 $V_{n,5}$ 中以 5×5 滑动

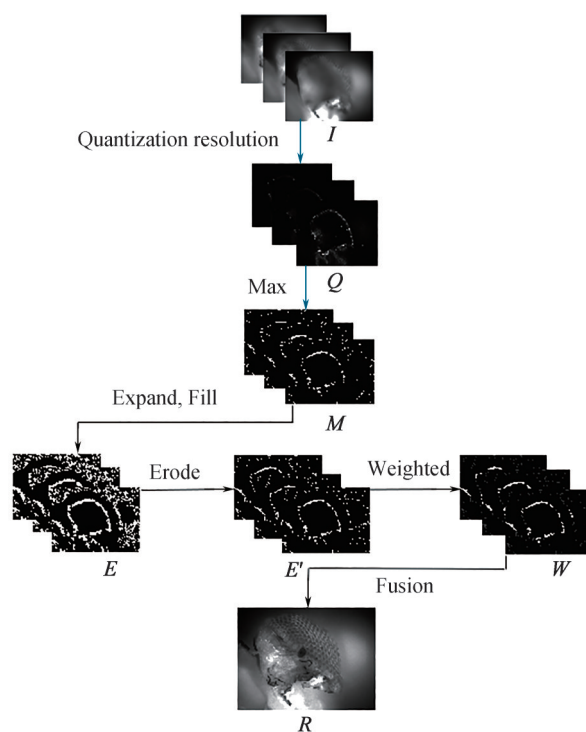


图1 多聚焦融合实验流程

Fig. 1 Flowchart of multi-focus fusion

窗口找到各个位置对应滑动窗口内的最大方差 $V_{n,5,max}$,同理得到 $V_{n,7,max}, V_{n,9,max}$

$$\begin{cases} A_n(i,j) = I_n(i,j) * f_d \\ V_{n,d}(i,j) = (I_n(i,j) - A_n(i,j))^2 * f_d \\ V_{n,d,max}(i,j) = \max_{w_d(i,j)} \{V_{n,d}(i,j)\} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $n=1, \dots, N$ 表示源图像序号, $d=5, 7, 9$ 表示滑动窗口边长, I_n 表示第 n 张源图, A_n 表示第 n 张源图像对应的均值滤波之后的结果, f_d 表示 $d \times d$ 的均值滤波器, $*$ 为卷积符号, $w_d(i,j)$ 表示中心在 (i,j) 的 $d \times d$ 滑动窗口, \max 表示求滑动窗口内的最大值。

各个像素位置的多尺度清晰度表示为

$$\begin{cases} Q' = V_{n,5}(i,j) + V_{n,5,max}(i,j) \\ Q'' = V_{n,7}(i,j) + V_{n,7,max}(i,j) \\ Q''' = V_{n,9}(i,j) + V_{n,9,max}(i,j) \end{cases} \quad (2)$$

式中, Q', Q'', Q''' 分别对应滑动窗口为 $5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$ 时的清晰度。不同尺度下的清晰度对应的权重为

$$\begin{cases} w_{n,2} = \frac{\text{Mean}(V_{n,5})}{\text{Mean}(V_{n,7})} \\ w_{n,3} = \frac{\text{Mean}(V_{n,5})}{\text{Mean}(V_{n,9})} \end{cases} \quad (3)$$

式中, Mean 表示求矩阵均值。由于滑动窗口大小的不同,使得 Q', Q'', Q''' 可能是不同的数量级。 $w_{n,2}, w_{n,3}$ 为不同尺度清晰度所对应的权重,以使得不同尺度下的清晰度处于同一数量级,方便后续的比较。

$$\begin{cases} Q_n(i,j) = \text{Max}[Q_n'(i,j), w_{n,2}Q_n''(i,j), w_{n,3}Q_n'''(i,j)] \\ M_n(i,j) = \begin{cases} 1, Q_n(i,j) = \text{Max}_{n=1}^N [Q_n(i,j)] \\ 0, Q_n(i,j) < \text{Max}_{n=1}^N [Q_n(i,j)] \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中, Max 代表求对应像素位置的最大值, M_n 即为第 n 幅图的初始化掩膜。

窗口越大,包含像素越多,整体的清晰度与中心位置清晰度的关联也越小,所以越大的窗口对应权重越小(实验中得到的自适应权重满足 $1 > w_{n,2} > w_{n,3}$)。同时大窗口会降低焦平面区域划分的准确度,小窗口中方差容易受到局部噪声的影响,所以采用窗口方差与附近窗口方差最大值来量化清晰度,这样可以在不增加窗口半径的同时提升窗口清晰度对噪声的鲁棒性。为了进一步说明不同尺度清晰度和附近最大方差对算法性能的提升,进行了如下验证。

由图 2(b)~(d) 可看出,其中噪声在依次减少,图 2(d) 中间环状焦平面区域附近噪声已明显减少。可见多尺度方差与其附近最大方差的和能提升量化清晰度对噪声的鲁棒性。观察图 2(e)~(g) ((f)、(g) 的横坐标为源图像编号,纵坐标为量化清晰度的大小),其中(e)为(d)中局部放大图。(f)为焦平面内部一点((e)中红点)在 30 幅源图像中的清晰度量化的量化,可看出对于焦平面内部的点,三种方法都有很好的区分性。(g)为焦平面边界处一点((e)中的绿点)在源图像中的量化之后的清晰度。蓝线在 11 到 15 这四幅源图像中量化的清晰度接近,且 12 处为峰值,绿线在 11 和 14 处产生明显峰值,可见蓝线和绿线所对应的清晰度量化的方法在焦



(a) The 15th original image

(b) 5×5 and variance

(c) 5×5, variance and regional variance maximum

(d) 5×5, 7×7, 9×9, variance and variance maximum

(e) partial enlarged view of (d)

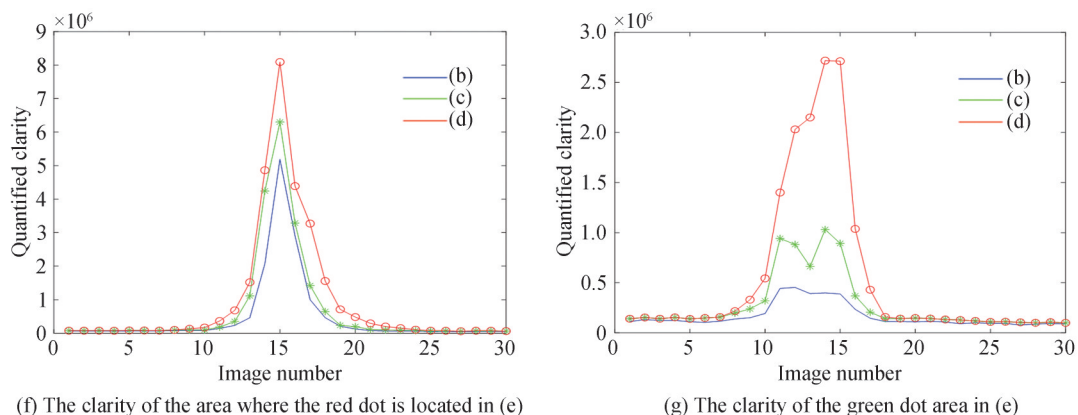


图2 源图像量化清晰度时的中间结果输出(数据所对应的源图像有30幅)

Fig. 2 The output of the intermediate result of the original image quantization definition (there are 30 original images corresponding to the data)

平面边界处存在不稳定性,容易在之后的掩膜生成中引入噪声和错误。红线中峰值在14,且15清晰度与14接近,符合所采样像素位于14和15这两幅源图像焦平面边界的事实。由此可见多尺度方差和附近最大方差的加权可有效提升算法对焦平面边界识别的精度。

1.2 掩膜精细化

观察图2(d)(白色连通区域即为计算出的焦平面区域)可看出,焦平面附近噪声较少,但在图像四周还是有大量噪声。针对这一问题,采用形态学方法对掩膜进行精细化,具体可分为3步。

1) 采用直径为5的圆形窗口 R_5 (膨胀因子对应之前最小的滑动窗口尺寸)对 M_n 进行膨胀得到 M_n' , 即

$$M_n' = M_n \oplus R_5 \quad (5)$$

式中, \oplus 为形态学膨胀操作。之后对 M_n' 中连通面积小于总像素数一千分之一的空洞进行填充得到掩膜 E_n , 如图4(b)。

2) 采用窗口直径为3的圆形窗口 R_3 对 E_n 进行腐蚀得到 E_n' , 如图4(c)。

$$E_n' = E_n \ominus R_3 \quad (6)$$

式中, \ominus 为形态学腐蚀操作。这里腐蚀因子的直径略小于膨胀因子。使得经过形态学操作之后,焦平面区域略大于实际,之后不同焦平面边界处会重叠,融合结果在不同焦平面边界处取加权的值。如果腐蚀因子等于或者大于膨胀因子,会使在不同焦平面边界处无掩膜,在融合结果中会造成焦平面边界处产生空洞。融合结果如图3。

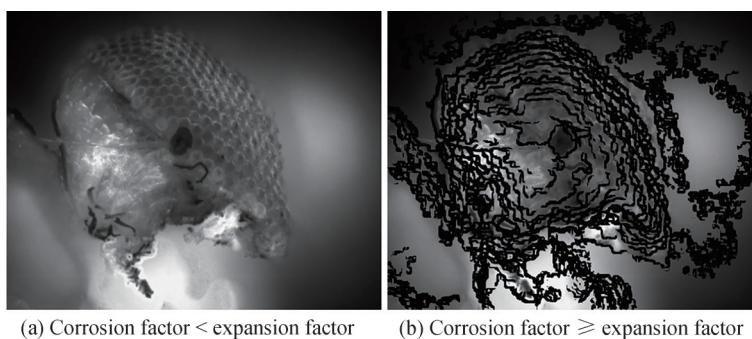


图3 掩膜形态学腐蚀因子大小对最终结果的影响

Fig. 3 The influence of mask morphology corrosion factor size to the final result

3) E_n' 中连通面积大于等于 A_{rea} (A_{rea} 表示源图像总像素数千分之一的面积)的区域赋值为0.8, 连通面积小于 A_{rea} 的区域赋值为0.2, 得到精细化之后的掩膜 W_n (0.8, 0.2为量化区域为聚焦区域的经验值), 如图4(d)。

图4(a)四周的噪声是因为这些区域在所有源图像中几乎没有高频信息,所以对这些区域的清晰度求

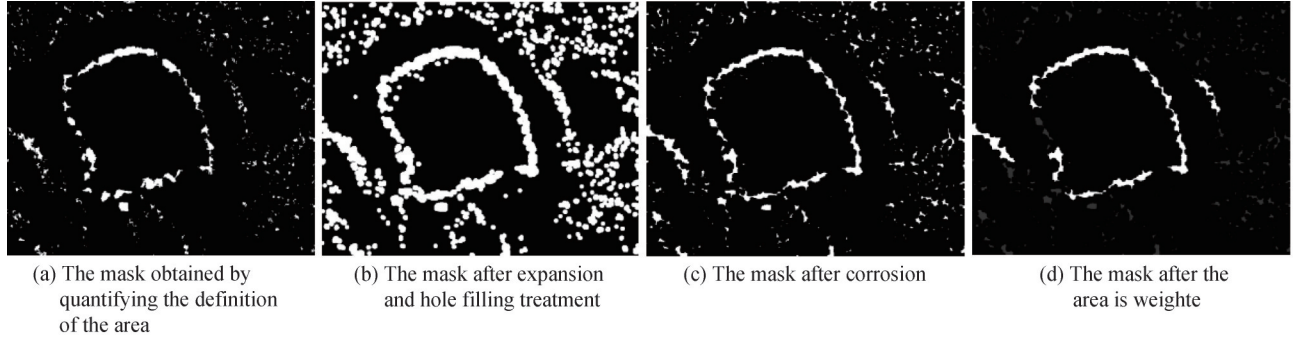


图4 精细化掩膜的中间结果

Fig. 4 Intermediate result of the refined mask

极值时会不稳定,产生离散的伪焦平面,面积较小。而真实的焦平面分布比较集中。因此本文提出了基于连通面积赋予权重的方法,使可靠的焦平面对应的掩膜在最终的融合过程中占据更主要的地位,不稳定的区域占据较小的比例,如图4(d)(像素所在连通区域面积越大,掩膜越可靠,占比越大),融合结果能更多的保留可靠的细节。

1.3 掩膜加权融合

$$R = \frac{\sum_{n=1}^N (I_n W_n)}{\sum_{n=1}^N W_n} \quad (7)$$

式中, R 为多聚焦融合结果, \sum 为求和, I_n, W_n 为对应的源图像和掩膜。

图5为按照本文方法采用景深仅为10 μm左右的显微镜,多聚焦融合得到的尺寸为300 μm左右的蚊子复眼的整体图像。

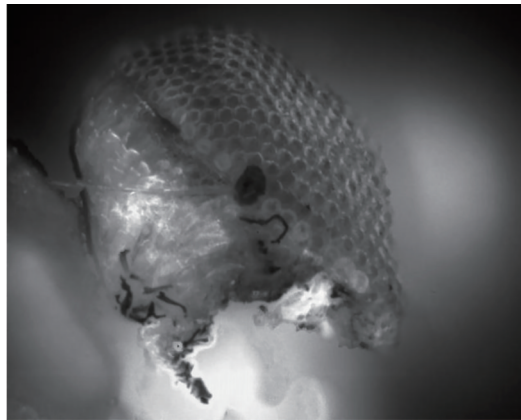

 图5 多聚焦融合结果 R

 Fig. 5 The result R of multi-focus fusion

2 实验验证与分析

2.1 实验准备

为进一步验证算法性能,设计相关实验采集了短波红外显微镜的图像,用于多聚焦融合。具体实验细节如下。

实验条件:焦距为10 mm的物镜镜头,光圈值 F 为1.25,探测器捕获波长范围为1 100~1 700 nm,数值孔径NA为0.4,探测器传感器尺寸为12.8 mm × 10.24 mm,成像大小为640 Pixel × 512 Pixel,像元尺寸为20 μm,物距为9.75 mm,物镜放大倍数为20。每次物距的改变采用电动Z轴位移台进行精准控制,控制精度为0.1 μm。激光器为FC-W-808 nmA, TTL调制,频率大于50 Hz,占空比为1:1,下降时间低于1 μm,调制

效率大于50%。

实验样品:实验一中的样本为蚊子复眼,厚度为300 μm 左右,实验二中样本为小鼠淋巴结,厚度为1 000 μm 左右,实验三中样本为蜜蜂翅膀,厚度为200 μm (200 μm 是蜜蜂翅膀稍微倾斜之后的厚度,以便于观察不同深度的焦平面)。实验前需将样本在吖啶菁绿染色剂中静置一天。

实验步骤:1)打开水冷,打开激光器,将目标调整到视野中央。2)仅通过电动 z 轴位移台改变物距,对样品进行纵向扫描,估计厚度。3)单方向改变物距对样本进行不同深度的图像采集,连续两帧的物距改变量为10 μm 。4)对采集到的数据进行逐帧配准。5)采用本文方法进行多聚焦融合。

数据预处理:逐帧配准^[21, 22]。通过改变物距获得不同深度焦平面的图像,相邻帧焦平面信息比较相似,因此采用相邻帧求仿射矩阵,再逐帧配准的方法。首先对相邻帧提取Harris角点作为特征点。之后采用局部非最大值抑制方法使得找到的特征点离散,计算特征点的SIFT描述符。基于描述符对特征点进行匹配,在匹配的特征点对中选取描述符最相似的3对特征点来求解仿射矩阵(本文相邻帧物距的变化量相较于物距很小,相邻帧像素的偏移很小,偏移量在千分之一像素左右,对配准的需求不高,采用更多特征点对配准精度的提升不明显),之后对源图像进行逐帧配准。

2.2 实验结果及主观分析

在蚊子复眼、小鼠淋巴结和蜜蜂翅膀的三组实验中分别获得了30幅,105幅,20幅不同深度焦平面的源图像,由于篇幅限制展示其中的部分源图像作为融合的参考,如图6。源图像中仅在焦平面区域细节清晰,离焦区域模糊,符合目标尺寸大于景深的特点。

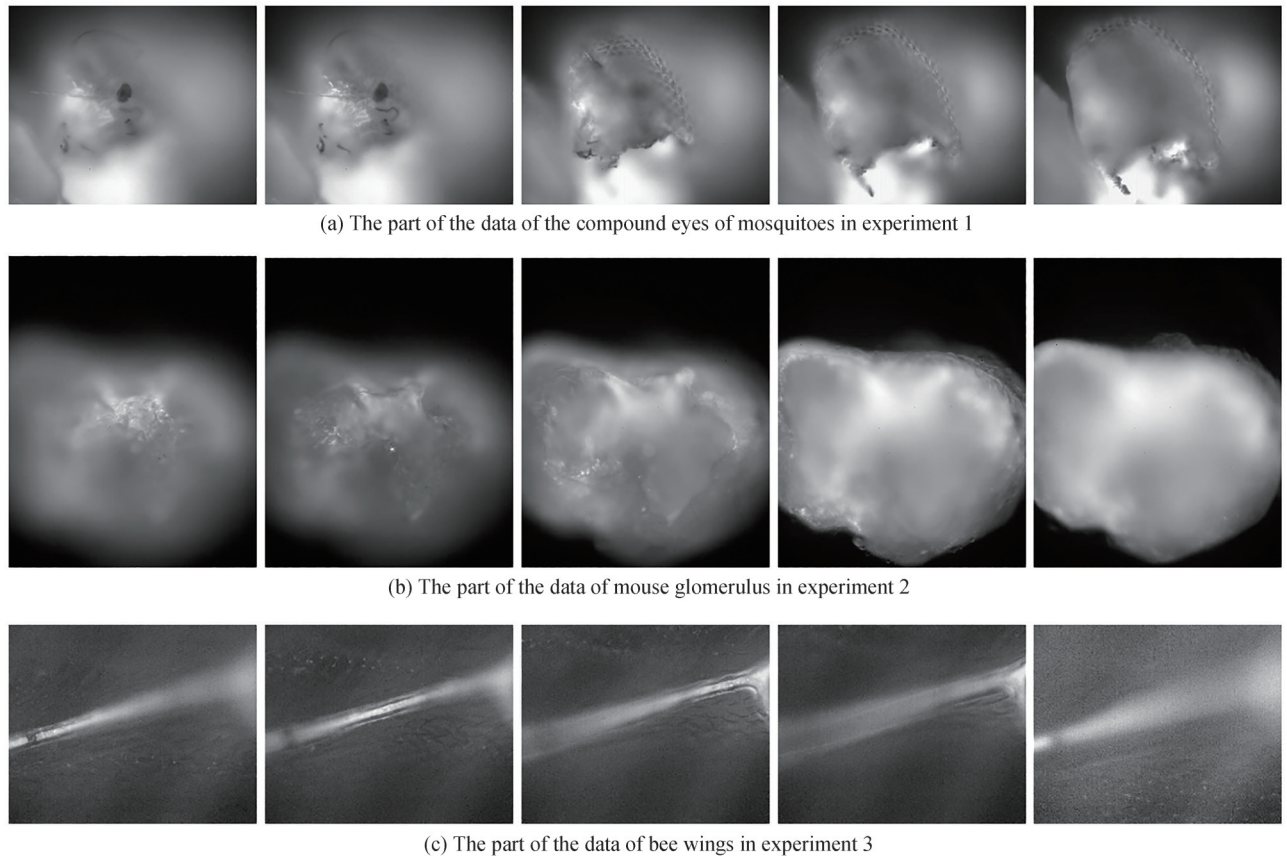


图6 部分源图像

Fig. 6 Part of the original image

为证明本文多聚焦融合方法的有效性,将其与近几年提出的三个主流的多聚焦算法进行横向对比。对比算法分别为采用MA的基于视觉显著图和加权最小二乘法优化的方法^[23]、ZHU Zhiqin的NSCT域中基于相一致和局部拉普拉斯能量的多模态图像融合方法^[24]和QIU Xiaohua^[19]的基于引导滤波多聚焦融合算法。对比算法中的参数设置都取其论文中的默认参数。三个对比算法以及本文算法的多聚焦融合结果

如图 7。

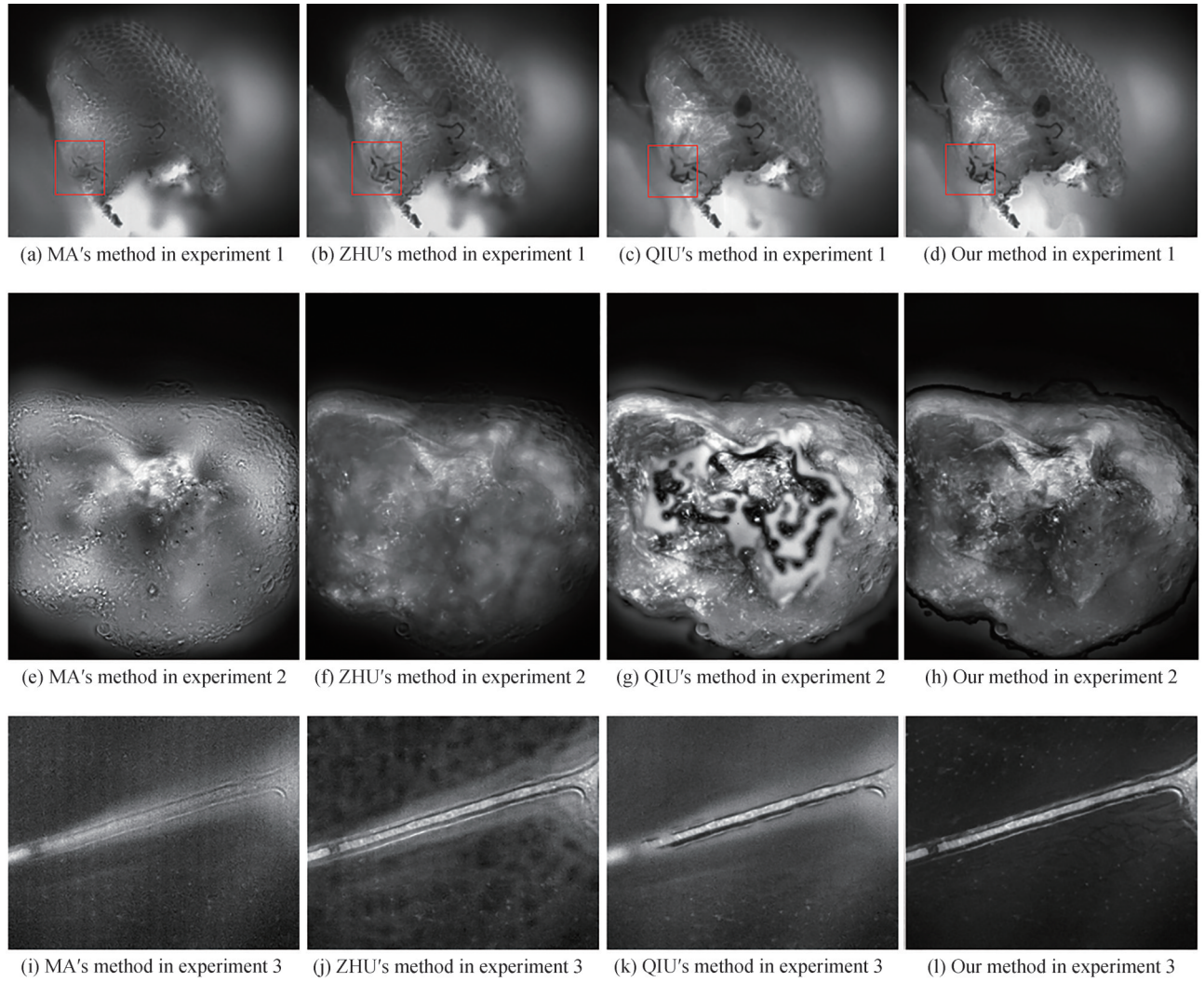


图 7 三组实验的多聚焦融合结果
Fig. 7 Multi focus fusion results of three experiments

观察图 7(a)~(d)。图 7(a)中细节信息最少,图 7(b)其次,它们丢失了大量的亮度信息和纹理细节,图 7(c)和(d)细节比较丰富,可见本文算法在对源图像细节信息的保留方面有一定优势。图 8 为图 7(a)~(d)实验结果的局部放大图,图 8 中(a),(b)存在亮度失真,(c)边界有些模糊,(d)中黑色区域的亮度和边界更接近源图像(图 6(a)),可见本文算法对焦平面区域边界处的识别更准确,使得焦平面边界处细节更完整。

观察图 7(e)~(h),四组融合结果差异明显,图 6(b)组源图像作为参考,图 7(e)中仅保留了中间部分的纹理信息,且亮度失真。图 7(f)中丢失部分纹理信息,亮度信息基本保留,图 7(g)中引入了大量高亮边界,而这些边界在参考源图像中是没有的,可能是方法对聚焦区域的边界识别错误导致引入高亮离焦面的错误信息。图 7(h)在细节和亮度方面更接近源图像的聚焦区域。

图 7(i)~(k)都保留了离焦的模糊光晕,图 7(l)在融合结果中有效抑制了离焦光晕的影响,保留了细节信息,同时噪声也更低,使得结果真实自然。

由三组实验结果分析可知,相较于其他三种算法,本文算法在边界、亮度的保留和对离焦区域光晕的抑制方面有一定的优势。

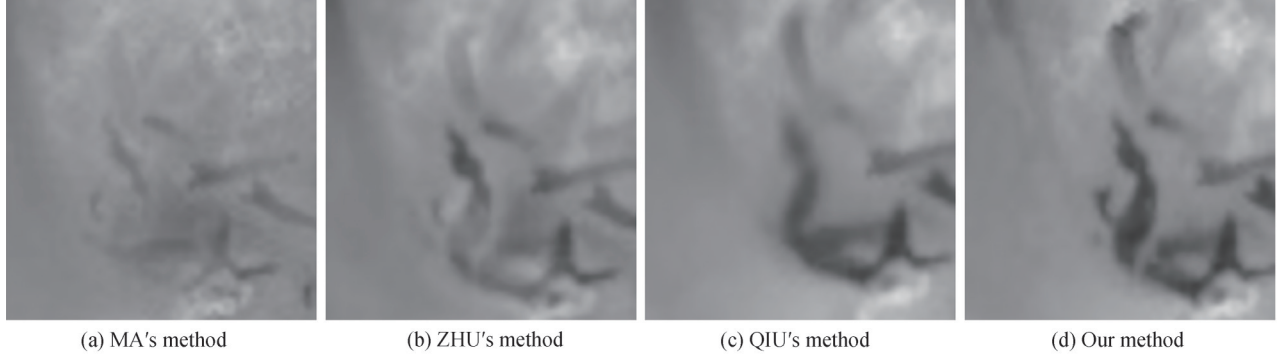


图8 图7(a)~(d)的局部放大图
Fig. 8 Partial enlarged view of Fig. 7(a)~(d)

2.3 客观分析

这里分别采用信息熵^[25]、峰值信噪比^[25]、结构相似性^[26]、交叉熵^[27]和感知显著性^[28]对上述融合结果进行客观评价。

信息熵(Information Entropy, EN)^[25]是基于信息论定义的,用来衡量图像中包含的信息量。不过信息熵容易受噪声的干扰,所以信息熵一般作为辅助的度量标准。这里用它来衡量融合结果中包含高频信息的多少。在数学上,信息熵EN定义为

$$EN = - \sum_{l=0}^{L-1} p_l \log p_l \quad (8)$$

式中, L 表示灰度级数,在实验中将其设置为255。参数 p_l 为融合图像中对应灰度所占的比重。EN越大表示融合图像中包含的细节信息越多,算法越好。

峰值信噪比(Peak Signal-to-noise Ratio, PSNR)^[25]度量是融合图像中峰值功率与噪声功率的比值,反映了融合过程中的失真,一定程度上近似于人类对融合质量的感知。这里用它来描述融合结果与源图像在像素值方面的相似度。PSNR指标定义为

$$MSE_{X_i, F} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (X_i(i, j) - F(i, j))^2 \quad (9)$$

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^T MSE_{X_i, F}}{N} \quad (10)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{1}{MSE} \quad (11)$$

式中, X_i 表示第 t 幅源图像, F 表示融合结果, T 表示源图像数量,MSE为所有源图像的标准差。PSNR越大表明融合结果在像素值方面与源图像越接近,PSNR越小表明融合结果在亮度方面失真越严重。

结构相似性(Structural Similarity Index Measure, SSIM)人类视觉系统对结构丢失和失真很敏感。WANG Z^[26]提出了一种通用的质量指标,称为结构相似性指标度量。在这里,用它来量化融合图像和可见图像之间的图像失真程度。该指标主要由三个部分组成:相关性损失、亮度损失和对比度失真。三分量的乘积即为融合图像的评估结果,定义为

$$SSIM_{X_i, F} = \sum_{x_i, f} \frac{2\mu_{x_i}\mu_f - C_1}{\mu_{x_i}^2 + \mu_f^2 + C_1} \frac{2\sigma_{x_i}\sigma_f - C_2}{\sigma_{x_i}^2 + \sigma_f^2 + C_2} \frac{2\sigma_{x_i f} - C_3}{\sigma_{x_i}\sigma_f + C_3} \quad (12)$$

$$SSIM = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T SSIM_{X_i, F} \quad (13)$$

式中, X_i, F 分别表示第 t 个源图像和融合结果 $SSIM_{X_i, F}$ 表示源图像 X_i 和融合图像 F 之间的结构相似性;参数 x_i 和 f 分别表示源图像和融合结果的滑动窗口里的图像块; $\sigma_{x_i f}$ 是源图像 X_i 和融合图像 F 的协方差; σ_{x_i}, σ_f 为标准差; μ_{x_i}, μ_f 分别代表源图像和融合图像的平均值。 C_1, C_2 和 C_3 是用于使算法稳定的参数, T 表示源图像的数量。

交叉熵(Cross Entropy, CE)^[27]是信息论中的一个基本概念,可以衡量两个随机变量的相关性。这里测量从源图像传输到融合图像的信息量。CE定义为

$$CE_{X_t, F} = \sum_{l=0}^{L-1} p_{X_t, l} \log_{10} \frac{p_{X_t, l}}{p_{F, l}} \quad (14)$$

$$CE = \sum_{t=1}^T CE_{X_t, F} \quad (15)$$

式中, X_t, F 分别表示第 t 幅源图像和融合结果。 L 为 255, $p_{X_t, l}, p_{F, l}$ 分别表示第 t 幅源图像和融合结果中对应灰度值所占的比重。 $CE_{X_t, F}$ 表示第 t 幅源图像和融合结果的交叉熵, T 表示源图像的数量。CE 越大意味着更多信息从源图像转移到融合图像, 这表明融合性能越好。

感知显著性(Perceptual Saliency, PS)基于局部梯度信息标定图像的显著性信息^[28], 这里用它来衡量融合结果中梯度信息, 感知显著性越大, 融合图像中梯度信息越丰富, 细节越多。

四种多聚焦方法对实验 1 蚊子复眼, 实验 2 小鼠淋巴结, 实验 3 蜜蜂翅膀源图像的融合结果的具体指标见表 1~5。表内数据中只有表 4 中交叉熵数据越小, 表示图像失真越小质量越高, 其余表格都是数值越大代表图像质量越高。一共 3 组实验, 5 个指标, 15 组数据中, 本文结果 12 组数据中最好, 2 组数据中第二, 为了进一步直观地分析表格数据, 将每组数据第一、第二、第三、第四分别获得 4 分、3 分、2 分、1 分, 得分越高表示该数据在对应指标下质量越高。各个算法的结果在各个指标下的得分如图 9。

表 1 各个算法融合结果的信息熵
Table 1 Information entropy (EN) of the fusion results of each algorithm

| EN | MA's method | ZHU's method | QIU's method | Proposed method |
|--------------|-------------|--------------|--------------|-----------------|
| Experiment 1 | 7.304 2 | 7.318 7 | 7.473 5 | 7.480 4 |
| Experiment 2 | 7.203 3 | 6.614 2 | 7.317 0 | 6.888 3 |
| Experiment 3 | 6.940 8 | 6.829 5 | 6.708 8 | 5.845 1 |

表 2 各个算法融合结果的峰值信噪比
Table 2 Peak signal-to-noise ratio (PSNR) of the fusion results of each algorithm

| PSNR | MA's method | ZHU's method | QIU's method | Proposed method |
|--------------|-------------|--------------|--------------|-----------------|
| Experiment 1 | 24.111 9 | 24.096 0 | 25.247 6 | 25.312 3 |
| Experiment 2 | 16.190 1 | 18.977 9 | 13.832 6 | 17.550 5 |
| Experiment 3 | 18.917 3 | 19.703 4 | 17.885 5 | 22.534 0 |

表 3 各个算法融合结果的结构相似性
Table 3 Structural similarity index measure (SSIM) of the fusion results of each algorithm

| SSIM | MA's method | ZHU's method | QIU's method | Proposed method |
|--------------|-------------|--------------|--------------|-----------------|
| Experiment 1 | 29.984 3 | 29.984 4 | 29.988 3 | 29.988 9 |
| Experiment 2 | 104.650 0 | 104.804 6 | 104.389 7 | 104.735 1 |
| Experiment 3 | 19.973 0 | 19.974 8 | 19.956 8 | 19.986 1 |

表 4 各个算法融合结果的交叉熵
Table 4 Cross entropy (CE) of the fusion results of each algorithm

| CE | MA's method | ZHU's method | QIU's method | Proposed method |
|--------------|-------------|--------------|--------------|-----------------|
| Experiment 1 | 4.753 2 | 5.747 9 | 1.350 8 | 1.317 8 |
| Experiment 2 | 293.836 8 | 253.182 9 | 300.672 4 | 235.142 7 |
| Experiment 3 | 13.219 1 | 8.782 5 | 28.137 8 | 8.780 8 |

图 9 中折线越靠上表明融合结果质量越高。在信息熵(EN)中, 本文算法表现不佳, 观察图 7, 相对于其他算法本文算法的融合结果中噪声更小, 而噪声会增加信息熵, 这可能是本文融合结果信息熵低于其他算

表5 各个算法融合结果的视觉显著性
Table 5 Perceptual saliency (PS) of the fusion results of each algorithm

| PS | MA's method | ZHU's method | QIU's method | Proposed method |
|--------------|-------------|--------------|--------------|-----------------|
| Experiment 1 | 0.056 1 | 0.058 7 | 0.064 5 | 0.066 7 |
| Experiment 2 | 0.071 8 | 0.040 1 | 0.090 6 | 0.058 1 |
| Experiment 3 | 0.058 8 | 0.057 0 | 0.052 8 | 0.060 1 |

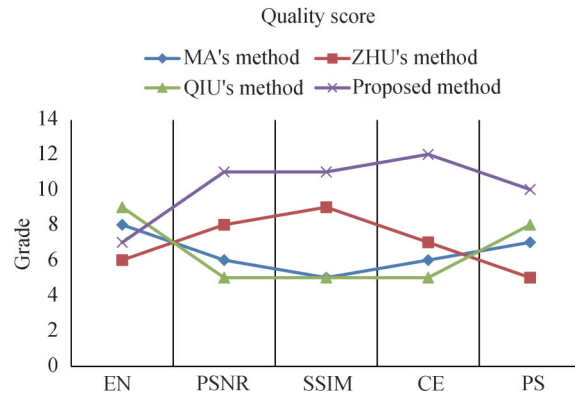


图9 质量得分折线图

Fig. 9 Quality score line chart

法的原因。其他四个评价指标中,本文的融合结果都表现较好,可见本文算法在多聚焦融合过程中对源图像的边界、细节、亮度信息都保留较好,同时对噪声有一定的抑制能力,和主观分析结果一致。

3 结论

根据聚焦区域特点提出了一种基于方差与附近方差最大值的焦平面检测方法。该方法利用不同尺度下的清晰度比较,提升了算法对于焦平面边界的识别性能。同时采用形态学的方法对焦平面掩膜进行精细化,提升了算法对于噪声的鲁棒性。对于源图像中始终没有聚焦的区域,采用基于连通面积的权值分配,使得可靠的焦平面对应的掩膜在最终的融合过程中占据更主要的地位,不稳定的区域占较小的比例,从而使融合结果能有更多可靠的细节。实验结果表明,相较于其他三种算法,本文的融合结果在对源图像的边界、细节、亮度方法都保留地更好,同时对噪声有一定的鲁棒性。

三个验证实验均采用景深为 10 μm 左右的显微镜获得了 300 μm 级的蚊子复眼和蜜蜂翅膀的图像以及毫米级的小白鼠淋巴结的局部图像。表明本文方法能有效扩大短波红外显微镜景深。

与局部清晰度有关的指标除了方差还有很多,例如标准差、高频信息、平均梯度等,他们都可以采用局部窗口内指标和附近最大指标加权的方法来量化局部清晰度或者采用多个指标最大值加权的方法量化清晰度,都可以得到和本文类似的结果。进一步发掘这些指标的特点或许可以找到提高量化清晰度精度的方法。

参考文献

- [1] DING H F, LU J Q, WOODEN W A, et al. Refractive indices of human skin tissues at eight wavelengths and estimated dispersion relations between 300 and 1600 nm[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2006, 51(6): 1479-1489.
- [2] ZHU S J, TIAN R, ANTARIS A L, et al. Near-Infrared-II molecular dyes for cancer imaging and surgery[J]. *Advanced Materials*, 2019, 31(24): 25.
- [3] JIAO J H, ZHANG J L, YANG F, et al. Quicker, deeper and stronger imaging: a review of tumor-targeted, near-infrared fluorescent dyes for fluorescence guided surgery in the preclinical and clinical stages[J]. *European Journal of Pharmaceutics and Biopharmaceutics*, 2020, 152: 123-143.
- [4] BURT P J, ADELSON E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(4): 532-540.
- [5] TOET A, VANRUYVEN L J, VALETON J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. *Optical Engineering*, 1989, 28(7): 789-792.

- [6] ROCKINGER O. Image sequence fusion using a shift-invariant wavelet transform [C]. International Conference on Image Processing – Proceedings, 1997.
- [7] ABDIPOUR M, NOOSHYAR M. Multi-focus image fusion using sharpness criteria for visual sensor networks in wavelet domain[J]. Computers & Electrical Engineering, 2016, 51: 74-88.
- [8] ZHANG Qiang, GUO Baolong. Research on image fusion based on the nonsubsampling contourlet transform [C]. 2007 IEEE International Conference on Control and Automation, 2007.
- [9] YANG Y, TONG S, HUANG S Y, et al. Multifocus image fusion based on NSCT and focused area detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(5): 2824-2838.
- [10] LI Liangliang, SI Yujuan, JIA Zhenhong. Microscopy mineral image enhancement based on improved adaptive threshold in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. AIP Advances, 2018, 8(3):035002.
- [11] LIU Shuaiqi, ZHU Zhihui, LIU Huiya, et al. Multi-focus image fusion using self-similarity and depth information in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2016, 9: 347-360.
- [12] WAN T, ZHU C C, QIN Z C. Multifocus image fusion based on robust principal component analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(9): 1001-1008.
- [13] ZHANG Q, LIU Y, BLUM R S, et al. Sparse representation based multi-sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: A review[J]. Information Fusion, 2018, 40: 57-75.
- [14] LIU Y, LIU S P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [15] WANG Z B, WANG S, ZHU Y, et al. Review of image fusion based on pulse-coupled neural network[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2016, 23(4): 659-671.
- [16] LI S T, YANG B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(7): 971-979.
- [17] TAN W, ZHOU H X, YU Y, et al. Multi-focus image fusion using spatial frequency and discrete wavelet transform [C]. Aopc 2017: Optical Sensing and Imaging Technology and Applications, 2017.
- [18] BAI X Z, ZHANG Y, ZHOU F G, et al. Quadtree-based multi-focus image fusion using a weighted focus-measure[J]. Information Fusion, 2015, 22: 105-118.
- [19] QIU X H, LI M, ZHANG L Q, et al. Guided filter-based multi-focus image fusion through focus region detection[J]. Signal Processing-Image Communication, 2019, 72: 35-46.
- [20] LI S, KANG X D, HU J W, et al. Image matting for fusion of multi-focus images in dynamic scenes [J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 147-162.
- [21] SUWAJANAKORN S, HERNANDEZ C, SEITZ S M, et al. Depth from focus with your mobile phone [J]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, 3497-3506.
- [22] BOVE V M. Entropy-based depth from focus [J]. Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision, 1993, 10(4): 561-566.
- [23] 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.
- [24] ZHU Z Q, ZHENG M G, QI G Q, et al. A phase congruency and local laplacian energy based multi-modality medical image fusion method in nsct domain [J]. IEEE Access, 2019, 7: 20811-20824.
- [25] MA J Y, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey [J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [26] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004. 13(4): 600-612.
- [27] QU G H, ZHANG D L, YAN P F. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [28] ZHOU Z Q, DONG M J, XIE X Z, et al. Fusion of infrared and visible images for night-vision context enhancement [J]. Applied Optics, 2016, 55(23): 6480-6490.