

# 基于双尺度分解与随机游走的多聚焦图像融合方法

李小苗, 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** 为了较好地平滑边缘区域,避免边缘衔接处产生伪影,提出了一种基于双尺度分解与随机游走的多聚焦图像融合方法。首先,将源图像利用高斯滤波分解为大尺度与小尺度聚焦图,对分解得到的大尺度和小尺度聚焦图采用不同的引导滤波对其边缘进行平滑;然后,将大尺度与小尺度聚焦图作为随机游走算法的标记节点通过融合算法得到初始决策图,并再次使用引导滤波对决策图进行优化;最后,根据决策图对源图像进行重构,得到最终融合图像。实验结果表明,所提方法较好地获取了源图像中的聚焦信息,更好地保留了聚焦区域的边缘纹理及细节信息,在主观评价和客观评价指标方面均取得了更优的效果。

**关键词** 图像处理;多聚焦图像融合;高斯分解;随机游走;引导滤波

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2210011

## Multi-Focus Image Fusion Method Based on Double-Scale Decomposition and Random Walk

Li Xiaomiao, Yang Yanchun\*, Dang Jianwu, Wang Yangping

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

**Abstract** This paper proposes a multi-focus image fusion method based on double-scale decomposition and random walk to smooth the edge region and avoid artifacts at the edge junction. The source images are first decomposed into large-scale and small-scale focus images using a Gaussian filter, and the edges of the decomposed large-scale and small-scale focus images are smoothed using various guiding filters. Then, the large-scale and small-scale focus maps are used as the marker nodes of the random walk algorithm, the initial decision map is obtained using the fusion algorithm, and the guided filter is used to optimize the decision map again. Finally, the source images are reconstructed using the decision graphs to produce the final fused image. The results of the experiments show that our method can effectively obtain the focus information in the source images while retaining the edge texture and detailed information of the focus area. It outperformed the competition in both subjective and objective evaluation indicators.

**Key words** image processing; multi-focus image fusion; Gaussian decomposition; random walk; guide filtering

## 1 引言

传统相机光学镜头景深通常是有限的,落在景深内的物体是聚焦的,看起来清晰,而景深外的其他物体是模糊的,在图像处理过程中为了准确地分析图像所含信息,获得所有物体都聚焦的图像非常重要。多聚焦图像融合是指将两幅或多幅已配准的聚焦区域各不

相同的源图像通过技术处理合成一幅单一的全聚焦图像,提高对源图像所含信息的利用率,便于后续进行图像的处理与分析。多聚焦图像融合已经广泛应用于目标识别、机器人视觉、医学、航空航天、军事等领域<sup>[1-5]</sup>。

根据融合域的不同,多聚焦图像融合算法分为基于空间域与变换域两种<sup>[6]</sup>。基于空间域的方法一般通过像素点或图像块来融合图像<sup>[7]</sup>,如基于多尺度加权

收稿日期: 2021-08-26; 修回日期: 2021-10-12; 录用日期: 2021-10-27

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)、甘肃省科技计划项目(18JR3RA104)、甘肃省高等学校产业支撑计划项目(2020C-19)和兰州市科技计划项目(2019-4-49)、2022年甘肃省高等学校青年博士基金、甘肃省自然科学基金(21JR7RA300)、兰州交通大学天佑创新团队(TY202003)、兰州交通大学-天津大学联合创新基金项目(2021052)

通信作者: \*yangyanchun102@sina.com

梯度的融合算法、基于稠密尺度不变特征变换(SIFT)的算法、基于深度卷积神经网络的算法等。基于变换域的方法首先利用一些分解工具产生变换系数,然后采用相应的融合规则对变换系数进行融合,最后由融合的系数重建融合图像<sup>[8]</sup>,基于变换域的方法包括拉普拉斯金字塔、基于引导滤波的融合算法、基于稀疏表示与多尺度变换的算法等。近年来,国内外学者们提出了许多多聚焦图像融合方法<sup>[9-10]</sup>;杨航等<sup>[11]</sup>为解决多尺度分解时图像边缘处产生圆晕效应问题,提出了一种基于多尺度引导滤波的融合方法,该方法利用引导滤波能够平滑图像并且保持边缘不模糊的特性对源图像进行分解,有效地改善了边缘处圆晕效应问题;Ma等<sup>[12]</sup>提出的基于多尺度聚焦测度和广义随机游走(RW)的融合算法将多尺度引导滤波器和广义随机游走相结合,有效地提高了图像融合的质量;Zhang等<sup>[13]</sup>为解决由于引导图像和输入图像之间的结构差异,在生成融合图像时不能很好地保留重要的源图像特征问题,提出了一种利用静态和动态滤波器组合的方法,该方法提高了源图像的代表性和强边缘保持性;Qiu等<sup>[14]</sup>提出了一种基于引导滤波的聚焦区域检测的融合方法,该方法通过引导滤波对均值滤波和差分算子得到的粗糙聚焦图进行细化,对不同噪声具有较强的鲁棒性;Yin等<sup>[15]</sup>考虑到融合过程中高低频性质不同,在融合时采用不同的规则,在对源图像进行非下采样剪切波多尺度分解后,高频采用参数自适应脉冲耦合神经网络进行融合,低频使用一种新的策略进行融合,在视觉质量和客观评价方面都有提高;Liu等<sup>[16]</sup>利用加权修正拉普拉斯算子提取不同尺度下源图像的聚焦信息,以懒惰随机游走作为融合规则,该算法能够准确地检测出各种情况下源图像的聚焦区域。目前学者们利用多尺度变换方法及随机游走方法在多聚焦图像融合上取得了较好的融合效果,然而基于多尺度变换的方法通常将源图像中的信息分解为细节信息与结构信息,融合算法通常集中于保留不同尺度的细节信息,而不是目标的亮度信息,所以最终的融合图像由于亮度的扩散导致图像聚焦区域边缘模糊衔接处产生伪影。

为解决上述问题,利用双尺度聚焦图具有互补的特性和随机游走作为融合规则可结合引导滤波器提高空间一致性的优势,本文提出了一种基于双尺度分解与随机游走的多聚焦图像融合方法。通过基于小尺度的结构聚焦度量来减弱各向异性模糊对聚焦区域检测的影响,避免细节信息丢失,通过大尺度的聚焦度量来确定聚焦区域边界附近的梯度权重,减弱聚焦边界模糊,同时随机游走算法与引导滤波器的结合使融合图像的边缘区域更平滑,减少聚焦区域边缘衔接处伪影的产生。

## 2 基本原理

### 2.1 双尺度聚焦测量

聚焦度测量在多聚焦图像融合中起到关键的作用,

基于图像结构的显著性方法是聚焦度测量中重要的方法<sup>[17]</sup>。它建立在一个潜在的思想,即由边缘、角和脊的结构单位组成的图像结构通常是图像中有意义的主要信息。与基于梯度、局部方差或二阶导数的其他聚焦度测量相比,基于结构的聚焦度测量对整个图像结构敏感,受噪声和其他无关信息的影响更小。具体地,基于结构的聚焦测量通过梯度协方差矩阵实现。图像  $I_1$  位置  $X=(x,y)$  处的梯度协方差矩阵  $P$  的表达式为

$$P(X) = \begin{bmatrix} \sum_{x' \in W} I_x^2(X') & \sum_{x' \in W} I_x(X') \sum_{x' \in W} I_y(X') \\ \sum_{x' \in W} I_x(X') \sum_{x' \in W} I_y(X') & \sum_{x' \in W} I_y^2(X') \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中:  $W$  是以  $X=(x,y)$  为中心的局部方窗;  $I_x(X')$ 、 $I_y(X')$  表示  $X$  位置沿  $x$  和  $y$  方向的梯度。式(1)可以使用高斯滤波器变换为多尺度表示:

$$P_\sigma = \begin{bmatrix} I_x^2 * G_\sigma & (I_x I_y) * G_\sigma \\ (I_x I_y) * G_\sigma & I_y^2 * G_\sigma \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中:  $*$  为卷积算子;  $G_\sigma$  表示高斯滤波器;  $\sigma$  是  $G_\sigma$  的标准差。为了获得局部图像结构的表示,通过特征值分解将  $P_\sigma$  分解为

$$P_\sigma = V \begin{bmatrix} S_1^2 & \\ & S_2^2 \end{bmatrix} V^T, \quad (3)$$

式中:  $S_1^2$ 、 $S_2^2$  是矩阵  $P_\sigma$  的特征值。则基于结构的聚焦度测量的表达式为

$$C = \sqrt{(S_1 + S_2)^2 + (S_1 - S_2)^2}. \quad (4)$$

### 2.2 随机游走

随机游走是受布朗运动理论启发而提出的<sup>[18]</sup>。假设一个行人在每一步中有机会向任意某一方向移动固定距离,经过若干步后,该行人从出发点到达某个点的概率将被记录下来。随机游走已被广泛应用于图像处理中,2014年,Hua等<sup>[19]</sup>将随机游走应用在多聚焦图像融合中。由于相机拍照时常常聚焦于完整的物品,这些物品自身的亮度往往相同,但它周围的物体不同。因此,源图像的聚焦区域是紧密的,并且聚焦区域中的相邻元素的亮度也往往相似。事实上,就连物体的某个部分也往往有着同一特定的亮度,随机游走应用于图像融合中并利用这一特性进行融合模型的建立,如图1所示。

模型中  $B_1$ 、 $B_2$  为标记节点,  $f_i$ 、 $f_j$  为非标记节点,从概率的角度利用随机游走的特性来实现图像融合算法。假定聚焦图为估计的已知先验,这两个先验可作为标记节点被包含在增广图中,即  $B_1$ 、 $B_2$  表示小、大尺度聚焦图,决策图中的每个像素点由图中的节点  $f_i$  表示。估计任务被转换成计算每个未标记节点首先到达任一标记节点的概率,概率越高,则表明开始节点与该标记节点越相关,因此决策图中对应像素值与标记节点对

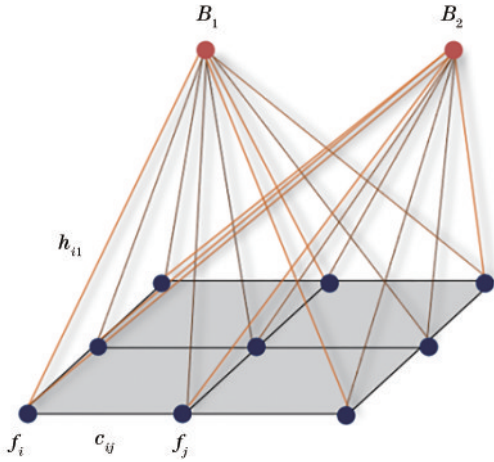


图 1 随机游走模型图  
Fig. 1 Random walk model

源图像中对应位置像素值相关。在增广图中需要分配两种类型权重,第 1 种为连接节点  $f_i(i=1,2,\dots,n)$  和标记节点  $B_k(k=1,2)$  边的权重  $h_{ik}$ ,第 2 种为连接相邻节点  $f_i$  和  $f_j$  边的权重  $c_{ij}$ ,权重表示从相邻节点穿过相应边最终到达标记种子的可能性,权重  $c_{ij}$  的表达式为

$$c_{ij} = \exp\left[-\frac{(g_i - g_j)^2}{\delta}\right], \quad (5)$$

式中:  $g_i$  为源图像在位置  $i$  上的像素平均值;  $\delta$  用于控制  $g_i$  与  $g_j$  差的平方对权重  $c_{ij}$  的影响,设为 0.02。

权重  $h_{ik}$  是为了表示每个节点  $f_i$  属于标记节点  $B_k(k=1,2)$  的先验概率。假设  $G_k(f_i)$  的大小表示节点  $f_i$  的先验概率的高置信度。权重  $h_{ik}$  的表达式为

$$h_{ik} = \begin{cases} 1, & G_k(f_i) > T_h(\alpha_k) \text{ or } G_k(f_i) < T_l(\alpha_k) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6)$$

式中:高阈值  $T_h(\alpha_k)$  和低阈值  $T_l(\alpha_k)$  用来确定二元先验概率。这两个阈值是通过直方图技术确定的<sup>[17]</sup>。设

$\mathbf{u}_f^k = [u_f^k(f_1), u_f^k(f_2), \dots, u_f^k(f_n)]^T$  表示从节点  $f_i$  出发第

1 次到达标记节点  $B_k$  的概率,  $\mathbf{u}_B^k = [u_B^k(B_1), u_B^k(B_2)]^T$  表示当起始点是标记节点时到达其他标记节点的概率。并且  $\mathbf{u}_B^1 = (1, 0)^T, \mathbf{u}_B^2 = (0, 1)^T$ 。将全部概率排列到一个向量中,即  $\mathbf{u}^k = [\mathbf{u}_B^k; \mathbf{u}_f^k]^T$ ; 根据随机游走的算法,待求概率  $\mathbf{u}_f^k$  可以使用以下能量函数来求解:

$$\mathbf{E}^k = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_B^k \\ \mathbf{u}_f^k \end{bmatrix}^T \mathbf{L} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_B^k \\ \mathbf{u}_f^k \end{bmatrix}, \quad (7)$$

将拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L}$  分解成 3 个子矩阵块,上述函数可以改写为

$$\mathbf{E}^k = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_B^k \\ \mathbf{u}_f^k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{L}_B & \mathbf{D} \\ \mathbf{D}^T & \mathbf{L}_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_B^k \\ \mathbf{u}_f^k \end{bmatrix} = (\mathbf{u}_B^k)^T \mathbf{L}_B \mathbf{u}_B^k + 2(\mathbf{u}_f^k)^T \mathbf{D}^T \mathbf{u}_B^k + (\mathbf{u}_f^k)^T \mathbf{L}_f \mathbf{u}_f^k, \quad (8)$$

$$(\mathbf{L}_f)_{ij} = \begin{cases} -c_{ij}, & j \in N_i \\ h_{i1} + h_{i2} + \sum_{l \in N_i} c_{il}, & i = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (9)$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} -h_{11}, & -h_{21}, & \dots, & -h_{n1} \\ -h_{12}, & -h_{22}, & \dots, & -h_{n2} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

式中:  $N_i$  表示图像的第  $i$  个像素点的 4 个邻域。为了获得所需概率  $\mathbf{u}_f^k$ , 设  $\nabla \mathbf{E}^k = 0$ , 有  $\mathbf{L}_f \mathbf{u}_f^k = -\mathbf{D}^T \mathbf{u}_B^k$ , 变形得,  $-\mathbf{D}^T \mathbf{u}_B^k = (h_{1k}, h_{2k}, \dots, h_{nk})^T = \mathbf{H}_k, \mathbf{u}_f^k$  可以通过求解下式稀疏线性系统得到:

$$\mathbf{L}_f \mathbf{u}_f^k = \mathbf{H}_k, k = 1, 2. \quad (11)$$

通过求解式 (11), 可得到某一节点第 1 次到达标记节点的概率。

### 3 所提方法

#### 3.1 所提方法

图 2 为所提方法框图,所提方法主要包括 4 部分。1) 源图像双尺度分解: 源图像分解通过高斯滤波完成, 当高斯滤波的标准差值不同会生成不同尺度的聚焦

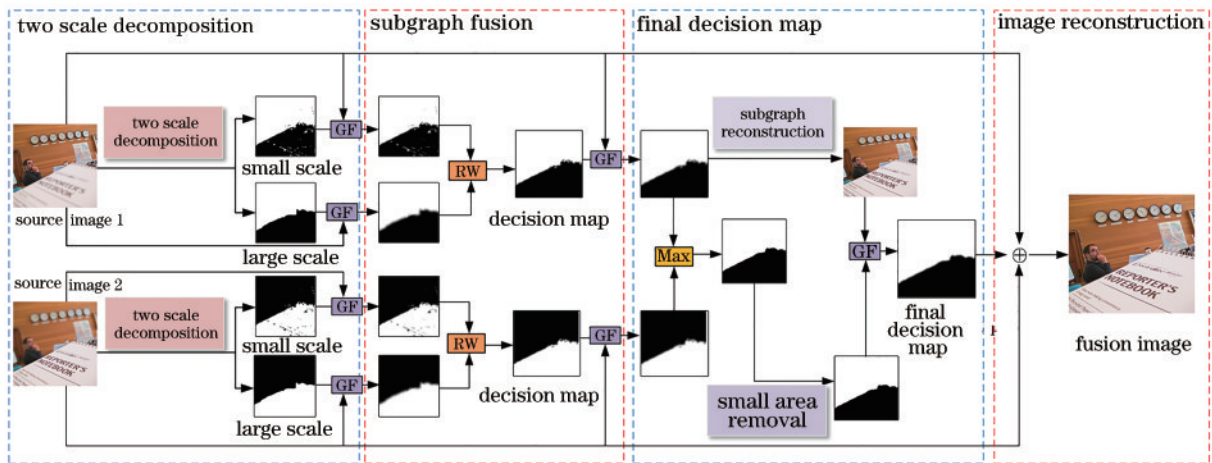


图 2 所提方法框图  
Fig. 2 Block diagram of proposed method

图,首先通过小尺度聚焦测量来识别明确聚焦和散焦区域的细节信息,然后依靠大尺度聚焦测量提供的信息来确定聚焦和散焦对象之间的过渡区域的权重值。2)子图决策图生成:基于随机游走的融合策略与引导滤波结合实现子图决策图的生成。3)最终决策图:采用最大值策略生成最终决策图。4)图像重构:根据最终决策图进行图像的重构,获得最终的融合图像。

### 3.2 双尺度聚焦图分解

为了使最终融合图像含有丰富的细节信息并减少伪影,采用高斯滤波分解源图像,式(2)取不同的标准差时会生成不同尺度的聚焦图,本实验中标准差 $\sigma=3$ 时得到小尺度聚焦图, $\sigma=8$ 时得到大尺度聚焦图。设 $I_m(m=1,2,\dots,L)$ 表示多聚焦源图像, $C_\sigma^m(\mathbf{X})$ 表示在 $\sigma$ 尺度下 $I_m$ 中像素点 $\mathbf{X}$ 处的聚焦值,其值可由式(4)计算得到。对源图像 $I_1$ 分别在 $\sigma=3$ 、 $\sigma=8$ 时进行分解可以得到其小尺度、大尺度的聚焦图:

$$Q_\sigma(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & C_\sigma^m(\mathbf{X}) > \max\{C_\sigma^m(\mathbf{X})\} + \xi, m \neq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $\xi$ 是一个小的预定义阈值,设为0.0001。由式(12)可得到双尺度初始聚焦图。

引导滤波是以原始图像作为引导图像来提高权重图的空间一致性的简单而有效的方法。得到聚焦图后,由于引导图像中的聚焦信息被传递到输出图像,以源图像作为引导图像的引导滤波器可以增强不同聚焦图的聚焦信息:

$$G_\sigma(\mathbf{X}) = \text{Guidedfilter}[I_m(\mathbf{X}), Q_\sigma(\mathbf{X}), r_\sigma, \epsilon_\sigma], \quad (13)$$

式中: $G_\sigma(\mathbf{X})$ 是通过引导滤波优化的精确聚焦图;Guidedfilter表示引导滤波函数; $\sigma$ 表示不同尺度; $I_m(\mathbf{X})$ 为引导图像; $Q_\sigma(\mathbf{X})$ 是输入的初始聚焦图; $r_\sigma$ 和 $\epsilon_\sigma$ 分别代表引导滤波器大小和正则化参数。

引导滤波能够使聚焦图更好地与物体边界对齐,并通过提高空间一致性来抑制小尺度噪声。然而,它不能获得足够好的结果来避免焦点图中的误配准和小的误检测区域的影响。这也是其在多聚焦图像融合领域的限制。因此,还需要合并另一个尺度下获得的信息来提高聚焦图的质量。

### 3.3 子图决策图生成

聚焦图的结果与聚焦度测量的尺度密切相关,即聚焦度测量需要考虑每个像素的邻域大小,单一尺度通常不能正确识别所有聚焦区域。小尺度对噪声和各向异性模糊更敏感,这可能导致在图像中错误地检测到许多小区域聚焦图,但也可以检测小的聚焦或散焦区域并获得聚焦对象更精确的边界。而大尺度通过结合更多的邻近信息,其聚焦测量更稳健,但是也具有一些缺点,这些缺点可能导致未对准边界的产生和对小的聚焦或散焦区域的遗漏检测。故本实验组通过融合不同尺度下的聚焦图以得到更好的融合结果。在得到精确的大小尺度聚焦图后,采用随机游走算法完成聚焦图的融合。设大小尺度聚焦图为标记节点,决策图中的像素点 $\mathbf{X}(x,y)$ 为非标记节点,根据式(11)求得某一节点 $X_i$ 第1次到达标记节点的概率,由于在任何节点上的概率之和等于1,因此可得到其初始子图决策图:

$$Z(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} G_{\sigma=3}(\mathbf{X}_i), & u_{X_i}^{\sigma=3}(\mathbf{X}_i) > 0.5 \\ G_{\sigma=8}(\mathbf{X}_i), & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (14)$$

然而,上述方法构造的子图决策图通常会存在噪声,并且不能保留源图像的聚焦和散焦区域之间的边界,所以融合图像中各聚焦区域衔接处有虚影产生。为了获得理想的融合图像,再次使用引导滤波器来进行优化,生成最终子图决策图:

$$GF_m(\mathbf{X}_i) = \text{Guidedfilter}[I_m(\mathbf{X}_i), Z(\mathbf{X}_i), r, \epsilon]. \quad (15)$$

### 3.4 最终决策图

采用最大策略确定最终决策图权值:

$$U(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 1, & GF_1(\mathbf{X}_i) > GF_2(\mathbf{X}_i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (16)$$

尽管所提聚焦区域检测方法是有效的,但是在初始决策图中存在一些图像黑色背景中有一些白色像素未被识别出、白色背景中有一些黑色像素未被识别出的情况,如图3(a)矩形框中的黑色区域,这主要是由于在聚焦和散焦状态下均质区域相似,高频信息不可用,所提检测方法不能很好地区分它们。这些会增加虚假和无关的信息,从而导致错误检测。因此,采用小区域去除策略进行处理,图3(b)为小区域去除的决策



图3 决策图。(a)无小区域去除;(b)小区域去除;(c)引导滤波决策图;(d)无引导滤波融合图;(e)引导滤波融合图

Fig. 3 Decision diagram. (a) No small area removal; (b) small area removal; (c) guided filter decision diagram; (d) no guided filter fusion diagram; (e) guided filter fusion diagram

图。再次对最终决策图用引导滤波器进行优化计算,图 3(c)为加入引导滤波后得到的最终决策图,图 3(d)、(e)分别为没有引导滤波和加了引导滤波的融合图像。从图中可以看出,加入了引导滤波后的融合图像边缘衔接更好,图 3(d)中手臂与楼顶的衔接处楼顶边界产生了模糊,图 3(e)中模糊程度有所改善,衔接处的边界更加清晰,表明加入引导滤波器后的融合效果更优。对最终决策图用引导滤波器进行优化计算可描述为

$$W(X_i) = \text{Guidedfilter}[I(X_i), U(X_i), r', \epsilon'], \quad (17)$$

式中: $I(X_i)$ 为以子图映射图为权重图重构得到的初步融合图像作为引导图像。

### 3.5 图像重构

在获得最终的决策图  $W(X_i)$ 后,融合图像的表达式为

$$F(X_i) = W(X_i)I_1(X_i) + [1 - W(X_i)]I_2(X_i). \quad (18)$$

## 4 实验结果与分析

### 4.1 参数设置

选取 6 组已配准的多聚焦图像进行实验,其大小分别为 256 pixel×256 pixel、764 pixel×576 pixel、

512 pixel×512 pixel、520 pixel×520 pixel、520 pixel×520 pixel、232 pixel×324 pixel。根据文献[5, 11]可知,引导滤波器的两个自由参数  $r$  和  $\epsilon$  对多聚焦图像融合效果会产生一定的影响, $r$  影响在该窗口下引导图像的显著性差异, $\epsilon$  影响引导滤波的模糊度。经过多次实验, $r$  取 5、11、5, $\epsilon$  取 0.01、0.01、0.3。双尺度分解过程中高斯滤波的标准差对融合效果也会产生影响,经过多次实验,在所提方法中小尺度取  $\sigma=3$ 、大尺度取  $\sigma=8$ 。为验证所提方法的融合效果,将所提方法与文献[11]基于引导滤波的方法(GFF方法)、文献[12]基于多尺度聚焦测度和广义随机游走的融合方法(SML方法)、文献[14]基于均值滤波和引导滤波的聚焦区域检测的多聚焦图像融合方法(GFDF方法)、文献[15]基于非下采样剪切波变换域参数自适应脉冲耦合神经网络(NSST方法)等 4 种方法进行了对比。

### 4.2 主观评价

6 组多聚焦图像被选来进行定性实验分析,如图 4 所示,其中前三组图像为灰度图像,后三组图像为彩色图像。从图中可以看出,所提方法的优势有两个方面:一方面,所提方法能准确检测源图像中的聚焦与非聚焦区域;另一方面,在融合图像中能很好地平滑边缘区域,减少边缘衔接处产生的伪影。

从图 4 可以看出:Img1 中,GFF、SML、GFDF、

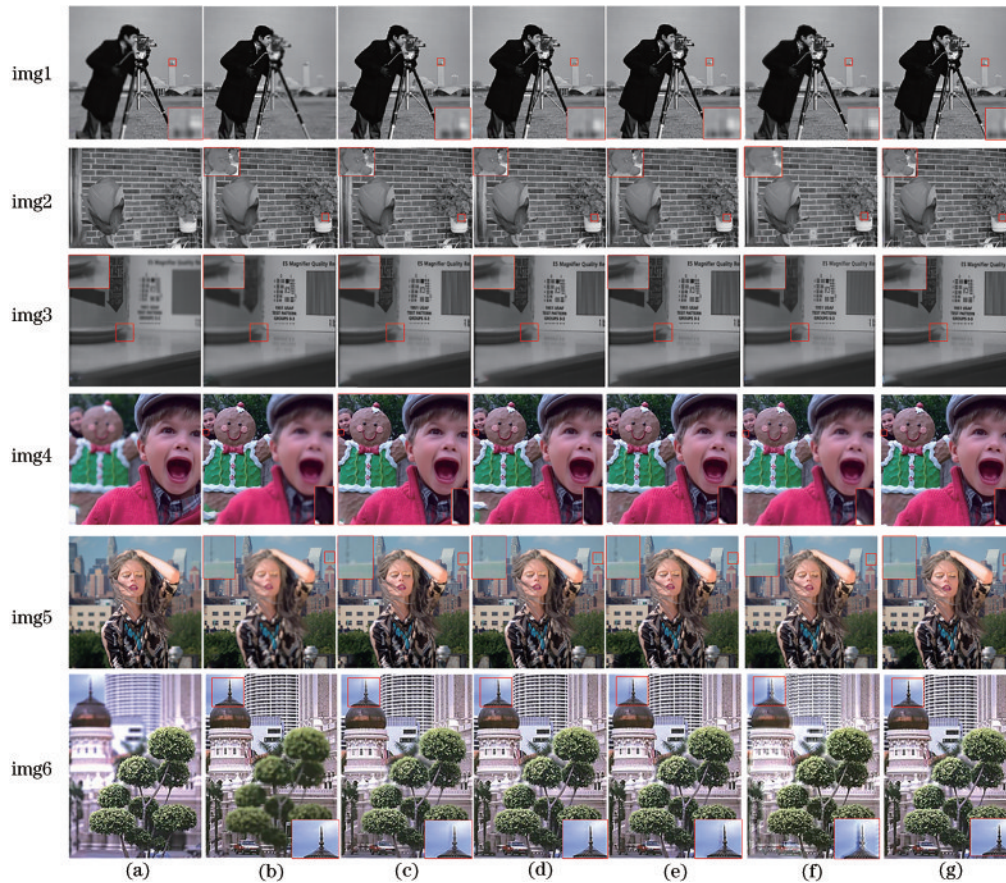


图 4 实验结果图。(a) Source 1; (b) source 2; (c) GFF; (d) SML; (e) GFDF; (f) NSST; (g) 所提方法  
Fig. 4 Experimental results. (a) Source 1; (b) source 2; (c) GFF; (d) SML; (e) GFDF; (f) NSST; (g) proposed method

NSST 融合图像中后方楼顶的边缘模糊,而所提方法融合图像清晰,更贴近源图像,保留了源图像中楼顶的更多聚焦信息;Img2 中,GFF、SML、GFDF 融合图像中右边叶片中心的白色小点与右聚焦图像 source 2 中相比较亮度偏高,而右聚焦图像中偏暗,NSST 融合结果中叶片与花盆的边界处模糊,而所提方法融合结果中不仅白色小点亮度与源图像更相似,而且叶片与花盆的轮廓清晰,没有模糊产生;Img3 中,GFF 融合图像中桌子边缘被模糊,纹理不清晰,SML、GFDF、NSST 中桌子边缘的纹理信息均不同程度产生了伪影和细节信息缺失,SML 融合边缘衔接不平滑出现了毛刺,如放大区域所示,所提方法融合结果中的效果纹理清晰,边界轮廓清晰未产生细节信息缺失;Img4 中,远聚焦图像 source 2 放大框中小女孩的头发中没有白色的点,在 GFF、SML、GFDF、NSST 融合结果中产生了白点,而所提方法融合结果中没有出现,所提方法更好保留了源图像的细节信息,未引入错误信息;Img5 中,GFF、SML、GFDF、NSST 远聚焦图像中楼顶的针出现了不同程度的信息缺失和模糊,所提方法融合图像中针的轮廓较完整,未出现模糊与源图像一致性最高;

Img6 中,GFF、GFDF、NSST 融合结果中塔尖部分明显产生了重影,SML 融合结果边缘产生了毛刺,而所提方法融合图像整体更清晰,塔尖周围未出现毛刺,图像整体轮廓清晰,边缘处未出现伪影。

多聚焦图像的融合结果中应该更多地结合源图像中聚焦区域图像的细节信息,所以融合结果图像分别与聚焦区域各不相同的源图像作差运算是一种很好的融合效果检验方法。图 5 为所提方法及 4 种对比方法融合结果与源图像分别进行差运算的两组结果,第 1 组图像为灰度图像,第 2 组图像为彩色图像。好的融合图像应更多地保留源图像的聚焦区域信息,作差运算后其聚焦区域值为 0,在图像中显示为黑。从图 5 可以看出,基于 GFF、SML、GFDF、NSST 方法的差图聚焦区域中存在不同程度白色区域(圈中部分),说明融合结果中有部分信息来自于另一幅源图像中的未聚焦区域,而所提方法的差图中,无论左聚焦区域还是右聚焦区域均不存在白色亮点,表明在融合图像中对应位置的信息均来自于源图像中的聚焦区域,同时所提方法的聚焦区域边缘平滑、毛刺少,融合结果在边缘处衔接较好。即所提方法的融合效果更优。

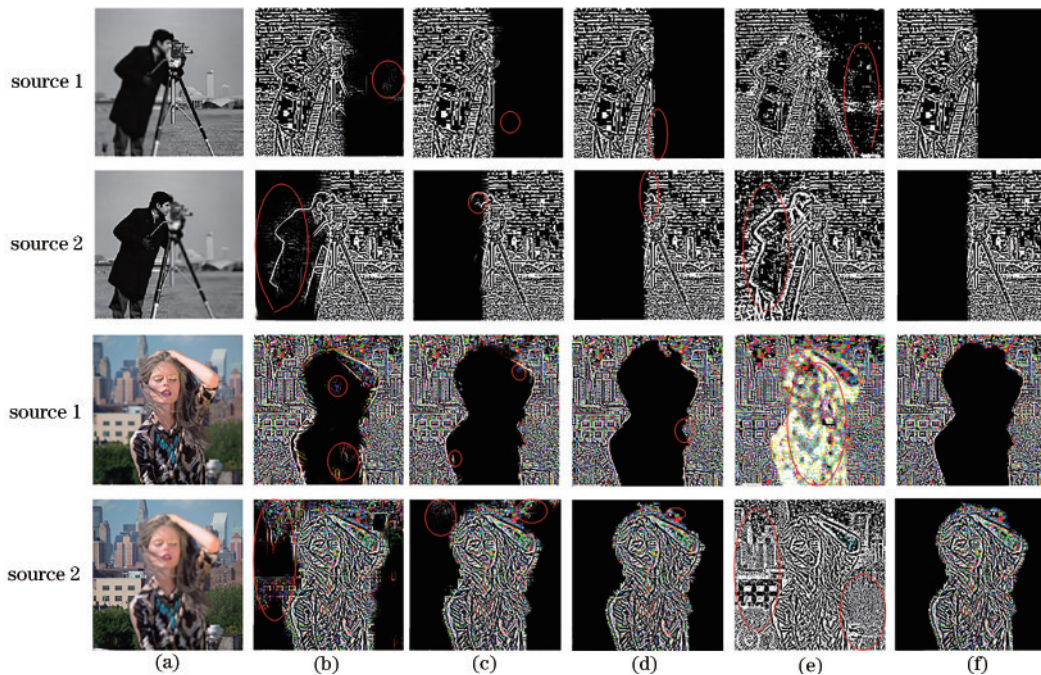


图 5 差图比较。(a) Source; (b) GFF; (c) SML; (d) GFDF; (e) NSST; (f) 所提方法

Fig. 5 Comparison of difference diagrams. (a) Source; (b) GFF; (c) SML; (d) GFDF; (e) NSST; (f) proposed method

### 4.3 客观评价

客观评价通过一些统计指标来客观评估融合性能,本实验组选用了 6 个在多聚焦图像融合领域被广泛使用的定量指标,信息熵( $Q_{IE}$ )、平均梯度( $Q_{AG}$ )、基于图像特征的指标( $Q_G$ )、基于相位一致性的度量( $Q_P$ )、基于图像结构相似性的指标( $Q_V$ )、基于信息论的度量特征互信息( $Q_{FMI}$ )<sup>[20]</sup>。 $Q_{IE}$ 是度量融合图像信息丰富程度的评价指标; $Q_{AG}$ 对图像的纹理变换及图

像的微小细节信息非常敏感; $Q_G$ 评估从源图像传递到融合图像的边缘信息量; $Q_P$ 用于测量从源图像传输到融合图像的边缘和角点信息量; $Q_V$ 基于人类视觉系统的高度自适应结构信息,反映了不同图像的相似性,适合于评价由具有冗余和互补/冲突信息的源图像融合的图像; $Q_{FMI}$ 计算源图像和融合图像之间的共同图像特征信息,例如梯度或边缘<sup>[21-23]</sup>。6 个评价指标值越大,意味着融合图像的效果更优。

在 6 组测试图像上的定量对比结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,在 6 组结果中所提方法的  $Q_{FMI}$  指标值均优于其余 4 种方法,而  $Q_{AG}$ 、 $Q_G$ 、 $Q_P$ 、 $Q_Y$  等 4 个指标的在 6 组图像中均有 5 组处于最优值,  $Q_{IE}$  指标值有

3 组处于最优。这表明所提方法在融合过程中从源图像传输到融合图像的信息最多、引入的伪信息最少、能最好地保持边缘,生成的融合结果具有最丰富的整体纹理结构。即所提方法融合效果更优。

表 1 指标对比  
Table 1 Comparison of indicators

Image No.	Method	$Q_{IE}$	$Q_{AG}$	$Q_G$	$Q_P$	$Q_Y$	$Q_{FMI}$
Img1	GFF	7.0903	12.9282	0.7122	0.9100	0.9845	0.6093
	SML	7.0990	13.5688	0.7171	0.9132	0.9885	0.6168
	GFDF	7.0991	13.6048	0.7172	<b>0.9141</b>	0.9886	0.6172
	NSST	<b>7.1216</b>	13.2823	0.6286	0.8786	0.9308	0.4918
	Proposed method	7.0993	<b>13.6062</b>	<b>0.7174</b>	0.9139	<b>0.9888</b>	<b>0.6174</b>
Img2	GFF	7.1854	10.2186	0.6770	0.7841	0.9844	0.6031
	SML	7.1885	10.3361	0.6804	0.7840	0.9877	0.6140
	GFDF	7.1887	10.3420	0.6800	0.7840	0.9877	0.6144
	NSST	7.1369	8.6028	0.4923	0.6282	0.8670	0.3921
	Proposed method	<b>7.1889</b>	<b>10.3431</b>	<b>0.6806</b>	<b>0.7844</b>	<b>0.9879</b>	<b>0.6147</b>
Img3	GFF	7.0882	7.3046	<b>0.7700</b>	0.8503	0.9518	0.5911
	SML	7.0998	7.5253	0.7665	0.8632	0.9631	0.6241
	GFDF	7.1197	7.5816	0.7654	0.8709	<b>0.9652</b>	0.6417
	NSST	7.1098	7.1705	0.6968	0.6727	0.9139	0.5353
	Proposed method	<b>7.1230</b>	<b>7.5964</b>	0.7631	<b>0.8733</b>	0.9647	<b>0.6472</b>
Img4	GFF	7.7537	8.6300	0.7054	0.8619	0.9796	0.5647
	SML	7.7486	<b>8.7299</b>	0.7122	0.8633	0.9883	0.5952
	GFDF	7.7485	8.7288	0.7118	0.8636	0.9885	0.5963
	NSST	<b>7.7722</b>	7.1838	0.5345	0.6211	0.8719	0.3872
	Proposed method	7.7485	8.7287	<b>0.7125</b>	<b>0.8642</b>	<b>0.9886</b>	<b>0.5964</b>
Img5	GFF	7.8224	9.8855	0.6679	0.8913	0.9665	0.5732
	SML	7.8239	10.0865	0.6840	0.8923	0.9847	0.6038
	GFDF	7.8237	10.0993	0.6853	0.8927	0.9870	0.6091
	NSST	7.8137	8.7748	0.5166	0.6666	0.8701	0.4426
	Proposed method	<b>7.8239</b>	<b>10.1002</b>	<b>0.6863</b>	<b>0.8930</b>	<b>0.9882</b>	<b>0.6102</b>
Img6	GFF	<b>7.8926</b>	39.3042	0.6665	0.7099	0.9646	0.5469
	SML	7.8890	41.8240	0.6863	0.7227	0.9831	0.5650
	GFDF	7.8858	41.9490	0.6866	0.7248	0.9835	0.5701
	NSST	7.7600	39.2220	0.5422	0.4572	0.8715	0.4469
	Proposed method	7.8843	<b>42.0410</b>	<b>0.6887</b>	<b>0.7280</b>	<b>0.9875</b>	<b>0.5737</b>

综合主客观评价指标,最终的实验结果表明,所提方法提取源图像聚焦区域信息的能力得到了有效提升,同时减少了聚焦物体边缘衔接处的伪影,融合效果比较理想。

## 5 结 论

根据大小尺度聚焦图的互补特性及随机游走融合

策略的优势,提出了一种基于双尺度分解与随机游走的多聚焦图像融合算法。所提方法能更多地获得源图像中的聚焦区域信息,同时能较好地保留聚焦区域的纹理结构与细节信息,减少了融合过程中边缘衔接处的虚影,达到了很好的融合效果。但所提方法在随机游走算法概率求解过程中计算量较大,之后会尝试对其进行优化,提高效率。

## 参 考 文 献

- [1] 李恒, 张黎明, 蒋美容, 等. 基于监督学习的全卷积神经网络多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081015.  
Li H, Zhang L M, Jiang M R, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on supervised learning for fully convolutional neural networks[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081015.
- [2] 陈蔓, 钟勇, 李振东. 隐低秩结合低秩表示的多聚焦图像融合[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(1): 297-305.  
Chen M, Zhong Y, Li Z D. Multi-focus image fusion based on latent low-rank representation combining low-rank representation[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(1): 297-305.
- [3] 张雪峰, 闫慧, 何昊. 基于分数阶导数和直觉模糊集的多聚焦图像融合[J]. 信息与电子工程前沿(英文), 2020, 21(6): 834-844.  
Zhang X F, Yan H, He H. Multi-focus image fusion based on fractional-order derivative and intuitionistic fuzzy sets[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(6): 834-844.
- [4] Liu Y, Wang L, Cheng J, et al. Multi-focus image fusion: a Survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2020, 64: 71-91.
- [5] 李娇, 杨艳春, 党建武, 等. NSST与引导滤波相结合的多聚焦图像融合算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(11): 145-152.  
Li J, Yang Y C, Dang J W, et al. NSST and guided filtering for multi-focus image fusion algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(11): 145-152.
- [6] 蔡颖婧. 多聚焦图像融合算法研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2020.  
Cai Y J. Research on multi-focus image fusion algorithm [D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2020.
- [7] 聂茜茜, 肖斌, 毕秀丽, 等. 基于超像素级卷积神经网络的多聚焦图像融合算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(4): 965-973.  
Nie X X, Xiao B, Bi X L, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on super pixel level convolutional neural network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(4): 965-973.
- [8] 肖斌, 唐翰, 徐韵秋, 等. 基于Hess矩阵的多聚焦图像融合方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(2): 255-263.  
Xiao B, Tang H, Xu Y Q, et al. Multi-focus image fusion based on Hess matrix[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(2): 255-263.
- [9] Bhat S, Koundal D. Multi-focus Image Fusion using Neutrosophic based Wavelet Transform[J]. Applied Soft Computing, 2021, 106: 107307.
- [10] Panigrahy C, Seal A, Kumar M N, et al. Multi-focus image fusion using fractal dimension[J]. Applied Optics, 2020, 59(19): 5642-5655.
- [11] 杨航, 吴笑天, 贺柏根, 等. 基于多尺度导引滤波的图像融合方法[J]. 光电子·激光, 2015, 26(1): 170-176.  
Yang H, Wu X T, He B G, et al. Image fusion based on multiscale guided filters[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2015, 26(1): 170-176.
- [12] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Multi-focus image fusion based on multi-scale focus measures and generalized random walk[C]//2017 36th Chinese Control Conference (CCC), July 26-28, 2017, Dalian, China. New York: IEEE Press, 2017: 5464-5468.
- [13] Zhang Y X, Zhao P, Ma Y Z, et al. Multi-focus image fusion with joint guided image filtering[J]. Signal Processing: Image Communication, 2021, 92: 116128.
- [14] 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.
- [15] Yin M, Liu X N, Liu Y, et al. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(1): 49-64.
- [16] Liu W, Zheng Z, Wang Z F. Robust multi-focus image fusion using lazy random walks with multiscale focus measures[J]. Signal Processing, 2021, 179: 107850.
- [17] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Multi-focus image fusion using boosted random walks-based algorithm with two-scale focus maps[J]. Neurocomputing, 2019, 335: 9-20.
- [18] Wang Z B, Chen L N, Li J, et al. Multi-focus image fusion with random walks and guided filters[J]. Multimedia Systems, 2019, 25(4): 323-335.
- [19] Hua K L, Wang H C, Rusdi A H, et al. A novel multi-focus image fusion algorithm based on random walks[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(5): 951-962.
- [20] 张亚峰, 耿则勋, 王军敏. 基于扩展相位拉伸变换的多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221007.  
Zhang Y F, Geng Z X, Wang J M. Multi-focus image fusion algorithm based on extended phase stretch transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221007.
- [21] 胡文瑾, 曹欣, 叶雨琪. 融合亮度边缘和纹理的图像质量评价[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(1): 283-289.  
Hu W J, Cao X, Ye Y Q. Combine edge feature based on luminance component and texture feature for image quality evaluation[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(1): 283-289.
- [22] Martinez J, Pistonesi S, Maciel M C, et al. Multi-scale fidelity measure for image fusion quality assessment[J]. Information Fusion, 2019, 50: 197-211.
- [23] 田帅, 任亚飞, 邵馨叶, 等. 结合滤波算子与双尺度分解的多聚焦图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0610010.  
Tian S, Ren Y F, Shao X Y, et al. Multi-focus image fusion with filter operator and double scale decomposition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0610010.