

doi: 10.7690/bgzd.2018.03.012

## 基于加权聚焦度的多焦点图像融合算法

贺养慧

(朔州师范高等专科学校数计系, 山西 朔州 036000)

**摘要:** 为保留更多的源图像信息特征, 克服基于梯度等融合算法容易产生伪影的缺陷, 提出一种基于加权聚焦度的图像融合算法。计算每个源图像的聚焦度量值空间频率、改进的修正拉普拉斯算子和和梯度加权和, 得到聚焦状态图  $M_{SF}$ 、 $M_{i-SML}$  和  $M_{SoG}$ , 根据隶属函数求出相应隶属度值  $\mu_{SF}(z)$ 、 $\mu_{i-SML}(z)$  和  $\mu_{SoG}(z)$ , 得到各源图像的权重, 根据线性归一法生成最终的融合图像, 并将该算法与当前几种典型图像融合算法进行主客观评价。结果表明: 该算法的标准偏差( $\sigma$ )高出 4.699, 平均梯度( $\bar{G}$ )高出 0.382, 信息熵( $H$ )也是最高的, 其他评价参数也在可接受的范围内, 融合图像更清晰, 没有产生伪影。

**关键词:** 多焦点; 图像融合; 加权聚焦度

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A

## Multi-focal Image Fusion Algorithm Based on Weighted Degree of Focus

He Yanghui

(Department of Mathematics &amp; Computer Science, Shuozhou Teachers College, Shuozhou 036000, China)

**Abstract:** In order to preserve more features of source image information and overcome the defect, such as the fusion algorithms based on gradient which is prone to ghosting, this paper proposes a multi-focal image fusion algorithm based on weighted degree of focus. The algorithm calculates the focus metric for each source image with the spatial frequency, the improved operator sum of modified-Laplacian, and the gradient weighting sum, get a focus state images  $M_{SF}$ ,  $M_{i-SML}$  and  $M_{SoG}$ , then find the corresponding membership value  $\mu_{SF}(z)$ ,  $\mu_{i-SML}(z)$  and  $\mu_{SoG}(z)$ , according to the membership function of these measures, get the weight of each source image, finally generate the final fusion image according to the linear normal method. The algorithm and the current several typical image fusion algorithms have the subjective and objective evaluation. The results show that the standard deviation ( $\sigma$ ) is higher than 4.699, the average gradient ( $\bar{G}$ ) is higher than 0.382, the information entropy ( $H$ ) is the highest, the other evaluation parameters are also within the acceptable range, the fusion image is clearer, and no artifacts are produced.

**Keywords:** multi-focal; image fusion; weighted degree of focus

### 0 引言

目前, 多种成像传感器被广泛部署在各种环境条件下支持视觉系统(visual system, VS), 并且图像融合基本上被应用于通过从互补的多焦点或多时间图像中提取所有关键信息。图像融合的目的就是使最终获得的图像不仅视觉效果良好, 而且适用于进一步的图像处理任务, 例如增强和去噪、分割、压缩、特征检测、分类和对象识别<sup>[1]</sup>。

多焦点图像融合是指将来自不同焦距的多源图像合并成清晰的一个全聚焦融合图像。在过去几年中, 有许多学者提出了大量不同的多焦点图像融合算法, 大致可以分为 2 大类: 变换域融合算法和空间域融合算法<sup>[2]</sup>。第一类的主要思想是将源图像分解为多个尺度得到相应的变换系数, 并且根据特定的融合规则进行系数的合并, 最后由融合系数的

逆变换构造融合图像<sup>[3]</sup>。其代表算法有基于多尺度变换的融合算法(MST)<sup>[3]</sup>、基于拉普拉斯金字塔的融合算法(LP)<sup>[4]</sup>、非下采样 Contourlet 变换(NSCT)<sup>[5]</sup>等。虽然基于小波变换的方法在隔离物体方面具有合理的性能, 但用大规模的变换系数来表示像素的邻域, 当对变换系数执行融合时, 原始信息就会受到一定程度的修改, 因此这类算法重构的融合图像可能在一些区域中产生不期望的伪影和模糊效果。第二类空间域融合算法的主要思想是直接对图像的像素信息进行操作, 并且尽可能保留源图像的更多信息; 因此, 这类算法具有集中在期望区域同时限制其他区域变化的能力。一般这些算法被分为基于像素、基于窗口和基于区域 3 种类型<sup>[6]</sup>。基于像素的融合算法最为简单, 是计算来自源图像的所有对应像素强度值的平均值, 如基于其锐度值的融合算法, 但由于该类算法没有考虑到相邻像素

收稿日期: 2017-12-25; 修回日期: 2018-01-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61502287); 山西省科技创新计划(2015105)

作者简介: 贺养慧(1983—), 女, 山西人, 硕士, 从事计算机应用技术研究。

之间的相关性等重要信息，所以融合图像经常遭受其对比度的减小。为了改善这种状况，提出了几种基于窗口的（也称为基于块的）融合算法<sup>[6]</sup>。这类算法将输入图像分解成多个固定大小的块。然后，基于所选择的焦点进行度量，从而识别所关注的块。但如果块中包含场景的聚焦和散焦信息，容易导致显著的阻塞伪像；因此，确定最佳块大小是比较耗时的。对于基于区域的融合算法，源图像被分割成区域，并将具有更好清晰度的区域进行组合以获得融合图像<sup>[6]</sup>，其代表算法有基于稀疏表示的方法<sup>[3]</sup>、基于密度 SIFT 特征的方法等<sup>[7]</sup>。然而，与基于块的

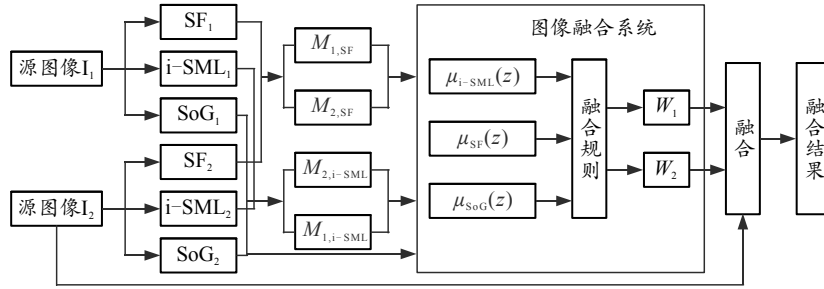


图 1 基于加权聚焦度的多焦点图像融合算法流程

1) 计算源图像的局部聚焦度量，即空间频率 (SF)、改进的修正拉普拉斯算子和 (i-SML) 和梯度加权 (SoG)，从而获得源图像中的聚焦状态图  $M_{SF}$ 、 $M_{i-SML}$  和  $M_{SoG}$ ，并对源图像进行过滤和一致性检查。

2) 将各聚焦信息推送到图像融合系统，求出各分量的隶属度值  $\mu_{SF}(z)$ 、 $\mu_{i-SML}(z)$  和  $\mu_{SoG}(z)$ 。

3) 根据融合规则库和重心引力法转化为最终聚焦图的权重  $W_i(x,y)$ 。

4) 再将  $W_i(x,y)$  作为源图像的权重与源图像进行线性处理，获得最终的融合图像。

## 2 获取聚焦信息

对于多聚焦图像融合，关键是要能找出一组有效的聚焦信息，作为判断图像是清晰还是模糊的指标；因此，检测聚焦信息是多焦点图像融合中的关键步骤之一。理想状态下，如果图像中的区域完全对焦并且通常随着焦距减小而减小，则聚焦测量值会产生最大值。笔者利用源图像的 SF、i-SML 和 SoG 来获取其聚焦信息，确定任意像素是否处于对焦状态，并为下一步计算图像的隶属度提供依据。

### 2.1 空间频率 (SF)

空间域中的频率表示图像中的总体活动水平。该度量已被证明是反映图像清晰度的有效聚焦度量。当模糊增加时，空间频率相应地减少<sup>[6]</sup>。

算法类似，包含清晰和模糊信息的区域可能导致不正确的融合图像。另一个挑战是融合受到先验分割结果的影响很大，求先验分割结果本身是一个困难的任务。

为了克服这些缺陷，笔者根据图像的聚焦度转化为图像融合的权重，从而对源图像进行融合，既尽可能地保留了源图像的信息，又减轻了模糊效应。

## 1 算法流程

基于加权聚焦度的多焦点图像融合算法的步骤和流程如图 1 所示。

对于以像素  $(x, y)$  为中心的图像中  $P \times Q$  局部块，行频率 (RF) 和列频率 (CF) 分别为式(1)和式(2)：

$$RF(x, y) = \sqrt{\frac{1}{P \times Q} \sum_{m=1}^P \sum_{n=2}^Q [I(m, n) - I(m, n-1)]^2} ; \quad (1)$$

$$CF(x, y) = \sqrt{\frac{1}{P \times Q} \sum_{m=1}^P \sum_{n=2}^Q [I(m, n) - I(m-1, n)]^2} . \quad (2)$$

其中  $I$  表示图像的像素强度。总频率，即空间频率为：

$$SF(x, y) = \sqrt{RF(x, y)^2 + CF(x, y)^2} . \quad (3)$$

### 2.2 改进的修正拉普拉斯算子和 (i-SML)

拉普拉斯算子 (Laplacian) 是确定图像分量信息的有效方式。然而，图像中  $x$  和  $y$  方向上的 2 阶导数可能具有相反的符号，并且倾向于彼此抵消，这将导致 Laplacian 的小值。为了克服这个缺点，Nayar 等<sup>[8]</sup>提出取 2 阶导数的绝对值，并将其称为修正拉普拉斯 (ML)。ML 的离散近似可以表示为：

$$ML(x, y) = |2I(x, y) - I(x - \delta, y) - I(x + \delta, y)| + |2I(x, y) - I(x, y - \delta) - I(x, y + \delta)| . \quad (4)$$

其中  $\delta$  是用于计算导数像素之间的可变间距，其目的是结合图像特征信息的变化。

在计算 ML 时，Nayar 等只考虑了  $x$  和  $y$  方向的变化；因此，每个位置的 ML 梯度强度主要由水平和垂直梯度决定，但是对于源图像中均匀区域的情况，其对焦和非对焦部分，ML 的值很小，所以

对图像像素的识别提出很高的挑战。为了克服这个问题，建议加入对角线梯度，以便在计算 ML 测量时将所有的梯度合并并在同一个邻域。这就大大增加了在中心像素周围捕获任何锐度梯度的可能性。笔者提出的 ML 计算公式为：

$$ML(x, y) = |2I(x, y) - I(x - \delta, y) - I(x + \delta, y)| + |2I(x, y) - I(x, y - \delta) - I(x, y + \delta)| + |2I(x, y) - I(x - \delta, y - \delta) - I(x + \delta, y + \delta)| + |2I(x, y) - I(x - \delta, y + \delta) - I(x + \delta, y - \delta)|。 \quad (5)$$

然后，取大小为  $(2N + 1) \times (2N + 1)$  的窗口，其任何像素  $(x, y)$  的修正拉普拉斯算子和 (the sum-modified-laplacian, SML) 的计算公式为：

$$SML(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} \varphi(i, j)。 \quad (6)$$

其中  $\varphi(i, j) = \begin{cases} ML(i, j), ML(i, j) \geq \tau, & \tau \text{ 为阈值。} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$

这个求和运算不仅确保梯度强度在所取窗口中可以更有效地传播，而且与离焦图像中的对应斑块相比，还增加了均匀对焦图像斑块中的聚焦度量值<sup>[9]</sup>。然而，在均匀区域中，这个聚焦度量很容易受到像素噪声的影响。为了减弱这种不期望的效果，在 SML 的基础上计算 i-SML 的值：

$$i-SML(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} SML(i, y)。 \quad (7)$$

笔者所提出的 i-SML 聚焦度量的有效性是在 SML 上进行评估的。在这里，i-SML 聚焦度量的值越高，则该像素是白色、对焦；因此，笔者提出的 i-SML 可以识别更好的聚焦像素，尤其是边缘区域的焦点检测得到了很好的改善。

### 2.3 梯度加权和 (SoG)

根据以上讨论，散焦的梯度信息将被滤出，使图像细节更平滑<sup>[8]</sup>。这导致了源图像离焦部分的梯度信息取得了不期望的低值，可以推理，散焦程度越高，滤波越强，梯度值越小。而且，在均匀区域中很容易受噪声影响<sup>[9]</sup>。在此，笔者提出  $(2N+1) \times (2N+1)$  窗口中心像素  $(x, y)$  的梯度和 (the sum of gradient, SoG) 作为邻域的梯度图像相应的加权距离：

$$SoG(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} \frac{G(i, j)}{\sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}}。 \quad (8)$$

其中  $G(i, j)$  是图像窗口中像素  $(i, j)$  处的梯度强度。

由于梯度在所取窗口上的聚集，最终梯度的强

度 SoG 在每个位置处被周围梯度放大，其中最近的邻居施加权重大于远处的梯度。对于 SF 计算中所有相邻者，权重相等，而对于 SoG 的每个相邻者应用的权重是具有中心的相邻像素之间的距离。SoG 的这种定义确保在聚焦边界上，离焦边缘对于聚焦像素的聚焦度量只有有限的影响或没有影响。

### 2.4 聚焦状态图

笔者对各源图像生成基于 SF、i-SML 和 SoG 的聚焦状态图。通常，图像中的 SF、i-SML 和 SoG 度量值越高，说明该像素是聚焦的；相反，值越低，说明该像素散焦。基于这个概念，图像的 3 个状态可以定义为对焦状态、非对焦状态和不确定状态。对于任何像素  $(x, y)$  的 SF 三态映射被定义为：

$$M_{i,SF}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_{i,SF} > I_{j,SF} \\ 0.5 & \text{if } I_{i,SF} = I_{j,SF} \\ 0 & \text{if } I_{i,SF} < I_{j,SF} \end{cases}。 \quad (9)$$

其中源图像像素  $I_i$  和  $I_j$  的 SF 测量分别为  $I_{i,SF}$  和  $I_{j,SF}$ 。这里，1 表示来自图像  $I_i$  的像素  $(x, y)$  处于对焦状态，而 0 表示来自  $I_i$  的对应像素处于非对焦状态，如果两源图像像素的 SF 强度相等，则置为 0.5。在实践中，希望聚焦图上的最小点具有 0.5 的值，因为它表示来自这 2 幅图像的像素都在焦点上。此外，对于没有显着边缘的散焦区域中的那些像素，聚焦量度可以产生比聚焦像素更高的量值。为了克服这个问题，进一步的滤波和一致性检查被应用在这些映射上。

对于 i-SML 聚焦测量的情况，笔者依照式(9)相同的原理构造三态映射。

$$M_{i,i-SML}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_{i,i-SML} > I_{j,i-SML} \\ 0.5 & \text{if } I_{i,i-SML} = I_{j,i-SML} \\ 0 & \text{if } I_{i,i-SML} < I_{j,i-SML} \end{cases}。 \quad (10)$$

其中： $I_{i,i-SML}$  和  $I_{j,i-SML}$  分别是源图像像素  $I_i$  和  $I_j$  的 i-SML 测量。如前所述，1、0 和 0.5 表示图像聚焦像素  $I_i$  的对焦状态、非对焦状态和对等状态。

对于 SoG 值，源图像的对焦和非对焦状态之间的差异小，尤其是在均匀区域。因此，SoG 值是在 SF 和 i-SML 的强度相同或者检测不同源图像以包含聚焦像素时计算聚焦的程度。由于输入到融合系统的取值范围是  $[0, 1]$ ，SoG 取最大值并进行归一化处理，被定义为：

$$M_{i,SoG}(x, y) = \frac{\max(I_{i,SoG}, I_{j,SoG})}{\sum_{i,j} I_{SoG}} \quad \sum_i M_{i,SoG}(x, y) = 1。 \quad (11)$$

其中  $I_{i,\text{SoG}}$ 、 $I_{j,\text{SoG}}$  分别表示源图像像素  $I_i$  和  $I_j$  的 SoG 值。

### 2.5 过滤和一致性检查

笔者对以上所得聚焦状态图进行滤波和一致性检查，以便在精确的聚焦信息被推送到融合系统之前计算最终的聚焦图。虽然 SF 和 i-SML 测量可以提供粗糙但高度可信的聚焦图，但是存在薄突起、窄断口、薄弯和小孔。为了纠正这些缺陷，笔者在这些焦点图上应用形态学的打开和闭合，随后进行中值滤波。利用结构元素 S 形成的任何焦点图 M 的开口，首先 S 侵蚀 M，然后通过 S 扩散结果。通过该操作可以去除薄连接和薄突起的问题。另一方面，M 通过 S 的形态学闭合被定义为 M 通过 S 的膨胀，导致由 S 侵蚀的结果。它填充长的薄弯并且加入窄的断裂。然而，这种操作的限制是，如果有任何小于 S 的小孔，不能简单地使用打开和关闭操作去除。因此，应用中值滤波器来去除由图像噪声会引起这些孤立的假区域<sup>[10]</sup>。为了克服这个缺陷，在这些聚焦图上应用一致性验证。如果窗口中的中心点指示聚焦像素来自图像 I1，而其大部分周围点指示检测到的焦点来自图像 I2，则该图中的该中心点将被修改以指示聚焦像素是来自图像 I2，反之亦然。

## 3 图像融合系统

图像融合是指利用融合规则将多个特征信息整合，得到一个较好整合的映射。对于多聚焦图像，主要是通过选择变换系数或来自于源图像表示清晰度的聚焦信息的隶属系数来重构融合结果。因此，各源图像中清晰度高的特征信息要尽可能地保留，尽可能地去除噪声和伪影。笔者首先由源图像得到聚焦状态图  $M_{\text{SF}}$ 、 $M_{\text{i-SML}}$  和  $M_{\text{SoG}}$ ，再根据定义的隶属函数求出聚焦图的隶属度值  $\mu_{\text{SF}}(z)$ 、 $\mu_{\text{i-SML}}(z)$  和  $\mu_{\text{SoG}}(z)$ ；然后利用融合规则库对各隶属度值进行聚合，得到最终聚焦图的隶属度  $\mu(z)$ ，最后依据重心引力法确定最能代表  $\mu(z)$  的像素并利用归一化法得到最终聚焦图的权重  $W_i(x,y)$ ，再作为源图像的权重与源图像进行线性处理，生成最终的融合图像。

### 3.1 定义隶属函数 (the membership function, MF)

融合系统的第一步是借助隶属函数计算各聚焦信息的隶属度。MF 的精确形状在这里的用途中并不重要，而它的大致位置、MF 的数量和重叠特

征是最有影响力的因素。因此，在这里，这些变量的 MF 是以直观的方式确定。对于  $M_{\text{SF}}$  和  $M_{\text{i-SML}}$  的值是 0, 0.5 或 1 中的任何一个。为了捕获隶属函数曲线下的最大面积，设计为梯形函数，同时中间选择低方差的高斯函数，使 MF 的重叠更小(如图 2)。其参数列于表 1 中。

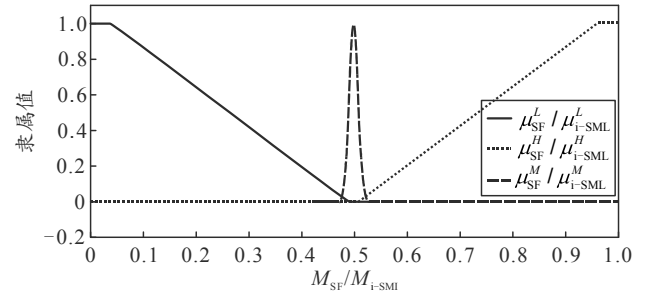


图 2  $M_{\text{SF}}$  和  $M_{\text{i-SML}}$  的 MF

表 1  $M_{\text{SF}}$  和  $M_{\text{i-SML}}$  的 MF 参数

参数	$\mu_{\text{SF}}^L / \mu_{\text{i-SML}}^L$	$\mu_{\text{SF}}^M / \mu_{\text{i-SML}}^M$	$\mu_{\text{SF}}^H / \mu_{\text{i-SML}}^H$
$a$	-0.36	—	0.5
$b$	-0.05	—	0.95
$c$	0.05	—	1.05
$d$	0.5	—	1.42
$\sigma$	—	0.009 1	—
$\bar{x}$	—	0.200 4	—

$M_{\text{SF}}$  和  $M_{\text{i-SML}}$  定义的 MF 为：

$$\mu_{\text{SF}}(z) = \mu_{\text{SF}}^L(z) * \mu_{\text{SF}}^M(z) * \mu_{\text{SF}}^H(z); \quad (12)$$

$$\mu_{\text{i-SML}}(z) = \mu_{\text{i-SML}}^L(z) * \mu_{\text{i-SML}}^M(z) * \mu_{\text{i-SML}}^H(z)。 \quad (13)$$

其中(\*)表示 t 范数运算， $\mu_{\text{SF}}^L / \mu_{\text{i-SML}}^L$  和  $\mu_{\text{SF}}^H / \mu_{\text{i-SML}}^H$  的 MF 被定义为：

$$\mu(z) = \begin{cases} 1 - (b - z) / a & \text{if } b - a \leq z < b \\ 1 & \text{if } b \leq z < c \\ 1 - (z - c) / d & \text{if } c \leq z \leq c + d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}。 \quad (14)$$

而  $\mu_{\text{SF}}^M / \mu_{\text{i-SML}}^M$  被定义为高斯函数：

$$\mu_{\text{SF}}^M(z) = e^{-\frac{(z - \bar{x}_{\text{SF}})^2}{2\sigma_{\text{SF}}^2}}; \quad (15)$$

$$\mu_{\text{i-SML}}^M(z) = e^{-\frac{(z - \bar{x}_{\text{i-SML}})^2}{2\sigma_{\text{i-SML}}^2}}。 \quad (16)$$

其中  $\sigma, z$  分别是方差和平均值。

对于  $M_{\text{SoG}}$  值，由于差异性小，用以下的 MF 来区分和捕获聚焦与非聚焦状态。如图 3 所示，其参数列于表 2 中。 $\mu_{\text{SoG}}^L$  和  $\mu_{\text{SoG}}^H$  本质上也是梯形的。因此， $M_{\text{SoG}}$  的 MF 被定义为：

$$\mu_{\text{SoG}}(z) = \mu_{\text{SoG}}^L(z) * \mu_{\text{SoG}}^H(z)。 \quad (17)$$

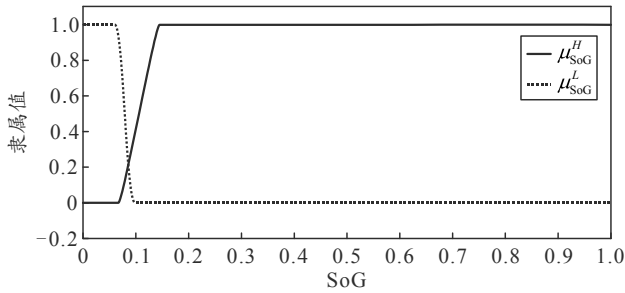


图 3  $M_{SoG}$  的 MF

表 2  $M_{SoG}$  的 MF 参数

参数	$\mu_{SoG}^L$	$\mu_{SoG}^H$
$a$	-1.59	0.98
$b$	0	0.95
$c$	0.04	1.03
$d$	0.05	1.41

另一方面，权重( $\omega$ )的 MF 设计标准是确定聚焦状态对应其最大值和确定非聚焦状态对应其最小值。但是当 SF 和 i-SML 不一致或具有相等的聚焦强度时，笔者使用高斯函数来计算其权重。因此，它们的 MF 定义方式相同，如图 4 所示，其参数在表 3 中列出。

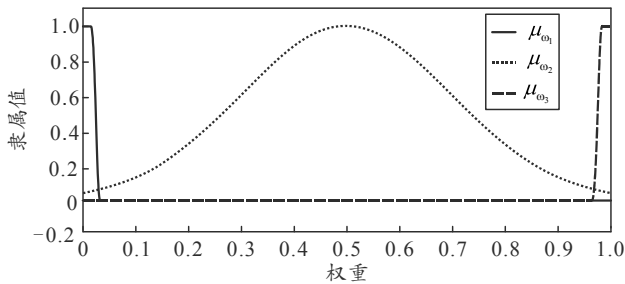


图 4  $\omega$  的 MF

表 3  $\omega$  的 MF 参数

参数	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_2}$	$\mu_{\omega_3}$
$a$	-0.420	—	0.071
$b$	-0.050	—	0.139
$c$	0.070	—	1.020
$d$	0.102	—	1.310
$\sigma$	—	0.5	—
$\bar{x}$	—	0.5	—

### 3.2 图像融合规则

融合规则是关系到图像融合好坏的关键步骤之一。笔者融合规则是由若干融合规则组成的规则库，在表 4 和表 5 中列出。将标准的 IF-THEN 组

合公式化，其中逻辑运算符 AND 和 OR 分别被定义为“min”和“max”，以便在给定规则中存在多个条件时确定结果。例如，规则  $i$  定义  $M_{SF}$ 、 $M_{i-SML}$  和  $M_{SoG}$  是高的，则其隶属度值为  $\mu_{SF}^H$ 、 $\mu_{i-SML}^H$  和  $\mu_{SoG}^H$  且权重隶属度为  $\mu_{\omega_3}$ 。用公式表示为：

$$\text{IF } \mu_R(z), \mu_{\omega_3} \text{ THEN } \mu_i(z)。$$

其中：

$$\mu_R(z) = \min\{\mu_{SF}^H(z), \mu_{i-SML}^H(z), \mu_{SoG}^H(z)\}; \quad (18)$$

$$\mu_i(z) = \min\{\mu_R(z), \mu_{\omega_3}\}。 \quad (19)$$

如果有  $n$  条融合规则，则  $i = 1, 2, \dots, n$ 。最后，根据融合规则库聚合得到最终聚焦图的隶属度值，公式表示为：

$$\mu(z) = \max\{\mu_1(z), \mu_2(z), \dots, \mu_n(z)\}。 \quad (20)$$

表 4  $\mu_{SoG}^L$  对应的融合规则

$\mu_{SoG}^L$ 融合规则	$\mu_{i-SML}^L$	$\mu_{i-SML}^M$	$\mu_{i-SML}^H$
$\mu_{SF}^L$	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_1}$
$\mu_{SF}^M$	$\mu_{\omega_2}$	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_1}$
$\mu_{SF}^H$	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_3}$

表 5  $\mu_{SoG}^H$  对应的融合规则

$\mu_{SoG}^H$ 融合规则	$\mu_{i-SML}^L$	$\mu_{i-SML}^M$	$\mu_{i-SML}^H$
$\mu_{SF}^L$	$\mu_{\omega_1}$	$\mu_{\omega_3}$	$\mu_{\omega_3}$
$\mu_{SF}^M$	$\mu_{\omega_2}$	$\mu_{\omega_3}$	$\mu_{\omega_3}$
$\mu_{SF}^H$	$\mu_{\omega_3}$	$\mu_{\omega_3}$	$\mu_{\omega_3}$

### 3.3 计算聚焦图的权重

在此，利用重心引力法来获得一个最能代表  $\mu(z)$  的聚焦像素的权重，计算公式为：

$$w_i(x, y) = \frac{\int z \mu_i(z) dz}{\int \mu_i(z) dz}。 \quad (21)$$

再进行归一化处理得到最终聚焦图的权重。公式为：

$$W_i(x, y) = \frac{w_i(x, y)}{\sum_i w_i(x, y)}, \sum_i W_i(x, y) = 1。 \quad (22)$$

### 3.4 融合

笔者将最终聚焦图的权重作为源图像的权重，并与源图像进行线性处理，获得最终的融合图像。公式为：

$$F(x, y) = \frac{W_1(x, y) \times I_1(x, y) + W_2(x, y) \times I_2(x, y) + \dots + W_n(x, y) \times I_n(x, y)}{W_1(x, y) + W_2(x, y) + \dots + W_n(x, y)}。 \quad (23)$$

其中： $I_i(x,y)$ 表示源图像  $I_i$  的像素  $(x,y)$ ； $W_i(x,y)$ 表示对应像素的权重。

### 4 实验结果与分析

笔者首先配置实验源图像，然后利用所提出的方法和其他几种当代典型的融合算法获取实验结果，最后从主客观角度评价和分析实验结果。

#### 4.1 实验配置

为了进行全面的比较，实验的测试图像取自相关文献中几个常见的多焦点图像。为方便实验，笔者只进行 2 个源图像的融合实验。源图像本质上是灰度级的或者使用  $I=0.298\ 9R+0.587\ 0G+0.114\ 0B$  被转换为灰度级的，且具有均匀背景的不同聚焦深度，如图 5 所示。



图 5 源图像

#### 4.2 实验过程与结果

实验过程中，取窗口大小为  $300 \times 400$  像素的图像执行滤波和一致性检查。根据上节讨论的方法，图 5 所示的源图像经过 SF、SML、i-SML、SoG 的求解获得聚焦状态图  $M_{SF}$ 、 $M_{SML}$ 、 $M_{i-SML}$  和  $M_{SoG}$ ，如图 6—9 所示。

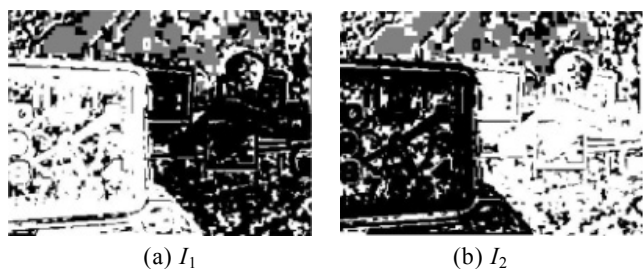


图 6  $M_{SF}$

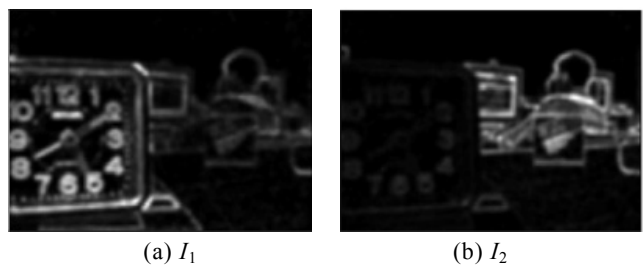


图 7  $M_{SML}$

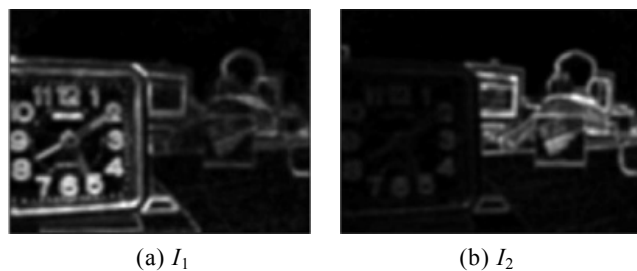


图 8  $M_{i-SML}$



图 9  $M_{SoG}$

可以清晰地观察到，图 6 所示的  $M_{SF}$ ，源图像中聚焦区域像素呈现白色，非聚焦区域呈现黑色，对于没有显著边缘的散焦区域中的那些像素，进行了 2.4 节所述的过滤和一致性检查获得了正确的聚焦度量。图 7 和 8 所示的  $M_{SML}$  和  $M_{i-SML}$ ， $M_{i-SML}$  是在  $M_{SML}$  的基础上得出来的，对于均匀区域的焦点检测如图所示有了明显改善，可以实现更好聚焦的像素识别。图 9 所示的  $M_{SoG}$ ，像素越亮，其梯度值 (SoG) 越高，而且也大大减少了噪声对其梯度值的影响。

利用笔者提出的算法得到融合图像如图 10。



图 10 融合图像

#### 4.3 融合结果的分析与评价

为了展示笔者提出的基于加权聚焦度图像融合算法的有效性，选取以下比较成熟或流行的融合算法进行主观与客观方面的比较与评价。如图 11 所示，双树复小波变换 (DTCWT)<sup>[11]</sup>、拉普拉斯金字塔 (LP)<sup>[4]</sup>、非下采样 Contourlet 变换 (NSCT)<sup>[5]</sup>、交叉双边滤波 (CBF)<sup>[12]</sup>、形态学聚焦测量 (MFM)<sup>[13]</sup> 和密集尺度不变特征转换 (DSIFT)<sup>[7]</sup>。

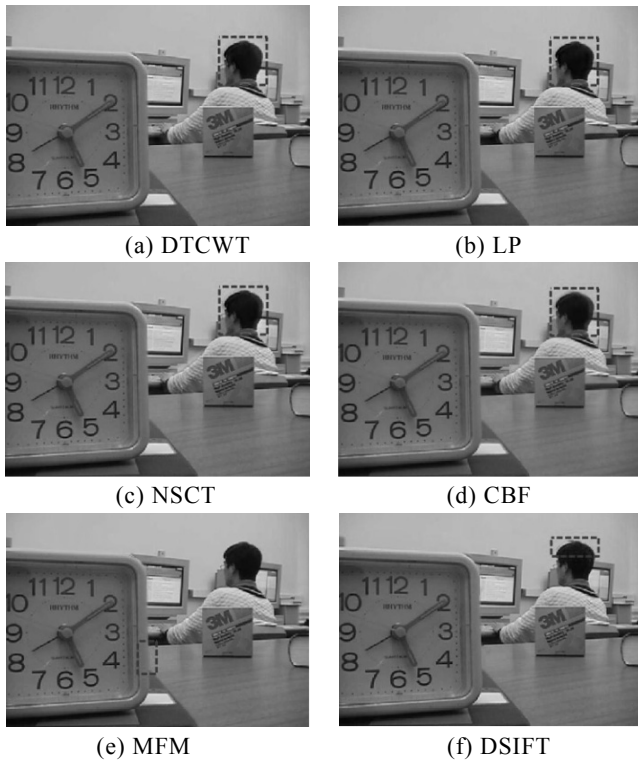


图 11 其他方法得到的融合结果

### 4.3.1 定性评价

将图 10 和图 11 的图像集进行比较，基于 DTCWT(图 11(a))、基于 LP(图 11(b))和基于 NSCT(图 11(c))，倾向于平滑图像的高频信息；因此，这些算法都未能正确地检测到图像中的聚焦信

息，而由离焦产生的阴影比较明显。基于 CBF 的图 11(d)是采用双边滤波得到的融合图像，所以由于边缘附近的光晕效应产生了伪影。基于 MFM 的图 11(e)和基于 DSIFT 的图 11(f)比较令人满意，但是基于 MFM 算法是采用焦点检测的形态逻辑度量进行图像融合，缺陷在于对焦点边界附近如有扭曲就未能正确地检测聚焦的像素，所以图 11(e)在边缘附近产生模糊效果(时钟的重叠区域由虚线矩形框标记)也产生了伪影。基于 DSIFT 算法能够有效处理误配准问题<sup>[11]</sup>，但是焦点边界的处理也不是令人非常满意，如图 11(f)(在头部的后面(用虚线矩形框标记))。与此相比，笔者提出的算法聚焦情况表现良好，能很容易地识别源图像的聚焦信息，生成的融合图像(图 10)显示出了更佳的视觉质量(用实线矩形框标记)。

### 4.3.2 定量评价

由于主观的定性评价容易受到许多外在因素的影响，例如，室内照明、观看距离、显示类型、亮度、对比度和分辨率等对结果有显著影响。因此，需要对上面讨论的算法进行客观的定量评价。

笔者选取了 5 个常用的评价标准来评估实验中各算法得到的融合结果，即标准偏差( $\sigma$ )、平均梯度( $\bar{G}$ )、信息熵( $H$ )、梯度相似性度量(QG)和相关系数( $\bar{r}$ )<sup>[14]</sup>，如表 6 所示。

表 6 融合图像的定量评价

评价标准	$I_1$	$I_2$	DTCWT	LP	NSCT	CBF	MFM	DSIFT	笔者提出的方法
$\sigma$	—	—	46.945	47.264	47.102	46.758	47.357	47.218	50.056
$\bar{G}$	8.123	7.756	9.845	9.914	9.846	9.426	9.678	9.828	10.296
$H$	—	—	7.037	7.084	7.073	7.112	7.062	7.095	7.138
$Q_G$	—	—	0.926	0.912	0.934	0.911	0.913	0.924	0.928
$\bar{r}$	—	—	0.978	0.988	0.976	0.994	0.985	0.983	0.991

从表中可知，利用基于 DTCWT、LP、NSCT、CBF、MFM、DSIFT 的算法和笔者提出的算法获得融合图像性能都得到了大幅度的提高。但是相比之下，笔者提出的方法能更有效地确定源图像的聚焦程度，并且在图像融合处理过程中尽可能地传递相应的信息，这确保了融合图像占据由度量  $\sigma$  指示的良好扩展的像素水平范围，并且还提供更佳的图像清晰度( $G$ )和更高的信息含量( $H$ )。而 QG 和  $\bar{r}$  这 2 个评估指数虽不是最高，但是完全在可接受范围内。因此，基于加权聚焦度的图像融合算法是有效、可行的。

## 5 结束语

笔者提出了一种基于加权聚焦度的多焦点图

像融合方法，并与现有的典型融合算法进行比较。无论是从定性还是定量的角度，都有效地说明了该算法的高效性。然而，在实验过程中，有时 SF 和 i-SML 提供的焦点信息有不正确的测量。此外，仅利用简单的线性处理方法来重构融合结果稍逊一些。因此，在以后的工作中，笔者旨在消除这些缺陷以提高多焦点图像的融合性能，并获得更佳的图像质量。

### 参考文献:

- [1] HUANG W, JING Z. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [2] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析, 回顾和展望

- [J]. 电子学报, 2007, 31(12A): 1975-1981.
- [3] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [4] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法[J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1203-1212.
- [5] LI H, CHAI Y, LI Z. Multi-focus image fusion based on nonsubsampling contourlet transform and focused regions detection[J]. Optik-Int. J. Light Electron Opt., 2013, 124(1): 40-51.
- [6] LI S, YANG B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency[J]. Image & Vision Computing, 2008, 26(7): 971-979.
- [7] LIU Y, LIU S, WANG Z. Multi-focus image fusion with dense SIFT[M]. Elsevier Science Publishers B. V., 2015, 23(C): 139-155.
- [8] NAYAR S K, NAKAGAWA Y. Shape from focus[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1994, 16(8): 824-831.
- [9] RAHMAN M A, LIU S, LIN S, et al. Image contrast enhancement for brightness preservation based on dynamic stretching[J]. Int. J. Image Proces. (IJIP), 2015(9): 241.
- [10] CHANDA I DE B, CHATTOPADHYAY B. Enhancing effective depth-of-field by image fusion using mathematical morphology[J]. Image & Vision Computing, 2006, 24(12): 1278-1287.
- [11] AMOLINS K, ZHANG Y, DAREA P. Wavelet based image fusion techniques-An introduction review and comparison[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2007, 62(4): 249-263.
- [12] KUMAR B S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 9(5): 1193-1204.
- [13] ZHOU Z, LI S, WANG B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images[J]. Information Fusion, 2014, 20(1): 60-72.
- [14] HUANG W, JING Z. Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network[J]. Elsevier Science Inc., 2007, 28(9): 1123-1132.

\*\*\*\*\*

(上接第 47 页)

### 参考文献:

- [1] 张玉新, 王帅. 水面垃圾清理船执行机构的仿真设计与研究[J]. 机械设计与制造, 2011(4): 62-64.
- [2] 曾义聪, 刘建发, 谢秋敏, 等. 水面漂浮垃圾清理机的设计研究[J]. 徐州工程学院学报(自然科学版), 2013, 28(1): 69-73.
- [3] 袁斌华, 高晓红, 张彬, 等. 小型水面垃圾清理船的设计与实现[J]. 陇东学院学报, 2017, 28(1): 24-29.
- [4] 张丽珍, 杨俭, 吕超, 等. 小型水域水面漂浮物交替筐式收集装置的设计[J]. 机械设计与研究, 2016(6): 118-121.
- [5] 刘广涛, 王继荣, 师忠秀, 等. 基于单片机无线遥控水陆两栖清洁车的设计[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2014, 29(3): 64-69.
- [6] 邓南景, 陈爱青. PW20/4 耙斗式清污机的技术改进[J]. 华电技术, 2007 (12): 155-156.
- [7] 王新海, 李首富, 张宴, 等. 水下探测机器人的研发与测试[J]. 兵工自动化, 2016, 35(5): 88-91.
- [8] 龚仲华, 龚晓雯. 大中型工业机器人手腕的设计[J]. 机电工程, 2016, 33(12): 1457-1462.
- [9] 杨洋, 李淑琴. 2D 仿真水中机器人花样游泳动作研究与实现[J]. 兵工自动化, 2016, 35(12): 82-86.