

# 基于焦点度量与模糊逻辑的多聚焦图像融合算法

王运生<sup>1,2</sup>, 王黎明<sup>2</sup>, 聂芬<sup>1</sup>

(1.山西水利职业技术学院 信息工程系, 运城 044000;  
2.中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051)

**摘要:** 目的 为了使多聚焦灰度图像融合时保持源图像清晰信息, 并有效抑制块效应和重影现象, 基于3种不同聚焦测量与模糊推理系统, 设计一种焦点度量与模糊逻辑的多聚焦灰度图像融合方案。**方法** 首先, 分别利用空间频率(SF)、改进的Laplacian能量和(SML), 以及梯度和(SOG)计算输入灰度图像在像素邻域的局部焦点特征, 并利用像素相关性改善对比度, 从而得到SF, SML, SOG等3种聚焦度量。其次, 根据SF与SML强度关系, 建立焦点三态图, 结合互补聚焦信息, 并进行形态、中值滤波和一致性检查, 消除狭窄的鸿沟和突起问题。然后, 引入模糊逻辑算子, 将每个图像像素的SF, SML图以及SOG作为模糊化的输入, 通过模糊规则和去模糊器, 生成每个图像的融合权重。最后, 根据焦点权重执行加权融合, 形成最后的融合图像。**结果** 实验结果表明, 与当前流行的融合方案相比, 对于灰度图像, 所提算法在融合性能上具有一定的优势, 其融合图像具有更好的景深信息, 避免了块效应与重影现象。**结论** 所提算法具有良好的融合质量, 能够有效提高灰度图像的分辨率, 在图像处理领域具有一定价值。

**关键词:** 多聚焦图像融合; 模糊逻辑; 空间频率; 改进的Laplacian能量和; 梯度和; 焦点三态图

**中图分类号:** TP391.4   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1001-3563(2018)13-0208-08

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.13.034

## The Multi Focus Image Fusion Algorithm Based on Focus Measurement and Fuzzy Logic

WANG Yun-sheng<sup>1,2</sup>, WANG Li-ming<sup>2</sup>, NIE Fen<sup>1</sup>

(1. Department of Information Engineering, Shanxi Conservancy Technical Institute, Yuncheng 044000, China;  
2. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**ABSTRACT:** The work aims to design a multi focus image fusion scheme with focus measurement and fuzzy logic based on three different focusing measurement and fuzzy inference systems, to keep clear source image information and effectively suppress block effect and ghost phenomenon in multi focus gray image fusion. Firstly, the Spatial Frequency (SF), the improved Sum-Modified Laplacian (SML) and Sum of Gradient (SOG) were respectively used to calculate the local focus feature of the input gray image in pixel neighborhood, and the pixel correlation was used to improve the contrast, thus getting three kinds of focusing measurements of SF, SML and SOG. Secondly, according to the intensity relationship between SF and SML, the focus tri-state map was established, which combined complementary focus information and performed morphological, median filtering and consistency checking to eliminate narrow gap and protuberance. Then, the fuzzy logic operator was introduced, the SF, SML and SOG of each pixel were taken as fuzzy inputs, and the fusion weights of each image were generated by fuzzy rules and defuzzifier. At last, the final fused image was formed on the basis of the weight fusion performed by the focus weight. The experimental results showed that, compared with the current popular fusion schemes, for the gray image, the proposed algorithm had some advantages in fusion performance, and the fused image had better depth information, avoiding block effect and ghost phenomenon. The proposed algorithm has good fusion quality which can effectively improve the resolution of the gray image, and it has certain value in the field of image

收稿日期: 2017-12-13

基金项目: 国家自然科学基金(61540007); 山西省教育厅自然科学技术研究项目(GH-16213)

作者简介: 王运生(1980—), 男, 硕士, 山西水利职业技术学院讲师, 主要研究方向为图像处理、算法设计。

processing.

**KEY WORDS:** multi focus image fusion; fuzzy logic; spatial frequency; improved sum-modified Laplacian; sum of gradient; focus tri-state map

图像融合是将多幅图像的有用信息提取，并将得到的有用信息有效结合形成一幅适合计算机与视觉感知的图像处理技术<sup>[1]</sup>。多聚焦图像融合(MFIF)是图像融合的分支，由于成像系统景深的限定，在聚焦范围内的物体清晰度较好，而其他区域比较模糊。通过MFIF可将相同场景中的不同焦点区域结合为全部清晰的图像。从而解决在成像过程中由于聚焦范围限制而造成的非焦点区域模糊问题，因此，通过MFIF可获得更全面、可靠的场景信息，为目标识别、军事监测、遥感分析等提供有力数据支持<sup>[2]</sup>。

近些年，人们提出了较多的MFIF方法，如多尺度分析，模糊逻辑，神经网络等<sup>[3]</sup>。其中，多尺度分析受到众多研究者欢迎，其主要有分解、系数融合、逆重构组成。基于小波变换(WT)、曲波变换(CT)、剪切波变换(ST)等多尺度分析方法已经被应用于图像融合<sup>[4]</sup>。WT无法有效融合含有曲线奇异的图像，而ST由于包含了下采样，无平移不变性，在奇异点易产生伪Gibbs。对此，朱达荣等<sup>[5]</sup>设计了一种FFST结合引导滤波的MFIF方案。该方法通过快速有限剪切波变换(FFST)将输入图像转换为高频与低频系数。对低频系数中，构建一种改进的Laplacian能量和(NSML)，通过基于区域的NSML对低频系数选取。此外，对高频系数，定义了一种引导滤波的区域能量加权算子。利用逆FFST变换完成融合图像。该算法未充分考虑空间一致性使得融合图像易出现光晕或伪影现象。涂超平等<sup>[6]</sup>设计了一种各向异性热扩散方程的MFIF方案。该方案对多聚焦图像的成像进行研究，构建了成像空间点扩散方程，在利用热扩散函数的迭代计算出景深信息。根据景深信息并进行自适应识别，从而判断出清晰区域、过渡区域与散焦区域。然后，根据清晰区域的像素并结合过渡区域像素，形成了新的融合图像。该方法可消除块效应与伪轮廓，但是热扩散方程无法较好地表示场景的真实信息，初始化的不准确，会使得后续计算需通过长时间迭代才能完成收敛。LIU等<sup>[7]</sup>设计了一种基于多尺度近邻距离分析与形态学的MFIF方案。首先，相对于传统的多尺度分析，多尺度邻居距离分析也能有效地提取图像细节。并产生了低通子带与高频子带系数。然后，所有的系数分成固定大小的块。在此基础上，利用新的融合规则，将块与变换域中进行了比较，确定源图像的聚焦区域，并获得初始映射。再通过数学形态学进行后处理。最后，在决策图的指导下，得到融合图像。该算法较简单，但是形态学算子对噪声较敏感，且易丢失某些方向的细节信息，融合图像边缘

不清晰。ZHANG等<sup>[8]</sup>定义了一种新的基于光谱比较的MFIF方案。该方案的一个显著特点是构造了一种全局聚焦检测算法。首先将源图像转化为Fourier空间，采用Bayesian预测算法平滑每个源图像的光谱。通过比较原始光谱与其平滑区域之间的差异，得到每个源图像的显著性区域。然后利用基于Sobel算子的图像分割方法识别可能受到边缘或纹理影响的平滑区域，最后利用S函数将显著性比较结果映射到焦点检测结果中，以不同的方式处理受到影响的平滑区域。该算法在图像中避免了块伪影，减少了对比度损失，但是基于Bayesian的光谱测量中易出现光谱信息丢失，特别是在高分辨率与多光谱中融合效果不太理想。

为了提高多聚焦图像的融合质量，避免块伪影等不足，文中定义一种焦点度量与模糊逻辑的MFIF方案。所提算法是一种灰度图像融合技术，通过不同的试验对提出的融合算法进行测验并分析。

## 1 模糊逻辑

模糊逻辑(FL)是通过模拟大脑的不确定性，对模型中未知或者不确定因素，利用模糊集合与模糊规则完成推理<sup>[9]</sup>，从而得到过渡性分类或者定性识别，可以解决一般技术难于实现的规则模糊信息难题。在经典集思想中，变量x和集合A的关系为 $x \in A$ 或 $x \notin A$ 。在模糊集中，x与A的隶属关系借助隶属函数表示。设A为域U中的子集，定义为 $A \subseteq U$ ，那么A的隶属函数为从U到{0,1}的投射，定义为：

$$\nu_A : U \rightarrow \{0,1\}, x \mapsto \nu_A(x) \quad (1)$$

其中， $\nu_A$ 定义为：

$$\nu_A(x) = \begin{cases} 0 & x \notin A \\ 1 & x \in A \end{cases}, \forall x \in A \quad (2)$$

模糊集是FL的基础，可有效描述模糊性。对于一些没法明确完成真假判断的表述，借助模糊集与隶属函数，通过二者逻辑中的{0,1}演化为[0,1]范围内连续来表示“真假情况”。设 $\mathcal{G}$ 为模糊命题集， $T : \mathcal{G} \rightarrow [0,1]$ ，使的 $T(P) = \alpha \in [0,1], \forall P \in \mathcal{G}$ ，那么 $T(P)$ 是模糊命题P的真。 $P \in \mathcal{G}$ 的表示是 $P : x \in A$ ，那么P的真值为x对A的隶属度，可定义为<sup>[9]</sup>： $T(P) = \nu_A(x)$ 。

## 2 文中图像融合算法设计

所提出方法的融合过程见图1。首先，测量每个源图像的局部聚焦度。在聚焦度测量过程中分别采用了空间频率SF、改进的Laplacian能量和SML，以及

梯度和 SOG。再根据 SF 与 SML，生成所有输入图像的聚焦三态图。然后，在这些三态图上应用形态滤波与一致性检验来消除薄的突起、狭窄的断裂、薄的鸿沟和小洞。根据每个源图像 SF 与 SML 三态图以及 SOG，通过基于模糊逻辑系统进 Mamdani 推理，获得了不同区域聚焦权重。最后，利用加权平均法来得到最终图像。

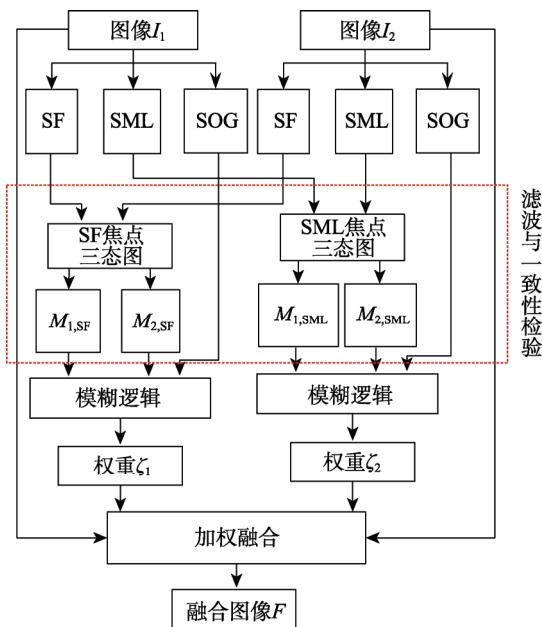


图 1 文中算法的融合过程

Fig.1 The fusion process of the proposed algorithm

## 2.1 聚焦测量

理想情况下，如果图像中的区域是完全聚焦的，通常随着焦点的减小而减小，焦点度量产生最大响应。对此，文中利用局部 SF 和 SML 来确定像素是否位于源图像中焦点区域像素，再根据局部 SOG 计算聚焦度。

### 2.1.1 空间频率

对于图像中的大小为  $P \times Q$  的局部块，中心点  $(x, y)$ ，行频率 ( $R_F$ ) 与列频率 ( $C_F$ ) 分别定义为<sup>[10]</sup>：

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

$$C_F(x, y) = \sqrt{\frac{1}{PQ} \sum_{n=1}^Q \sum_{m=2}^P [I(m, n) - I(m-1, n)]^2} \quad (3)$$

式中： $I$  为像素强度； $m, n$  为图块中的位置。图块中的总频率，即空间频率 ( $S_F$ ) 表示为：

$$S_F = \sqrt{R_F(x, y)^2 + C_F(x, y)^2} \quad (4)$$

### 2.1.2 改进的 Laplacian 能量和

对于一幅模糊图像，可依据聚焦测量算子  $O$  来获得焦点信息  $R$ ，其模型为  $R = O \otimes (I \otimes H)$ ，其中， $I$

为聚焦场景， $H$  为模糊函数。由于模糊通常被认为是低通滤波，因此，算子  $O$  只选择那些在模糊过程中衰减的高频。在纹理图像中， $x$  与  $y$  方向的二阶导数 Laplacian 有相反的标示，并且趋向于彼此抵消。这可能会导致在高梯度位置出现一个微小值<sup>[11]</sup>。

为了克服这一缺点，文中对 Laplacian 函数进行改进。为了便于描述，将其记为 ML ( Modified Laplacian )。ML 的离散近似可以表示为：

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

式中： $\delta$  为像素间的可变间距，用于计算导数，其目的是将纹理元素的变化结合起来。

在计算时，一般只考虑  $x$  和  $y$  方向的变化，因此，每个位置的 ML 梯度的强度主要由水平与竖直方向提供。对于图像中均匀区域的情况，由于 ML 值对于源图像中的聚焦和非聚焦部分都很小，因此对焦点像素的识别变得具有挑战性。为此，文中在计算 ML 时，在计算水平和垂直梯度的同时引入对角线梯度，将其合并到一个邻域中，从而提高了捕捉中心像素周围的任何尖锐梯度的可能性。则式 (5) 可变为：

$$M_L(x, y) = |2I(x, y) - I(x-\delta, y) - I(x+\delta, y)| + |2I(x, y) - I(x, y-\delta) - I(x, y+\delta)| + |2I(x, y) - I(x-\delta, y-\delta) - I(x+\delta, y+\delta)| + |2I(x, y) - I(x-\delta, y+\delta) - I(x+\delta, y-\delta)| \quad (6)$$

而位于像素位置  $(x, y)$  的改进的 Laplacian 能量和 (SML) 的聚焦测量定义为：

$$S_{ML}(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} \phi(i, j) \quad (7)$$

$\phi(i, j)$  表示为：

$$\phi(i, j) = \begin{cases} M_L(i, j) & M_L(i, j) \geq \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中：窗口大小为  $(2N+1) \times (2N+1)$ ， $\tau$  为阈值。

在同质区域，聚焦测量很容易受到像素噪声的影响。为了减轻这种不良影响，文中通过测量在一个小窗口的 SML 总和，获得中心点  $(x, y)$  SML 的聚焦测量：

$$S_{ML}(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} S_{ML}(i, j) \quad (9)$$

通过 SML 可较好识别均质区域中聚焦度高的像素。

### 2.1.3 梯度和

散焦可看作为低通滤波器，能够有效平滑图像的细节，因此，在一个非聚焦图像部分，对于高频知识，梯度信息被过滤掉，从而导致较低的梯度值<sup>[12]</sup>。此外，在均匀区域中，2 个焦点的梯度值都很小，散焦图像容易受到噪声的影响，因此，文中利用梯度和 (SOG) 来提高其抗噪能力。对于一个大小为  $(2N+1) \times (2N+1)$

的子块, 其中心点  $(x, y)$  处的梯度值总和为:

$$S_{OG}(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} \frac{G(i, j)}{\sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}} \quad (10)$$

式中:  $G(i, j)$  为在像素  $(i, j)$  的梯度值。

## 2.2 焦点三态映射的建立

一般来说, 聚焦测量在焦点像素中具有更高的值, 而对于散焦像素, 其值较低。根据 2.1 节中描述, 利用 SF, SML 与 SOG 对输入图像计算, 得到了其焦点信息。随后, 利用每个输入源图像的 SF 与 SML 来生成焦点三态图。3 种状态分别是: 有明确的焦点、散焦和无确定的焦点信息。通过建立焦点三态图, 能够有效区分聚焦区域。基于这一概念, 对于 SML 聚焦测量, 在任何像素位置  $(x, y)$  中, 三态映射定义为:

$$M_{1,SF}(x, y) = \begin{cases} 1 & I_{1,SF} > I_{2,SF} \\ 0.5 & I_{1,SF} = I_{2,SF} \\ 0 & I_{1,SF} < I_{2,SF} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $I_{1,SF}$ ,  $I_{2,SF}$  分别为像素位置  $I_1(x, y)$ ,  $I_2(x, y)$  的 SF 测量。式中的“1”表示  $I_1$  中像素  $(x, y)$  位移焦点, “0”表示  $I_2$  相应的像素为焦点。如果 2 个输入像素的 SF 强度相等, 则三态映射中设置 0.5。然而, 在实际应用中, 希望焦点三态映射的最小点值为 0.5, 因为这意味着 2 个图像的像素都是聚焦的。此外, 对于那些像素散焦区域没有明显边缘存在的, 聚焦测量可以产生比聚焦像素更高的值。为了克服这个问题, 在这些映射中进一步应用形态滤波过程。

在 SML 聚焦测量情况下, 通过同样的原理建立起三态映射, 表示为:

$$M_{1,SML}(x, y) = \begin{cases} 1 & I_{1,A SML} > I_{2,A SML} \\ 0.5 & I_{1,A SML} = I_{2,A SML} \\ 0 & I_{1,A SML} < I_{2,A SML} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $I_{1,SML}$ ,  $I_{2,A SML}$  分别为像素位置  $I_1(x, y)$ ,  $I_2(x, y)$  的 ASML 测量; “1”为  $I_1$  的焦点像素; “0”为  $I_2$  焦点像素; “0.5”为 2 个图像的像素都是焦点。

## 2.3 滤波与一致性检验

虽然 SF 和 SML 测量可提供图像的焦点图, 但是得到的三态图中可能有细的突起, 狹窄的断裂, 薄的鸿沟和小洞, 而在实际应用中, 用户希望焦点区域是连续的。对此, 文中引入形态学滤波和一致性检验, 对这些焦点图进行优化。结构元素  $S$  对任一焦点图  $M$  的形态开操作是  $M$  对  $S$  的侵蚀, 其次是  $S$  的膨胀。通过这种操作可以消除薄连接和薄突起的问题<sup>[13]</sup>。另一方面,  $M$  对  $S$  的形态闭定义为  $M$  对  $S$  的膨胀, 其次是  $S$  结果的侵蚀, 它填补了细长狭窄的鸿沟和修补了狭窄的断裂。然而, 这种操作的局限性是, 如果有一个大于  $S$  的小孔, 它不能简单地使用开闭操作, 因

此, 应用中值滤波去除图像噪声造成的孤立虚假区域。为了克服这些缺陷, 在这些焦点图上应用一致性检验。

## 2.4 模糊逻辑

通过 2.3 节的滤波与一致性检验, 得到了源图像的聚焦区域与非聚焦区域。为了实现不同输入图像的融合, 引入模糊逻辑来计算不同区域的权重用于融合。基于 FL 理论<sup>[9]</sup>, 通过一个模糊推理可形成一个模糊融合系统。首先, 为所有输入信息定义一组隶属函数, 以将它们转换成语言变量。其次, 在模糊过程中, 归属度是每个输入一个适当的模糊集的确定。然后, 基于一组预先定义的模糊规则, 对模糊化的输入图像中引入模糊算子<sup>[14]</sup>。最后, 所有的输出进行汇总并计算最终结果。在文中, 选择了输出量为恒定的 Mamdani 模糊模型。3 个输入到一个输出系统的工作原理见图 2。依图 2 可知, 其主要分为 3 个过程: 图像信息的模糊化、建立模糊规则、去模糊化。

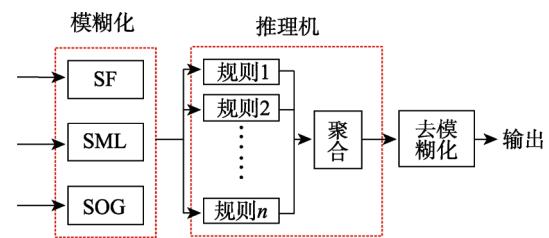


图 2 模糊逻辑系统

Fig.2 Fuzzy logic system

### 2.4.1 模糊化

模糊融合系统的第 1 步是利用隶属函数计算输入变量到适当模糊集的隶属度。在这个模糊系统中, 定义语言模糊变量分别是  $M_{SF}$ ,  $M_{SML}$ ,  $SOG$ , 其分别表示 SF 图、SML 图及 SOG 值。由于隶属函数的数量和重叠对模糊系统影响较大。为此, 文中通过一个直观的方式确定这些变量。隶属函数在不同变量下的显示情况见图 3。对于  $M_{SF}$ ,  $M_{SML}$  模糊化输入为 0.5, 1。为了捕捉隶属函数曲线下的最大面积, 梯形的顶部被设计成在有效范围内的小长度。同时, 通过对 Gaussian 隶属度函数选择一个非常小的方差, 使得隶属函数的重叠区域很小, 见图 3a。

对于 SOG, 在聚焦和散焦像素的 SOG 值之间的差别是很小的, 特别是对于同质区域, 因此, 聚焦与散焦的 SOG 值可以由不同的隶属函数捕获与区分, 见图 3b。随着隶属函数的增加, 规则的数量也逐步增加, 因此, 在这里选择了 2 个隶属函数。通过增加隶属函数中 SOG 的数量, 能以更高的精度计算聚焦度。另一方面, 输出变量权重的设计规则是为了确定聚焦像素的最大值和散焦像素的最小值。当 SF 和

SML 不一致或有相等的聚焦强度时, 由于其具有平滑、非零值, 区间的连续过渡的特征, 因此, 通过 Gaussian 隶属函数计算的聚焦度见图 3c。

对于  $M_{SF}$  和  $M_{SML}$  变量, 其相应的隶属函数表示为:

$$\mu_k(z) = \mu_k^L(z) * \mu_k^M(z) * \mu_k^H(z) \quad (13)$$

式中: \* 为  $t$  归一化算子;  $k = \{SF, SML\}$ ;

$\mu_k^L(z), \mu_k^H(z)$  为梯形隶属函数, 见式 (14)。

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

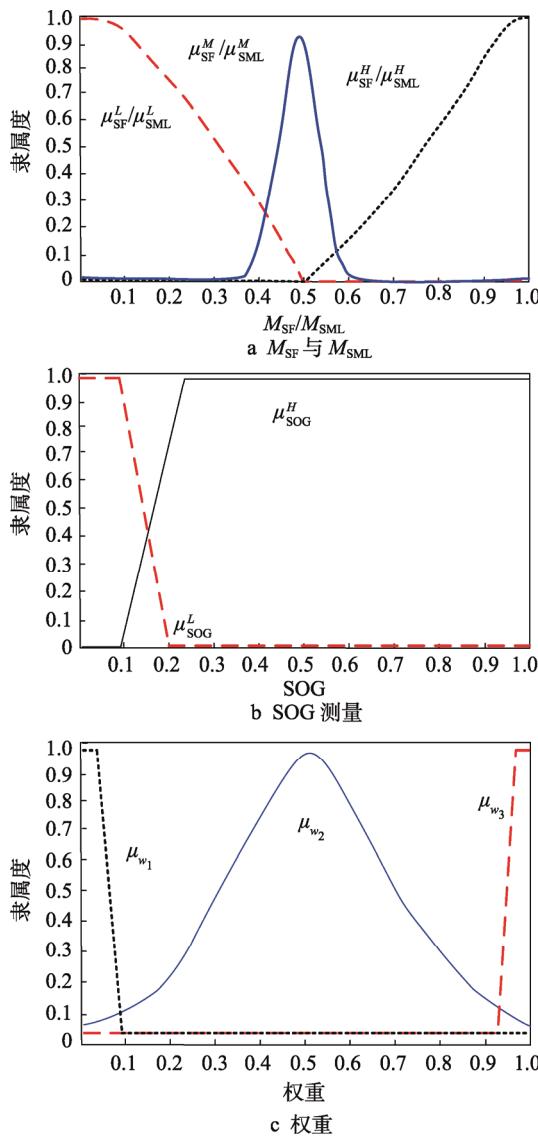


图 3 隶属度测量

Fig.3 Measurement of membership degree

$\mu_k^M(z)$  为 Gaussian 子集, 定义为:

$$\mu_k^M(z) = e^{-(z-\bar{z}_k)^2/2\sigma_k^2} \quad (15)$$

式中:  $\sigma, \bar{z}_k$  为方差与均值。另一方面, 对于 SOG

输入变量, 隶属函数是根据式 (14) 定义。 $\mu_{SOG}^L(z), \mu_{SOG}^H(z)$  为梯形, 见图 4b, 表示为:

$$\mu_{SOG}(z) = \mu_{SOG}^L(z) \times \mu_{SOG}^H(z) \quad (16)$$

通过式 (11—12) 相同的方法确定聚焦图, 定义了隶属函数的输出变量权重 ( $\mu_{w_1}, \mu_{w_2}, \mu_{w_3}$ ), 见图 3c。

#### 2.4.2 模糊规则的建立

经过将输入对象模糊化后, 为了估计输入图像对融合图像的贡献, 文中定义一个模糊规则。设  $M_{SF}$  为  $\mu_{SF}^H(z)$ ,  $M_{SML}$  为  $\mu_{SML}^H(z)$ , SOG 为  $\mu_{SOG}^H(z)$ , 那么权重为  $\mu_{w_3}$ 。在前 3 个部分, 通过模糊逻辑运算得到结果, 表示为:

$$\mu_R(z) = \min \{\mu_{SF}^H(z), \mu_{SML}^H(z), \mu_{SOG}^H(z)\} \quad (17)$$

如果  $w_3$  的隶属函数为  $\mu_{w_3}$ , 那么, 规则可以被评估为<sup>[15]</sup>:

$$\mu_i(z) = \min \{\mu_R(z), \mu_{w_3}(z)\} \quad (18)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为规则数。所有规则的输出都聚集在推理机中, 可得:

$$\mu(z) = \max \{\mu_1(z), \mu_2(z), \dots, \mu_N(z)\} \quad (19)$$

根据 SF 图、SML 图与 SOG 形成了模糊规则, 定义的模糊规则见表 1—2。

表 1  $\mu_{SOG}^L$  的模糊规则

Tab.1 Fuzzy rules of  $\mu_{SOG}^L$

$M_{SF}$	$M_{SML}$		
	$\mu_{SML}^L$	$\mu_{SML}^M$	$\mu_{SML}^H$
$\mu_{SML}^L$	$\mu_{w_1}$	$\mu_{w_1}$	$\mu_{w_1}$
$\mu_{SML}^M$	$\mu_{w_2}$	$\mu_{w_1}$	$\mu_{w_1}$
$\mu_{SML}^H$	$\mu_{w_3}$	$\mu_{w_1}$	$\mu_{w_3}$

表 2  $\mu_{SOG}^H$  的模糊规则

Tab.2 Fuzzy rules of  $\mu_{SOG}^H$

$M_{SF}$	$M_{SML}$		
	$\mu_{SML}^L$	$\mu_{SML}^M$	$\mu_{SML}^H$
$\mu_{SML}^L$	$\mu_{w_1}$	$\mu_{w_3}$	$\mu_{w_3}$
$\mu_{SML}^M$	$\mu_{w_2}$	$\mu_{w_3}$	$\mu_{w_3}$
$\mu_{SML}^H$	$\mu_{w_3}$	$\mu_{w_3}$	$\mu_{w_3}$

#### 2.4.3 去模糊化

通过模糊规则的建立, 再从推理机输出模糊集, 进行去模糊化, 得到最终融合权重。去模糊化的任务是指定最佳模糊集  $\mu(z)$  输出域的一个点, 在文中, 使用重心去模糊指定一个精确点:

$$\psi_i(x, y) = \frac{\int z u_i(z) dz}{\int u_i(z) dz} \quad (20)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, n$ ,  $n$  为输入图像数量;  $(x, y)$  为像

素位置。为获得最终聚焦图,  $\psi_i(x, y)$  正则化表示为:

$$\zeta_i(x, y) = \frac{\psi_i(x, y)}{\sum_i \psi_i(x, y)} \quad (21)$$

最后, 利用这些最终焦点图作为融合图像权值。

## 2.5 图像融合

将焦点图被视为输入图像的权重, 形成的最终融合图像为:

$$F(x, y) = \frac{\zeta_1(x, y) * I_1(x, y) + \zeta_2(x, y) * I_2(x, y)}{\zeta_1(x, y) + \zeta_2(x, y)} \quad (22)$$

通过式(22)即可输出融合图像。在图像融合过程中, 若融合图像的强度超出了其强度范围外, 则需对其进行归一化处理, 使其在允许的强度范围内。

## 3 实验与分析

为验证提出算法的有效性与先进性, 通过2组MFIF实验, 并通过Matlab 2010仿真操作。实验平台为Intel i5-7700HQ, 3.50 GHz四核CPU, 8GB ROM, Windows8系统PC机。选取文献[5—8]进行对比。经多次试验, 实验参数设置: SF与SML计算窗口大小为5×5; SOG的计算窗口为3×3; 结构元素的大小为5×5; 模糊逻辑参数 $a=-1.62$ ,  $b=0$ ,  $c=0.03$ ,  $d=0.05$ ; FFST分解层为4。

### 3.1 评价指标

为评价融合质量, 通过主观观察与客观衡量对融合结果分析。主观观察一般是查看融合图像的边缘、纹理、彩色丰富度等, 利用人眼对图像的清晰度、视觉效果判断分析。客观评价中选取4种常用的指标: 信息熵(IE)、平均梯度(AG)、边缘强度(Edge)、空间结构相似性( $Q^{\text{ABF}}$ )分别表示为:

IE是描述信息量多少的一个指标, IE越大, 融合图像信息量越多, 质量越高, 定义为<sup>[16]</sup>:

$$IE = -\sum_{i=0}^{L-1} P(i) \log_2 P(i) \quad (23)$$

式中:  $L$  为灰度级;  $P(i)$  为图像概率分布。

AG反应了图像细节信息。AG越大, 图像越清晰, 表示为<sup>[17]</sup>:

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{\Delta I_x^2(i, j) + \Delta I_y^2(i, j)}{2}} \quad (24)$$

式中:  $\Delta I_x(i, j)$  与  $\Delta I_y(i, j)$  为图像  $x$ ,  $y$  的差分值。

Edge表示图像的边缘质量, Edge越大, 边缘质量越好, 表示为<sup>[18]</sup>:

$$\begin{aligned} Edge &= \frac{1}{M \times N} \cdot \\ &\sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N \sqrt{\iint_{\Omega} I(x, y) W(x, y)^2 + \iint_{\Omega} I(x, y) W(y, x)^2} \end{aligned} \quad (25)$$

式中:  $I(x, y)$  为像素点的灰度值;  $\Omega$  为  $3 \times 3$  的矩阵;  $M$ ,  $N$  分别为图像的大小;  $W(x, y)$  为 Sobel 计算值。

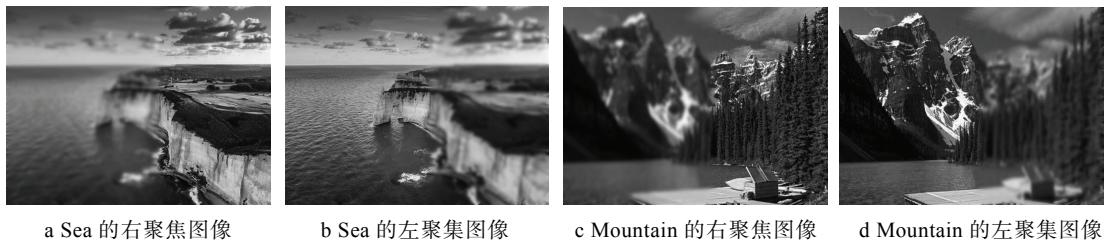
$Q^{\text{ABF}}$ 越大, 表明融合图像的源图像的边缘、方差等结构信息越多, 图像越清晰,  $Q^{\text{ABF}}$  定义为<sup>[18]</sup>:

$$Q^{\text{ABF}}(m, n) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (Q^{\text{AF}}(m, n) w^A(m, n) + Q^{\text{BF}}(m, n) w^B(m, n))}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (w^A(m, n) + w^B(m, n))} \quad (26)$$

式中:  $Q^{\text{AF}}$ ,  $Q^{\text{BF}}$  为源图像 A 与 B 到融合图像 F 的边缘信息;  $w^A(m, n)$ ,  $w^B(m, n)$  分别为边缘权值。

### 3.2 融合结果

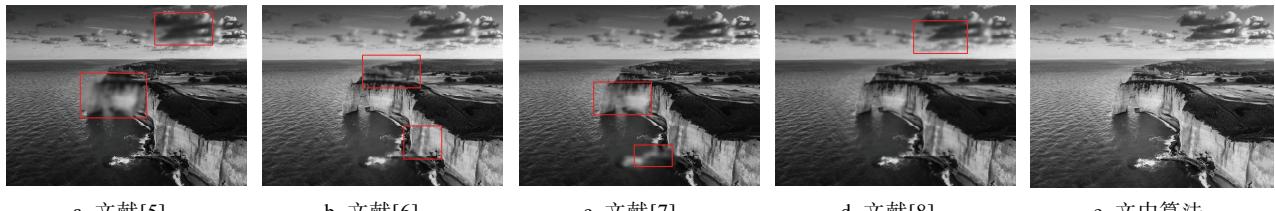
为验证算法的性能, 选择2组不同聚焦图像作为测试对象, 见图4a—d。通过4种对照组算法与提出的融合方案分别对图5中的测试对象进行融合实验, 得到的结果见图5与图6。根据图5与图6的2组实验结果看出, 文中算法的融合效果较优, 能够有效结合左右聚焦部分的细节信息, 得到的清晰度与对比度较理想, 符合视觉效果。文献[5]得到的图像在局部出现了伪影与块效应, 得到的景深信息不太清晰。文献[6]算法得到的图像边缘出现了模糊, 降低了对比度。文献[7]中的边缘与纹理信息不太清晰, 出现了一些重影。文献[8]得到的图像整体效果较好, 但是相比较与文中方案还有一点距离, 其一些局部区域边缘与纹理较模糊, 见每个融合结果中方框所示。依据实验结果得出, 文中方案对于不同图像的融合效果良好, 主要是文中采用了利用空间频率(SF)、改进的Laplacian能量和(SML)与梯度和(SOG)分别计算输入图像在像素邻域的局部焦点特征, 得到SF, SML, SOG 3种聚焦度量。再根据SF与SML强度关系, 建立焦点三态图, 结合了互补聚焦信息, 并进行形态、中值滤波与一致性检查, 消除狭窄的鸿沟与突起。然后, 将每个图像的像素的SF, SML图以及SOG作为模糊化的输入, 通过模糊规则与去模糊器, 生成了每个图像的融合权重。最后, 根据聚焦部分权重进行加权融合, 形成最后的融合图像, 减轻了块效应, 提高了融合性能。文献[5]中通过FFST结合引导滤波进行多聚焦图像融合, 但该算法未充分考虑空间一致性使得融合图像可能出现光晕或伪影现象。文献[6]中采用各向异性热扩散方程进行多聚焦图像融合, 其无法较好表示场景的真实信息, 初始化的不准确。文献[7]中采用多尺度近邻距离分析与形态学完成多聚焦图像融合, 但是形态学算子对噪声较敏感, 且易丢失某些方向的细节, 融合图像边缘不够清晰。文献[8]采用光谱比较对多聚焦图像融合, 但光谱测量中易出现光谱信息丢失, 从而影响了融合效果。



a Sea 的右聚焦图像      b Sea 的左聚焦图像      c Mountain 的右聚焦图像      d Mountain 的左聚焦图像

图 4 测试对象

Fig.4 Test objects



a 文献[5]

b 文献[6]

c 文献[7]

d 文献[8]

e 文中算法

图 5 实验 1 融合结果

Fig.5 Fusion results of experiment 1



a 文献[5]

b 文献[6]

c 文献[7]

d 文献[8]

e 文中算法

图 6 实验 2 融合结果

Fig.6 Fusion results of experiment 2

实验 1 与实验 2 中在信息熵 (IE)、平均梯度 (AG)、边缘强度 (Edge)、空间结构相似性 ( $Q^{ABF}$ ) 评价值见表 3 与表 4。根据表 3 与表 4 的定量测量数据看出, 文中算法在 IE, AG, Edge,  $Q^{ABF}$  的评价数据种取得了优异了表现。说明了文中融合算法的图像边

表 3 实验 1 客观评价  
Tab.3 Objective evaluation of experiment 1

算法	IE	AG	Edge	$Q^{ABF}$	t/s
文献[5]	5.36	5.71	39.54	0.51	7.36
文献[6]	5.62	6.69	40.37	0.54	23.54
文献[7]	6.18	7.15	42.68	0.65	5.32
文献[8]	6.56	7.31	44.31	0.68	8.69
文中算法	6.84	7.54	45.66	0.71	6.14

表 4 实验 2 客观评价  
Tab.4 Objective evaluation of experiment 2

算法	IE	AG	Edge	$Q^{ABF}$	t/s
文献[5]	5.66	6.23	42.16	0.56	7.88
文献[6]	6.16	6.96	43.57	0.62	25.31
文献[7]	6.51	7.34	46.98	0.68	6.26
文献[8]	6.82	7.53	48.65	0.71	8.87
文中算法	7.15	7.85	51.34	0.76	7.26

缘、纹理细节, 信息量丰富度较好, 提高了图像质量。根据定量测算的数据也印证了对应的实验结果。同时, 在表 3, 4 中显示了不同算法消耗的时间, 文中方案在实验 1, 2 中消耗的时间分别为 6.14 s 与 7.26 s, 在 4 种对照算法中, 文中算法的耗时稍长于文献[7], 比其他算法耗时较短。主要是因为文中采用 3 种焦点测量分别计算聚焦区域, 可有效省略了非聚焦区域的计算时间, 通过不同聚焦测量权重进行加权融合, 从而减少了计算成本。文献[7]通过块划分与计算, 在一定程度上提高了效率, 但其融合性能较文中方案稍弱。其他对照算法由于需要测量聚焦于非聚焦区域, 在一定程度上花费的时间相对较多。

#### 4 结语

文中提出了一种基于聚焦度量与模糊逻辑的 MFIF 方案, 有效地提高了灰度图像融合中的景深信息。首先计算每个多聚焦图像的局部聚焦度。在聚焦度测量采用了 3 种不同的模式: 空间频率 (SF)、改进的 Laplacian 能量和 (SML) 与梯度和 (SOG)。下一步是对获取的 SF 与 SML 的形成焦点三态图, 通过焦点三态图可较好区域聚焦区域与非聚焦区域。为了消除聚焦区域中的突起, 狹窄的断裂, 薄的鸿沟与小

洞等缺陷, 引入了形态学滤波与一致性检验, 填补与修复突起与断裂。将每个图像的像素的 SF 与 SML 图以及 SOG 作为模糊化的输入。在模糊推理中, 利用定义的规则和模糊算子将输入模糊集映射到输出模糊集。输出结果作为融合权重因子。最后, 通过加权平均法来得到最终融合图像。通过实验证明了文中方案具有优异的融合性能, 在 MFIF 中取得了良好表现。得到的图像清晰度、对比度相对其他算法得到了提高, 在熵(IE)、平均梯度(AG)、边缘强度(Edge)、空间结构相似性( $Q^{\text{ABF}}$ ) 4 种定量测量指标中有一定优势。

由于所提算法在融合过程中没有考虑图像的色彩信息及其传递问题, 属于单通道信息融合技术, 使其难以用于彩色图像融合, 无法得到质量较高的融合图像。在后续研究计划中, 将研究不同的颜色空间模型, 引入颜色传递概念, 充分考虑颜色恒常性问题, 对于彩色图像的 R, G, B 三通道, 分别设计 3 个不同的融合规则, 对算法进行改善优化, 使其能够用于彩色图像融合, 提高算法的适用性。

## 参考文献:

- [1] KAUSAR N. Random Forest-based Scheme Using Feature and Decision Levels Information for Multi-focus Image Fusion[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2016, 19(1): 221—236.
- [2] 肖进胜, 饶天宇, 贾茜. 基于图切割的拉普拉斯金字塔图像融合算法[J]. 光电子激光, 2014, 25(7): 1416—1424.  
XIAO Jin-sheng, RAO Tian-yu, JIA Qian. An Image Fusion Algorithm of Laplacian Pyramid Based on Graph Cutting[J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2014, 25(7): 1416—1424.
- [3] AHMAD A, AHMAD A, KHURSHID H. Fusion of Multi-focus Images with Registration Inaccuracies[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2017, 11(3): 463—470.
- [4] 徐小军, 王友仁, 陈帅. 基于下采样分数阶小波变换的图像融合新方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(9): 2061—2069.  
XU Xiao-jun, WANG You-ren, CHEN Shuai. Novel Image Fusion Method Based on Down-sampling Fractional Wavelet Transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(9): 2061—2069.
- [5] 朱达荣, 许露, 汪方斌. 基于 FFST 与引导滤波的多聚焦图像融合算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 55(1): 1—14.  
ZHU Da-rong, XU Lu, WANG Fang-bin. Multi Focus Image Fusion Algorithm Based on FFST and Bootstrap Filter[J]. *Progress in Laser and Optoelectronics*, 2017, 55(1): 1—14.
- [6] 涂超平, 肖进胜, 杜康华. 基于各向异性热扩散方程的多聚焦图像融合算法[J]. 电子学报, 2015, 43(6): 1192—1199.  
TU Chao-ping, XIAO Jin-sheng, DU Kang-hua. Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on the Anisotropic Thermal Diffusion Equation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(6): 1192—1199.
- [7] LIU C P, LONG Y H, MAO J X. Energy-efficient Multi-focus Image Fusion Based on Neighbor Distance and Morphology[J]. *Optik-international Journal for Light and Electron Optics*, 2016, 127(23): 11354—11363.
- [8] ZHANG X L, FENG X F, LI Y C. A New Multi-focus Image Fusion Based on Spectrum Comparison[J]. *Signal Processing*, 2016, 123(10): 127—142.
- [9] RODRÍGUEZ-ZALAPA O, HUERTA-RUELAS J. CSIMFS: An Algorithm to Tune Fuzzy Logic Controllers[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2017, 33(2): 679—691.
- [10] LI S T, KWOK J T, WANG Y. Combination of Images with Diverse Focuses Using the Spatial Frequency[J]. *Information Fusion*, 2014, 3(2): 169—176.
- [11] RAHMAN M A., LIU S. Multi-focal Image Fusion Using Degree of Focus and Fuzzy Logic[J]. *Digital Signal Processing*, 2017, 60(10): 1—19.
- [12] LIU J Y, CHEN W S, HAO D. Distributed Zero- Gradient-Sum (ZGS) Consensus Optimisation over Networks With Time-varying Topologies[J]. *International Journal of Systems Science*, 2017, 48(9): 1836—1843.
- [13] LI S T, KANG X D, HU J W. Image Matting for Fusion of Multi-focus Images in Dynamic Scenes[J] *Information Fusion*, 2015, 14(2): 147—162.
- [14] 安富, 杨风暴, 牛涛. 模糊逻辑与特征差异驱动的红外偏振图像融合模型[J]. 红外技术, 2014, 36(4): 304—310.  
AN Fu, YANG Feng-bao, NIU Tao. Infrared Polarization Image Fusion Model Driven by Fuzzy Logic and Feature Difference[J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(4): 304—310.
- [15] 孙祺, 那彦, 刘波. 基于 Mamdani 型直觉模糊推理的图像融合算法[J]. 电子科技, 2014, 27(5): 193—196.  
SUN Qi, NA Yan, LIU Bo. Image Fusion Algorithm Based on Mamdani Type Intuitionistic Fuzzy Inference[J]. *Electronic technology*, 2014, 27(5): 193—196.
- [16] ZHANG X L, LI X F, FENG Y C. Image Fusion with Internal Generative Mechanism[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(5): 2382—2391.
- [17] MATTHEWS T P, WANG K. Regularized Dual Averaging Image Reconstruction for Full-wave Ultrasound Computed Tomography[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2017, 64(5): 811—825.
- [18] 岳静静, 李茂忠, 陈骥. 基于 NSCT-PCNN 的多聚焦红外图像融合[J]. 红外技术, 2017, 39(9): 798—806.  
YUE Jing-jing, LI Mao-zhong, CHEN Ji. Multi-focus Infrared Image Fusion Based on Pulse Coupled Neural Networks in a Nonsubsampled Contourlet Transform Domain[J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(9): 798—806.