

6-8-2020

## Fast Fusion Method for Multi-focus Image Based on Hierarchical Model

Lisheng Wei

*School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;*

Pinggai Zhang

*School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Fast Fusion Method for Multi-focus Image Based on Hierarchical Model

### Abstract

**Abstract:** The issue of hierarchical model for multi-focus image fusion was proposed to improve the visual effect and real-time performance. *According to the ambiguous zones of source image, the appropriate grid value was selected and the fusion model was proposed. By using fuzzy logic method and threshold segmentation, the gray variance values of the corresponding block were calculated and the hierarchical classification of sub-block was given to achieve the best fusion zones.* Based on these, the weighted mean method was proposed to smooth the discontinuity of different block marginal area. *These guaranteed the real-time performance of image fusion.* The simulation verifies the feasibility and effectiveness of the proposed theoretical results.

### Keywords

hierarchical model, multi-focus image, fast fusion, variance values

### Recommended Citation

Wei Lisheng, Zhang Pinggai. Fast Fusion Method for Multi-focus Image Based on Hierarchical Model[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(6): 1372-1379.

# 基于分层模型的图像快速融合方法研究

魏利胜, 张平改

(安徽工程大学电气工程学院, 芜湖 241000)

**摘要:** 针对多聚焦图像融合时间较长、融合效果较差的问题, 提出一种分层模型的图像融合方法。首先, 根据源图像模糊区域分布情况选取恰当的网格数以得出融合模型, 并计算源图像所对应模块的灰度方差值, 以决定区域子模块的层次划分, 从而得到最佳融合区域; 在此基础上, 利用加权平均法解决不同模块边缘区域的不连续性, 实现多聚焦图像的快速融合。最后, 仿真结果验证了所提出方法的有效性与可行性。

**关键词:** 分层模型; 多聚焦图像; 快速融合; 方差值

中图分类号: TH85+5

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 06-1372-08

## Fast Fusion Method for Multi-focus Image Based on Hierarchical Model

Wei Lisheng, Zhang Pinggai

(School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

**Abstract:** The issue of hierarchical model for multi-focus image fusion was proposed to improve the visual effect and real-time performance. According to the ambiguous zones of source image, the appropriate grid value was selected and the fusion model was proposed. By using fuzzy logic method and threshold segmentation, the gray variance values of the corresponding block were calculated and the hierarchical classification of sub-block was given to achieve the best fusion zones. Based on these, the weighted mean method was proposed to smooth the discontinuity of different block marginal area. These guaranteed the real-time performance of image fusion. The simulation verifies the feasibility and effectiveness of the proposed theoretical results.

**Keywords:** hierarchical model; multi-focus image; fast fusion; variance values

## 引言

随着科技的发展与社会的进步, 机器视觉已逐渐走进了人们的生活, 被广泛的应用于视频监控、深海探测、医疗辅助以及工业现场等领域<sup>[1-2]</sup>。然而由于镜头自身聚焦特性所限, 导致多镜头拍摄同

一场景时, 所获取到图像的局部区域会产生模糊现象, 不能满足正常的视觉要求。因此, 如何对多聚焦图像进行有效地融合具有重要的研究意义。

自机器视觉问世以来, 多聚焦图像的清晰融合已成为图像处理领域一个研究热点问题, 国内外学者对其进行了大量研究, 并取得了丰硕的成果<sup>[3-20]</sup>。杨艳春等<sup>[3]</sup>提出了将非下采样 Contourlet 变换与脉冲耦合神经网络相结合的方式, 实现医学图像的清晰融合; 沈伟华等<sup>[4]</sup>通过比较几种经典的可视化技术, 并将信息论中的互信息概念应用于其中, 以得出较好的图像融合效果; 杨达等<sup>[5]</sup>采用归一化的方法判断出结构极值点数目, 并计算出该方



收稿日期: 2015-08-03 修回日期: 2015-11-17;  
基金项目: 国家自然科学基金(61203033), 安徽省自然科学基金(1608085MF146), 安徽省高校自然科学基金重点项目(KJ2016A062);  
作者简介: 魏利胜(1978-), 男, 安徽巢湖, 博士后, 副教授, 研究方向为机器视觉、图像处理、网络控制系统等; 张平改(1990-), 男, 安徽马鞍山, 硕士生, 研究方向为图像识别与应用、嵌入式仪器仪表及系统等。

<http://www.china-simulation.com>

• 1372 •

法的具体数值大小, 实现了多聚焦图像的清晰融合; 蔡志芳等<sup>[6]</sup>利用非下采样对提取的源图像亮度分量进行分解, 并采用一定的准则方式将高频系数进行处理, 从而得到融合后图像; 彭真明等<sup>[7]</sup>先度量出图像的清晰区域与聚焦区域, 并利用稀疏表示法对度量出的清晰区域进行重建, 以达到图像融合的目的; 顾勇等<sup>[9]</sup>利用了 Directionlet 变换将源图像分解为高、低频的子图像, 并对上述的分量分别采用区域特征策略与加权平均法进行融合处理, 最后进行 Directionlet 反变换以得出融合后图像; 任风华等<sup>[11]</sup>对源图像进行 NSCT(NonSubsampled Contourlet Transform)变换得出其子带系数, 并利用 PCNN(Pulse Coupled Neural Network)对高频系数进行定性的选择, 最后经 NSCT 反变换得出融合结果; 马军红<sup>[12]</sup>提出了对待融合图像进行多小波多尺度分解, 利用加权平均算子对低频信息进行融合, 而高频信息采用方差法进行融合, 最后重构融合后图像; 汪晓波等<sup>[13]</sup>提出了一种改进的多分辨率奇异分解框架, 并将其应用于多聚焦图像融合中, 有效地改善了图像融合的视觉效果; 朱四荣等<sup>[16]</sup>利用小波变换将源图像进行了多层分解, 并对所得到的低、高频系数分别采用取均值法与边缘梯度对比法进行处理, 从而较好的保存了图像的边缘与细节信息; 范艳玲等<sup>[17]</sup>提出一种双树复小波变换方法, 分别利用改进的梯度算子与局部区域能量法融合低频信息与高频信息, 达到图像清晰融合的目的; 刘羽等<sup>[18]</sup>将自适应分块与小波变换相结合, 利用自适应尺寸分块的方法对低频系数进行融合, 再采用局部能量法融合高频系数; 黄颖等<sup>[20]</sup>利用网格对源图像进行重建, 并采用自适应的策略克服图像不连续性问题, 以完成图像的融合。

以上文献中研究人员对多聚焦图像融合进行了大量的研究, 并取得了一定的研究成果, 但融合图像的效果与其融合时间不可同时兼得, 往往出现融合效果较好而融合时间较长, 或者融合时间较快而融合效果较差的情况。为了解决上述所存在的问题, 本文在以上研究基础上, 提出了一种分层模型

的图像融合方法, 对原始图像进行分层划分以选择同一位置像素较为清晰的区域, 并利用加权平均法对其边缘进行融合, 当所计算区域的值相近时, 则对该区域进行子模块的划分, 最终得到融合后的效果图。最后, 仿真结果验证所提出方法的有效性。

## 1 图像融合原理

由于可见光成像系统自身原理的限制, 当其与某一物体聚焦范围较好时, 导致与此物体相距较大的物体聚焦效果相对较差, 故单一镜头所拍摄出来的图像, 聚焦较好的物体呈现出清晰的效果, 与该物体距离相差较大的物体都将呈现出不同程度的模糊<sup>[21-22]</sup>, 而人们往往希望一幅图像上所有目标都清晰, 因此多聚焦图像融合具有重要的研究意义。所谓的多聚焦图像融合就是将多个传感器在同一时间(或不同时间)获取的图像信息进行一定方式的综合, 将有利于肉眼分辨的图像信息选取出来, 同时剔除人眼识别较差的图像信息, 最终融合成一幅全新的清晰图像, 以满足人们的视觉效果。

通过图像高斯模糊原理可知, 当图像产生低频滤波之后, 其每个像素点的灰度值是利用周围像素点的灰度值进行加权计算得出的, 因此相比于原始图像而言, 该清晰图像整体的灰度值更为相近, 故计算出该图像的方差更小。同时由聚焦图像形成原理可知, 在图像上产生模糊会呈现出块状区域的分布, 因此可将源图像划分成若干个大小为  $n \times n$  的方块, 如图 1 所示; 然后对划分的每一个小块进行灰度值的方差计算, 从而判断出相对应区域的清晰程度, 并选取满足视觉要求的清晰像区域, 以完成原始图像的初步融合。同时, 当某一区域的方块模型与相邻模型来自不同源图像时, 为了保持融合后图像整体的连续性, 需将相邻区域的像素点采用加权平均法进行融合, 以提高图像的视觉效果。

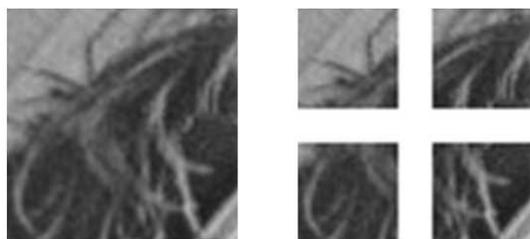
考虑到融合过程中, 可能会出现 2 张图像方差值相近的情况, 即 2 个区域同为清晰、同为模糊或者模糊区域像素情况大致相同, 为了使融合后图像更加清晰, 需要对该区域进行子模块的划分, 即将

该模块划分成 4 个大小为  $(n/2) \times (n/2)$  的子模块，如图 2 所示，然后分别对子模块进行灰度方差值的计算并比较其数值大小，将方差较大的子模块选取出来，并对图像的边缘进行加权平均融合处理，从而最终完成多聚焦图像的融合。



(a) 待分层的源图像 (b) 初步分层后效果图

图 1 源图像分块模型示意图



(a) 需处理的模块 (b) 进一步分层后效果图

图 2 分块模型划分子模块示意图

## 2 分层模型融合算法

分层模型图像融合算法可分为以下 3 个步骤，第 1 步：根据两幅待融合原始图像的模糊区域分布大小，确定对原始图像采用分层模型大小，即模型像素点的个数  $n \times n$ ；第 2 步：分别计算出原始图像所对应区域的灰度方差值并计算出其差值大小，当其差值大于  $T$  时，则选取数值较大图像区域为融合后图像信息，当其差值小于  $T$  时，则将此模块划分成大小相等的 4 个子模块，分别计算出各个子模块的灰度方差值，并选取数值较大图像区域为融合后图像信息；第 3 步：对来自 2 个不同图像的边缘进行加权平均融合，以提高图像的视觉效果，其算法的流程图如图 3 所示。

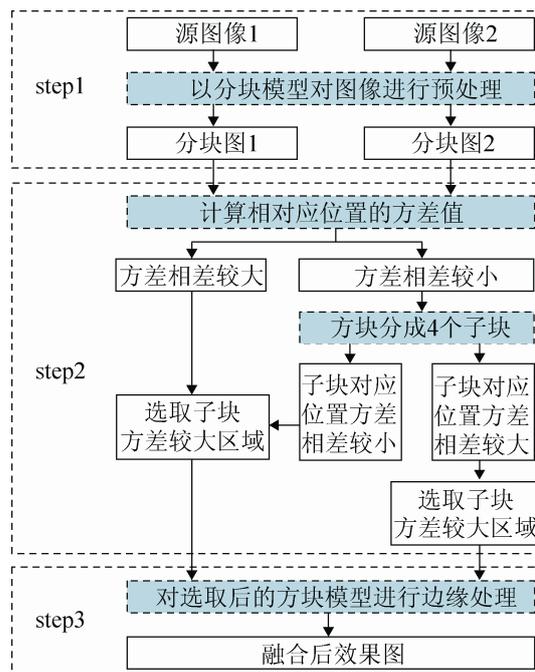


图 3 算法的流程图

### 2.1 选取分层模型的大小

在进行原始图像的融合之前，需要选取合适的模型对其进行划分。因为一个恰当的模型不仅可以减少算法的运行时间，以提高其实时性，而且可以有效地改善融合后图像视觉效果。首先，分析原始图像模糊区域的分布情况，当模糊区域分布的相对集中时，即模糊区域在原始图像的某一区域时，为了方便计算，可以将初始模型选取的相对较大，一般可以取 10~20 之间；当模糊区域分布的较为分散时，即原始图像的各个部分都存在一定的模糊区域，这时为了更加精确地融合图像，通常将初始模块选取的相对较小，一般选取为 5~9。

假设源图像的水平长度与竖直长度分别为  $M$ 、 $N$ ，而初始模型的大小为  $n \times n$ ，并利用  $ceil$  函数表示出在模型大小为  $n \times n$  下源图被划分的个数，则水平方向与竖直方向被分成的个数分别为  $a$ 、 $b$ ，具体如下所示：

$$a = ceil(M / n) \tag{1}$$

$$b = ceil(N / n) \tag{2}$$

由式(1)，(2)与原图像的大小可得水平方向与竖直方向多余的像素长度分别为  $a_0$ 、 $b_0$ ，具体如下所示：

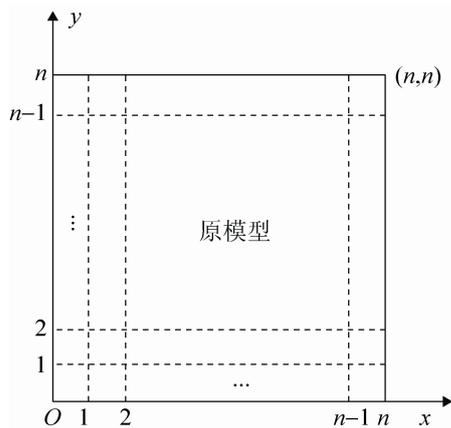
$$a_0 = M - n \times \text{ceil}(M/n) \quad (3)$$

$$b_0 = N - n \times \text{ceil}(N/n) \quad (4)$$

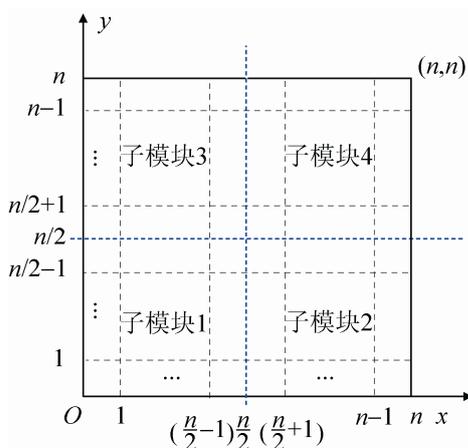
因此, 原始图像被划分成大小为  $n \times n$ 、 $n \times a_0$ 、 $n \times b_0$  与  $a_0 \times b_0$  若干个模型, 其对应的模型个数分别为  $a \times b$ ,  $b$ ,  $a$  与 1, 通过上述模型的划分以进行后续的融合步骤。

## 2.2 图像融合算法

由实验原理部分可知, 为了选取出更为清晰的图像信息, 可通过比较源图像所对应区域的灰度方差值, 将方差值较大的图像信息选取为融合后区域, 现只推导模型大小为  $n \times n$  的算法过程, 其示意图如图 4 所示, 其中图 4(a) 表示单个模型的示意图, 而图 4(b) 表示将模块分成 4 个大小相等的子模块示意图。



(a) 单个模型的灰度值方差图



(b) 子模型的灰度值方差图

图 4 模型大小  $n \times n$  的算法示意图

首先, 根据图 4(a) 计算出两张源图像所对应区域的灰度值之和分别为  $S_1$ ,  $S_2$ , 具体如下所示:

$$S_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_1(i, j) \quad (5)$$

$$S_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_2(i, j) \quad (6)$$

其中,  $f_1(i, j)$ ,  $f_2(i, j)$  分别表示源图像 1, 2 在坐标为  $(i, j)$  处的灰度值。

在模型大小  $n \times n$  时, 源图像 1, 2 所对应区域的灰度平均值分别为  $\bar{x}_1$ ,  $\bar{x}_2$ , 如下所示:

$$\bar{x}_1 = S_1 / (n \times n) \quad (7)$$

$$\bar{x}_2 = S_2 / (n \times n) \quad (8)$$

将式(5)、(6)分别带入式(7)、(8)中可得方程表达式如下所示:

$$\bar{x}_1 = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_1(i, j) \quad (9)$$

$$\bar{x}_2 = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_2(i, j) \quad (10)$$

因此, 源图像 1, 2 所对应区域的灰度方差值大小分别为  $s_1$ ,  $s_2$ , 如下所示:

$$s_1 = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (f_1(i, j) - \bar{x}_1)^2 \quad (11)$$

$$s_2 = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (f_2(i, j) - \bar{x}_2)^2 \quad (12)$$

则源图像 1, 2 所对应区域的灰度方差值之差表示式如下:

$$\Delta s = s_1 - s_2 = \frac{1}{n \times n} \left[ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (f_1(i, j) - \bar{x}_1)^2 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (f_2(i, j) - \bar{x}_2)^2 \right] \quad (13)$$

在得出对应区域的灰度方差差值之后, 需要将其与值  $T$  进行比较, 以完成清晰图像信息的判断, 而阈值  $T$  的计算为选取整幅图像灰度方差差值, 其关系式如下所示:

$$T = |s_{ave1} - s_{ave2}| = \left| \frac{1}{M \times N} \left[ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_1(i, j) - \bar{x}_{ave1})^2 - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_2(i, j) - \bar{x}_{ave2})^2 \right] \right| \quad (14)$$

其中,  $\overline{x_{ave1}}$ ,  $\overline{x_{ave2}}$  分别表示源图像 1, 2 的灰度均值,  $M$ ,  $N$  分别表示源图像的长度与宽度。

当  $|\Delta s| \geq T$  时, 可认为方差较大的源图像区域相对方差较小的源图像区域更为清晰, 故选取方差较大的源图像信息为待融合图像区域; 当  $|\Delta s| < T$  时, 所对应区域的灰度值方差相对较小, 则此时该区域的图像信息相对较为复杂, 故需要对该区域划分大小相等的 4 个子模块, 其示意图如图 4(b) 所示, 然后逐个判断出子模块的清晰程度, 具体如下:

#### 1) 第一个子模块

首先, 计算出所划分子模块相对应区域的灰度值之和分别为  $S_{11}$ ,  $S_{21}$ , 如下所示:

$$S_{11} = \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=1}^{n/2} f_1(i, j) \quad (15)$$

$$S_{21} = \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=1}^{n/2} f_2(i, j) \quad (16)$$

由上式(15)、(16)可得到所对应子模块灰度值均值分别为  $\overline{x_{11}}$ 、 $\overline{x_{21}}$ , 如下所示:

$$\overline{x_{11}} = \frac{4}{n \times n} \times S_{11} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=1}^{n/2} f_1(i, j) \quad (17)$$

$$\overline{x_{21}} = \frac{4}{n \times n} \times S_{21} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=1}^{n/2} f_2(i, j) \quad (18)$$

因此, 子模块所对应区域的灰度方差值大小分别为  $s_{11}$ 、 $s_{21}$ , 其关系表达式如下所示:

$$s_{11} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=1}^{n/2} (f_1(i, j) - \overline{x_{11}})^2 \quad (19)$$

$$s_{21} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=1}^{n/2} (f_2(i, j) - \overline{x_{21}})^2 \quad (20)$$

#### 2) 第 2 个子模块

同理可得, 第二个子模块所对应区域的灰度方差值大小分别为  $s_{12}$ 、 $s_{22}$ , 其关系表达式如下所示:

$$s_{12} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=n/2+1}^n \sum_{j=1}^{n/2} (f_1(i, j) - \overline{x_{12}})^2 \quad (19)$$

$$s_{22} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=n/2+1}^n \sum_{j=1}^{n/2} (f_2(i, j) - \overline{x_{22}})^2 \quad (20)$$

#### 3) 第 3 个子模块

第 3 个子模块所对应区域的灰度方差值大小分别为  $s_{13}$ ,  $s_{23}$ , 其关系表达式如下所示:

$$s_{13} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=n/2+1}^n (f_1(i, j) - \overline{x_{13}})^2 \quad (21)$$

$$s_{23} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=1}^{n/2} \sum_{j=n/2+1}^n (f_2(i, j) - \overline{x_{23}})^2 \quad (22)$$

#### 4) 第 4 个子模块

第 4 个子模块所对应区域的灰度方差值大小分别为  $s_{14}$ ,  $s_{24}$ , 其关系表达式如下所示:

$$s_{14} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=n/2+1}^n \sum_{j=n/2+1}^n (f_1(i, j) - \overline{x_{14}})^2 \quad (23)$$

$$s_{24} = \frac{4}{n \times n} \sum_{i=n/2+1}^n \sum_{j=n/2+1}^n (f_2(i, j) - \overline{x_{24}})^2 \quad (24)$$

通过上述的计算, 可得出各个子模块所对应区域的灰度方差值大小, 而进行子模块的划分后, 图像的计算网格数已经相对较小, 同时为了较小算法的计算量, 现只需逐个比较各个子模块所对应区域的方差值, 并选取方差较大的图像信息为融合后的清晰区域, 以达到源图像快速清晰融合的目的。

## 2.3 图像边缘融合与其评价指标

经过上述的清晰区域判断, 可以将最佳的融合图像信息选取出来。然而, 由于相邻的模块区域可能来自不同的源图像, 如果直接将其进行叠加融合处理, 则图像整体的连续性相对较差, 不利于正常的视觉要求。因此, 需要对其边缘进行一定的处理, 以增加图像的整体效果, 现采用加权平均法对来自不同图像的边缘进行融合, 其方程表达式为:

$$f(i, j) = xf_1(i, j) + yf_2(i, j) \quad (25)$$

其中,  $x$ ,  $y$  分别表示源图像 1, 2 的权值, 且满足  $x + y = 1$  的条件关系。

在图像融合时, 通常很难分辨出融合图像的好坏, 故需要通过一定的数据进行结果的对比, 以说明该图像融合算法的优劣。现参考了文献[23]的列举出的图像融合评价指标, 并选取了标准差( $std$ )、均方根误差( $RMSE$ )、信噪比( $SRN$ )与平均梯度( $\bar{G}$ )作为本文的融合评价指标, 其中标准差( $std$ )反映了灰度相对于灰度均值的离散程度, 当标准差越大, 融合图像灰度级分布越分散, 故图像融合的效果越好; 均方根误差( $RMSE$ )反映图像融合的质量

量, 当  $RMSE$  越小时, 图像融合的质量越好; 信噪比 ( $SRN$ ) 反映图像的整体融合效果, 当信噪比越大时, 图像融合效果越好; 平均梯度 ( $\bar{G}$ ) 反映图像对微小细节反差能力, 故可用于来衡量图像的清晰度, 当  $\bar{G}$  越大时, 图像层次感越好, 图像更为清晰, 上述融合评价指标的计算公式如式(26)~(29)所示。同时还计算出不同算法的融合时间 ( $t$ ), 从而进一步说明所提出算法的优越性。

$$std = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (F(i, j) - u)^2}{mn}} \quad (26)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (R(i, j) - F(i, j))^2} \quad (27)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (F(i, j))^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (R(i, j) - F(i, j))^2} \quad (28)$$

$$\bar{G} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{[F(i, j) - F(i+1, j)]^2 + [F(i, j) - F(i, j+1)]^2} \quad (29)$$

其中,  $F(i, j)$  表示融合后图像的灰度值,  $u$  表示融合后图像的灰度均值,  $R(i, j)$  表示源图像的灰度值。

### 3 仿真实验

为了验证所提出算法的可行性, 现取两组不同

场景的待融合多聚焦图像进行仿真验证。仿真平台为 Window 7 操作系统, CPU 为 3.3 GHZ, 内存 2 G, 编程环境 Matlab 7.1, 待融合的聚焦图像如图 5 所示。

其中图 5(a) 为互联网所下载的 Lena 图像 (像素大小为  $512 \times 512$ ), 而图 5(d) 为自己取景的图像 (像素大小为  $768 \times 768$ ), 为了得到一组多聚焦图像, 现利用 Photoshop 软件对上述两幅图像的左右两边分别进行高斯模糊处理, 得到如图 5 所示多聚焦源图像; 现对上述 2 组图像分别采用网格大小为  $10 \times 10$ ,  $12 \times 12$  融合模型进行预处理, 并利用所提出分层模型图像融合算法对上述两组原始图像进行融合仿真, 同时将其与文献[10]算法、文献[12]算法进行对比, 可得到图 6 与图 7。

从融合效果对比图中可以看出, 所提出的融合算法能够有效地对多聚焦图像进行融合, 改善了图像的融合效果, 提高了图像的清晰度。从图 6(b) 与图 7(b) 可以看出, 通过文献[10]融合算法得到的融合图像, 其图像整体相对模糊, 不利于视觉观看效果; 同样从图 6(c) 与图 7(c) 可以看出, 通过文献[12]融合算法得到的融合图像, 其图像颜色失真较为严重, 同时局部区域依然产生了模糊现象; 而从图 6(d) 与图 7(d) 中可以看出, 所提出的融合算法有效避免了融合后图像视觉效果不佳问题, 提高了图像的整体连续性, 改善了图像的视觉效果。



(a) 原始图像 1



(b) 原始图像 1 左边模糊



(c) 原始图像 1 右边模糊



(d) 原始图像 2



(e) 原始图像 2 左边模糊



(f) 原始图像 2 右边模糊

图 5 待融合的原图像



图 6 原始图像 1 融合效果对比图

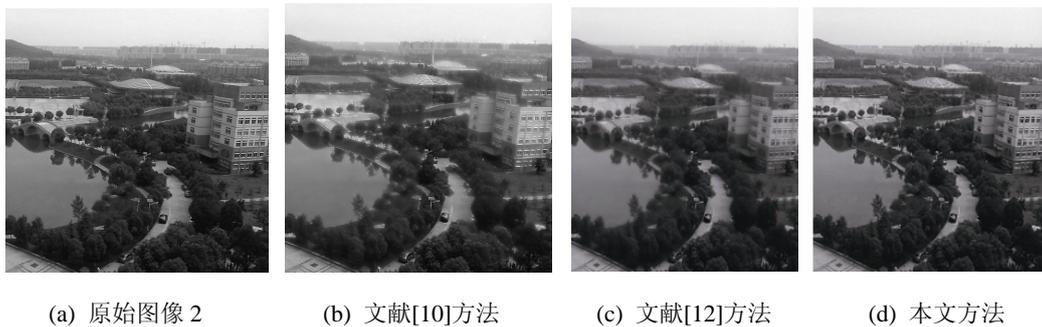


图 7 原始图像 2 融合效果对比图

为了进一步说明分层模型融合算法的有效性,选取了标准差( $std$ )、均方根误差( $RMSE$ )、信噪比( $SNR$ )与平均梯度( $\bar{G}$ )作为本文的融合评价指标,同时计算出不同算法的融合时间( $t$ ),以进行数据的对比,从而有效地说明所提出算法的优越性,具体数据如表 1 所示。

从表 1 中可以得出,相比于文献[10, 12]的融

合算法,所提出算法计算出的标准差、信噪比与平均梯度参数更大,从而反映图像的融合效果更好,而  $RMSE$  计算出的数值更小,反映了图像融合的质量更好;与此同时,在算法的融合时间上,所提出算法融合的时间更少,图像的融合的速度更快,从而达到图像快速融合的目的。

表 1 融合算法的评价指标对比表

方法	融合评价指标					
	标准差	RMSE	信噪比	平均梯度	融合时间(s)	
源图像 1	文献[10]	42.69	10.13	53.52	0.021	3.10
	文献[12]	43.93	5.58	64.81	0.019	2.95
	本文方法	45.63	0.89	101.55	0.028	0.048
源图像 2	文献[10]	68.98	9.61	51.63	0.016	12.54
	文献[12]	69.06	5.54	62.07	0.015	8.46
	本文方法	69.96	0.78	101.29	0.021	0.13

## 4 结论

由于镜头成像原理所限,导致拍摄出来图像会产生局部区域的模糊,从而在一定程度上影响了人们的视觉效果。为了消除所产生的模糊现象,提高

图像的清晰度,现采用了一种分层模型的图像融合算法,先对图像进行模块的划分,并对所划分区域进行清晰度的判断,当其计算出的值相近时,再对该区域进行子模块的划分,重复上述的算法过程,以得出较为清晰的图像信息。最后,利用加权平均

法对模块边缘进行有效地融合, 提高图像的视觉效果, 从而完成多聚焦图像的精确快速融合。

### 参考文献:

- [1] Malamas E N, Petrakis E G M, Zervakis M, et al. A survey on industrial vision systems, applications and tools [J]. *Image and Vision Computing (S0262-8856)*, 2003, 21(2): 171-188.
- [2] Lucchi A, Smith K, Achanta R, et al. Supervoxel-based segmentation of mitochondria in EM image stacks with learned shape features [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging (S0278-0062)*, 2012, 31(2): 474-486.
- [3] 杨艳春, 王晓明, 党建武. 基于 NSCT 与区域点火 PCNN 的医学图像融合方法 [J]. *系统仿真学报*, 2014, 26(2): 274-278. (Yang Y C, Wang X M, Dang J W. Medical Image Fusion Method Based on NSCT and Regional Fire PCNN [J]. *Journal of System Simulation (S1004-731X)*, 2014, 26(2): 274-278.)
- [4] 沈伟华, 王盛波, 潘志庚. 基于互信息和图像融合的二维流场可视化 [J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(8): 1796-1800. (Shen W H, Wang S B, Pan Z G. New 2D Flow Visualization Method Based on Mutual Information and Image Fusion [J]. *Journal of System Simulation (S1004-731X)*, 2015, 27(8): 1796-1800.)
- [5] 杨达, 王孝通, 徐冠雷, 等. 利用局部极值点特性的多聚焦图像快速融合 [J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(1): 11-19.
- [6] 蔡志芳, 孙巍. 基于 Contourlet 变换多聚焦图像融合方法 [J]. *数据采集与处理*, 2013, 28(6): 755-760.
- [7] 彭真明, 景亮, 何艳敏, 等. 基于多尺度稀疏字典的多聚焦图像超分辨融合 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(1): 169-176.
- [8] 高强, 阳武, 李倩. 基于空间信息的 DBN 图像分类快速训练模型 [J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(3): 549-558. (Gao Q, Yang W, Li Q. Fast Training Model for Image Classification Based on Spatial Information of Deep Belief Network [J]. *Journal of System Simulation (S1004-731X)*, 2015, 27(3): 549-558.)
- [9] 顾勇, 吕英丽, 张晓峰. 基于 Directionlet 变换的多聚焦图像融合 [J]. *电视技术*, 2013, 37(11): 51-53.
- [10] 陈浩, 王延杰. 基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合算法研究 [J]. *激光与红外*, 2009, 39(4): 439-442.
- [11] 任风华, 符强, 纪元法. 基于 NSCT 与自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法 [J]. *计算机测量与控制*, 2013, 21(8): 2206-2237.
- [12] 马军红. 基于多小波变换的区域方差图像融合方法 [J]. *光电子技术*, 2012, 32(2): 99-104.
- [13] 汪晓波, 刘斌. 基于多分辨奇异值分解的多聚焦图像融合 [J]. *量子电子学报*, 2014, 31(3): 257-263.
- [14] Li H, Chai Y, Li Z. Multi-focus image fusion based on nonsub-sampled contourlet transform and focused regions detection [J]. *International Journal for Light and Electron Optics (S0030-4026)*, 2013, 124(1): 40-51.
- [15] 李佳, 盛业华, 张卡. 基于未标定普通相机的全景图像拼接方法 [J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(9): 2070-2074. (Li J, Sheng Y H, Zhang K. Panoramic Stitching Method Based on Uncalibrated Ordinary Camera [J]. *Journal of System Simulation (S1004-731X)*, 2013, 25(9): 2070-2074.)
- [16] 朱四荣, 王迎春. 基于多小波变换的多聚焦图像融合 [J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(6): 169-171.
- [17] 范艳玲, 杨明. 基于双树复小波变换的多聚焦图像融合 [J]. *核电子学与探测技术*, 2014, 34(2): 204-207.
- [18] 刘羽, 汪增福. 结合小波变换和自适应分块的多聚焦图像快速融合 [J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(11): 1435-1444.
- [19] 李积英, 党建武. 基于量子蚁群算法的图像分割 [J]. *系统仿真学报*, 2014, 26(4): 926-930. (Li J Y, Dang J W. Image Segmentation Based on Quantum Ant Colony Algorithm [J]. *Journal of System Simulation (S1004-731X)*, 2014, 26(4): 926-930.)
- [20] 黄颖, 解梅, 李伟生, 等. 使用代数多重网格进行多聚焦图像融合 [J]. *电子科技大学学报*, 2015, 44(2): 272-277.
- [21] Seales W B, Dutta S. Everywhere-in-focus image fusion using controllable cameras [J]. *Proceeding of SPIE (S0277-786X)*, 1996, 29(5): 227-234.
- [22] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for digital camera application [J]. *Proceeding of IEEE (S1077-2618)*, 1999, 87(8): 1315-1326.
- [23] 高超. 图像融合评价方法的研究 [J]. *电子测试*, 2011, 7: 30-33.