

# 基于二维经验模式分解的医学图像融合方法<sup>①</sup>

陈 珊<sup>1</sup>, 郑 琴<sup>1</sup>, 秦绪佳<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023)

<sup>2</sup>(浙江省可视媒体智能处理技术研究重点实验室, 杭州 310023)

**摘 要:** 基于多尺度多分辨率的图像融合是医学图像融合的重要方法, 二维经验模式分解(BEMD)方法是一种新的多尺度多分辨率图像分解方法. 本文提出了一种基于 BEMD 的医学图像融合方法. 首先将待融合的两幅图像进行 BEMD 分解, 获得多个 BIMF 分量和一个剩余分量; 然后针对 BIMF 分量和剩余分量采用不同的融合规则进行图像融合; 最后对融合后的各分量进行 BEMD 逆变换, 得到最终的融合结果. 实验结果表明, 本文方法可得到较好的融合效果, 融合图像清晰, 含有的更多信息.

**关键词:** 医学图像; 图像融合; 二维经验模式分解(BEMD)

## Medical Images Fusion Algorithm Based on BEMD

CHEN Shan<sup>1</sup>, ZHENG Qin<sup>1</sup>, QIN Xu-Jia<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China)

<sup>2</sup>(Key Laboratory of Visual Media Intelligent Processing Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310032, China)

**Abstract:** Multi-scale and multi-resolution based image fusion is an important fusion method for medical images. The bidimensional empirical mode decomposition (BEMD) method is a new image multi-resolution decomposition approach. A medical image fusion algorithm based on BEMD is presented. Firstly, the two images to be fused are decomposed into multiple BIMFs components and a residual component by BEMD decomposition. Then, according to the BIMFs and residual components, use different fusion rules for image fusion. Finally, inverse transform each fused component of BEMD, the final fusion result is attained. The experimental results show that better fusion result can be attained by using the method, the fused image is clearer and more information is contained.

**Keywords:** medical image; image fusion; bidimensional empirical mode decomposition (BEMD)

在医学图像获取中, 不同的医学成像设备所得到的图像、同一个医学成像设备在不同时间内获取的图像之间存在不同. 医学图像融合<sup>[1]</sup>就是运用一种合适的算法, 将每幅不同的图像间的优点和信息进行有机结合, 在最后输出的融合图像中获得有用信息更多的新图像, 为临床医学诊断提供各种多模态的图像信息, 因此被广泛采用. 医学图像融合运用了广泛的数字图像处理技术, 包括包括将医学图像数字化、去除噪声、恢复图像失真、增强图像对比度、自动分割目标、断层图像的三维重建、定量分析等处理手段<sup>[2]</sup>.

近 20 年来, 医学图像融合技术成为当代医学图像

领域的前沿课题, 对医学影像技术的进步发挥深远的影响. 众多的医学图像融合方法被提出, 例如, Burt 提出了 Laplacian 金字塔法<sup>[3]</sup>、Akennan 提出了 Gaussian 金字塔分解法<sup>[4]</sup>、Toet 提出的低通比率金字塔法<sup>[5]</sup>以及多分辨率形态滤波法和小波变换法<sup>[6-10]</sup>等. 在经过长期的实践经验证实, 基于多尺度多分辨率的图像融合方法相比其他图像融合方法能获得较好的融合结果. 而二维经验模式分解(BEMD)方法<sup>[11-13]</sup>作为一种全新的针对多尺度多分辨率图像的分解方法, 又具有其它多尺度多分辨率方法无法比拟的优势.

我们分析了经验模式分解应用于医学图像融合的

① 收稿时间:2013-10-13;收到修改稿时间:2013-11-28

特性,在此基础上提出了一种基于 BEMD 的图像融合算法. 基于医学图像本身的显示特性、在融合结果中所起的作用和 BEMD 的特性,对基于 BEMD 的医学图像融合中的融合规则进行了研究. 首先,这种方法对待融合的图像进行 BEMD 多分辨率分解,从而得到一组图像,这组图像表示具有尺度不同、分辨率不同等特性,因此必须对不同的图像采用不同的融合规则. 其次,这样的融合方法能够充分利用图像的全局和局部信息、空间与灰度信息,融合效果比运用单一融合规则的融合效果好. 接下来,本文第 2 节简要介绍 BEMD 的原理与方法,第 3 节论述基于 BEMD 的医学图像融合方法,根据分解得到的不同分量,采用不同的融合规则和策略,第 4 节给出提出方法的实验结果与性能分析,最后对全文进行总结.

### 1 图像二维经验模式分解方法

二维经验模式分解(BEMD)是将法二维信号分解为一系列不同尺度特征的二维固有模式函数(Bidimensional Intrinsic Mode Function, BIMF)和表示信号总体趋势的剩余分量(residue). 其中每个二维固有模式函数满足: (1)在任一时间处,由局部极大值确定的上包络和局部极小值确定的下包络的均值为 0; (2)固有模式函数相互间是局部正交的. 以图像信号为例,二维 EMD 分解得到的模式分量 BIMF 是从尺度最小到最大进行逐步分解的过程,先提取出图像的高频细节边缘信息,然后再逐步筛选出图像的低频平滑区域,经过筛选,包含不同的尺度曲面信息能够最大限度地提取出来,剩余分量是逐次剥离细节之后的基本结构.

对于一幅图像大小为  $M \times N$  图像信号  $f(x, y)$ ,  $x = 1, \dots, M; y = 1, \dots, N$ , 二维 EMD 的过程如下:

(1)初始化,令带分解的图像信号为:

$$r_0(x, y) = f(x, y), j = 1$$

(2)筛选抽取第  $j$  个 BIMF 分量,筛选步骤如下:

(a)内部初始化:  $h_0(x, y) = r_{j-1}(x, y), k = 1$

(b)计算  $h_{k-1}(x, y)$  中的所有局部极大值和局部极小值点;

(c)由所有局部极大值点和局部极小值点构造  $h_{k-1}(x, y)$  的极大值包络曲面和极大值包络曲面  $u_{\max}(x, y), u_{\min}(x, y)$

(d)由下式计算出上下包络曲面的均值曲面:

$$m(x, y) = [u_{\max}(x, y) + u_{\min}(x, y)] / 2 \quad (1)$$

(e)从  $h_{k-1}(x, y)$  中减去均值曲面  $m(x, y)$  得到:

$$n_k(x, y) = h_{k-1}(x, y) - m(x, y) \quad (2)$$

(f)按下式计算迭代终止条件 SD 参数:

$$SD = \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y \frac{[I_{k-1}(x, y) - I_k(x, y)]^2}{I_{k-1}^2(x, y)} \quad (3)$$

若满足  $SD < \varepsilon$  终止条件,一般取  $\varepsilon = 0.02$ , 则有:  $c_j(x, y) = n_k(x, y)$ , 迭代终止; 否则令  $k = k + 1$

转到(b)步.

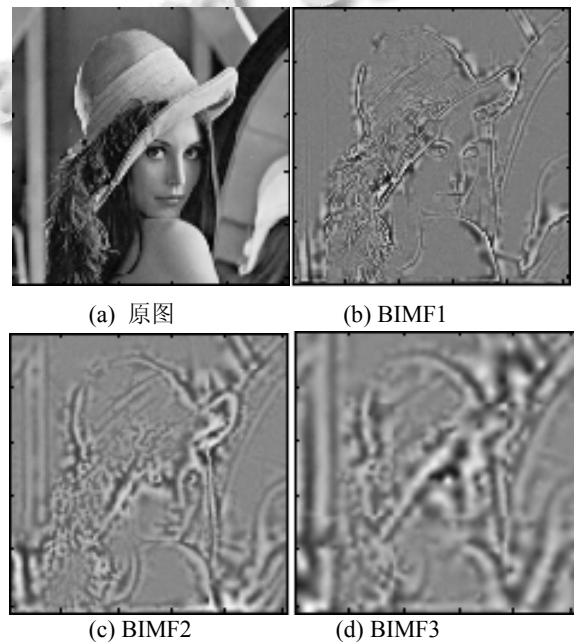
(3)计算剩余分量  $r_j(x, y) = r_{j-1}(x, y) - c_j(x, y)$  若  $r_j$  中仍有不少于 3 个极值点或者分解所得的固有模式函数数目未达到要求,将  $r_j(x, y)$  看作新的数据,转到(2),  $j = j + 1$ .

(4)最终得到图像的二维 EMD 分解结果是:

$$f(x, y) = \sum_{j=1}^n c_j(x, y) + r_n(x, y) \quad (4)$$

式中,  $c_j(x, y)$  是分解得到的第  $j$  个 BIMF 分量,  $n$  为分解的 BIMF 分量个数;  $r_n(x, y)$  为最终的剩余分量.

图 1 为 Lena 图的二维 EMD 分解,图 1(a) 为待分解原图像,图 1(b)~(g)为图 Lena 分解出的 6 个固有模式函数,图 1(h)为剩余分量.



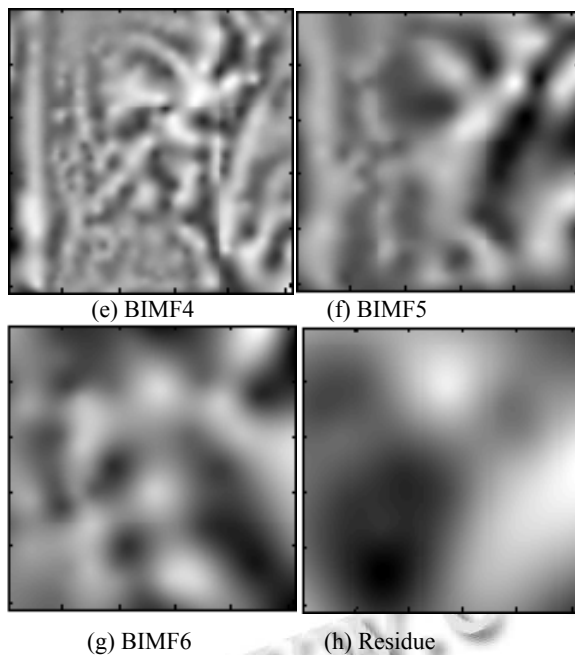


图1 Lena图像BEMD分解的BIMF分量用Residue

## 2 基于BEMD的图像融合算法

待融合图像经过二维经验模式分解, 图像被分解为一系列二维内蕴模式函数(BIMF)和一个剩余分量(residue), 其中图像的各个特征分量由各个二维内蕴模式函数 BIMF 代表, 图像的整体趋势由剩余分量 residue 代表. 二维经验模式分解也是图像的一种多分辨率的分解算法. 针对不同模态的两幅图像, 经过二维经验模式分解得到的内蕴模式函数和剩余分量也各不相同, 针对这一情况, 我们需要采用不同的融合规则分别对两幅图像进行融合处理并计算.

### 2 基于BEMD的图像融合算法

#### 2.1 融合算法处理过程

基于二维经验模式分解的图像融合算法的基本思想是运用二维经验模式分解方法对每一幅待融合的源图像分别进行分解, 得到它们各自的 BIMFs 和 residue, 不同图像的 BIMFs 和 residue 所处的频率各不相同, 然后将各个频率段的 BIMFs 和 residue 作为输入, 根据每个频率段特定的融合规则, 构造出新的 BIMFs 和 residue, 最后对其进行二维经验模式分解重构便得到融合图像, 图 2 展示了基于 BEMD 分解的图像融合的框架. 具体融合算法步骤如下:

(1)图像分解: 对待融合的两幅源图像分别进行 BEMD 分解, 得到各自的 BIMFs 和 residue.

(2)融合处理: 对两幅图像由 BEMD 分解得到的

各个频段的 BIMFs 和 residue 采用不同的融合规则进行融合, 得到融合后的 BIMFs 和 residue.

(3)图像重建: 最后通过对融合处理后的各 BIMFs 和 residue 进行逆 BEMD 变换便可得到融合后的图像.

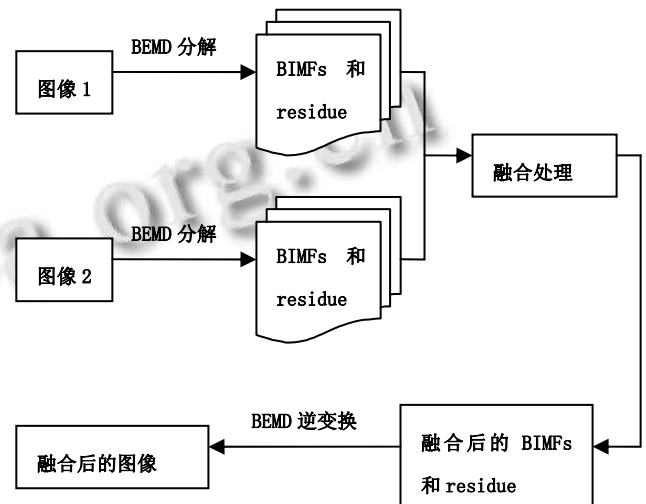


图2 基于 BEMD 的图像融合框架

#### 2.2 融合规则的选择

在待融合的图像经过 BEMD 分解之后, 算法的重点是选择合适的融合规则, 融合规则选择得合适与否直接关系到融合图像质量的好坏. 对于多分辨率多分解的图像, 目前还不存在一种通用的融合规则可以不加修改应用到各种图像的融合, 在实际应用中, 我们通常是根据不同待融合图像某些与众不同的性质来选择与之相适应的融合规则, 在本文中, 我们是通过经过二维经验模式分解得到的不同的 BIMFs 和 residue, 根据它们性质的差异来选择融合规则.

##### (1) BIMFs 的融合

图像经 BEMD 分解得到的一系列不同频率的 BIMFs, BIMFs 的频率呈现由高到低的排列顺序, BIMFs 主要描述了图像的细节和边缘信息. 针对 BIMFs 的融合, 我们采用基于窗口区域的能量融合规则, 因为基于窗口区域能量的融合规则恰好能够很完整地表征图像的细节和边缘信息. 在该融合规则中, 图像的局部特征用图像中一个小窗口区域(如  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ )中的像素的能量表示, 然后采用两幅待融合图

像上对应像素点在这个窗口区域的能量特征来指导融合, 融合算法的具体处理过程如下:

首先设定一个窗口区域  $\omega$ , 计算两图像对应 BIMF 对应点的窗口区域能量. 由于像素自身和像素所在的邻域共同决定一个像素所在区域的特征, 而且区域中不同的像素对于区域特征的贡献是不同的, 通常处于区域中心的像素对区域特征的贡献最大, 距离中心越远, 贡献越小, 因此我们选择加权区域如下:

$$\omega = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

该加权区域作为窗口区域. 则待融合图像 A 和 B 的第  $i$  个 BIMF 分量的窗口区域能量的采用下式分别进行计算:

$$\begin{cases} E_i^A(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N \omega(m, n) \cdot [BIMF_i^A(x+m, y+n)]^2 \\ E_i^B(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N \omega(m, n) \cdot [BIMF_i^B(x+m, y+n)]^2 \end{cases} \quad (5)$$

然后, 由窗口区域能量计算相应窗口区域中像素的匹配度:

$$M_i^{A-B}(x, y) = \frac{2 \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N \omega(m, n) \cdot BIMF_i^A(x+m, y+n) \cdot BIMF_i^B(x+m, y+n)}{E_i^A(x, y) + E_i^B(x, y)} \quad (6)$$

两幅图像的BIMF进行融合时, 先设定一阈值  $\alpha$ , 并根据  $M_i^{A-B}(x, y)$  与  $\alpha$  的大小关系作为融合系数的选择依据, 当  $M_i^{A-B}(x, y) > \alpha$  时, 表示两待融合图像对应的BIMF分量图像具有较大的匹配度. 我们定义下式计算融合后的BIMF分量图像:

$$BIMF_i^F(x, y) = \lambda_i^A(x, y) \cdot BIMF_i^A + \lambda_i^B(x, y) \cdot BIMF_i^B \quad (7)$$

其中:

$$\lambda_i^A(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left( \frac{1 - M_i^{A-B}}{1 - \alpha} \right), & \text{如果 } E_i^A(x, y) < E_i^B(x, y) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left( \frac{1 - M_i^{A-B}}{1 - \alpha} \right), & \text{如果 } E_i^A(x, y) \geq E_i^B(x, y) \end{cases}$$

$$\lambda_i^B(x, y) = 1 - \lambda_i^A(x, y)$$

(8)

当  $M_i^{A-B}(x, y) < \alpha$  时, 表示待融合两图像对应的 BIMF 分量图像具有较小的匹配度, 则定义下式计算融合后的BIMF分量图像:

$$BIMF_i^F(x, y) = \begin{cases} BIMF_i^A(x, y), & \text{if } E_i^A(x, y) \geq E_i^B(x, y) \\ BIMF_i^B(x, y), & \text{if } E_i^A(x, y) < E_i^B(x, y) \end{cases} \quad (9)$$

## (2)Residue的融合

图像经BEMD分解后得到的residue分量是图像的低频分量, 是原图像的整体趋势描述, 表达了原图像中的大部分的能量, 对residue采用直接相加的融合规则将两幅待融合图像的整体趋势都传达到融合结果中. 其计算公式如下:

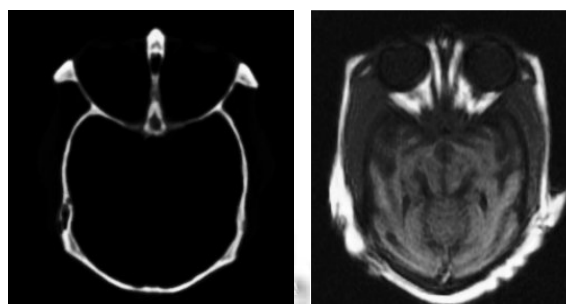
$$residue^F = residue^A + residue^B \quad (10)$$

其中  $residue^F, residue^A, residue^B$  分别为待融合图像 A, B 和融合后图像 F 的残余项.

## 3 实验结果及分析

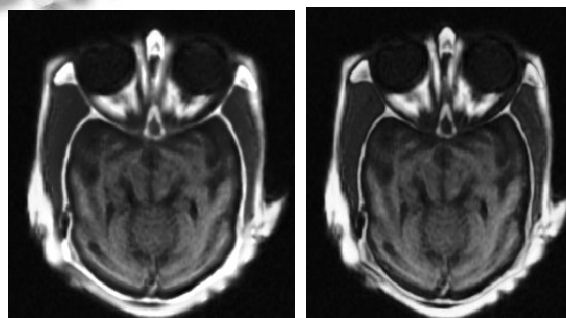
本文中的实验是在PC机(CPU 2.80GHz, 内存2.00GB)上实现, 编程工具采用Matlab7.0, 进行如下两组实验.

实验一的待融合图像选自www.imagefusion.org的图像库, 为一组头颅CT图像(如图3(a)所示)和头颅MRI图像(如图3(b)所示), 并已经配准好, 采用本文提出的方法进行融合, 并与其它主要的融合方法进行比较, 不同融合方法所得的融合结果如图3(c)-(f)所示.



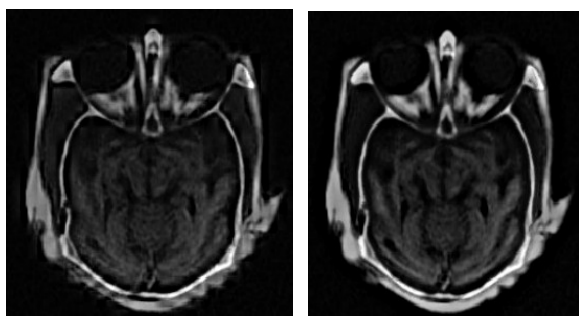
(a)CT 图像

(b)MRI 图像



(c) 本文方法

(d)像素灰度值加权的融合方法



(e)基于小波变换变换 (f)基于拉普拉斯金字塔变换

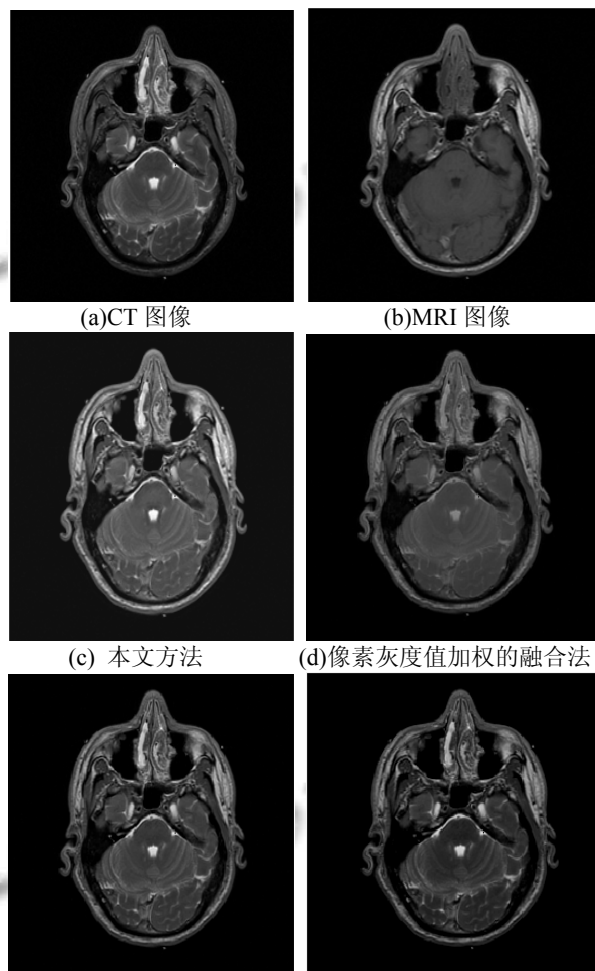
图 3 各种融合方法的融合结果

从实验结果可以看出,与基于空域的融合算法(图3(d))和基于变换域的融合算法(图3(e)和(f))相比,本文提出的基于BEMD的医学图像融合算法能够得更好的效果,融合后图像在清晰度和亮度方面得到了明显提高,而且能够表达的有用信息更加丰富.我们使用均值、标准偏差、熵和梯度四个客观量测指标对图3中四种不同方法融合得到的融合图像的质量进行了评价,表1表示客观评测测量值.表中均值代表图像的亮度信息,标准偏差代表图像的灰度级分布情况,熵表明图像所含信息的多少,图像梯度的大小代表图像的清晰程度.评价结果对比如表1所示.从表中的数据可以看出,本文提出的算法得到的融合图像的均值、标准偏差、熵、梯度相比其他三种方法都是最大的,表明了基于BEMD的医学图像融合方法得到图像的亮度信息最大,灰度级分布最分散,辨识度最高,图像含有的信息最多,图像也最清晰.

表 1 各种融合算法的客观评价结果

	均值	标准偏差	熵	梯度
本文方法	61.7722	66.2835	6.8264	7.2065
像素灰度值加权法	56.0011	60.5839	6.7533	7.0452
基于拉普拉斯金字塔变换法	34.9538	50.4082	6.1459	6.8774
基于小波变换法	31.5206	40.9783	6.1972	6.5453

实验二的待融合图像选自Visible Human Project中的图像,为一组的MRI T1加权图像(如图4(a)所示)和MRI T2加权图像(如图4(b)所示),并已经过配准处理.不同融合方法所得的融合结果如图4(c)-(f)所示.从融合结果可以看出,本文融合算法可以获得很好的融合效果.

(e)基于小波变换变换 (f)基于拉普拉斯金字塔变换  
图 4 各种融合算法的融合结果

#### 4 结语

医学图像融合是将两幅或者是两幅以上来自不同的医学成像设备或者是同一成像设备不同时刻获取的医学图像,采用某种合适的算法,把每个医学图像的优点或者是互补信息进行有机集合,以使在融合图像中获得信息量更加丰富的新图像技术.本文提出了一种基于的BEMD医学图像融合方法,方法首先将待融合的两幅图像进行BEMD分解,获得多个BIMF分量和一个剩余分量;针对BIMF分量和剩余分量采用不同

的融合规则进行图像融合,最后对融合后的各分量进行BEMD逆变换,得到最终的融合结果.本文方法相比其他图像融合算法得到的融合结果,融合图像具有最大的亮度信息,图像的灰度级分布分散,因此图像最容易辨识,图像含有的信息最多,图像也更加清晰.

### 参考文献

- 1 Castleman KR. Digital Image Processing. Prentice Hall, 1999.
- 2 阮春,李月卿.医学图像融合技术及其应用研究概况.医学影像学杂志,2001,11(6):408-410.
- 3 Burt PJ, Adelson E. The laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Trans. on Communications, 1983, 31 (4): 532-540.
- 4 Aderman A. Pyramid technique for multisensor fusion. SPIE Sensor Fusion, 1992, 1828: 124-131
- 5 Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid. Pattern Recognition Letters, 1989, 9(4): 245-253.
- 6 David Y. Image merging and data fusion by means of the discrete 2-D wavelet transform. Journal of Optical Society of America, 1995, 12(9): 1834-1841.
- 7 Li H, Manjunath BS, Mitra SK. Multisensor image fusion using the wavelet transform. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245.
- 8 Jiang X, Zhou L, Gao Z. Multispectral Image Fusion Using Wavelet Transform. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(8): 105-108.
- 9 Yu L, Zu D, Wang W, et al. Multi-modality medical image fusion based on wavelet analysis and quality evaluation. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2001, 12(1): 42-48.
- 10 Shi W, Zhu C, Tian Y, et al. Wavelet-based image fusion and quality assessment. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2005, 7(2): 241-251
- 11 Liu Z, Wang H, Peng S. Texture classification through directional empirical mode decomposition. Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition(ICPR), 2004. 803-806.
- 12 徐冠雷,王孝通,徐晓刚等.基于限邻域 EMD 的图像增强.电子学报,2006,34(9):1635-1639.
- 13 张美玉,秦绪佳,刘世双等.基于 EMD 的四边域曲面光顺算法.中国图象图形学报,2009,14(5):984-990.