

# 基于小波变换和互信息的医学图像配准

刘 丽 苏 敏

(四川大学电气信息学院, 成都 610065)

**摘 要** 为提高医学图像配准效果, 提出了一种基于小波变换和互信息的配准方法。该方法首先通过小波变换将图像分层, 并用小波分解的近似分量从最顶层开始搜索, 同时以添加边界约束条件的下降单纯形法为搜索策略, 而以搜索结果作为下一层搜索的粗略位置; 然后逐层细化, 以实现由粗到细的搜索过程; 同时, 针对不同的分解层采用不同的配准方法, 即下层引入结合空间信息的区域互信息(RMI)为相似性测度, 而上层采用PV插值法, 以避免陷入局部极值。最后将此法应用于加噪MR图像单模配准、PET图像单模配准和MR-PET图像多模配准的。实验结果表明, 该方法可以得到精确、有效的配准结果。与传统方法相比, 该方法不仅配准精度高、抗噪性能好, 而且计算效率高。

**关键词** 医学图像配准 小波变换 互信息 多分辨率

中图法分类号: TP391-41, R445-39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)06-1171-06

## Medical Image Registration Based on Wavelet Transformation and Mutual Information

LIU Li, SU Min

(School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065)

**Abstract** To improve the performance of medical image registration technology, a new method based on wavelet transformation and mutual information is proposed in this paper. Decomposed wavelet sub-bands of the original images are obtained using the wavelet transform. Coarse-to-fine multi-resolution search approaches have been performed. Registration at higher levels can be performed with the result at the previous level serving as the initial condition. Down simplex method with limited boundary is used as optimization strategy. Besides, different methods are used at different levels. Regional mutual information (RMI) which takes geometry into account is used as similarity measure at low levels and PV interpolation is applied at high level in order to prevent the optimizing process from being trapped into local maximums. The algorithm has been applied on noisy MR mono-modality, PET mono-modality and MR-PET multimodality medical image registration. The results show that the algorithm performs fairly well. Compared with the traditional algorithms, the algorithm has some advantages such as higher precision and better anti-noisy performance as well as higher computation efficiency.

**Keywords** medical image registration, wavelet transformation, mutual information, multi-resolution

## 1 引 言

医学影像学的发展为临床诊断和治疗提供了有效的辅助手段。目前, 医学成像模式可分为解剖成像和功能成像, 前者主要描述人体的形态信息, 后

者主要描述人体的代谢信息。基于各种原因, 临床上通常要将同一病人的多种模式成像结果结合起来进行分析, 以提高医学诊断和治疗的水平。这就需要不同模态的图像进行融合, 而融合则首先要解决这几幅图像的严格对齐问题, 即配准问题。医学图像配准, 即通过寻找一种空间变换, 使两幅图像的

对应点达到空间位置和解剖位置的完全一致,配准的结果应使两幅图像上所有解剖点、或至少是所有具有诊断意义上的点都达到匹配<sup>[1]</sup>。

近年来,最大互信息配准法受到了越来越多的学者的关注,由于其不需要对不同程序模式下的图像灰度间的关系做任何假设,也不需要图像进行分割或任何预处理,因此它在医学图像配准领域得到了普遍重视和广泛应用。但基于互信息的配准方法仍存在问题,如计算速度慢、配准过程时间长,并且存在一定程度的误配现象。为提高基于互信息配准方法的配准速度,本文提出利用小波变换的多分辨率特性来实现由粗到细的搜索算法,并采用改进的互信息作为相似性测度。实验结果表明,本文提出的算法可得到有效、精确的配准结果。

## 2 基于互信息的图像配准

### 2.1 互信息理论

#### 2.1.1 互信息

互信息 (mutual information, MI) 是信息理论中的一个基本概念,通常用于描述两个系统间的统计相关性,它可以用熵来描述。熵所表达的是一个系统的复杂性或者是不确定性。系统  $A$  的熵定义为

$$H(A) = - \sum_a p_A(a) \log p_A(a) \quad (1)$$

两个系统的联合熵为

$$H(A, B) = - \sum_{a,b} p_{A,B}(a,b) \log p_{A,B}(a,b) \quad (2)$$

其中,  $a \in A, b \in B$ 。这里  $p_A(a)$  为边缘概率密度函数,  $p_{A,B}(a,b)$  为联合概率密度函数,其可用两图重叠部分的边缘灰度直方图和联合概率直方图来估计。两个系统的互信息可描述为

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (3)$$

互信息量度量了两幅图像的统计独立程度。当含有相同或相似内容的两幅图像通过几何变换在空间对齐时,则它们的互信息量一般最大。

Studholme 等人认为,互信息对重叠区域的变化很敏感,在配准过程中会导致错误的结果,并给出了以下归一化的互信息 (normalized mutual information, NMI)<sup>[2]</sup>:

$$NMI(A, B) = (H(A) + H(B)) / H(A, B) \quad (4)$$

#### 2.1.2 区域互信息

核磁共振图像的 NMI 不仅能在一定程度上平滑配准函数,而且比互信息 MI 的误配准率低,对于

高分辨率图像它是个不错的相似性测度,但对于加噪图像或低分辨率图,如层数较少的正电子发射计算机断层 (PET) 图像,由于它的计算仍然基于图像的原始灰度,因而不能完全消除 PET 图像中由较严重的放射性伪影产生的负面影响,使互信息的计算很容易陷入局部极值,其较好的解决方法是引入图像各自的空间信息和共同的空间信息。为了更好地进行评价,本文采用文献[3]所提出的合并空间信息的区域互信息测度 (regional mutual information, RMI)。

普通互信息在计算时是将图像看作 1 维的点集分布,每个点表示一个像素值;而 RMI 是引入空间信息的互信息,它在计算时,是将图像看作多维的点集分布,每个点不仅表示像素值,还表示它的邻域,此时用来估计边缘概率分布的直方图由 1 维上升到高维,维数由邻域大小决定。但高维直方图并没有增加过多的计算时间,假设图像大小为  $n \times n$ ,则 MI 的时间复杂度为  $O(n^2)$ ,RMI 时间复杂度为  $O(d^2 n^2)$ <sup>[3]</sup>,  $d$  表示维数,也即邻域半径,由于  $d$  是常数,因此随着时间的推移,RMI 将会收敛到  $O(n^2)$ 。

实验表明,该方法不但比采用普通互信息或归一化互信息结果更准确,还能避免产生不正确的全局极值以及由于插值而产生的局部极值。

### 2.2 配准变换模型

两幅具有偏移关系 (包括平移和旋转) 的图像分别为参考图像和浮动图像,并可利用 2 维数组  $f_1(x, y)$  和  $f_2(x, y)$  表示这两幅图像相应位置处的灰度值,则两幅图像在数学上有如下变换关系:

$$f_2(\hat{x}, \hat{y}) = \mathbf{h}(f_1(x, y)) \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{h}$  表示 2 维空间坐标变换,按照仿射变换的性质,其刚体变换模型为

$$[\hat{x}, \hat{y}]^T = \mathbf{R}[x, y] + \mathbf{t} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{R}$  为旋转矩阵,  $\mathbf{t}$  为平移向量。

这样,对于待配准的图像  $A$  和  $B$ ,配准过程就是寻求最优变换  $T$  的过程,也就是说,问题就可归结为求解如下优化问题:

$$\max I(\boldsymbol{\alpha}) = \min(-I(\boldsymbol{\alpha})) \quad (7)$$

即求  $\boldsymbol{\alpha}$ ,使得

$$\boldsymbol{\alpha} = \arg \max I(\boldsymbol{\alpha}) = \arg \min(-I(\boldsymbol{\alpha})) \quad (8)$$

其中,  $\boldsymbol{\alpha} = (x, y, \theta)$ ,  $x, y, \theta$  分别为垂直平移量、水平平移量和旋转角度。

### 3 小波多分辨率策略

在实际配准中,运算时间与配准精度都是临床医学中最关心的问题,如果耗时越少,精度越高,则图像配准在临床中的应用就越广泛。但由于使用图像全部数据点会占用过多的计算时间和内存空间,为此,可采用分辨率策略来在保证配准精度和方法稳健性的前提下提高配准速度。多分辨率策略是指,先通过对采样得到的低分辨率图像进行配准,然后将配准结果作为初始参数带入下一级优化。多分辨率策略不仅能够避免出现局部极大值,而且能提高算法执行速度<sup>[4]</sup>。本文采用 2 维正交小波变换来实现从粗到精的配准。

#### 3.1 小波变换原理

小波变换是一种时域和频域综合分析方法。对于 2 维图像  $f(x, y)$  和小波函数  $\psi, f, \psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$ , 其小波变换<sup>[5]</sup>为

$$W_f(s, u, v) = \iint_{\mathbf{R}} f(x, y) \frac{1}{|s|} \psi\left(\frac{x-u}{s}, \frac{y-v}{s}\right) dx dy \quad (9)$$

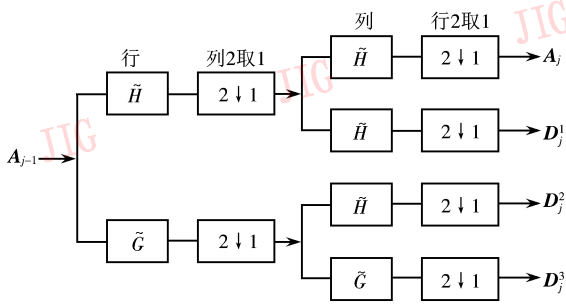


图 1 2 维小波变换的 Mallat 算法

Fig. 1 Mallat algorithm of two-dimensional wavelet transform

对于 2 维正交小波变换来说,有其快速算法——Mallat 算法,它可将小波变换的计算问题转化为小波变换后系数的计算问题。由于信号的近似分量一般为信号的低频分量,它的细节分量一般为信号的高频分量,因此对信号进行小波分解可以等效于通过了一个滤波器组,其中一个滤波器为低通滤波器  $L$ ,另一个为高通滤波器  $H$ 。相应的 2 维 Mallat 小波分解算法如图 1 所示,其中  $A_j$  对应于  $A_{j-1}$  的低频部分,为  $A_{j-1}$  的逼近图像; $D_j^1$  对应于水平方向上的细节图像; $D_j^2$  对应于垂直方向上的细节图像; $D_j^3$  对应于  $45^\circ, 135^\circ$  对角方向上的细节图像。图 2 为一个 2 维信号

的 3 层小波分解示意图。原图像在第 1 层被分解为近似图像  $LL_0$  和水平方向、垂直方向、对角线方向上的细节图像  $LH_0, HL_0$  和  $HH_0$ ;第 2 层将  $LL_0$  继续分解为  $LL_1, LH_1, HL_1$  和  $HH_1$ ;第 3 层将  $LL_1$  分解为  $LL_2, LH_2, HL_2$  和  $HH_2$ 。该文将要利用小波分解得到的一系列近似图像  $LL_j$  来进行图像配准。这里  $0 \leq j \leq N, N$  为实际操作中设定的小波分解层数。

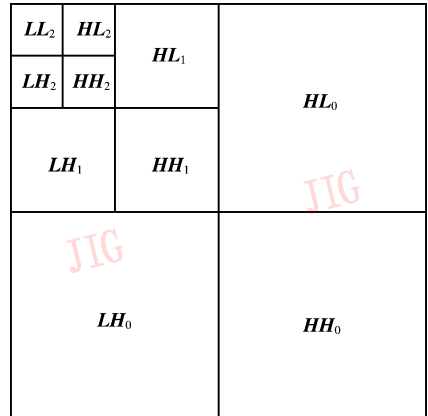


图 2 2 维信号的 3 层小波分解图

Fig. 2 Three levels wavelet decomposition image of two-dimensional signal

经过推理证明,对两幅图像的伸缩、旋转、平移等配准问题均可以转化为对其做小波变换分解后的两幅图像近似分量的伸缩、旋转、平移配准问题。原来两幅图像配准时的伸缩系数、旋转角度与它们分别分解后的两幅近似分量图像的伸缩系数、旋转角度分别相等;两幅原图像配准时的平移量若为  $(2\Delta x, 2\Delta y)$ ,则它们分解后的两幅图像近似分量的平移量为  $(\Delta x, \Delta y)$ 。这样处理的优点是可以节约求配准参数的运算量<sup>[6]</sup>。

#### 3.2 图像配准过程

设  $A$  为标准位置的图像,  $B$  为待配准的图像,根据上述原理,将  $A$  和  $B$  配准的过程如下:

(1) 对图像  $A$  和  $B$  分别用 2 维小波分解算法作  $N$  层分解。 $LL_j^A$  和  $LL_j^B$  分别为图像  $A$  和图像  $B$  的第  $j$  层近似分量,  $0 \leq j \leq N$ 。

(2) 配准最高层的近似分量。设置搜索范围、搜索精度,并依据最大互信息准则,以下降单纯形法为搜索策略来确定图像间的变换参数,并作为下一层搜索的粗略位置。

(3) 以上一层的结果作为粗略位置(平移分量应乘以 2,旋转分量不变),再通过改变搜索范围和搜索精度来进行逐层搜索,直到最底层。

(4)根据所得的最终搜索结果,对待配准图像进行相应的变换,以完成配准过程。

### 3.3 算法改进

为了提高算法的速度和精度,本文方法有以下改进:

(1)引入区域互信息 RMI 作为相似性测度。由文献[4]可知,由于 RMI 引入了空间信息,并平滑了目标函数,因此比 NMI,甚至比引入梯度信息的互信息更为有效,但由于 RMI 的计算较 MI 复杂,故本文将其只应用于低分辨率分解层。

(2)由于多分辨率配准策略允许各层采用不同的配准方法,从而可在保证精度的情况下尽可能地节约时间。现有的将小波变换应用于图像配准的文献中,对于各分解层只是变动搜索范围和搜索精度,而本文方法则添加了对配准方法的变动。由于底层分辨率低,目标函数极易陷入局部极值,因此若采用 RMI 作为相似性测度,引入空间信息的 RMI 使得目标函数更为平滑,则可避免底层的偏差给上层搜索带来不必要的时间浪费;上层是在底层粗配准的基础上进行精配准的,由于上层分辨率高,计算 RMI 费时,故该层采用 NMI,但为了避免陷入局部极值,插值算法改为部分体积 PV (partial volume distribution) 插值。实验表明,如果对现有方法进行灵活应用和稍加改进,则既可节省时间,也可避免陷入局部极值。

(3)对下降单纯形搜索算法加以改进,添加边界约束条件,即当单纯形在出现变量超出可行域的情况时,则将反射、扩张等操作的外推因子适当减小,并重新计算变量,直到变量在可行域内。

## 4 配准实验

### 4.1 加噪 MR 单模图像配准实验

选择头颅的核磁共振图像(MRI)来验证本文算法的配准效果。图 3(a)为一幅  $128 \times 128$  的头颅核磁共振图像,它是原始图像;图 3(b)为图 3(a)引入噪声均值为 0,方差为 0.02 的高斯噪声后的 MR 图像,也为参考图像;图 3(c)为图 3(b)旋转平移后的图像,为待配准图像;图 3(d)为图 3(c)与图 3(b)的配准结果。为了较好地提取图像的边缘轮廓,本实验采用 Sobel 算子,并应用二值图像的数学形态学对图像进行边缘处理。小波分解时采用可很好地保留低频信息的 Daubichies1 小波,实验程序在 MATLAB 6.5 环境下通过。

经过多次实验,发现当下降单纯形算法的搜索范围过小时,即使初始值接近最优值,也无法迅速收敛到最优值。故本文在整个配准过程中,搜索范围只做较小变动,以保证算法的收敛速度。此外还需折中考虑精度和速度,本文对不同的层数采用不同的插值法。对图 3(b)和图 3(c)进行 2 层小波分解。具体方法和计算结果如表 1 所示(真实值为 8, 6, 4, 2)。

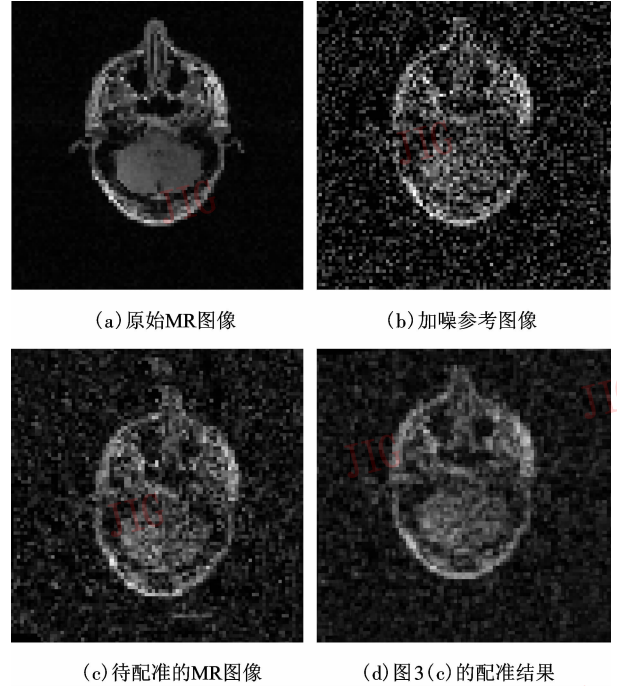


图 3 MR 图像配准结果

Fig. 3 Results of MR I

为进一步说明本文方法的优点,表 2 显示了本文方法与传统方法对图 3 进行配准的结果。其中,方法 1 为本文方法,方法 2 为用下降单纯形法对整幅图进行搜索,方法 3 将本文方法中的互信息由 RMI 改为 NMI。从表 2 中可以看出,方法 2 虽然也能较快地得到配准参数,但必须在特定的初始值下,否则很容易陷入极值;方法 3 虽对初始值无要求,但由于图像中加入了噪声,使得搜索陷入局部极值;而本文方法则不仅速度快、精度高,而且不易陷入局部极值,且对初值的选取也没有要求,具有很强的鲁棒性。

### 4.2 PET 单模图像配准实验

图 4(a)为一幅  $128 \times 128$  大小的正电子发射断层显像图,是参考图像;图 4(b)为图 4(a)旋转平移后的图像,为待配准图像;图 4(c)为图 4(a)与图 4(b)配准后的图像。

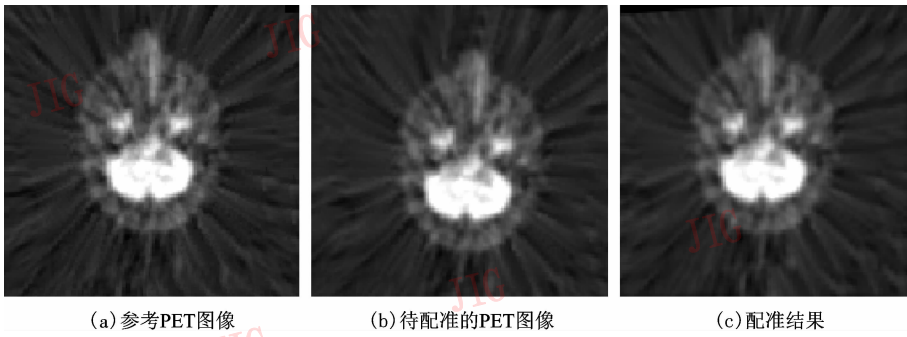


图 4 PET 图像配准结果

Fig. 4 Results of PET

实验表明,对于伪影较大的 PET 图像,本文方法仍然可以得到较为准确的配准结果。

4.3 MR-PET 多模配准实验

图 5(a)为一幅 128 × 128 大小的头颅 MR 图像;

图 5(b)为一幅 128 × 128 大小的 PET 图;图 5(c)为图 5(b)的配准结果;图 5(d)为图 5(a)的边缘与图 5(c)重叠相加的结果。可以看出图 5(a)的边缘刚好包住图 5(c),这说明配准结果较好。

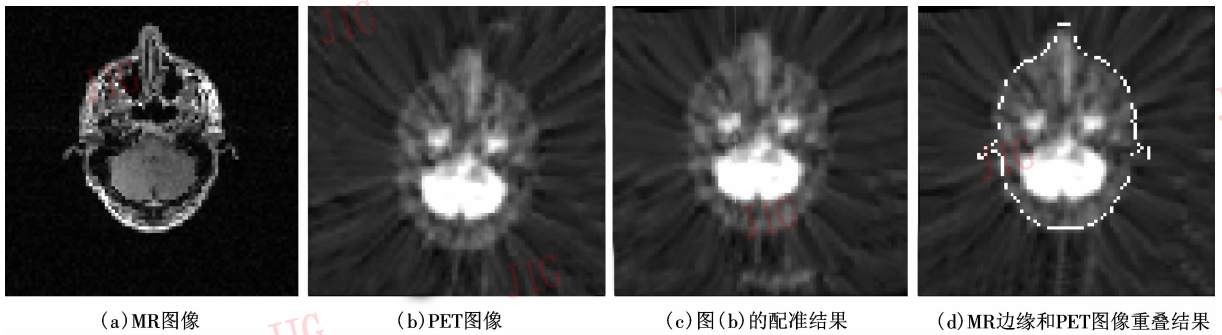


图 5 MR-PET 图像的配准结果

Fig. 5 Results of MR-PET

表 1 各层的搜索方案和搜索结果

Tab. 1 Search algorithm and results of every level

层数	精度	配准方法	x	y	$\theta(^{\circ})$	时间(s)
1	1e-3	RMI + 双线性插值	1.742 3	0.943 5	3.554 5	2.391
0	1e-4	RMI + 双线性插值	4.363 3	2.876 1	4.078 2	10.391 0
原图	1e-6	NMI + PV 插值	8.000 4	6.017 7	4.200 0	19.578
误差			0.000 4	0.017 7	0.000 0	

表 2 各种方法的搜索结果

Tab. 2 Results of different methods

方法	初始点	x	y	$\theta(^{\circ})$	$\Delta x$	$\Delta y$	$\Delta\theta(^{\circ})$	平均时间(s)
1	随机	7.997 8	6.009 8	4.199 2	0.002 2	0.009 8	0.000 8	19.256
2	0 0 0; 20 0 0; 0 20 0; 0 0 20	20	0	0	16	6	4.2	57.860
2	0 0 0; -10 0 0; 0 -10 0; 0 0 -10	7.987 9	6.013 1	4.202 9	0.012 1	0.013 1	0.002 9	10.391 0
3	随机	7.849 5	6.992 0	12.381	0.150 5	0.992 0	8.181	28.560

## 5 结 论

本文提出的基于小波变换和互信息的医学图像配准方法,不仅具有人工干预少、计算量小、只依赖图像灰度统计信息,而且不需要图像预分割和特征提取以及精度高、可靠性好等特点。由于小波多分辨率策略提高了运行速度、增加了鲁棒性,且不影响配准正确性。而采用结合空间信息的区域互信息则不但减少了局部极值的干扰,而且提高了配准精度。实验证明,本文算法可以用于单模和多模医学图像的配准,具有一定的使用价值。

### 参考文献 (References)

1 Luo Shu-qian, Li Xiang. Multi-modality medical image registration based on maximization of mutual information [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, **5**(7): 551 ~ 558. [罗述谦,李响. 基于最大互信息的多模医学图像配准[J]. *中国图象图形学报*, 2000, **5**(7): 551 ~ 558. ]

2 Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment [J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(1): 71 ~ 86.

3 Russakoff Daniel B, Tomasi Carlo, Rohlfing Torsten, *et al.* Image similarity using mutual information of regions [A]. In: *Proceedings of 8th European Conference on Computer Vision [C]*, Prague, Czech Republic, 2004, **3023**: 596 ~ 607.

4 Own Hala S, Hassanien Aboul Ella. Multiresolution image registration algorithm in wavelet transform Domain [A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Digital Signal Processing [C]*, Santorini, Greece 2002, **2**: 889 ~ 892.

5 Gonzalez Rafael C, Woods Richard E. (Ruan Qiu-qi *et al.* Translate). *Digital Image Processing [M]*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003: 279 ~ 320. [Gonzalez Rafael C, Woods Richard E 著, (阮秋琦等译). *数字图像处理 [M]*. 北京: 电子工业出版社, 2003: 279 ~ 320. ]

6 Liu Bin, Peng Jia-xiong. Wavelet decomposition based image registration [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2003, **15**(9): 1070 ~ 1073. [刘斌,彭嘉雄. 图像配准的小波分解方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2003, **15**(9): 1070 ~ 1073. ]