

# 一种边缘保持的医学图像去噪方法

秦绪佳<sup>1,2</sup> 张素琼<sup>1</sup> 刘世双<sup>1</sup> 徐晓刚<sup>3</sup>

(浙江工业大学软件学院 杭州 310032)<sup>1</sup> (浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室 杭州 310027)<sup>2</sup>  
(大连舰艇学院装备系统与自动化系 大连 116018)<sup>3</sup>

**摘要** 医学图像去噪在图像处理中占有重要地位,对获取的医学图像进行去噪是进一步分析和计算的基础。将一维经验模式分解方法扩展到二维,提出了基于二维经验模式分解的医学图像边缘保持去噪方法。该方法先将图像进行经验模式分解,得到内蕴模式分量 IMF 和剩余分量,图像的噪声及边缘信息主要集中在 IMF 中;然后再将 IMF 进行经验模式分解,得到 IMF 的高频分量和剩余分量;最后将两次分解的剩余分量叠加,得到边缘保持的去噪图像。实验结果表明,处理后的图像较传统的医学图像去噪方法有明显的改善,在有效去噪的同时增强了边缘保护的能力。

**关键词** 医学图像,图像去噪,经验模式分解,边缘保持,熵

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Edges Preserving Method for Medical Image Denoising

QIN Xu-jia<sup>1,2</sup> ZHANG Su-qiong<sup>1</sup> LIU Shi-shang<sup>1</sup> XU Xiao-gang<sup>3</sup>

(College of Software, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China)<sup>1</sup>

(State Key Lab of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)<sup>2</sup>

(Department of Equipment System and Automatization, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Image denoising plays an important part in medical image processing, denoising the medical images is the basis for further analysis and calculations. To extend the one-dimensional EMD method to two-dimensional, a novel edges preserved image denoising method for medical images based 2D EMD was proposed. Firstly, decomposed the image by EMD, and the intrinsic mode function(IMF) and the remaining component of the image were obtained. Image noises and edges information are focus on the IMF. Secondary, decomposed the IMF into high frequency component and the remaining component by EMD. Finally, added the two remaining components, the edges preserved denoise image was obtained. Experiments show that the proposed method can remove noises in the image and keep image edges information.

**Keywords** Medical images, Image denoising, Empirical mode decomposition, Edges preserve, Entropy

## 1 引言

医学图像去噪是医学图像处理的一个热点问题,其目的是为了改善医学图像质量,尽可能减少噪声对后续图像处理的影响。由于 CT(计算机断层扫描 Computed Tomography)设备本身的固有特性使得 CT 图像普遍存在条纹状和颗粒状的噪声,另外边缘等细节特征又是医生分析问题和诊断器官是否有病变的重要依据,因此,对医学 CT 图像去噪时必须做到在抑制噪声的同时尽可能多地保留原始图像的重要特征。

中值滤波算法是一种非线性滤波处理技术,可用来抑制图像中脉冲干扰及椒盐噪声,它在整幅图像中运用相同的模板<sup>[1,2]</sup>。由于医学图像反映人体内部复杂的构造,不同的区域内图像性质不尽相同,因此中值滤波后的图像对边缘保护效果不尽如人意。近年来,小波理论<sup>[3]</sup>得到了非常迅速的发

展,由于具备良好的时频特性从而有较好的去噪效果<sup>[4]</sup>。但是,它也同样受到去噪和保留有用边缘等高频信息两难的困扰。基于小波方法,不少学者进行了改进,提出了一些能保持边缘信息的图像去噪新方法<sup>[5,6]</sup>。张春梅等提出了双密度双树复数小波变换的图像去噪方法<sup>[7]</sup>,获得了较好的效果。此外,郭超峰等提出了灰度最小方差区域平均值去噪的自适应方法<sup>[8]</sup>。由于边缘特征是图像最为有用的高频信息,根据视觉生理和心理学研究的结果,边缘特征是视觉系统最能强烈感受到的少数几个图像特征之一。因此,在图像去噪的同时,尽量保留图像的边缘特征,应是图像去噪首要顾及的问题。

1998年, Norden Huang 提出了一种新的非平稳信号分析方法:经验模式分解算法<sup>[9]</sup>。经验模式分解法(EMD)利用信号的局部特征时间尺度,从原信号中提取出若干个内蕴模态函数(IMF)和一个残余量,分解出的各 IMF 分量突出了数据

到稿日期:2009-01-05 返修日期:2009-03-03 本文受国家自然科学基金(60673063, 60873033), 国家 863 计划项目(2007AA12Z141), 浙江省自然科学基金(Y1080436)和浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室开放课题资助。

秦绪佳(1968-),男,博士,教授,研究方向为计算机图形学、几何造型、科学计算可视化, E-mail: qinxj@cad.zju.edu.cn; 张素琼(1984-),女,硕士研究生,研究方向为医学图像处理及可视化; 刘世双(1982-),女,硕士研究生,研究方向为数字图像处理; 徐晓刚(1967-),男,博士,教授,研究方向为计算机图形学、图像分析与理解。

的局部特征,剩余分量体现了信号中的缓慢变化量<sup>[10]</sup>。利用二维经验模分解对医学图像进行去噪,能够在CT图像的噪声较大时取得较好的去噪效果,并且不会使边缘模糊。因此它是一种既能降低图像噪声,又能保持图像边缘的去噪方法。

本文首先分析了一维经验模分解原理,接着将一维经验模分解引申到二维图像分解中,提出了基于二维经验模式分解的二次EMD医学图像保边缘去噪方法,最后通过实验验证了本方法在去除噪声的同时能够很好地保持图像中的强弱边界等细节特征。

## 2 二维图像的EMD分解方法

Dr. Huang于1998年提出了一种新的信号处理方法:经验模式分解法。这种方法将一个复杂的非平稳信号序列逐级分解成若干平稳的数据层与最终趋势项的叠加。其中每一个平稳数据层被称为一个内部模式函数,它们代表了信号不同尺度的特性。

### 2.1 一维信号的EMD分解

EMD方法的关键是经验模式分解,它能够使任何复杂数据集分解为有限的、通常是少量的“内蕴模式函数”(IMF)。一个IMF(Intrinsic Mode Function)要满足2个条件<sup>[11]</sup>:①在整个数据集中,极点的数目和过0点的数目必须相等或最多相差一个;②在任何一点,由局部最大值和最小值所形成包络的均值都等于0。从定义中可以看出,每个IMF只包含单模态的振动,即只由单组分的波组成。但是,现实中的数据是复杂的,很少有原始的数据 $x(t)$ ,即为一个IMF,因此必须要通过分解形成IMF,其分解过程如下:

(1) 初始化使  $r_0(t) = x(t), i = 1$ ;

(2) 抽取第  $i$  个 IMF: ①初始化使  $h_0 = r_i(t), k = 1$ ; ②对  $h_{k-1}(t)$  抽取局部的极大值和极小值; ③对  $h_{k-1}(t)$  极大值点和极小值点分别通过样条插值连接起来,形成上包络和下包络; ④计算上下包络的均值  $m_{k-1}(t)$ ; ⑤计算  $h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t)$ ; ⑥计算结束准则函数:

$$SD_i = \sum_{k=0}^K \frac{|h_{i-1} - h_i(k)|^2}{h_{i-1}(k)^2} \quad (1)$$

如果满足结束准则函数,则  $h_k(t) = c_i(t)$ , 否则转到②,并且  $k = k + 1$ 。

(3) 定义  $r_i(t) = r_{i-1}(t) - c_i(t)$ ;

(4) 如果在  $r_i(t)$  中存在的极点数多于 2 个,则转到(2)并且  $i = i + 1$ , 否则分解结束,  $r_i(t)$  是原始数据的残余量。最后,得到分解结果为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n \quad (2)$$

这样,获得了  $n$  个 IMF 模式分量和一个残余量信息。IMF 模式分量代表了原始信号中包含的不同时间尺度的特征信号,残余量代表了原始数据中的趋势量信息。

现以一个仿真信号来描述 EMD 分析方法,仿真信号由正弦信号、三角波形和趋势分量叠加而成,如图 1(a)所示,对其进行 EMD 分解,内蕴模式分量的时域波形及趋势分量如图 1(b)~图 1(d)所示,图 1(b)和(c)分别表示组成原始信号的两个分量,图(d)为信号 EMD 的趋势分量。

从图中可以看出,EMD 分解可以将复杂的多瞬时频率信号分解为有限个模式分量,每一个模式分量都可以很好地定义相应分量的瞬时频率,分解过程不受任何滤波器、函数和不

确定原理的约束,从而把系统特征信息更清楚、准确地表达出来<sup>[12]</sup>。

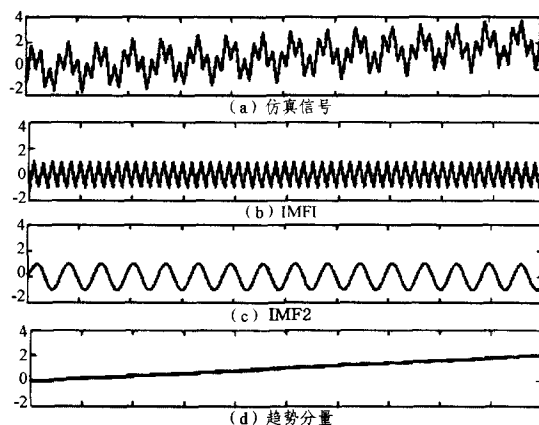


图 1 EMD 分解各内蕴模式分量时域波形及趋势分量

### 2.2 二维图像的EMD分解

将一维 EMD 分解的方法引申到二维上,在处理二维图像时,首先选取待处理图像的局部极值点,然后构造插值曲面<sup>[13]</sup>。记  $I(x, y)$  为待处理的数字图像,将其极大包络曲面和极小包络曲面的代数均值标记为  $m(x, y)$ 。二维经验模式分解方法描述如下:

设图像  $I(x, y)$  与  $m(x, y)$  的差为  $h(x, y)$ , 即:

$$h(x, y) = I(x, y) - m(x, y) \quad (3)$$

$h(x, y)$  是  $I(x, y)$  的一个中间过程值,重复上述过程  $k$  次,直到  $h(x, y)$  是一个内蕴性模式函数。

$$h_{1(k-1)}(x, y) - m_{1k}(x, y) = h_{1k}(x, y) \quad (4)$$

设  $imf_1(x, y)$  为分离出来的第一个内蕴性模式, 则

$$imf_1(x, y) = h_{1k}(x, y) \quad (5)$$

然后把  $imf_1(x, y)$  从原数据中分离出来,

$$I(x, y) - imf_1(x, y) = R_1(x, y) \quad (6)$$

将  $R_1(x, y)$  作为新的数据,重复上述过程  $n$  次,有迭代关系:

$$\begin{aligned} R_1(x, y) - imf_2(x, y) &= R_2(x, y) \\ &\dots \end{aligned} \quad (7)$$

$$R_{n-1}(x, y) - imf_n(x, y) = R_n(x, y)$$

最终可以得到的表达式为:

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^n imf_i(x, y) + R_n(x, y) \quad (8)$$

其中,  $I(x, y)$  是原图像数据,  $imf_i(x, y)$  是尺度分离后得到的尺度由大到小的小尺度细节信息,  $R_n(x, y)$  是得到的最终大尺度趋势项。

图 2 为测试图像(lena 图)的 EMD 二维分解,图 2(b)~图 2(c)为图 Lena 分解出的两个模式分量,图 2(d)为经过两次 EMD 分解后的剩余分量。



图 2 lena 图的 EMD 分解

## 3 二次 EMD 保持边缘的去噪方法

传统的去噪方法,比如中值滤波可以有效地去除图像中

的随机散粒噪声,但是对图像边缘和细节的保护效果却不尽如人意,原因在于这种统一的中值替代法并不具备很好的边缘细节判别能力。基于小波变换消除噪声方法已经成为图像去噪的主要研究方向,但大部分仍集中在高斯分布场合的研究,对于其他噪声分布的研究不是很多。而医学图像中 CT 图像的噪声主要表现为条纹状和颗粒状的噪声。

无论是传统的去噪方法还是小波去噪方法,总是在对噪声进行滤除的同时模糊了图像的边缘。而在医学图像的处理和辨别中,一些边缘信息往往是医学图像处理的重点,应该得到很好的保留<sup>[14]</sup>。因此我们提出了基于二次 EMD 分解的医学图像去噪方法。

在对医学图像去噪时,首先应用二维经验模分解原理,从图像中分离出表示图像内容的低频信息和表示图像纹理的高频信息,然后对图像的高频信息进行分解,将两次分解后的剩余部分相加,从而达到去噪目的。对图像进行二次 EMD 去噪的算法步骤描述如下:

(1)输入图像并初始化:

(a)对每个像素的三连通区域,选取局部极大点,将这些极大值点集用三次样条函数拟合得到一条光滑的上包络线,并把包络线上的点记为  $h_{upper}(x_1, x_2)$ 。然后用同样的方法提取出局部极小值点集,拟合得到下包络线,记为:  $h_{lower}(x_1, x_2)$ ;

(b)求平均数:

$$m(x_1, x_2) = \frac{h_{upper}(x_1, x_2) + h_{lower}(x_1, x_2)}{2} \quad (9)$$

(2)一次 EMD 分解:应用 2.2 节中二维图像的 EMD 分解算法,分解后得到高频信息:  $IMF = I - m$ ; 残余信息:  $residue = I - IMF$ ;

(3)二次 EMD 分解:重复步骤(1)和(2),对经过第一次分解后的高频信息  $IMF_1$  进行 EMD 分解,得到  $IMF_1$  的高频分量  $IMF_{11}$  和剩余分量  $residue_2$ ;

(4)重构两次分解后的残余量得到去噪后的图像:  $Result\_image = residue_1 + residue_2$ 。

将两次分解后的剩余分量进行叠加,即为二次 EMD 分解后的去噪图像。

对经过一次分解后的高频分量进行再次分解,把第二次 EMD 分解后得到的残余分量和第一次分解后的残余分量进行重构,得到的重构图像已经明显去除了噪声,并且很好地保持了边缘等细节部分,图像去噪效果明显。

图 3 为采用本算法去噪后的放疗测试用箱体 CT 的效果图,图 3(a)为原 CT 图,图 3(b)为去噪后的 CT,图 3(c)为图 3(a)的局部放大,图 3(d)为去噪后的局部放大效果。

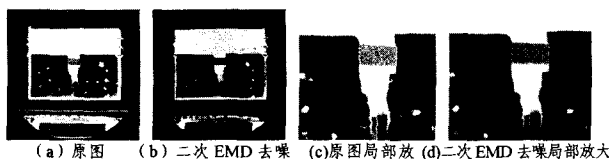


图 3 放疗测试用箱体 CT 图的二次 EMD 去噪

图 4 为 Barbara 测试图的二次 EMD 去噪结果,图 4(a)为原图,图 4(b)为小波去噪结果,图 4(c)为采用一次 EMD 分解,去掉 IMF 的结果,图 4(d)为本文提出的二次 EMD 去噪结果。由图 4 Barbara 头巾上的纹路可看出,经过小波去噪和

一次 EMD 滤波后,边缘模糊效应较强,而二次 EMD 滤波后,边缘保持效果较好。



图 4 Barbara 图的二次 EMD 去噪

## 4 实验结果与分析

通过上面的理论分析后,下面采用 MATLAB 对本文算法进行仿真验证。实验测试图像采用  $512 \times 512$  的 BMP 格式 CT 图像。分别采用中值滤波、小波去噪、一次 EMD 去噪方法以及二次 EMD 去噪方法对 CT 图像进行处理。实验结果如图 5—图 7 所示。

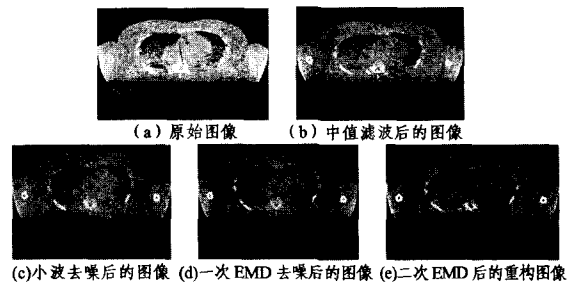


图 5 腹部 CT 图几种去噪方法的实验结果

从图 5 可以看出,经过中值滤波函数处理后,去除了图像的整体噪声,但是模糊了边缘部分,如图 5(b)所示。经过小波去噪方法处理后的图像能够取得较好的去噪效果,但是在边缘处图像也有明显的损伤,如图 5(c)所示。一次 EMD 去噪后的图像不仅去噪效果明显,同时很好地保护了图像边缘,如图 5(d)所示。二次 EMD 去噪方法较一次 EMD 去噪方法结果更清晰,视觉效果更好,如图 5(e)所示。

从熵<sup>[15,16]</sup>的角度比较图 5 中各种去噪方法对图像边缘的保持程度,Shannon 熵(信息熵)可定义为:

$$P_{ij} = \frac{f(i, j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)} \quad (10)$$

$$H = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p_{ij} \log_2 p_{ij} \quad (11)$$

其中,  $f(i, j)$  为图像中点  $(i, j)$  处灰度,  $p_{ij}$  为点  $(i, j)$  处灰度分布概率,  $H$  为该图像的熵。图像中定义的熵反映了图像灰度的离散程度,在熵大的地方,图像灰度相对较均匀;熵小的地方,图像灰度离散性较大。通过熵来比较各种去噪方法对边缘信息的保留程度。选取腹部 CT 部分边缘区域,即第 1 行到第 212 行,第 1 列到第 212 列。表 1 为各种去噪方法后图像部分边缘处的熵值。

表 1 各种去噪方法后图像部分边缘处的熵值

方法	中值滤波	小波去噪	一次 EMD 去噪	二次 EMD 去噪
图例	图 4(b)	图 4(c)	图 4(d)	图 4(e)
熵值 H	13.598	13.635	13.652	13.657

从表中可以看出,在所选取的部分边缘处,从熵的角度看,经过二次 EMD 去噪后的图像熵值较大,在所选边缘处所含的信息多,清晰度高。

图 6 给出了胸部 CT 去噪后的效果图以及局部放大效果图,图 7 为某脊椎 CT 去噪结果。由图可以看到,应用本文提出的方法,去噪后图像整体噪声得到明显抑制,并且其边缘及细节保留完好。

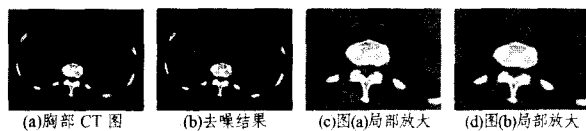


图 6 胸部 CT 图的 EMD 去噪

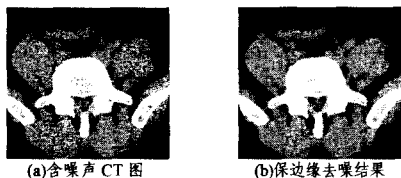


图 7 某脊椎 CT 图

**结束语** 对图像去除噪声意味着除去图像的高频部分,而图像的边缘信息也是图像的高频部分,所以在去除噪声的同时往往使图像的边缘变得模糊。本文提出了一种边缘保持的医学图像去噪方法,该方法是把二维经验模分解的方法应用到医学图像去噪中,对医学图像进行二次 EMD 分解,重构两次分解的残余分量,图像的去噪效果明显。最后从熵的角度对实验结果进行了定量比较,结果表明它比传统方法能更好地保持图像边缘,适用于医学图像的去噪。

### 参考文献

[1] Zhang S, Karim M A. A new impulse detector for switching median filter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(11): 360-363

[2] Wang Z, Zhang D. Progressive switching median filter the removal of impulse noise from highly corrupted images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1999, 46(1): 78-80

[3] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(5): 613-627

[4] Vidakovic B, Lozoya C B. On Time - dependent Wavelet Denoi-

ing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(9): 2549-2551

[5] 石洪波, 马驹良, 韩笑. 一种基于小波变换图像去噪的新方法 [J]. 吉林大学学报: 理学版, 2007, 45(4): 607-610

[6] 周明月, 姜文龙. 基于小波变换的图像混合去噪算法 [J]. 长春工业大学学报: 自然科学版, 2008, 29(2): 162-164

[7] 张春梅, 张太猛, 陆从德. 一种能保留图像边缘信息的去噪新方法 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(10): 1464-1467

[8] 郭超峰, 曹奎. 一种新的边缘保持自适应平滑算法 [J]. 河南大学学报: 自然科学版, 2007, 37(5): 518-522

[9] Huang N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C] // Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical and Physical Sciences. London, 1998, A454: 903-995

[10] Huang N E, Wu M L, Long S R. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis [C] // Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical and Physical Sciences. London, 2003, A459: 2317-2345

[11] 刘忠轩, 彭思龙. 方向 EMD 分解与其在纹理分割中的应用 [J]. 中国科学 E 辑: 信息科学, 2005, 35(2): 113-123

[12] 盖强. 局域波时频分析方法的理论研究与应 [D]. 大连: 大连理工大学, 2001

[13] Qin Xu-jia, Liu Shi-shuang, Wu Zheng-qiang. Medical Image Enhancement Methods Based on 2D Empirical Mode Decomposition [C] // Proceedings of ICBC. Shanghai, May 2008: 2533-2536

[14] Teboul S, Blanc-Feraud L, Aubert G, et al. Variational approach for edge-preserving regularization using coupled PDE's [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 387-397

[15] Coifman R R, Wickerhauser M V. Entropy-based Algorithms for best basis selection [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 713-718

[16] 徐嵘, 刘书明. 图像中局部熵描述的合理性及其应用 [J]. 信息技术, 2005, 29(11): 59-62

(上接第 253 页)

[2] Rekimoto J. SmartSkin: An Infrastructure for Freehand Manipulation on Interactive Surfaces [C] // Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Changing Our World, Changing Ourselves. Minneapolis, Minnesota, USA, April 2002: 113-120

[3] Dietz P, Leigh D. DiamondTouch: A Multi-User Touch Technology [C] // Proceedings of the 14th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST). Orlando Florida, November 2001: 219-226

[4] iPhone [OL]. <http://www.apple.com/iphone>, February 2008

[5] 卢如西, 周春景, 李军明. 一种红外线触摸屏及其多点触摸定位方法 [P]. 申请号: 200710031082. 6. 2007

[6] Han J Y. Low - Cost Multi - Touch Sensing through Frustrated

Total Internal Reflection [C] // Proceedings of the 18th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. Seattle, WA, USA, Oct. 2005: 315-319

[7] Buxton B. Surface and Tangible Computing, and the "Small" Matter of People and Design [C] // IEEE International Conference on Solid-State Circuits Conference, (ISSCC 2008), Digest of Technical Papers. San Francisco, CA, USA, Feb. 2008: 24-29

[8] Katz I, Gabayan K, Aghajan H. A Multi-Touch Surface Using Multiple Cameras [J]. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS), Aug. 2007: 97-108

[9] Agarwal A, Izadi S, Chandraker M, et al. High Precision Multi-touch Sensing on Surfaces using Overhead Cameras [C] // Second Annual IEEE International Workshop on Horizontal Interactive Human-Computer Systems, TABLETOP '07: 197-200