

## 基于二维经验模态分解的医学图像融合算法<sup>\*</sup>

郑有志<sup>1+</sup>, 覃征<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(清华大学 计算机科学与技术系,北京 100084)

<sup>2</sup>(清华大学 软件学院,北京 100084)

### Medical Image Fusion Algorithm Based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition

ZHENG You-Zhi<sup>1+</sup>, QIN Zheng<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

<sup>2</sup>(School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

+ Corresponding author: E-mail: zhengyz04@mails.tsinghua.edu.cn

**Zheng YZ, Qin Z. Medical image fusion algorithm based on bidimensional empirical mode decomposition. Journal of Software, 2009,20(5):1096–1105.** <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3542.htm>

**Abstract:** An adaptive medical image fusion algorithm based on the representation of bidimensional empirical mode decomposition (BEMD) is proposed. Source medical images are decomposed into a number of bidimensional intrinsic mode functions (BIMF) as well as a residual image. Image features are extracted through Hilbert-Huang transform on the BIMF. Then the composite BEMD is formed by region-based fusion rules on data representations of BEMD. Finally, the fused image is obtained by inverse BEMD on the composite representation. The BEMD is an adaptive data decomposition representation, and has better performance than Fourier and wavelet transform. The proposed algorithm does not need predetermined filters or wavelet functions. Experimental results show that the proposed algorithm provides superior performance over conventional fusion algorithms in improving the quality of fused images.

**Key words:** image fusion; bidimensional empirical mode decomposition (BEMD); Hilbert-Huang transform; region-based fusion rule; region segmentation

**摘要:** 提出了一种自适应的二维经验模态分解(bidimensional empirical mode decomposition,简称 BEMD)医学图像融合算法.待融合的医学图像经过 BEMD 分解成二维的内蕴模函数(bidimensional intrinsic mode function,简称 BIMF)和趋势图像.BIMF 图像经过 Hilbert-Huang 变换提取图像特征,然后,图像分解的各部分数据在区域融合规则下形成综合 BEMD 表示.最后,综合 BEMD 表示进行 BEMD 逆变换得到融合后的医学图像.BEMD 分解方法是一种完全自适应的数据分解表达形式,具有比 Fourier 变化和小波分解更好的特性.该医学图像融合算法不需要预先定义滤波器或小波函数.实验结果表明,该算法与传统融合算法相比性能优越,能够大幅度提高融合图像的质量.

**关键词:** 图像融合;二维经验模态分解(BEMD);Hilbert-Huang 变换;区域融合规则;区域分割

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

<sup>\*</sup> Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60673024 (国家自然科学基金); the National Basic Research Program of China under Grant No.2004CB719401 (国家重点基础研究发展计划(973))

Received 2008-08-30; Accepted 2008-12-15

近 20 多年来,伴随着数字医疗诊断图像技术的迅速发展,计算机和医学图像处理技术带动了现代医学诊断产生着深刻的变革.医学图像融合技术是当代医学图像处理领域的前沿课题,也是当前国内外研究的热点.目前的医学成像模式可分为两类:解剖成像和功能成像.临床上通常需要对一个病人进行多种模式或同一模式的多次成像.医学影像技术中的 X 线、CT、MRI(magnetic resonance imaging)及超声等属于解剖成像,分辨率高,可为人体提供比较详细的人体解剖信息结构;PET(positron emission tomography)、SPECT(single photon emission computed tomography)、fMRI(functional magnetic resonance imaging,功能性磁共振成像)等技术则属于功能成像,分辨率较低,但可为临床提供丰富的人体代谢信息.把各种医学图像的信息有机地结合起来,完成多模式图像融合,不仅可以优势互补,而且还有可能发现新的有价值的信息<sup>[1]</sup>.医学图像融合可作以下定义:医学图像融合技术是将两种或两种以上互为差异和互为补充的医学影像信息进行适当的处理,使图像中的有用信息在处理后的综合表达并显示出来,代替医生主观的人工综合方式,使医生对病情的分析与判断更加准确,提高临床诊断效率和可靠性.

医学图像融合主要包括功能成像图像与功能成像图像、解剖成像图像与解剖成像图像、功能成像图像与解剖成像图像之间的融合.常见的融合类型有 SPECT 与 MRI 图像融合、CT 与 MRI 图像融合、SPECT 与 CT 图像融合.医学图像融合算法可分为基于空域的图像融合算法与基于空域和频域变换的图像融合算法两大类.基于空域的图像融合算法包括加权平均方法、PCA 方法、金字塔融合等<sup>[2]</sup>.基于空域和频域变换的图像融合算法主要有 Fourier 变换的图像融合和小波分解变换的图像融合<sup>[3]</sup>.基于空域和频域变换的图像融合算法是目前研究较多的图像融合算法.Fourier 变换是通过时空域和频率域来变换图像,对图像的信息特征进行提取和分析,被誉为描述图像信息的第二种语言,但它不能反映图像的局部频率特征.小波变换是 20 世纪 80 年代后期发展起来的一种信号处理工具.由于它具有非常好的时频特征、尺度变化特征和方向性特征,被喻为信号处理的“数学显微镜”.然而,小波分解依赖于预先定义的滤波器或小波函数,并且相同的应用采用不同的滤波器或小波函数对融合后的图像质量影响很大<sup>[4]</sup>.

1998 年,Huang 等人<sup>[5]</sup>提出了经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)自适应的多尺度信号处理工具.该方法能够较好地非线性和非稳态的数据进行分析.EMD 分解是一种新颖的数据表示形式,具有比小波分析更好的空间和频率特性.一维 EMD 良好的描述信号的物理特性也能拓展到对二维信号的分析.Nunes 等人对图像纹理的提取和图像滤波等方面采用了 EMD 思想<sup>[6-8]</sup>,文献<sup>[9]</sup>将 EMD 分解运用到对遥感图像的分析处理中.本文将二维经验模态分解(bidimensional empirical mode decomposition,简称 BEMD)运用到医学图像融合中,并对 BEMD 分解后的内蕴模函数(bidimensional intrinsic mode functions,简称 BIMF)进行了 Hilbert 变换,获得了 BIMF 图像的瞬时频率和振幅,从而提取医学图像的特征.为了进一步提高医学图像融合的质量,本文采用区域融合规则,在对原图像进行区域分割的基础上对经过提取的图像特征进行区域融合,最后进行二维经验模态的逆运算得到融合后的医学图像.实验结果表明,本文提出的二维经验模态分解得到的医学融合图像与目前常用的融合算法得到的融合图像相比,图像质量有明显的提高.

## 1 BEMD

### 1.1 一维 EMD 基础

Huang 等人<sup>[5]</sup>提出了 EMD,作为一维信号分解的工具.该方法对于医学和地震信号分析中的不同应用具有很好的效果.EMD 方法可以将非线性和非稳态信号分解成频率由高到低的有限个内蕴模函数(IMF).获取 IMF 函数的过程称为筛选过程,它是一个迭代过程.目前,一维 EMD 筛选迭代过程的停止条件主要有 3 种:一是文献<sup>[5]</sup>提出的 Cauchy-type 收敛条件,当筛选中相邻的筛选结果的差异小于一个阈值时停止,而这个差异  $SD$  的典型阈值的取值范围是 0.2~0.3;二是文献<sup>[10]</sup>提出的当前、后的筛选过程连续  $S$  次具有相同的过零点和极值点数目时停止,其中, $S$  的取值根据实际的应用确定;三是文献<sup>[11]</sup>提出的能量差跟踪的方法,该方法保证 IMF 相互之间的能量差较小,从而近似满足 EMD 分解的正交性.

## 1.2 二维经验模态分解

对于二维的信号如图像,二维经验模态分解可以将原图像分解成频率从高到低的有限个二维的内蕴模函数(BIMF)和趋势图像.BIMF 应该满足两个约束条件:首先是对称于原二维信号的局部均值并且自身均值为 0;其次是它的极大值点都是正的,极小值点都是负的(没有骑波).BEMD 分解的算法步骤如下:

- 1) 初始化,趋势图像  $R=I$ ,  $I$  为待分解的图像.
- 2) 如果趋势图像  $R$  单调或达到图像的分解层数,则算法停止;否则,令  $H=R$ ,进入筛选过程.
- 3) 对图像  $H$  进行极值点求解,找出区域极大值点集和区域极小值点集.
- 4) 分别对区域极大值点集和区域极小值点集进行平面插值,得出图像的上、下包络面,根据上、下包络面求出图像  $H$  的均值  $M$ .
- 5)  $H(m,n)=H(m,n)-M(m,n)$ ,判断筛选过程是否满足停止条件,如果不满足则转步骤 3.
- 6) 内蕴模函数  $D(m,n)=H(m,n)$ ,迭代出了一个二维内蕴模函数.
- 7)  $R(m,n)=R(m,n)-D(m,n)$ ,转步骤 2.

在上述算法中,极值点求解、平面插值和筛选的停止条件是算法的核心.经过  $J$  层 BEMD 分解后,最终的分解过程可以表示为

$$I(m,n) = \sum_{j=1}^J D_j(m,n) + R_j(m,n), J \in N \quad (1)$$

其中,  $D_j$  是第  $j$  个二维内蕴模函数,  $R_j$  是经过  $J$  层分解后的趋势图像.

### 1.2.1 极值点求解

求解二维图像信号极值点是找出区域极值点而不是局部极值点.局部极值点是指该点在其周围邻居点中是极大值或极小值,而区域极值点是指该点在其周围邻居及其连通的部分是极大值或极小值.可以很容易看出区域极值点是局部极值点,而反过来则不一定.例如,一个点周围是具有相同值的平面,这一点是局部极大值点,但这个平面上可能会有一个邻居点的值高于这个平面,这样,这个点就不是区域极大值点.求区域极值可以采用文献[12]提出的形态学重构方法,这种方法在图像中查找区域的极大值或极小值点.

### 1.2.2 平面插值方法

在平面插值时,为了防止 BEMD 分解的端点效应问题<sup>[5]</sup>,本文采用极值点对称延拓方法.首先将图像的 4 条边周围最近的极值点以图像的边为对称中心向外延拓.延拓的目的是为了分解数据的完整性,从而抑制图像的 4 条边周围的误差向内传播.

在进行平面插值时基于对极值点集进行 Delaunay 三角划分的方法,然后在划分后的三角形内采用三次插值的方法<sup>[6]</sup>.基于三角划分和三次插值的方法有如下优点:首先,被插值的极值点(极大值或极小值)不一定局限于方形的网格,而图像中的极值点往往是离散的、不规则的;其次,该方法计算出来的插值平面是很光滑的,是真正意义上的二维平面插值.

### 1.2.3 BEMD 筛选过程的停止条件

因为 BIMF 过零点的数目是无法统计的,所以 BEMD 分解时可以用 BIMF 的约束条件作为筛选过程的停止条件,也可以用 Cauchy-type 收敛条件<sup>[5]</sup>和能量差跟踪的方法<sup>[11]</sup>作为筛选过程的停止条件.图像融合时我们选用 Cauchy-type 收敛条件,并且取  $SD=0.3$ .

## 1.3 图像 BEMD 分解实例

根据上面的分析,下面给出一个 BEMD 实际分解图像的例子.待进行 BEMD 分解的图像如图 1(a)所示.在进行 BEMD 分解时,筛选过程的停止条件分别选取了 Cauchy-type 收敛条件( $SD=0.3$ )、满足 BIMF 约束条件的停止条件和能量差跟踪的方法(能量差  $\Delta E=0.001$ ).表 1 给出了 3 种停止条件在一定阈值条件下的筛选过程的迭代次数和 BIMF 相互之间的正交性 IO,分解层数设定为 4 层.IO 的定义如下:

$$IO = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left( \sum_{i=1}^{J+1} \sum_{k=1}^{J+1} D_i(m,n) D_j(m,n) / S(m,n) \right), i \neq k \quad (2)$$

$M, N$  是图像  $S$  的长和宽,  $J$  是图像 BEMD 分解的层数,  $D$  为 BEMD 分解后的 BIMF 和趋势图像.

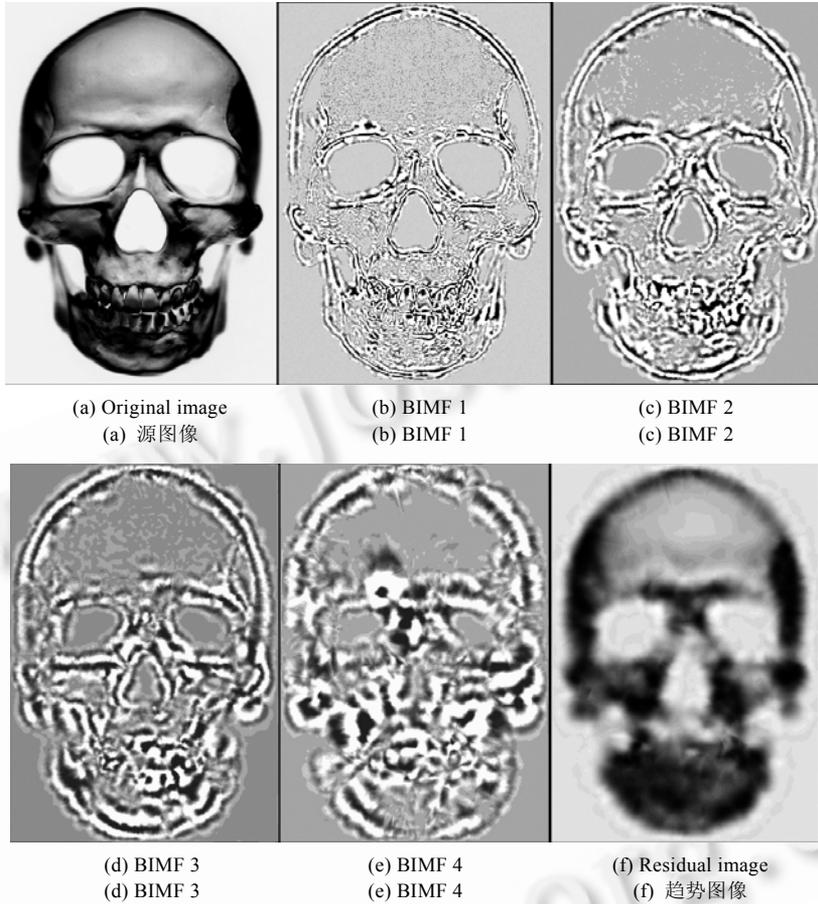


Fig.1 Illustration of BEMD under the Cauchy-type stopping criterion

图 1 采用 Cauchy-type 停止条件的 BEMD 实例

Table 1 Sifting times and IO value of the BIMF

表 1 BIMF 的筛选迭代次数和 IO 数值

Stop criterion	Threshold	BIMF 1	BIMF 2	BIMF 3	BIMF 4	IO
Cauchy-Type	0.3	3	5	7	14	0.004
BEMF definition	0.2	9	10	12	26	0.016
Energy difference tracking	0.001	2	6	10	17	0.002

3 种停止条件分解后的 BIMF 图像和趋势图像在视觉上差别不是很大,图 1 显示的是采用 Cauchy-type 筛选停止条件分解后的 BIMF 和趋势图像.

## 2 基于BEMD分解的医学图像融合

基于 BEMD 分解的医学图像融合包括两个阶段:分解阶段和合成阶段.在分解阶段,正如前面所叙述的初始待融合的医学图像依次经过 BEMD 分解成相应的 BIMF 和趋势图像.合成阶段也是图像融合的关键阶段,分解后的 BIMF 要经过一定的处理,提取 BIMF 的图像特征,根据图像特征选用适当的图像融合规则将图像的突出信

息传递到融合后的图像中。

图像融合规则一般有以下 3 点要求:(i) 它不应该抛弃输入图像中的任何重要信息;(ii) 它不应该引入一些影响人们观察的不利和不一致性的因素;(iii) 算法应该尽可能地可靠、鲁棒,最好能够克服因输入图像的噪声和校准不精造成的影响.到目前为止,大部分的图像融合规则都是基于单个像素点的,也就是融合规则对于像素点的处理基本上是独立的<sup>[13]</sup>.然而,待融合图像中的目标信息是相互有关联的,所以针对基于目标区域的融合越来越受到研究者的关注.本文在研究医学图像融合时采用了基于区域的融合规则.

2.1 融合算法的设计框架

图 2 给出了基于二维经验模态分解的医学图像融合算法设计框架.待融合的初始图像经过  $J$  层 BEMD 分解后得到  $J$  个二维内蕴模函数(BIMF)和一个趋势图像,其中,BIMF 图像需要进行特征提取,根据提取的图像特征进行融合,特征提取的目的是为了得到 BIMF 图像局部特征的重要信息.基于区域的融合规则要对原图像进行适当的区域分割,分割后,同一区域的图像将依据相同的融合准则进行融合.经过基于区域的融合规则处理后,我们可以得到融合后的 BIMF 和趋势图像表示,最后经过二维经验模态的逆变换(公式(1)逆向)可以得到融合后的结果图像.

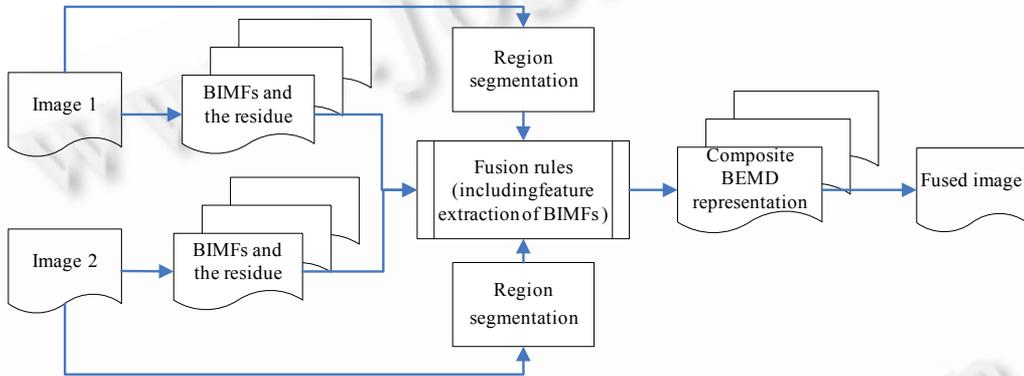


Fig.2 Region-Based BEMD fusion scheme

图 2 基于区域的 BEMD 融合框架

2.2 BIMF图像特征的提取

BIMF 图像由于其是逐层抽取出来的,具有包括图像从高到低的局部频率的特性,图像局部频率包含了待融合图像突出的边缘、线条和区域边界等强对比度物理信息.而对 EMD 分解后的一维 IMF 进行 Hilbert-Huang 变换(HHT),可以提取一维信号瞬时频率的特征.本文研究把二维 BIMF 的图像进行图像提取特征,根据提取的图像特征在图像融合规则下进行图像融合,从而提高图像融合质量.

一维 IMF 是单分量信号,在任何时刻只有一个瞬时频率,其瞬时频率可以直接通过 Hilbert-Huang 变换进行求解.在对多分量的二维内蕴模函数 BIMF 进行 AM-FM 建模过程中采用了二维 Hilbert 变换,得到一个独特的幅度和相位的表示.对于第  $i$  个二维内蕴模函数 BIMF,AM-FM 建模将表示一个复值单分量:

$$Z_i(t) = D_i(t) + j \cdot H(D_i(t)) = a_i(t)e^{j\theta_i(t)} \tag{3}$$

其中, $(t)=[m,n]^T$ , $D_i(t)$ 是第  $i$  个 BIMF, $H(D_i(t))$ 是二维 Hilbert 变换, $a_i(t)$ 是 BIMF 的幅度调制函数, $\theta_i(t)$ 是 BIMF 的相位调制函数.

根据相位调制函数可以计算出局部的瞬时频率,因为相位调制函数是二维的,所以瞬时频率是有方向性的,对其变量分别进行水平和垂直求导可以算出局部的水平瞬时频率和局部垂直瞬时频率:

$$f_m = \frac{\partial}{\partial m} \theta_i(t), f_n = \frac{\partial}{\partial n} \theta_i(t) \tag{4}$$

BIMF 图像瞬时频率的计算是根据上面计算的水平瞬时频率和局部垂直瞬时频率的值,选取 BIMF 水平瞬时频率和垂直瞬时频率的均方根作为 BIMF 的图像瞬时频率特征,这样对 BIMF 图像特征的提取能够更好地体现局部点的突出信息成分,其具体定义如下:

$$E(m,n) = \sqrt{\frac{\left(\frac{\partial}{\partial m} \theta_i(t)\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial n} \theta_i(t)\right)^2}{2}} \quad (5)$$

### 2.3 区域分割算法

区域分割算法在基于区域的融合规则中充当重要的角色,区域分割的好坏直接影响到融合后图像的效果.医学图像融合希望区域分割后同一区域内的元素特征要相似,而位于相邻不同区域内的元素特征要相斥.这就要求区域分割的算法不能过于“精细”,也不能过于“粗糙”.文献[14]中提出的区域分割算法正好满足医学图像融合中对于区域分割的要求.

假定用一个无向图  $G=(V,E)$  表示待分割的原医学图像,无向图  $G$  有  $n$  个顶点和  $m$  条边,每一个顶点  $v_i \in V$  表示图像中的像素点,每一条边  $(v_i, v_j) \in E$  表示图像中相邻的两个顶点,顶点间灰度值的差异值可以表示这条边对应的权值  $w$ .区域分割是指将顶点  $V$  划分为几个连通的子图  $G'=(V,E'), E' \subseteq E$ .分割的方法确保同一区域内两个相邻点的边权值相对较小,而位于不同区域的相邻点的边对应的权值较大.具体的基于图论的区域分割算法如下:

- 1) 首先将无向图中的  $m$  条边按照边的权值进行从小到大的排列,第  $k$  条边  $(v_i, v_j)$  对应权值  $w_k$ ,初始时分割  $S_0$  是将每一个顶点都视为一个独立的区域;
- 2) FOR  $k=1$  to  $m$  DO:如果第  $k$  条边位于两个不同区域内,则判断这两个区域  $R_i, R_j$  是否满足合并条件,如果满足,则合并两个区域.具体合并判定条件如下:

$$w_k \leq MInt(R_i, R_j) \quad (6)$$

$MInt(R_i, R_j)$  表示两个区域的内部差异的最小值,定义如下:

$$MInt(R_i, R_j) = \min(ID(R_i) + j / |R_i|, ID(R_j) + j / |R_j|) \quad (7)$$

其中  $j$  是一个调节参数,当图像较大时取值较大,当图像较小时取值较小,这样保证图像分割区域数量适中.本文中,我们取  $j=150$ . $|R|$  表示区域中像素点的个数. $ID(R)$  是表示对于区域  $R$  的最小生成树 MST 对应边的最大值.

$$ID(R) = \max_{e \in MST(R,E)} w(e) \quad (8)$$

- 3) 经过  $m$  次上述循环后,最后得到的区域就是基于图论区域划分的最终结果.

### 2.4 BEMD分解的区域融合规则

图像融合规则一直是医学图像融合的关键部分.医学图像与普通图像相比,各种噪声的干扰大,且图像对比度极低,严重地影响了图像的视觉效果.这就对图像融合规则提出了更高的要求:首先,必须使融合后的图像尽可能准确地反映源图像包含的图像信息,不能扭曲图像细节,造成临床上的误判;另一方面,融合后图像应当适宜人眼分辨,能够展现图像纹理和丰富细节.一般来讲,由多尺度分解的不同性质的图像信息部分应该依据不同的融合规则进行融合.例如,对小波和金字塔分解的细节图像和近似图像在考虑融合规则时分开进行考虑<sup>[3]</sup>.BEMD 分解后的 BIMF 图像和趋势图像所表示的物理意义也不相同:趋势图像是原医学图像灰度值的近似表示,包含医学图像基本的纹理信息;BIMF 是图像的局部高频信息,BIMF 中包含医学图像的边缘和结构信息.

由于趋势图像是原医学图像灰度值的近似表示,所以其融合规则的计算直接基于趋势图像的灰度值.为了保留图像中的纹理信息,我们采用权值的方法进行融合.基于区域的权值根据区域内所有像素点的灰度值均值进行计算,公式如下:

$$e(m,n) = \frac{1}{|R|} \sum_{(x,y) \in R} r(x,y), (m,n) \in R \quad (9)$$

$|R|$  表示区域中像素点的个数,  $r(x,y)$  是区域内像素点对应的灰度值.最终融合后的趋势图像表示如下:

$$r_F(m,n) = \frac{e_1(m,n)}{e_1(m,n) + e_2(m,n)} r_1(m,n) + \frac{e_2(m,n)}{e_1(m,n) + e_2(m,n)} r_2(m,n) \quad (10)$$

BIMF 是医学图像的局部高频信息,所以其融合规则的计算基于 BIMF 图像特征的提取.为了满足医生对医学图像的视觉分析,融合规则根据基于区域能量的选择原则.基于能量的选择原则的主要出发点是人们的视觉系统主要对图像局部对比度非常敏感,因为对比度信息主要由图像的高频分解部分的局部瞬时频率决定,所以最好的方法是选择高频分量幅度的最大值.计算能量的公式如下:

$$a(m,n) = \frac{1}{|R|} \sum_{(x,y) \in R} E(x,y)^2, (m,n) \in R \quad (11)$$

$|R|$ 表示区域中像素点的个数, $E(x,y)$ 是区域内像素点对应的局部瞬时频率.最终融合后的 BIMF 图像表示如下:

$$D_F(m,n) = \begin{cases} D_1(m,n), & a_1(m,n) \geq a_2(m,n) \\ D_2(m,n), & a_1(m,n) < a_2(m,n) \end{cases} \quad (12)$$

### 3 实验结果与分析

医学图像融合的运用类型较多,在本文的实验中,我们给出两组已经配准好的医学图像进行分析研究.第 1 组是不同模式的医学图像,实验选取了螺旋 CT 和核磁共振 MRI 产生图像.第 2 组选取了同种模式的医学图像,实验选取不同模态情况下的核磁共振 MRI 图像.为了分析 BEMD 的融合效果,我们与常用的 3 种图像融合算法进行了比较.第 1 种是对两个输入图像简单平均,第 2 种是基于 Fourier 变换的图像融合算法,第 3 种是基于小波变换的 Haar 小波融合算法(HWT).小波图像分解和 BEMD 图像分解的层数都取 4.

衡量图像融合质量有主观方法和客观方法两类.主观方法是利用人的主观感觉对图像融合质量进行评判(一般是多人的平均效果).客观方法是利用定量的计算方法,有需要参考图像和不需要参考图像两种.由于医学图像融合领域没有标准参考图像可选,所以更重视不需要参考图像的评估方法.目前得到广泛应用的客观评估方法有 Piella<sup>[15]</sup>提出的基于图像相似性的评估方法(简称 Piella 方法)和 Xydeas<sup>[16]</sup>提出的基于边缘图像相似性的评估方法(Xydeas 方法).Piella 方法是一种利用图像相关系数、图像平均亮度以及对对比度误差评估图像质量的方法,另外也考虑了突出因子、边缘对融合图像的贡献.Piella 方法采用 3 个参数  $Q, Q_w, Q_E$  来进行综合衡量,其取值均为[0,1],取值越接近 1,说明相应的融合效果越好.Xydeas 方法将图像的边缘信息和视觉化联系在一起,通过计算源图像转换到融合图像的相对边缘信息量的多少来评估图像的质量.同样地,评估值越接近 1,相应的融合效果越好.本文将使用 Piella 和 Xydeas 方法比较 BEMD 和其他 3 种图像融合算法的融合效果.

#### 3.1 螺旋CT和核磁共振MRI的图像融合

选螺旋 CT 和核磁共振 MRI 产生图像(如图 3(a)、图 3(b)所示)作为一个典型的实验案例进行分析,主要原因是这两种初始图像在医学图像融合中信息同等重要,两幅图像均匀地包含了医学图像的重要信息.CT 图像的组织结构比较清晰、准确,显示钙化灶敏感,但对软组织对比度不佳.MRI 图像的信号强度与质子含量成正比,人体正常组织之间质子含量有一定差别,病变组织与正常组织之间的差别更加明显.所以,MRI 成像技术不仅可以清楚地分辨出肌肉、筋膜、脂肪、脑灰质、脑白质等正常软组织,而且对肿瘤等病变组织也具有较高的分辨率.图 3 给出了 4 种融合算法产生的融合效果图.从主观上可以看出:平均融合和 Fourier 融合算法融合后的图像对比度有所降低;基于小波变换的 HWT 融合算法图像边缘的效果不是很理想;本文提出的 BEMD 图像融合算法效果最好,融合后的图像包括的信息较全,且较为准确(融合后图像边缘突出,纹理清楚).

除了主观评估之外,表 2 还给出了采用 Xydeas 和 Piella 方法产生的客观定量的分析数据.BEMD 图像融合算法对螺旋 CT 和核磁共振 MRI 图像进行融合时,Xydeas 和 Piella 评估指标全面超过其他图像融合算法.特别是 Piella 方法  $Q_w$  和  $Q_E$  指标超幅更为明显,说明 BEMD 方法对选定图像产生的融合效果无论在图像亮度和图像边缘质量方面都要好得多.为了更好地分析 BEMD 融合算法对类似应用的融合效果,我们也对其他螺旋 CT 和核磁共振 MRI 产生图像进行了融合实验和比较,实验结果也同样表明了 BEMD 方法对此类图像融合具有很好的融合效果.

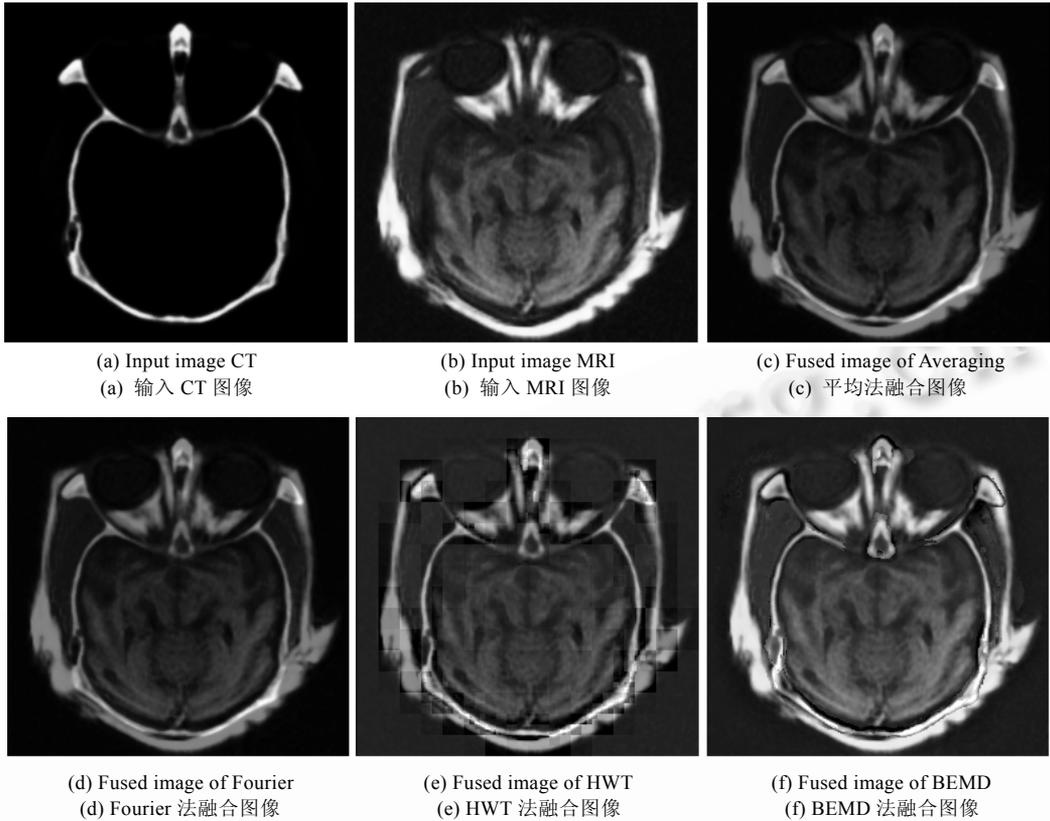


Fig.3 Fusion experiments on CT and MRI images

图 3 CT 和 MRI 图像的融合实验

Table 2 Evaluation on fused images of the CT and MRI with the Xydeas and Piella metrics

表 2 Xydeas 和 Piella 指标对 CT 和 MRI 的融合图像评估

Fusion method	Xydeas	Piella		
		$Q$	$Q_w$	$Q_E$
Averaging	0.394	0.613	0.6	0.541
Fourier	0.394	0.613	0.601	0.541
HWT	0.659	0.705	0.755	0.740
BEMD	<b>0.686</b>	<b>0.796</b>	<b>0.789</b>	<b>0.761</b>

### 3.2 同种模式下不同种模态的核磁共振MRI图像的融合

图 4 给出了另外一组同种模式下不同种模态的医学图像融合的实验结果,两幅初始图像是核磁共振 MRI 产生的脑部图像,源图像分别为 T1 加权和 T2 加权的两种不同模态产生的 MRI 图像(如图 4(a)、图 4(b)所示),T1 加权模态的图像中能够给出详细的解剖学结构信息,T2 加权模态的图像能够提供正常组织和非正常组织之间较大的差别.从融合后的结果图可以看出:平均融合和 Fourier 融合效果还是最差的;HWT 融合图像的轮廓和纹理都比较清楚,但由于小波分解的能量会有所泄漏,故图像轮廓边缘有所变形;BEMD 图像融合的效果还是要好得多,融合后图像中能够清楚地显示图像的各部分信息.另外,我们也用 Xydeas 和 Piella 方法进行了客观、定量的分析,评估数据见表 3.客观评估的数据同样表明,本文提出的 BEMD 融合算法在几种融合算法中是最优的.

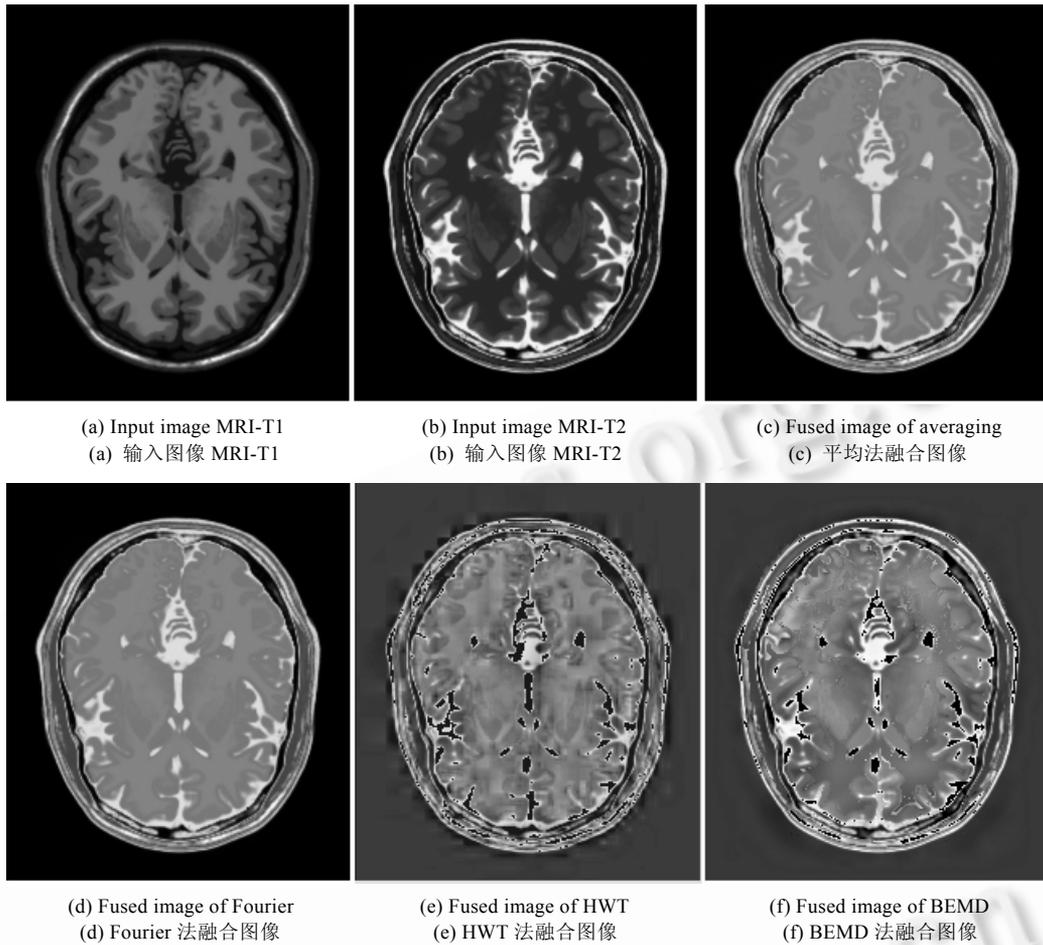


Fig.4 Fusion experiments on the MRI images of different modalities

图 4 不同种模态的 MRI 图像的融合实验

**Table 3** Evaluation on fused images of the MRI-T1 and MRI-T2 with the Xydeas and Piella metrics

表 3 Xydeas 和 Piella 指标对 MRI-T1 和 MRI-T2 的融合图像评估

Fusion method	Xydeas	Piella		
		$Q$	$Q_w$	$Q_E$
Averaging	0.263	0.204	0.39	0.406
Fourier	0.263	0.267	0.39	0.406
HWT	0.278	0.285	0.474	0.652
BEMD	<b>0.326</b>	<b>0.337</b>	<b>0.495</b>	<b>0.686</b>

#### 4 结束语

BEMD 图像融合算法基于 BEMD 分解. BEMD 分解方法是一个新颖的二维数据分析表示工具. 它具有比 Fourier 变化和小波分解更好的特性, 是一种自适应的多尺度图像分解算法. 这种方法完全是数据驱动的, 不像金字塔和小波分解依赖于预先定义的滤波器或小波函数. BEMD 能够抽取图像的空间瞬时频率的图像特征, 特别适用于二维的非线性和非稳态的数据. 本文分析和研究了医学图像 BEMD 分解和基于区域融合的融合规则, 给出了 BEMD 分解后其内蕴模函数 BIMF 的图像特征提取方法, 以及 BIMF 和趋势图像的区域融合规则. 我们对医学图像不同模式融合和同种模式不同模态融合的两组图像进行了实验比较, 结果表明, 本文提出的基于 BEMD 的图像融合算法达到了良好的图像融合效果.

BEMD 图像融合算法是将 BEMD 分解运用到医学图像融合领域的新型多尺度图像融合算法,BEMD 分解的理论基础还处于发展阶段.我们将与图像融合领域的学者一起继续迎接这种算法带来的机遇和挑战,继续作进一步的深入研究.此外,BEMD 分解过程算法是一个迭代计算过程,计算复杂度比小波分解要高,因此,本文提出的 BEMD 图像融合算法的计算效率较低,这也是 BEMD 图像融合算法的主要缺点,我们也将在今后研究过程中研究如何提高计算效率的问题.相信随着经验模态分解理论和技术的逐渐成熟,BEMD 图像融合算法也将趋于成熟,BEMD 算法将会在医学图像领域的运用中发挥更大的作用.

## References:

- [1] Qu GH, Zhang DL, Yan PF. Medical image fusion by wavelet transform modulus maxima. *Optics Express*, 2001,9(4):184–190.
- [2] Ardeshtir GA, Nikolov S. Image fusion: Advances in the state of the art. *Information Fusion*, 2007,8(2):114–118.
- [3] Piella G. Adaptive wavelets and their applications to image fusion and compression [Ph.D. Thesis]. Amsterdam: University of Amsterdam, 2003.
- [4] Pajares G, de la Cruz JM. A wavelet-based image fusion tutorial. *Pattern Recognition*, 2004,37(9):1855–1872.
- [5] Huang NE, Shen Z, Long SR, Wu MC, Shih HH, Zheng Q, Yen NC, Tung CC, Liu HH. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proc. of the Royal Society of London*, 1998,A454:903–995.
- [6] Damerval C, Meignen S, Perrier V. A fast algorithm for bidimensional EMD. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005,12(10):701–704.
- [7] Nunes JC, Bouaoune Y, Delechelle E, Niang O, Bunel P. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition. *Image and Vision Computing*, 2003,21(12):1019–1026.
- [8] Nunes JC, Guyot S, Delechelle E. Texture analysis based on local analysis of the bimensional empirical mode decomposition. *Machine Vision and applications*, 2005,16(3):177–188.
- [9] Wang J, Zhang JX, Liu ZJ. EMD based multi-scale model for high resolution image fusion. *Geo-Spatial Information Science*, 2008, 11(1):31–37.
- [10] Huang NE, Shen Z, Long SR. A new view of nonlinear water waves: The Hilbert spectrum. *Annual Reviews of Fluid Mechanics*, 1999,31:417–457.
- [11] Cheng JS, Yu DJ, Yang Y. Research on the intrinsic mode function (IMF) criterion in EMD method. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006,20(4):817–824.
- [12] Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms. *IEEE Trans. on Image Process*, 1993,2(2):176–201.
- [13] Zheng YZ, Hou XD, Bian TT, Qin Z. Effective image fusion rules of multi-scale image decomposition. In: Petrou M, Saramaki T, Ercil A, Loncaric S, eds. *Proc. of the 5th Int'l Symp. on Image and Signal Processing and Analysis*. Istanbul: IEEE, 2007. 362–366.
- [14] Felzenszwalb PF, Huttenlocher DP. Efficient graph-based image segmentation. *Int'l Journal of Computer Vision*, 2004,59(2):167–181.
- [15] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion. In: SuviSoft Oy Ltd., ed. *Proc. of the 2003 Int'l Conf. on Image Processing*, Vol.3. Barcelona: IEEE, 2003. 173–176.
- [16] Xydeas CS, Petrović V. Objective image fusion performance measure. *Electronics Letters*, 2000,36(4):308–309.



郑有志(1971—),男,江苏六合人,博士生,副教授,主要研究领域为图像处理,计算机仿真.



覃征(1956—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理,电子商务,软件体系结构.