

文章编号: 0253-2239(2009)05-1248-06

# 图像处理中二维经验模式分解的改进算法

张合勇 任德明 赵卫疆 曲彦臣

(哈尔滨工业大学光电子信息科学与技术系, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要** 对图像处理中二维经验模式分解(EMD)算法提出改进。在二维 EMD 中涉及到像素极值的选取和对极值点进行插值,在插值过程中会出现边界点变异现象。利用 Delaunay 三角剖分方法对选取的极值点进行分割,对不包含在 Delaunay 多边形内的边界像素采用对称处理,抑制了 3 次样条插值过程中边界点变异现象。用改进算法对一幅图像进行 EMD 处理,计算得到重构图像与原始图像之间标准差为  $6.667 \times 10^{-6}$ ,可见重构图像与原始图像之间的灰度值波动很小。实验结果表明重构图像与原始图像吻合非常好,论证了这种改进算法的准确性和可行性。EMD 方法在图像压缩以及去噪过程中运用越来越广泛,因此本文的改进算法也将在基于 EMD 的图像处理中起到提高运算速度的作用。

**关键词** 图像处理; 经验模式分解; Delaunay 三角剖分; 样条插值; 标准差

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20092905.1248

## Improved algorithm for 2-D Empirical Mode Decomposition in Image Processing

Zhang Heyong Ren Deming Zhao Weijiang Qu Yanchen

(Department of Optic-Electronics Information Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China)

**Abstract** An improved algorithm of 2-D empirical mode decomposition (EMD) in image processing has been presented. It contains selecting extrema of the pixels and interpolation of them in the course of EMD, in which a variance phenomenon of boundary pixels has been discovered. Delaunay triangulation has been used to partition the selected extrema, then replaces the pixels that not contained in the Delaunay polygon through symmetry principle, which can restrain the variance phenomenon that appeared in the cubic spline interpolation. An image has been processed with the improved algorithm, and the result indicates that the standard deviation between the original image and the reconstructed image is  $6.667 \times 10^{-6}$ . The reconstructed image is in good agreement with the original image. It demonstrates that the improved algorithm presented is accurate and feasible. The application of method of EMD is more and more popular in image compression and de-noising, therefore, the improved algorithm will increase the calculation speed of image processing based on EMD.

**Key words** image processing; empirical mode decomposition; delaunay triangulation; spline interpolation; standard deviation

## 1 引 言

Norden Huang 于 1998 年提出了一种新的用于分析非线性和非平稳信号的信号处理方法——经验模式分解(Empirical mode decomposition, EMD),这种方法的关键在于:任何复杂的数据都可

以分解为一系列有限而且是少量的固有模函数(Intrinsic mode functions, IMF),其中 IMF 定义为具有相同数量的零点和极值而且有对称的极大值和极小值包络<sup>[1]</sup>。还可以对每一个 IMF 进行 Hilbert 变换,这在信号处理领域中对于信号能量的认识具有

收稿日期: 2008-05-23; 收到修改稿日期: 2008-11-08

基金项目: 哈尔滨工业大学优秀青年教师培养计划(HITQNJ.S.2006.025)资助课题。

作者简介: 张合勇(1982-),男,硕士,主要研究工作是多普勒测风雷达。E-mail: yonghezhang1116@126.com

导师简介: 任德明(1968-),男,博导,主要从事直接探测多普勒雷达以及 TEA CO<sub>2</sub> 差分吸收雷达实验研究。

极其重要作用。这种分解是自适应的,因此具有很高的效率,由于这种分解是基于数据的局部特征时间尺度,所以可以应用在非线性和非平稳数据处理过程中。这种方法后来被用于二维情况下,对应于像素的操作,可用于对图像进行分解以及重构,此时重构过程相当于滤波,通过适当的编码,可以实现对图像进行压缩<sup>[2~4]</sup>,还可以对图像进行去噪,比文献<sup>[5]</sup>较了 EMD 算法与小波域阈值去噪的性能,仿真结果表明,该算法与小波域阈值去噪的效果相似,而不用选择小波基,是一种自适应的去噪算法。但是,无论一维还是二维的 EMD,都存在一个插值过程,由于都采用样条插值,在一维情况会出现端点飞翼和拟合过冲情况,使得端点偏离真实值可以达到几个数量级以上,有文献报道类似问题的解决方案。在二维情况下采用 3 次样条插值也会使得图像的边界像素发生变异,但是目前并没有引起足够重视,在很多情况下,图像的边界像素给我们提供的信息显得不是很重要,因此这种变异就被研究者忽视了。但是作者研究发现:对于像素不是很高的一幅图,在 EMD 过程中,当第一个 IMF 还未产生时,整个像素平面已经完全被腐蚀了(被变异点充满),在 Matlab 处理中像素显示为 NaN(非数值),使得后面的分解过程不能继续进行。因此,迫切需要对二维 EMD 算法提出改进,本文提出的改进算法无论是对于像素高还是低的图像,都能起到提高运算速度的作用。不同的地方在于低像素图像经过很少几次的 EMD 过程,像素面就被腐蚀了;像素较高的图像,可能经过的 EMD 次数会多一些,但是这不影响本文改进算法的适用范围。该算法就是为了避免在 EMD 过程中造成的这种像素腐蚀和提高运算速度而提出的。

## 2 EMD 原理

二维 EMD 可以运用在图像处理方面,将一幅图像分解为若干个固有模函数和一个余量函数的集合,和一维情况类似,定义二维 EMD 如下<sup>[6]</sup>:

(1) 确定所有的局部极大值和极小值  $f$ ;

(2) 对所选取的局部极大值和极小值进行曲面插值得到包络曲面  $e_{\max}, e_{\min}$ ;

(3) 计算这些包络的平均值  $e_{\text{ave}} = \frac{1}{2}(e_{\max} + e_{\min})$ ;

(4) 计算余量  $h = f - e_{\text{ave}}$ ;

(5) 如果循环判据满足,此时的  $h$  就是一个固有模函数(IMF);否则,返回第一步。

经过第 5 步的判定,假如条件满足,就可以得到一个固有模函数,将原始信号减去所求得的 IMF1,即得到一个余量函数;将这个余量函数作为原始数据再重复前面 5 个步骤,同理可得 IMF2,依次类推,直到最后一个余量函数不含有极值点为止,迭代过程终止。最后原始信号被分解为 IMF1, IMF2..., IMF $n$  以及一个余量  $R$ 。将这些固有模函数和余量相加,就可以实现对信号的重构。

## 3 插值算法改进

二维情况下的极值选取要用到邻域的概念,即图像中每一个像素与周围像素的连接关系,在我们所分析的情况下,可以分为 3、5、8 邻域,分别对应于图像的顶点、边界、非顶点非边界元素。因此极值选取只针对上述 3 种情况。对矩阵而言,有 4 个顶点元素,分别与这 4 个元素相邻的像素只有 3 个,因此将每一个顶点分别与其相邻的 3 个像素值进行比较,若该点比 3 邻域中的最大值都大,认为该点是极大值,若该点比 3 邻域中的最小值都小,认为该点是极小值,否则,该点既不是极小值也不是极大值,不对其进行记录。对边界元素以及非顶点非边界元素按照同样的方式处理。其中存在一个问题:有可能该点的像素值正好等于邻域的极值,文献<sup>[7]</sup>介绍了一种方法,如果中心点的像素值等于邻域的极值,将这两个相等的像素值连接起来继续比较这两个连接像素所构成区域的邻域极值,直到这种比较不再出现相等或者到达图像的边界为止。这样做原则上讲是准确的,但实际很难实现,因为对于  $M \times N$  的图像而言,事先不知道哪一点会出现中心值和邻域极值相等的情况,这样对每一个点和周围的所有点都有可能以上关系,很难找到循环停止的判据。对于  $3 \times 3$  的像素平面而言,假设在像素面内由左到右由上到下的像素灰度值分别为  $A, B, C, D, E, F, G, H, I$ 。寻找每一个中心点的邻域极值时,会出现以下的复杂过程:假设  $A$  为中心点像素值,其邻域像素可能为  $B, E, D$ ;假设  $B$  为邻域中的最大值且与  $A$  相等,则需将  $A$  与  $B$  连接起来记为  $AB$ ;寻找该连接区域的邻域像素极值,有可能是  $C, D, E, F$  中任何一个,假设为  $C$ ,且  $A=B=C$ ,则将连接区域记为  $ABC$ ;同样此连接区域的邻域像素可能为  $D, E, F$ ,假设在这 3 个邻域像素中极值为  $D$ ,且有  $A=B=C=D$ ,则连接区域为  $ABCD$ ;在此基础上的邻域像素可能是  $G, E, F$ ,假设邻域极值为  $G$ ,且有  $A=B=C=D=G$ ;则新的连接区域邻域为  $F, E, H$ ,由这 3

个可能的邻域极值分析直到边界,存在 12 种可能的组合。考虑  $A=B=C=D$  过程中忽略的其可能性,必须乘以相应的系数  $3 \times 4 \times 3 \times 3 = 108$ ,虽然某些可能性不完全等于 12 个组合,但整体上大致相等,所以可能存在的组合大约为 1296 种,而这只是  $3 \times 3$  的一个简单像素面内存在的寻找极值点的可能组合数,当考虑  $250 \times 200$  或者更大的图像时,可能的组合数十分庞大。而本文采取了一种简便方法,不用考虑该点像素值与周围领域极值相等的情况,因为从多幅图像的像素值分布中发现,出现上述情况的概率很小,忽略是合理的。

对选取出的极值进行曲面插值是至关重要的一步,关键在于所选取的极值分布是散乱的,不可能覆盖全部像素,在本文处理的  $250 \times 200$  图像中第一次极值选取出现了 3745 个,需要将这些离散的点用一张光滑曲面覆盖。本文采用的是分块的 3 次样条插值,将 3745 个点以某种方式进行划分,本文采用的是 Delaunay 三角分解。二维点集三角剖分是指将二维平面上的点集用不相交的直线段连接起来,使得所形成的凸包内每一个区域都是三角形,实现二维点集三角剖分的方法有多种。俄国数学家 Delaunay 证明了一种算法,其思想是必定存在一种三角剖分算法,使得所有三角形的最小内角之和最大。Delaunay 准则实现的条件是凸包内每一个三角形外接圆中不包含点集中的其他任何点,这使得每个三角形都尽可能接近于等边三角形,避免产生狭长的三角形,也就是使各离散点对整个三角形有限元网格的影响仅限于局部。设二维平面上的点集  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}, n \geq 3$ 。  $A(i)$  表示平面上点  $X$  到节点  $P_i$  的距离比到点集中其他任何节点的距离更近的点的集合,用公式表示为

$$A(i) = \{X \in R^2 : |X - P_i| \leq |X - P_j|, j = 1, 2, \dots, j-1, j+1, \dots, n; i = 1, 2, \dots, n\}. \quad (1)$$

$A(i)$  实际上是  $P_i$  点与其它  $n-1$  个点的连线的垂直平分线所形成的  $n-1$  个半平面的交,  $A(i)$  为凸多边形,称为 Voronoi 多边形,多边形的边称为 Voronoi 边,由多个 Voronoi 多边形组成 Voronoi 图,如图 1 虚线所示。

一般情形下, Voronoi 图的一个顶点同时属于 3 个 Voronoi 多边形,每个 Voronoi 多边形内仅有一个节点,连接 3 个共点的 Voronoi 多边形内的节点则形成一个 Delaunay 三角形,所有这些 Delaunay 三角形的集合构成 Delaunay 三角剖分,如图 1 实线

所示。通过这样的三角剖分以后,在每个 Delaunay 三角形内进行 3 次样条插值,关于图像插值类型的对比在文献[9]中有详细说明,我们采用的 3 次样条插值属于非线性插值范畴。在文献[10]中提出了一种 B 样条插值技术,基于这种技术的图像插值方法很好地保护了图像的细节,利用该方法进行三维重构能够有效改善重构模型的分辨力和光顺性,为提高三维表面非接触测量精度创造了条件。

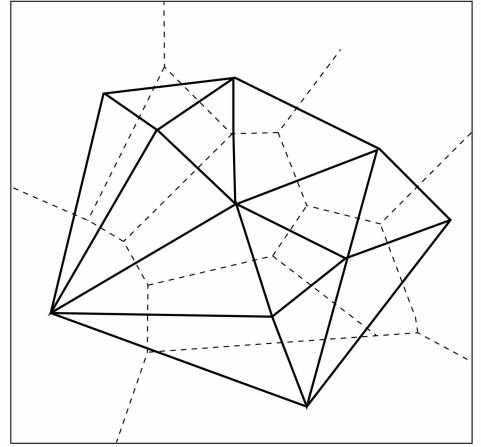


图 1 Voronoi 图及 Delaunay 三角形

Fig.1 Voronoi diagram and Delaunay triangle

在第一次选取的极大值的 Delaunay 三角剖分如图 2 所示,由图可知:这样的三角分解的确可以覆盖大部分像素值,但是并不能够包含所有的像素,特别是在边界处会出现漏掉像素的情况,将图 2 的 4 个顶点放大之后能够清楚地看到此现象,如图 3 (a,b,c,d 对应顺序为左上,右上,左下,右下)所示。由图 3 可知:在第一次极大值的选取所得到的 Delaunay 三角分解图将不能覆盖右上,左下,右下的所有像素,用 Matlab 进行模拟时,对于不能覆盖的点,将出现 NaN(非数值)。如果只进行这样一次选取极值以及曲面插值,这几个边界值对整体影响不明显,但是,我们所采取的二维 EMD 是需要经过多次循环,直到停止判据满足为止。如果每一次都忽略边界,经过少量次数的循环以后,所有的像素值都将出现 NaN,称为变异点。因此必须对每一次曲面插值以后的像素值进行优化,优化的方法是采用对称规则,将在每一次插值过程中出现的 NaN 用它的对称位置的像素值来取代,下面以 NaN 出现在左上角情况为例分析对称法。

如图 4 所示,在像素平面左上角出现了 NaN (图 4 并不是本文处理图像第一次提取极大值的像素分布,因为如图 3(a)所示,在第一次提取极大值过程中,左上角像素并没有出现 NaN),设 NaN 出

现在 $(i, j)$ 位置, 记为  $\text{NaN}(i, j)$ 。在二维情况下的对称存在 3 种情况: 横向 (Horizontal)、纵向 (Vertical)、对角 (Incline)。首先找到三种情况分别对应的第一个非变异点, 分别记为:  $A(i, j_H), A(i_V, j), A(i, j_I)$ , 然后分别以这三个点为对称中心, 分别得到  $\text{NaN}(i, j)$  的 3 个点:  $A(i, 2j_H - j), A(2i_V - i, j), A(2i_I - i, 2j_I - j)$ , 如图 4(a) 所示。对称原理就是用对称点的像素值取代变异点, 但是现在出现了 3 个像点, 必须存在一个选择判据: 以对称中心到变异点的距离最短为标准。在像素平面内,  $A(p, q)$  到  $A(m, n)$  的距离定义为

$$D = \sqrt{(p - m)^2 + (q - n)^2}. \quad (2)$$

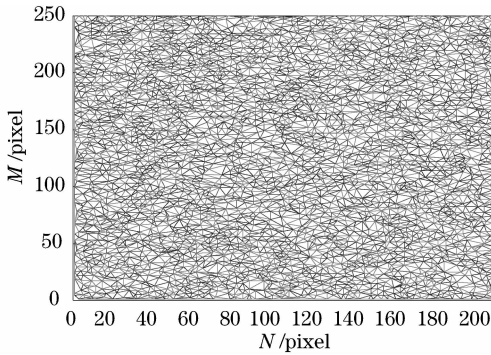


图 2 第一次极大值的 Delaunay 三角分解

Fig. 2 Delaunay triangulation of the extrema for the first time

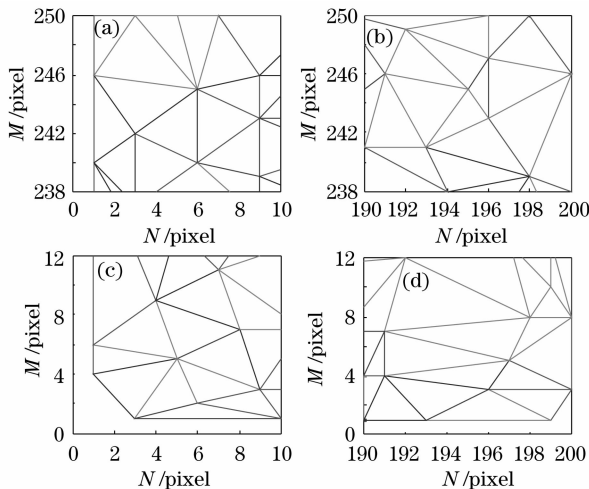
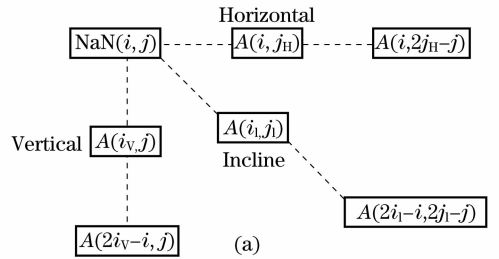


图 3 顶点处 Delaunay 三角分解放大图

Fig. 3 Delaunay triangulation amplification of the zenith

如图 4(b) 所示, 以变异点  $\text{NaN}(1, 1)$  为例, 3 个方向的对称中心分别为:  $A(1, 4), A(3, 3), A(6, 1)$ , 分别计算其相对于变异点的距离为:  $\sqrt{9}, \sqrt{8}, \sqrt{25}$ , 因此距离最短点为  $A(3, 3)$ , 因此将  $A(3, 3)$  像素值取代  $\text{NaN}(1, 1)$ , 每一次选取极大值和极小值之后都要进行 Delaunay 三角分解, 对于不包含在



$\text{NaN}(1, 1)$	$\text{NaN}(1, 2)$	$\text{NaN}(1, 3)$	$\text{NaN}(1, 4)$	$\text{NaN}(1, 5)$	$\text{NaN}(1, 6)$
$\text{NaN}(2, 1)$	$\text{NaN}(2, 2)$	$\text{NaN}(2, 3)$	$\text{NaN}(2, 4)$	$\text{NaN}(2, 5)$	$\text{NaN}(2, 6)$
$\text{NaN}(3, 1)$	$\text{NaN}(3, 2)$	$\text{NaN}(3, 3)$	$\text{NaN}(3, 4)$	$\text{NaN}(3, 5)$	$\text{NaN}(3, 6)$
$\text{NaN}(4, 1)$	$A(4, 2)$	$A(4, 3)$	$A(4, 4)$	$A(4, 5)$	$A(4, 6)$
$\text{NaN}(5, 1)$	$A(5, 2)$	$A(5, 3)$	$A(5, 4)$	$A(5, 5)$	$A(5, 6)$
$A(6, 1)$	$A(6, 2)$	$A(6, 3)$	$A(6, 4)$	$A(6, 5)$	$A(6, 6)$
$A(7, 1)$	$A(7, 2)$	$A(7, 3)$	$A(7, 4)$	$A(7, 5)$	$A(7, 6)$
$A(8, 1)$	$A(8, 2)$	$A(8, 3)$	$A(8, 4)$	$A(8, 5)$	$A(8, 6)$
$A(9, 1)$	$A(9, 2)$	$A(9, 3)$	$A(9, 4)$	$A(9, 5)$	$A(9, 6)$
$A(10, 1)$	$A(10, 2)$	$A(10, 3)$	$A(10, 4)$	$A(10, 5)$	$A(10, 6)$

图 4 对称原则处理边界像素示意图

Fig. 4 Schematic of boundary pixel processing using symmetry principle

Delaunay 三角形构成的多边形内的像素点均要进行以上的对称处理。经过上述对称处理之后, EMD 过程可以顺利进行, 如图 5(a, b, c) 所示, 分别为第一次提取的极大值和极小值, 以及二者平均值进行的曲面插值的结果。由此可知, 以上的处理方法的确克服了由于所选取的极值点不能覆盖整个像素平面而造成的边界变异现象。

另外, 循环停止判据也是至关重要的, 在每一次迭代都会出现包络平均值  $e_{ave}$ , 将  $e_{ave}(i, j) \leq 1$  作为停止的判据, 此时认为插值曲面比较平滑。当最后一个 IMF 所对应的余量没有多于 2 个极值时, 此时所有分解过程结束。

### 4 二维 EMD 图像处理结果

以下是来自 2008 年春节南方小镇的图片, 大小为  $250 \text{ pixel} \times 200 \text{ pixel}$ , 在上文中提到的极值选取以及插值分析也是基于这一幅图, 只是在利用对称原理处理边界变异时, 所在举例子是任意假定的, 原因在上文中已经说明。经过 EMD 处理的结果如图 6(a)~图 6(i) 所示。依次为: 原始图像、IMF1、IMF2...、IMF6、余量、重构图像。将分解的几个 IMF 函数以及余量相加得到重构图像。

由图可知, 原始图像和重构图像之间吻合得很好, 为了说明重构图像和原始图像之间相似的程度, 定义标准差

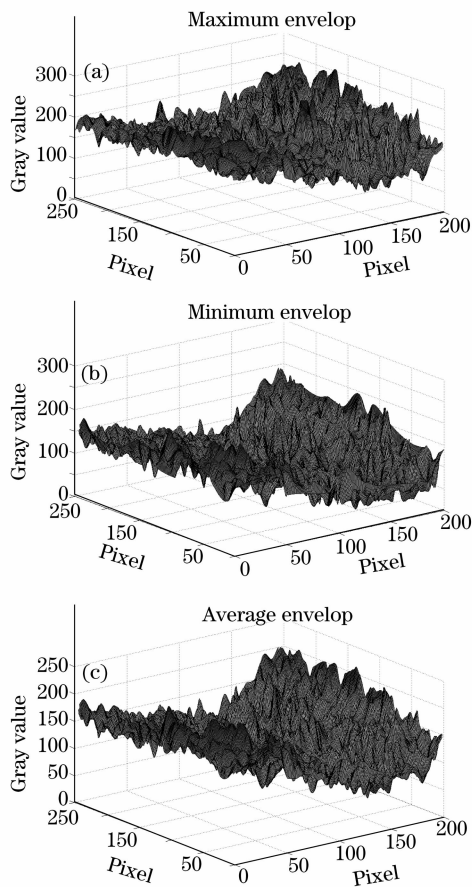


图 5 经过优化的极大值(a)、极小值(b)、平均值(c)插值曲面

Fig. 5 Envelop of maxima (a), minima (b), average (c) after optimizing

$$S = \left\{ \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f_{\text{rec}}(m, n) - f_0(m, n)]^2 \right\}^{1/2}, \quad (3)$$

其中  $M$  表示像素的行数,  $N$  表示像素的列数,  $f_{\text{rec}}(m, n)$  表示重构的图像矩阵第  $m$  行  $n$  列元素值,  $f_0(m, n)$  表示原始图像的第  $m$  行  $n$  列像素值, 表示重构图像时之所以用元素值而不用像素值, 是因为在分解的过程中, 所有参以运算的值均为双精度型, 如果转化为 8 位整型数据, 小数点后面数字被去掉, 计算得到的标准差为 0。因此为了准确反映重构图像与原始图像之间的微小差异, 必须在没有经过数据类型转化之前求标准差, 通过计算可得标准差为  $6.667 \times 10^{-6}$ 。可见重构图像与原始图像之间灰度值波动很小, 由此可知, 改进算法能够很好解决边界变异问题。

## 5 结 论

本文对图像处理中二维经验模式分解算法提出

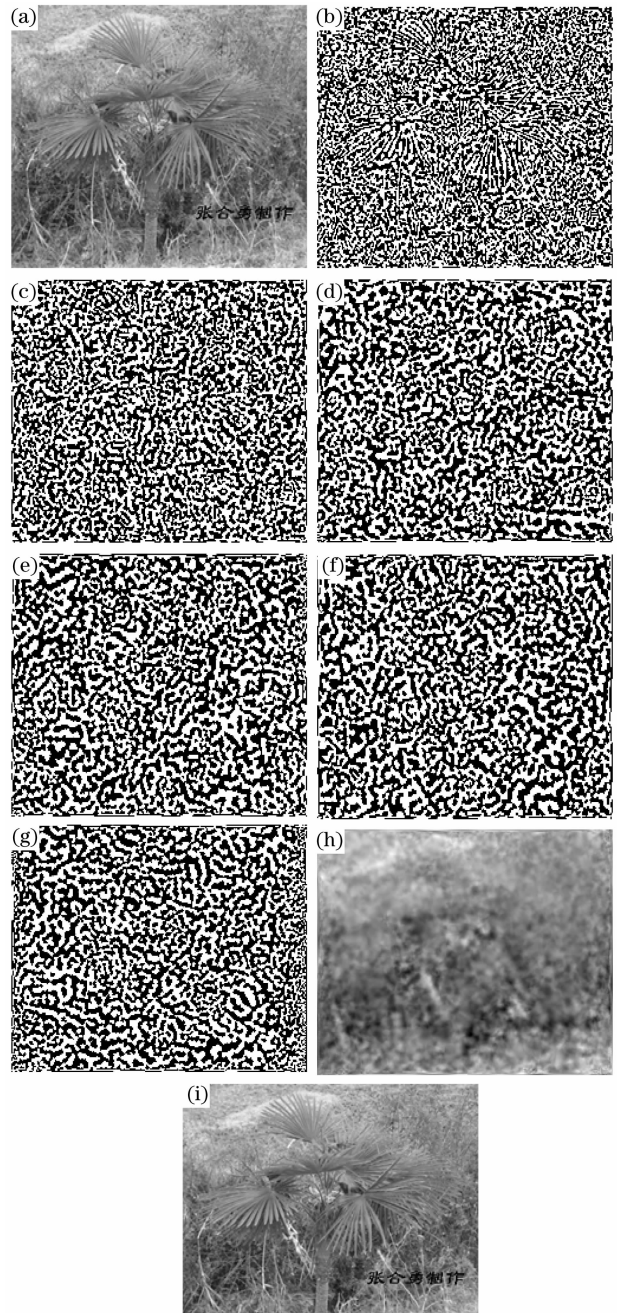


图 6 EMD 处理结果

Fig. 6 Results processed with EMD

改进, 在分解过程中涉及到像素极值的选取以及对极值点进行插值, 如果直接运用 3 次样条插值。对于不被 Delaunay 多边形包含的像素将会出现变异, 以至于后面的计算无法实现, 因此, 本文采用像素对称原则对不包含在 Delaunay 多边形内的像素进行处理。以一幅图像的分解过程为例, 将其分解为 6 个 IMF 和一个余量, 将这 6 个 IMF 和一个余量相加实现图像重构, 计算得到重构图像与原始图像像素之间的标准差为  $6.667 \times 10^{-6}$ , 说明二者吻合得很好。这种方法在图像压缩以及去噪中运用越来越

广泛,因此本文的改进算法也将在基于 EMD 的图像处理中起到积极作用。

### 参 考 文 献

- 1 Norden E. Huang, A new method for nonlinear and nonstationary time series analysis: empirical mode decomposition and hilbert spectral analysis[C]. *Proc. SPIE*, 2000, **4056**:197~205
- 2 Anna Linderhed. Compression by image empirical mode decomposition [J]. *IEEE*, 2005, **7803**:9134~9139
- 3 Anna Linderhed. 2-D empirical mode decompositions in the spirit of image compression[J]. *Proc. SPIE*, 2002, **4738**:1~8
- 4 Deng Jiaxian, Li Taijun. Interference hyper-spectral images compression based on classification and curve-fitting [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(1):45~51  
邓家先,李太君. 基于分类和曲线拟合的干涉超光谱图像压缩 [J]. *光学学报*, 2007, **27**(1):45~51
- 5 Gao Yunchao, Sang Enfang, Liu Baifeng. Adaptive de-noising algorithm based on EMD [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, **43**(26):59~61  
高云超,桑恩方,刘百峰. 基于经验模式分解的自适应去噪算法

- [J]. *计算机工程与应用*, 2007, **43**(26):59~61
- 6 He Jingbo, Peng Fuyuan. Improved algorithm for image decomposition based on bidimensional emd [C]. *Proc. SPIE*, 2007, **6786**: 67860C-1~67860C-5
- 7 Yan Tian, Ying Huang, Li Yongjiang. Image zooming method using 2D EMD technique[J]. *IEEE*, 2006, **4244**: 10036~10040
- 8 Fang Xiwu, Cui Hanguo. An algorithm of automatic generation of finite element mesh [J]. *J. Naval Academy of Engineering*, 1998, **4**(85):31~34  
方锡武,崔汉国. 有限元网格自动生成的 Delaunay 算法 [J]. *海军工程学院学报*, 1998, **4**(85). 31~34
- 9 Fu Xiang, Guo Baolong. Area-Directed interpolation algorithm for underwater laser image [J]. *Chin. J. Lasers*, 2007, **34**(8): 1064~1068  
符祥,郭宝龙. 区域指导的激光水下图像插值算法 [J]. *中国激光*, 2007, **34**(8):1064~1068
- 10 Wu Fenghe, Zhang Xiaofeng. Three-Dimensional reconstruction method based on parameter mapping and b-spline interpolation [J]. *Chin. J. Lasers*, 2007, **34**(7):977~982  
吴凤和,张晓峰. 基于参数域映射及 B 样条插值的三维重构方法 [J]. *中国激光*, 2007, **34**(7):977~982

## 《激光与光电子学进展》“光学制造”栏目征稿启事

《激光与光电子学进展》是中国科学院上海光学精密机械研究所主办的激光、光电子领域行业性期刊,中国科技核心期刊。该刊 1964 年创刊,至今已出刊 500 余期,旨在促进国内外学术交流,沟通科研单位、生产部门与用户的联系。2009 年,《激光与光电子学进展》将加大光学制造方向的报道力度,深入研讨光学制造的技术发展及其在工业、科研各方面的应用。主要涉及方向有光学元器件、光学仪器、光学加工、光学设计、光学材料、光学薄膜、光学检测等领域。

欢迎相关的科研、技术、市场人员根据我们栏目内容定位,撰写或向我们推荐涉及上述领域的优秀技术论文。来稿不收取审稿费和版面费,一经录用将优先发表并支付丰厚稿酬。

• 本栏目基本要求:

- 1) 稿件内容应为光学制造领域的最新进展、研究动态、科研和新品开发成果等方面;
- 2) 文章要求内容新颖、论点正确、论据充分、数据可靠、文理通顺;
- 3) 技术文章字数一般为 5000 字左右;综述文章字数最多不超过 10000 字,且第一作者需为副教授及以上职称。

• 投稿方式:通过网上投稿系统(<http://www.opticsjournal.net/lop.htm>)直接上传稿件(主题标明“光学制造”投稿),也可以直接将稿件 word 版发至邮箱:dingjie@siom.ac.cn(主题标明“光学制造”投稿),如有问题欢迎垂询 021-69918198 与栏目编辑丁洁联系。

《激光与光电子学进展》编辑部