水下图像边缘特征提取的 BEMD 自适应算法

刘 波[1,2], 林 焰[1,2], 王运龙[2]

(1. 大连理工大学 工业装备结构分析国家重点实验室,116024 辽宁 大连;
2. 大连理工大学 船舶工程学院, 116024 辽宁 大连)

摘 要: 针对应用二维经验模式分解算法进行水下图像边缘检测时需要人工设定检测阈值的问题,提出一种 BEMD 与 ROC 曲线分析相结合的自适应图像边缘检测新方法. 首先通过 BEMD 算法将水下图像分解成多层内禀模式函数(IMF)分量图像,然后利用不同参数组合的 Canny 检测算子对 IMF 分量图像进行细化处理,生成各层 IMF 分量的二值化图像集,最后利用 ROC 曲线分析技术求得 IMF 分量图像的最佳检测阈值,从而确定了理想的 BEMD 边缘特征提取图. 实验结果表明:该算法能够避免人工设置检测阈值带来的操作误差,可实现图像边缘特征提取检测阈值的自适应设定. 水下图像处理实例验证了所提方法的正确性和有效性.

关键词: 水下图像;二维经验模式分解;ROC 曲线分析;边缘检测
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367 - 6234(2013)02 - 0117 - 06

Bi-dimensional empirical mode decomposition algorithm for underwater image edge detecting

LIU Bo[1,2], LIN Yan[1,2], WANG Yunlong[2]

(1. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, 116024 Dalian, Liaoning, China; 2. School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Dalian University of Technology, 116024 Dalian, Liaoning, China)

Abstract: A novel method combining BEMD and receiver operating characteristics (ROC) curve is presented in this paper to solve the problem that the threshold is greatly affected by personal experience when underwater image edge detection is performed using a bi-dimensional empirical mode decomposition (BEMD) algorithm. Firstly, the BEMD algorithm is employed to decompose an underwater image into several intrinsic mode functions (IMFs) and a residual. Then several IMF images are computed using combinations of the Canny detector parameters, and the image binaryzation results are generated accordingly. The ideal BEMD edge feature extraction maps are estimated using correspondence threshold which is optimized by ROC analysis. The experimental results show that the proposed algorithm is able to avoid the operation error caused by manual setting of the detection threshold, and to adaptively set the image feature detection threshold. The proposed method has been proved to be accuracy and effectiveness by the underwater image processing examples.

Key words: underwater image; bi-dimensional empirical mode decomposition; receiver operating characteristics curve; edge feature detector

水下图像边缘检测技术在海洋探测、海洋平台安全检测和水下目标识别等领域具有广泛的应用. 目前,随着水下机器视觉技术的发展,高分辨率的图像技术给人们研究水下环境带来了方便. 然而在深海环境中,水下弱光条件限制了水下光视觉图像技术的应用. 在过去的十几年中,研究者经过不懈的努力进行了大量的水下成像设计研究,并相信终会解决这一困难[1-3]. 现在有一些学者开始热衷于水下声纳图像[4-5]和水下激光图

收稿日期: 2012 - 05 - 28.
基金项目: 国家公益性行业科研专项(201003024);
辽宁省教育厅科研项目(LS2010046).
作者简介: 刘 波(1977—),男,博士研究生;
林 焰(1963—),男,教授,博士生导师.
通信作者: 林 焰,linyanly@dlut.edu.cn.

像[2,6-7]研究,但是这些成像设备价格昂贵,严重地制约了水下图像处理技术在海洋工程中的普及. 近年来,随着经验模式分解(EMD)[8]算法在信号处理中的广泛应用,其处理的数据已由实数序列发展到复数序列上[9],并由一维数组扩展到了二维数组. 自 J. C. Nunes 等将二维经验模式分解(BEMD)算法应用于图像纹理分析[10-12]上后,国内外的一些学者相继开展了对 BEMD 算法的应用研究,但关于其理论的研究较少,基本是在算法本身上的改进[13-15],包括图像特征检测[16-17]、图像降噪和图像融合[18-19]等方面. BEMD 算法可以实现图像的多尺度显著性区域分析,并能够进行显著性目标的提取,但在对二维 IMF 分量图像进行边缘特征提取时往往需要结合传统的边缘检测算子,而且这一过程还需要人工进行阈值参数的选择,因此就出现了如何确定理想边缘提取图的问题. 针对这一问题,本文首先由不同参数组合的 Canny 边缘检测算子计算各层 IMF 分量图像的边缘提取图集,然后对各提取图进行逐像素统计并得到边缘像素的相关图,最后利用 ROC 曲线分析寻找图像的最佳检测阈值,并最终确定 BEMD 检测的理想边缘特征提取图.

1 经验模式分解算法

1.1 信号的 EMD 分解条件与谱分析方法

N. E. Huang 等对信号数据进行自适应多尺度分析,提出了两个处理步骤: 1) 采用 EMD 方法[8]对信号进行特征尺度筛选,把随机信号序列分解为若干个内禀模式函数(IMF)的线性组合,并且每一个 IMF 对整个时间序列来说,极值点的个数与过零点的个数必须相等或者只相差 1,而且在任何一点,极大值和极小值包络线的平均值为零. 2) 对各个 IMF 分量进行希尔伯特(Hilbert)变换,从而构建了信号数据的一个时间、频率和能量分布关系图,这就是信号的希尔伯特谱分析.

1.2 二维经验模式分解

BEMD 方法是对一维 EMD 算法的扩展. 与一维 EMD 方法类似,BEMD 算法必须基于 3 点假设:1) 二维数据平面里至少包含一个极大值点和一个极小值点;2) 当整个二维数据平面中没有极值点时,可通过一阶或二阶微分运算后得到数据的极大值和极小值;3) 特征尺度用极值点间的距离来度量.

对于二维图像函数 $f(x,y)$,$x = 1,2,\cdots,X$;$y = 1,2,\cdots,Y$; BEMD 算法的筛选过程如下.

首先,在图像中寻找局部极大值点和局部极小值点,分别对极大值点和极小值点进行包络拟合,得出图像的极大值点包络曲面 $E_{\max}(x,y)$ 和极小值点包络曲面 $E_{\min}(x,y)$,并求出其包络曲面的均值 $E_{\mathrm{mean}}(x,y)$,即

$$E_{\mathrm{mean}}(x,y) = \frac{E_{\max}(x,y) + E_{\min}(x,y)}{2}. \quad (1)$$

其次,从原图像中减去均值得到一个中间差值,记为 $H_1(x,y)$,则

$$H_1(x,y) = f(x,y) - E_{\mathrm{mean}}(x,y). \quad (2)$$

再次,重复第 3 步 k 次后,直到 H_{1k} 是一个内禀模式函数 IMF 为止,即

$$H_{1(k-1)}(x,y) - E_{\mathrm{mean}}(x,y) = H_{1k}(x,y). \quad (3)$$

最后,计算终止条件. 若满足,则设 $C_1(x,y) = H_{1k}(x,y)$,$C_1(x,y)$ 就是第 1 个分离出来的内禀模式函数; 否则,重复上述过程. 本文采用标准差(D_s)的尺寸作为每层筛分过程的停止条件,计算第 i 层 IMF 筛选结束的标准差判别函数[11]为

$$D_s = \sum_{x=1}^{X}\sum_{y=1}^{Y}\left[\frac{|H_{i(k-1)}(x,y) - H_{ik}(x,y)|^2}{H^2_{i(k-1)}(x,y)}\right]. \quad (4)$$

通常,D_s 在 0.2 ~ 0.3 之间取值. 把第 1 层 IMF 分量 $C_1(x,y)$ 从原图像数据中分离出来就得到一个残差量 $R_1(x,y)$,如果将 $R_1(x,y)$ 代替原图像数据,多次重复这一过程,最终可以得到 BEMD 算法的分解结果为

$$f(x,y) = \sum_{i=1}^{n} C_i(x,y) + R_n(x,y). \quad (5)$$

其中:$f(x,y)$ 为原图像数据,$C_i(x,y)$ 为分解后得到的较小尺度的细节信息,$R_n(x,y)$ 为得到的最后大尺度趋势项信息.

2 利用 ROC 曲线的图像特征提取方法

本文利用 BEMD 算法把一幅水下图像分解为 3 层内禀模式函数分量图像和最后的残余图像. 其内禀模式函数分量图像中含有原图像的显著性特征,所以利用 Canny 检测算子对前两层 IMF 分量图像作边缘轮廓提取(第 3 层 IMF 分量图像在进行边缘检测时,其轮廓较混乱,故略去此层). 尽管 Canny 算子能够遵守边缘检测的 3 个严格判别标准,但是它缺乏自适应性,即在检测前需要人工设置阈值参数,因此本文采用 ROC 曲线[20]分析技术来探讨图像最佳检测阈值的设定问题.

2.1 ROC 曲线的相关概念

2.1.1 混淆矩阵[21]

在二分类问题中,设{P,N} 是专家预测的类

标签集合，P 代表真实正例数，N 代表真实负例数；在利用已知的分类器对样例进行分类后，可得到分类预测的类标签集合$\{T,F\}$，其中 T 代表分类为正例数，F 代表分类为负例数. 因此，由分类器预测和专家预测可以组合成 4 种可能的分类结果，即$\{TP,FP,FN,TN\}$，用矩阵形式表示为

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} TP & FP \\ FN & TN \end{bmatrix}. \tag{6}$$

其中：$\boldsymbol{D}$ 称为混淆矩阵，TP 为真实正例被分类为正例的个数，FN 为真实正例被分类为负例的个数，FP 为真实负例被划分为正例的个数，TN 为真实负例被划分为负例的个数.

由混淆矩阵能够计算出正确检测率（或称灵敏度，Sensitivity）以及虚警率（或称 1 - 特异度，1 - Specificity）两个分类性能评价指标分别为

$$R_{TP} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P};\ R_{FP} = \frac{FP}{FP + TN} = \frac{FP}{1 - P}. \tag{7}$$

式中：$R_{TP} + R_{FP} = 1$.

2.1.2　ROC 曲线构成

ROC（Receiver operating characteristics）是受试者工作特征，ROC 曲线主要用来分析分类器正确检测率和虚警率之间的关系，它是以 R_{FP} 为横轴，R_{TP} 为纵轴，横轴与纵轴长度相等，且无因次化，这样就形成一个正方形的二维空间；在此二维空间中将各（R_{FP}，R_{TP}）点对标出，并用直线连接各相邻两点从而拟合成 1 条曲线，如图 1 所示为 ROC 曲线分析的一个示例.

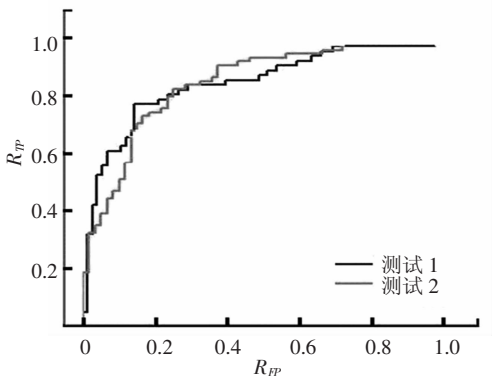


图 1　ROC 曲线分析示例

2.2　基于 ROC 曲线的边缘检测分析技术

2.2.1　构建边缘映射图

在 Canny 边缘检测算子中，有高、低阈值和高斯平滑因子 3 个参数需要根据图像的实际情况来设置，应用这 3 个参数的不同组合设置对图像进行检测时，可以得到不同的边缘提取图. 本文将 Canny 算子的高斯平滑因子和高阈值分别按照一定的间隔进行设置，如高斯平滑因子取值为0.7 ~ 1.5，步长为 0.2；高阈值为 0.05 ~ 0.35，步长为 0.1；而低阈值可以按照高阈值的 1/3 来进行设定，这样就能够得到 16 种不同的参数组合，因而就有 16 种不同的边缘提取图. 然而在如此多的边缘检测图中挑选一幅较为理想的边缘提取图，仅仅依靠视觉判断是不够的，还需要按照某种规则定量地分析出理想的边缘检测图. 为了解决这一困难，ROC 曲线分析技术就可以客观定量地对 Canny 边缘检测算子作出较为理想的性能评价. 假设有 N 幅边缘检测图 $D_j(j = 1,2,\cdots,N)$. 将 N 幅边缘图逐像素进行统计，得出每个像素被判断为边缘点的级别数 $n(0 \leqslant n \leqslant N)$，$n$ 越大，则该位置的像素与周围像素的灰度差越大，其被判断为边缘的可能性也越大.

2.2.2　设计 ROC 曲线的基本参数

由边缘像素的统计直方图可以找到图像的相关阈值 R_{CT}[20]. 如果把 $n \geqslant R_{\mathrm{CT}}$ 的像素作为边缘点，那么其余的像素就作为背景. 因此为了选择合适的 R_{CT} 值，对 R_{CT} 由小到大进行逐个试验（$i = 1,2,\cdots,N$），每个 i 对应着一个边缘映射图，称为候选边缘图（Potential ground truth，PGT）[20]，用 P_i 来表示. 对于候选边缘图 $P_i(i = 1,2,\cdots,N)$ 和边缘检测图 $D_j(j = 1,2,\cdots,N)$，依据 ROC 理论分析可以得到式（6）混淆矩阵中的各个元素，若再令 $(TP)_{P_i,D_j}$、$(FP)_{P_i,D_j}$、$(TN)_{P_i,D_j}$ 和 $(FN)_{P_i,D_j}$ 分别表示指标中的正确识别（True Positive，TP）、错误识别（False positive，FP）、正确排除（True negative，TN）和错误排除（False negative，FN）等 4 类情况. 那么上述各个统计指标的概率值计算公式为

$$\begin{cases} (\overline{TP})_{P_i} = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}(TP)_{P_i,D_j} = \\ \quad \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}\left(\dfrac{1}{RC}\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}P_{i1} \cap D_{j1}\right), \\ (\overline{FP})_{P_i} = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}(FP)_{P_i,D_j} = \\ \quad \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}\left(\dfrac{1}{RC}\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}P_{i1} \cap D_{j0}\right), \\ (\overline{TN})_{P_i} = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}(TN)_{P_i,D_j} = \\ \quad \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}\left(\dfrac{1}{RC}\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}P_{i0} \cap D_{j0}\right), \\ (\overline{FN})_{P_i} = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}(FN)_{P_i,D_j} = \\ \quad \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{j=1}^{N}\left(\dfrac{1}{RC}\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}P_{i0} \cap D_{j1}\right). \end{cases} \tag{8}$$

式中:R、C 分别为图像的行数和列数,N 为边缘提取图的幅数,P_{i1} 和 P_{i0} 分别为候选边缘图 $P_i(i=1,2,\cdots,N)$ 中的边缘点与非边缘点,D_{i1} 和 D_{i0} 分别为边缘检测图 $D_j(j=1,2,\cdots,N)$ 中的边缘点与非边缘点. 然后,根据式(7)可计算出候选边缘图的 R_{TP} 值和 R_{FP} 值.

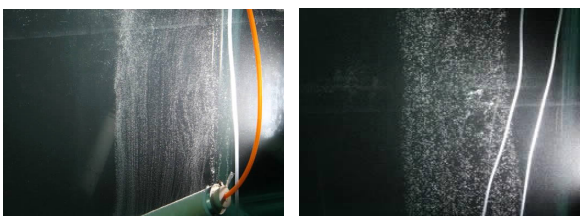
$$\begin{cases}(R_{TP})_{P_i}=\dfrac{(\overline{TP})_{P_i}}{(\overline{TP})_{P_i}+(\overline{FN})_{P_i}},\\ (R_{FP})_{P_i}=\dfrac{(\overline{FP})_{P_i}}{(\overline{FP})_{P_i}+(\overline{TN})_{P_i}}.\end{cases}\tag{9}$$

式中:$P=(\overline{TP})_{P_i}+(\overline{FN})_{P_i}$,$1-P=(\overline{FP})_{P_i}+(\overline{TN})_{P_i}$.

3 实验及结果分析

3.1 应用 BEMD 算法进行水下图像多尺度分解

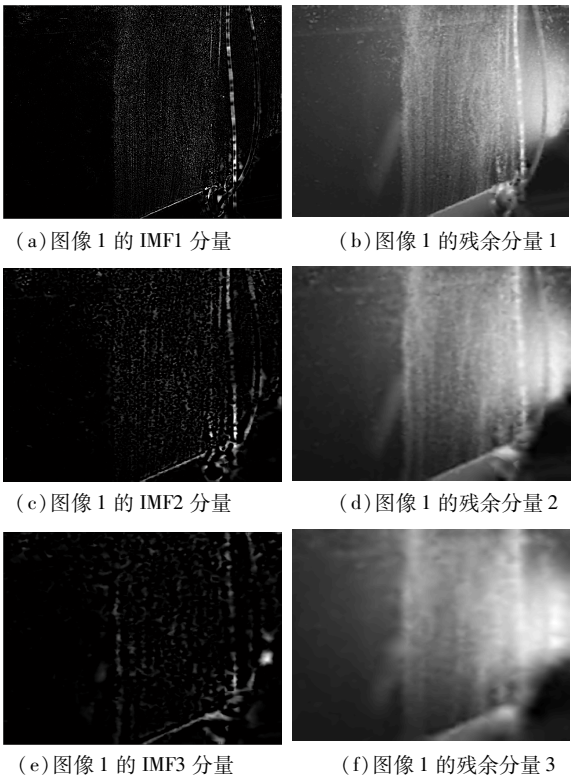
为了验证本文算法的有效性,本文分别对两幅水下图像进行实验分析,这两幅图像的大小都是 246 像素 ×300 像素,如图 2 所示.



(a)图像 1 (b)图像 2

图 2 测试图像

由基本 BEMD 算法的筛选过程可以对水下图像进行多层图像分解,在分解之前阐述一下该算法的两个核心关键技术,即图像中局部极值点的选取和插值曲面的构造. 首先关于极值点的选择问题,很多研究者已经提出了许多行之有效的方法,如用数学形态学方法选取极值点[10-12]、滑动窗极值点选择法等[17-18];其次对于求极值点的插值曲面问题也是当前的一个研究热点,已出现的方法有立方样条插值法、Delaunay 三角剖分法、有限单元法等[17-18]. 本文在综合考虑水下图像极值点的计算难度和插值曲面的光滑性等因素后,采用滑动窗法求取图像的极值点,而使用径向基函数法[22]构造极值点的插值包络曲面. 图 3、4 分别为对测试图像所作的 3 层 BEMD 分解算例. 由这两个算例可以看到 BEMD 算法能够使水下图像实现从低频到高频的自然尺度分离,这一过程类似于小波分析对图像的分解,但是 BEMD 方法里没有小波基的构造问题,它的基是由图像数据本身自适应产生的,因而 BEMD 算法具有很好的分解效率和局部的时频特性等优点.

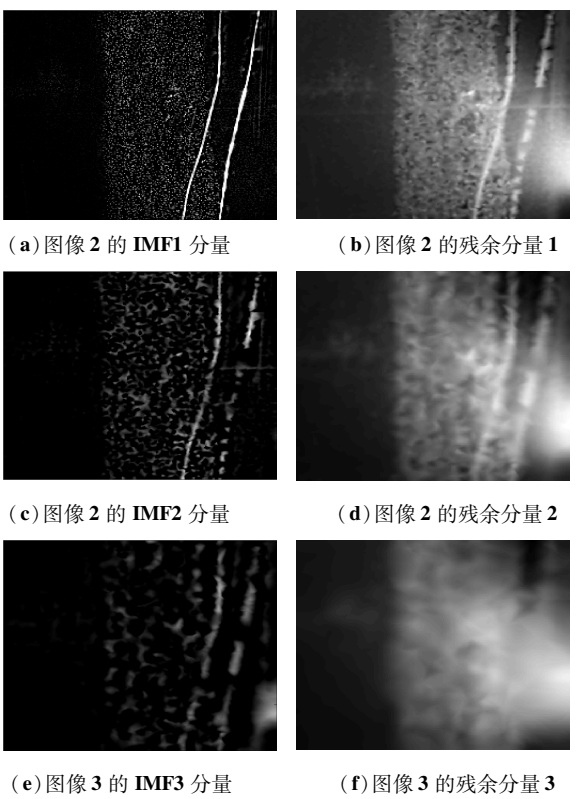


(a)图像 1 的 IMF1 分量 (b)图像 1 的残余分量 1

(c)图像 1 的 IMF2 分量 (d)图像 1 的残余分量 2

(e)图像 1 的 IMF3 分量 (f)图像 1 的残余分量 3

图 3 图像 1 的 3 层 BEMD 分解及其残余分量图像



(**a**)图像 **2** 的 **IMF1** 分量 (**b**)图像 **2** 的残余分量 **1**

(**c**)图像 **2** 的 **IMF2** 分量 (**d**)图像 **2** 的残余分量 **2**

(**e**)图像 **3** 的 **IMF3** 分量 (**f**)图像 **3** 的残余分量 **3**

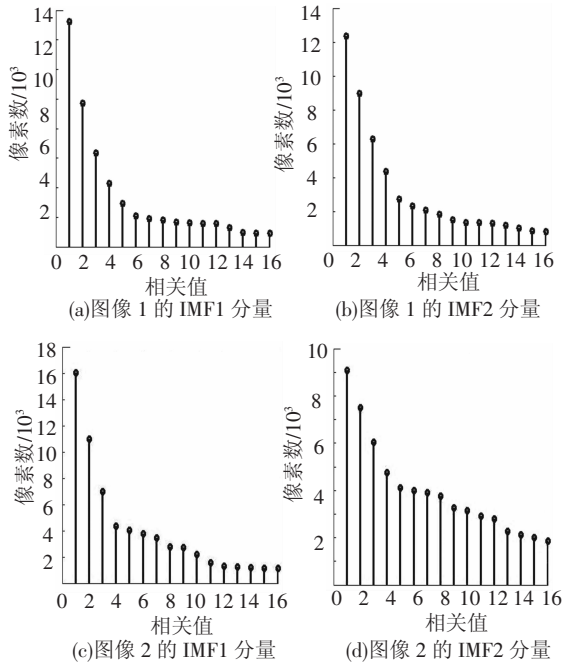
图 4 图像 2 的 3 层 BEMD 分解及其残余分量图像

3.2 基于 ROC 曲线的边缘提取

利用 ROC 曲线分析方法进行图像理想边缘特征提取需要进行以下 3 步.

步骤 1 首先采用 Canny 边缘检测算子按照不同的参数组合提取出各 IMF 分量图像的边缘检测图集;然后对边缘检测图集中的每一幅图进

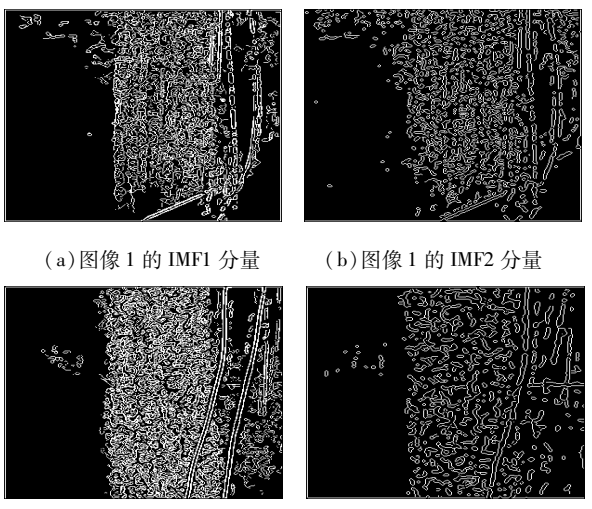
行边缘像素累加计算，形成边缘像素映射的直方图，如图 5 所示；最后根据直方图统计，按照像素的级别由小到大设置图像的检测阈值，这样就可以形成 IMF 分量图像的候选边缘图集. 例如当 $R_{CT}=4$ 时，得到的候选边缘图如图 6 所示. 在图 6 的 4 幅图中，亮度值越大的像素边缘强度也越大，成为边缘的可能性就越大.



(a)图像 1 的 IMF1 分量　(b)图像 1 的 IMF2 分量

(c)图像 2 的 IMF1 分量　(d)图像 2 的 IMF2 分量

图 5　各 IMF 分量图像的边缘映射直方图



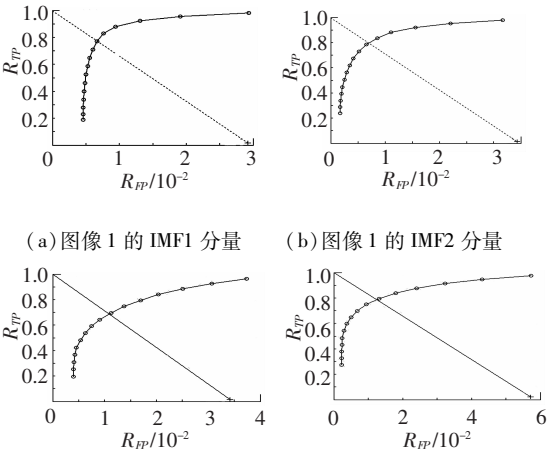
(a)图像 1 的 IMF1 分量　(b)图像 1 的 IMF2 分量

(c)图像 2 的 IMF1 分量　(d)图像 2 的 IMF2 分量

图 6　各 IMF 分量图的边缘像素映射图($R_{CT}=4$)

步骤 2　基于 ROC 理论，根据式(8)、(9)计算出 ROC 曲线中的各个参数，再对以 R_{FP} 为横轴、R_{TP} 为纵轴的数据对进行拟合构成 ROC 曲线，如图 7 所示. 整个 ROC 曲线是由 N 个数据点对组成，边缘点的像素级别越高，R_{FP} 和 R_{TP} 的值越低，越靠近坐标的原点. 将点(0,1) 和点(P,P) 进行连线，其与 ROC 曲线的相交点距离最近的数据点对即为较理想的 R_{FP} 与 R_{TP} 值，而它们所对应的相关阈值 R_{CT} 就是所要求的最佳检测阈值. 通过 ROC 曲线分析，可以在保留丰富边缘信息与减少噪声之间取得平衡，从而找到合适的 R_{CT} 值，并最终确定理论边缘检测图.

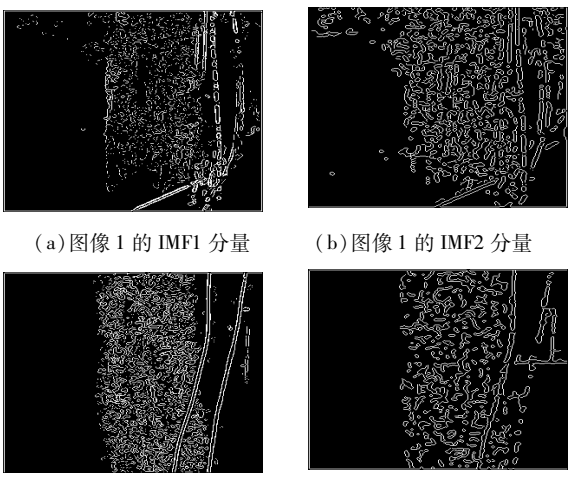
步骤 3　得到最佳阈值 R_{CT} 后，可以重新进行边缘检测实验，最后得到各 IMF 分量图像的边缘轮廓提取图，如图 8 所示.



(a)图像 1 的 IMF1 分量　(b)图像 1 的 IMF2 分量

(c)图像 2 的 IMF1 分量　(d)图像 2 的 IMF2 分量

图 7　各 IMF 分量图像的 ROC 曲线



(a)图像 1 的 IMF1 分量　(b)图像 1 的 IMF2 分量

(c)图像 2 的 IMF1 分量　(d)图像 2 的 IMF2 分量

图 8　最佳阈值边缘提取图

4　结　论

1）对于水下图像的边缘检测问题，以 BEMD 算法进行图像的多尺度显著性特征提取，并辅以 Canny 算子进行各 IMF 分量图像的边缘细化操作，最后基于 ROC 曲线分析方法，提出一种水下图像的自适应边缘提取算法.

2）自适应边缘提取算法实现简便，可以进行水下图像的多尺度显著性特征分析与边缘提取.

3）自适应边缘提取算法不需要人工设置检测阈值,避免了人为因素带来的操作误差. 鉴于Canny算子是公认的性能良好的边缘检测算法,且实现容易,可采用Canny算子进行边缘检测,也可以使用其他边缘检测算子进行测试分析.

参考文献

[1] JAFFE J S. Underwater optical imaging: the design of optimal systems[J]. Oceanography, 1998, 11(1): 40-41.

[2] NEVIS A. Adaptive background equalization and image processing applications for laser line scan data[J]. Proceedings of SPIE, 1999, 3710(2):1260-1271.

[3] JAFFE J S. Underwater optical imaging: status and prospects[J]. Oceanography, 2001, 14(3): 64-75.

[4] BOYLE F. Image processing techniques for underwater acoustic image enhancement[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2003, 114(4): 2398-2399.

[5] BLAIR D G. Underwater acoustic imaging: image due to a specular reflector in the geometrical-acoustics limit[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2006, 11(2): 123-130.

[6] CHEN H H. Variation reduction in quality of an optical triangulation system employed for underwater range finding[J]. Ocean Engineering, 2002, 29(15): 1871-1893.

[7] CHEN H H, WU C M. An algorithm of image processing for underwater range finding by active triangulation[J]. Ocean Engineering, 2004, 31(8/9): 1037-1062.

[8] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[9] RILLING G, FLANDRIN P, GONCALVES P, *et al.* Bivariate empirical mode decomposition[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(12): 936-939.

[10] NUNES J C, NIANG O, BOUAOUNE Y, *et al.* Texture analysis based on the bidimensional empirical mode decomposition with gray-level co-occurrence models[J]. IEEE Machine Vision and Application, 2003, 2:633-635.

[11] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, *et al.* Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(12): 1019-1026.

[12] NUNES J C, GUYOT S, DELÉCHELLE E. Texture analysis based on local analysis of the bidimensional empirical mode decomposition[J]. Machine Vision and Applications, 2005, 16(3): 177-188.

[13] DAMERVAL C, MEIGNEN S, PERRIER V. A fast algorithm for bidimensional EMD[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(10): 701-704.

[14] XU Y, LIU B, LIU J, *et al.* Two-dimensional empirical mode decomposition by finite elements[J]. Proceedings of the Royal Society A, 2006, 462(2074): 3081-3096.

[15] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, KHAN J F. Fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition using order-statistics filter based envelope estimation[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008: 1-18.

[16] GE Guangtao, SANG Enfang, LIU Zhuofu, *et al.* Underwater acoustic feature extraction based on bidimensional empirical mode decomposition in shadow field[C]//Proceedings of Signal Design and Its Applications in Communications. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2007:365-367.

[17] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, KHAN J F. Edge detection via a fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition[C]//Proceedings of Machine Learning for Signal Processing. Cancun, Mexico: IEEE Signal Processing Society, 2008:199-204.

[18] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, RANGANATH H S, *et al.* Aurora image denoising with a modified bidimensional empirical mode decomposition method[C]//Proceedings of IEEE SoutheastCon 2008. Huntsville, Alabama: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008:527-532.

[19] XU X, LI H, WANG A N. The application of BEMD to multi-spectral image fusion[C]//Proceedings of Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR). Beijing: University of Science & Technology Beijing, 2007: 448-452.

[20] YITZHAKY Y, PELI E. A method for objective edge detection evaluation and detector parameter selection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 25(8): 1027-1033.

[21] 邹洪侠,秦锋,程泽凯,等. 二类分类器的ROC曲线生成算法[J]. 计算机技术与发展,2009,19(6): 109-112.

[22] CARR J C, FRIGHT W R, BEATSON R K. Surface interpolation with radial basis functions for medical imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(1): 96-107.

（编辑 魏希柱）