

基于 BEMD 的水下声影区地貌及纹理特征提取

葛光涛, 桑恩方, 刘卓夫, 吴玉桐

(哈尔滨工程大学 水声工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:提出了一种基于二维经验模态分解(The Bidimensional Empirical Mode Decomposition, BEMD)的水声图像声影区地貌及纹理特征提取方法.为了解决声影区的存在对水声图像特征提取的干扰问题,先对水声图像进行二维模态分解,采用 Canny 边缘检测器对其中的模态 1 或几个模态的叠加进行特征提取.实验结果表明,该方法增强了声影区内目标的特征信息,弱化了声影区的阴影边缘,是一种实用的水声图像特征提取新方法.

关键词:声影区;特征提取;边缘检测;二维经验模态分解

中图分类号:P 229.1

文献标识码:A

0 引言

声纳发射出去的声波,被水底物质或水中物体反射,水中物体或目标会挡住部分声波使其不能到达水底,因此在水底形成声影区^[1].

徐文等^[2]对水声图像像素的不同灰度区的峰值进行阈值选择和动态搜索,将连通的目标和声影区域标记出来,以获得水声图像的分割结果.郭海涛等^[3]采用属性直方图的方法提取目标声影区特征,利用模糊聚类方法和 BP 神经网络进行分类识别;L. J. Lisani 等采用目标和声影区的灰度统计信息为特征进行识别^[4].

人们在对声影区的地貌及纹理信息进行特征提取和判读时则遇到了困难.很多时候,声影区的地貌及纹理信息不能被顺利地提取出来;有的时候,声影区的阴影边缘甚至被误当作地貌特征或纹理信息而提取出来.针对以上两个问题,笔者提出了一种基于二维经验模态分解的边缘检测法对声影区的地貌及纹理信息进行特征提取.

1 经验模态分解(EMD)

经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)是 20 世纪 90 年代由 NASA 的 Norden Huang 提出的^[5],是一种新颖的时频分析工具.

1.1 经验模态分解的基本思想

一维经验模态分解(EMD),即分解模态函数

的过程,也被称为筛分过程,可将数据分解为多个局部窄带的 IMF 和余量的和.

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

式中: $x(t)$ 为信号; n 为分解层数; c_i 为第 i 层 IMF; r_n 为余量.

IMF 之间是近似正交的,代表了数据局部的各个频率成分,对应于原信号时间尺度从细到粗的特征信号,余量则代表了原信号的发展趋势.

1.2 二维经验模态分解(BEMD)

与一维经验模态分解(EMD)类似,若图像信号为 $f(x, y)$, $x = 1, \dots, M$; $y = 1, \dots, N$, 则 BEMD 的实现过程如下:

(1) 外部初始化,令待处理的图像为 $r_0, r_0(x, y) = f(x, y), j = 1$.

(2) 筛分抽取第 j 个 IMF:① 内部初始化: $h_0(x, y) = r_{j-1}(x, y), k = 1$;② 利用形态学算法,找出 h_{k-1} 中的极大值点和极小值点;③ 分别对极大值点和极小值点进行曲面拟合形成二维图像包络 $u_{\max}(x, y), u_{\min}(x, y)$;④ 确定上下包络的均值 $m(x, y) = [u_{\max} + u_{\min}]/2$;⑤ 减掉均值得 $h_k(x, y) = h_{k-1}(x, y) - m(x, y)$;⑥ 计算终止条件 SD ,若 SD 小于给定的门限值 ε (如 0.3),则有 $c_i(x, y) = h_k(x, y)$;否则令 $k = k + 1$,转到 ② 步.

(3) 求余量: $r_j = r_{j-1} - c_j$,若 r_j 中间部分仍有不少于两个的极值点或者分解所得的 IMF 数目未

收稿日期:2007-08-18;修订日期:2007-09-14

基金项目:国家自然科学基金资助项目(10504004)

作者简介:葛光涛(1977-),男,吉林德惠人,哈尔滨工程大学博士研究生,主要从事通信与图像信号处理方面的研究工作. E-mail: ggtggtggt@sina.com.cn.

达到要求,将 r_j 看作新的数据转到(2), $j = j + 1$.

(4) 最后得到二维信号的 BEMD 分解表达:

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

标准偏差 (SD) 的计算如(3) 式:

$$SD = \sum_i \sum_j \left| h_{(k-1)} - h_k \right| / h_{(k-1)}^2 \quad (3)$$

2 基于 BEMD 的 Canny 边缘检测

边缘检测结果的正确性和可靠性将直接影响视觉系统的识别和理解^[6]. 文中采用 Canny 边缘检测器作为对声影区地貌及纹理信息进行特征提取的工具.

Canny 边缘检测算法的基本步骤如下^[7]:

(1) 用高斯滤波器平滑图像. 用 $I[i, j]$ 表示图像. 使用可分离滤波方法求图像与高斯平滑滤波器卷积, 得到的结果是一个已平滑数据阵列, 如式(4):

$$S[i, j] = G[i, j; \sigma] * I[i, j] \quad (4)$$

其中 σ 是高斯函数的散布参数, 控制着平滑程度.

(2) 用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向: 已平滑数据阵列 $S[i, j]$ 的梯度可以用 2×2 一阶有限差分近似式计算与偏导数的两个阵列 $P[i, j]$ 与 $Q[i, j]$:

$$\begin{cases} P[i, j] \approx (S[i, j+1] - S[i, j] + S[i+1, j+1] - S[i+1, j]) / 2 \\ Q[i, j] \approx (S[i, j] - S[i+1, j] + S[i, j+1] - S[i+1, j+1]) / 2 \end{cases} \quad (5)$$

图像中某一点 x 和 y 的偏导数梯度的幅值和方位角可分别用式(6)、(7) 来计算:

$$M[i, j] = \sqrt{P[i, j]^2 + Q[i, j]^2} \quad (6)$$

$$\theta[i, j] = \arctan(Q[i, j] / P[i, j]) \quad (7)$$

(3) 对梯度幅值应用非极大值抑制 (Non - Maxima Suppression, NMS). 非极大值抑制的目的就是细化将要生成的边缘. 非极大值抑制通过抑制梯度线上所有非屋脊峰值的幅值来细化 $M[i, j]$ 中的梯度幅值屋脊, 最后将 $M[i, j]$ 宽屋脊带细化成只有一个像素点宽. 可设 $N[i, j]$ 为 $M[i, j]$ 的细化结果, $N[i, j]$ 中非零值的大小取决于原来 $M[i, j]$ 的大小.

(4) 阈值化并生成边缘. 阈值化的基本思想是对 $N[i, j]$ 使用一个阈值 T , 将低于阈值的所有值赋零值, 如(8) 式

$$N[i, j] = \begin{cases} N(i, j), & N(i, j) \geq T \\ 0, & N(i, j) < T \end{cases} \quad (8)$$

万方数据

阈值化的结果是得到一个图像 $I[i, j]$ 的边缘阵列. Canny 边缘检测算法中采用双阈值算法检测和连接边缘, 见文献[7]. 由于 $M[i, j]$ 的大小决定 $N[i, j]$ 中非零值的大小, 所以图像上某点是否被检测为边缘的一部分主要看该点偏导数梯度的幅值 $M[i, j]$ 的大小.

Canny 算子对一些水声图像声影区的边缘特征进行提取时并不能达到很好的效果. 以下我们尝试将 BEMD 算法与 Canny 算子结合使用.

2.1 利用 BEMD 增强 Canny 算子在阴影区内的边缘检测能力

图像的阴影区域是图像中最暗的部分, 即使阴影范围内存在高频特征, 其像素点的灰度值也被压得很低^[8], 所以用 Canny 算子有时无法检测出阴影区内部边缘的存在.

对图像进行 BEMD 分解后, 所得到的模式 1 图像的处理效果是去掉原图像的明暗信息, 并且模式 1 数据阵列是关于零灰度值平面对称的数据阵列, 模式 1 图像在被显示时以新的灰度级重新量化, 一般情况下模式 1 中所得到的最大灰度值是原来图像最大灰度值的一半左右, 则新的灰度级也为原来图像灰度级的一半.

设 $S[I, J]$ 为高斯平滑后图像阴影内的一个高频特征点的灰度值, BEMD 分解后, $S[I, J]$ 的 2×2 差分近似式中的 4 个邻近点的灰度值分别为

$$\begin{cases} S_1[I, J] = 2 | S[I, J] - \Delta_H | \\ S_1[I, J+1] = 2 | S[I, J+1] - \Delta_H | \\ S_1[I+1, J] = 2 | S[I+1, J] - \Delta_H | \\ S_1[I+1, J+1] = 2 | S[I+1, J+1] - \Delta_H | \end{cases} \quad (9)$$

式(9) 中的 Δ_H 为 BEMD 算法在从原图像中剔除明暗趋势时从这 4 个邻近像素点上减掉的灰度值, Δ_H 的大小接近于原图像中阴影区域的平均灰度值, 将其形象化地定义为“暗区灰度海拔”. 因为这 4 个点紧邻, 又都在图像的暗区, 所以从其上减掉的灰度值基本相等. 将式(9) 代入式(5) 可得 $P_1[I, J]$ 与 $Q_1[I, J]$:

$$\begin{cases} P_1[I, J] \approx (| S[I, J+1] - \Delta_H | - | S[I, J] - \Delta_H | + | S[I+1, J+1] - \Delta_H | - | S[I+1, J] - \Delta_H |) \\ Q_1[I, J] \approx (| S[I, J] - \Delta_H | - | S[I+1, J] - \Delta_H | + | S[I, J+1] - \Delta_H | - | S[I+1, J+1] - \Delta_H |) \end{cases} \quad (10)$$

依据绝对值的放缩性质处理(10) 式得

$$\begin{cases} P_1[I, J] \geq 2P[I, J] - 4\Delta_H \\ Q_1[I, J] \geq 2Q[I, J] - 4\Delta_H \end{cases} \quad (11)$$

将式(11)代入式(6)可得到模态1图像在点 $S[I, J]$ 处的偏导数梯度的幅值:

$$\begin{aligned} M_1[I, J] &= \sqrt{P_1[I, J]^2 + Q_1[I, J]^2} \\ &\geq 2\sqrt{P[I, J]^2 + Q[I, J]^2 - 4\Delta_H(P[I, J] + Q[I, J] - 2\Delta_H)} \\ &= 2\sqrt{P[I, J]^2 + Q[I, J]^2 - 4\Delta_H(S[I, J+1] - 2\Delta_H - S[I+1, J])} \end{aligned} \quad (12)$$

若 $(S[I, J+1] - 2\Delta_H - S[I+1, J]) \geq 0$, 则原图像的阴影区中存在这样的像素点: 其灰度值比与其紧邻的像素点的灰度值高两个“暗区灰度海拔”以上. 这样的点在阴影区的存在会相当明显, 如果这样的点数量稍多的话, Canny 算子对其是不可能没有提取结果的. 因此, 当 Canny 算子在阴影区检测不到边缘时, 这样的点在阴影区内出现的概率也必然极小, 即 $(S[I, J+1] - 2\Delta_H - S[I+1, J]) \geq 0$ 的概率接近于零. 于是, 可以得出

$$P(M_1[I, J] \geq 2M[I, J]) \approx 1 \quad (13)$$

(13) 式说明: BEMD 分解后所得到的模态1图像的阴影内的一个高频特征点的偏导数梯度的幅值达到原图像上该点偏导数梯度的幅值的二倍以上的概率接近于1. 因此, 对模态1图像进行 Canny 检测时捕捉到阴影区域内高频特征的可能性会大大增加, 具体实验结果见第3部分.

2.2 利用 BEMD 弱化阴影边缘

有些图像因为阴影的存在而导致的假边缘的出现, 即使 Canny 算子采用双阈值算法也无法解决这个问题.

对图像进行 BEMD 分解后, 所得到的模态1图像去掉了原图像的明暗信息. 对模态1图像进行显示时以适当的灰度级重新量化后, 原来图像阴影区灰度值提高的幅度高于非阴影区灰度值提高的幅度.

设 $S[I, J]$ 为高斯平滑图像的阴影边缘上的某点灰度值.

(1) 若其 2×2 差分近似式中的4个邻近点中只有 $S[I, J]$ 一个点在阴影暗区:

在对原图像完成 BEMD 分解后, 4个邻近点的灰度值分别变为:

$$\begin{cases} S_1[I, J] = S[I, J] + \Delta_2 \\ S_1[I, J+1] = S[I, J+1] + \Delta_1 \\ S_1[I+1, J] = S[I+1, J] + \Delta_1 \\ S_1[I+1, J+1] = S[I+1, J+1] + \Delta_2 \end{cases} \quad (14)$$

(14) 式中的 Δ_1 为非阴影区像素点灰度值提高的幅度, Δ_2 为阴影区像素点灰度值提高的幅度. $\Delta_2 > \Delta_1$, 令 $\Delta = \Delta_2 - \Delta_1$, $\Delta > 0$. 将(14)式代

入(5)式中可得

$$\begin{cases} P_1[I, J] = P[I, J] - \Delta/2 \\ Q_1[I, J] = Q[I, J] - \Delta/2 \end{cases} \quad (15)$$

将(15)式代入(6)式可得到模态1图像在点 $S[I, J]$ 处的偏导数梯度的幅值:

$$\begin{aligned} M_1[I, J] &= \sqrt{P_1[I, J]^2 + Q_1[I, J]^2} \\ &= \sqrt{P[I, J]^2 + Q[I, J]^2 + \Delta^2/2 + \Delta(Q[I, J] - P[I, J])} \\ &= \sqrt{P[I, J]^2 + Q[I, J]^2 + \Delta^2/2 + \Delta(S[I, J] - S[I+1, J+1])} \end{aligned} \quad (16)$$

由于在 BEMD 分解中从原图像中减掉的模态1的余量是连续的慢变的大尺度的信号, 所以原图像在去掉余量所携带的明暗信息后, 原来阴影区暗点的灰度值也不会大于与其紧邻的非阴影区的较亮点的灰度值. 即

$$S[I, J] + \Delta_2 \leq S[I+1, J+1] + \Delta_1 \quad (17)$$

将(17)式代入(16)式, 可得

$$M_1[I, J] \leq \sqrt{M[I, J]^2 - \Delta^2/2} < M[I, J] \quad (18)$$

(2) 若其 2×2 差分近似式中的4个邻近点中有 $S[I, J]$ 和 $S[I+1, J]$ 两个点在阴影暗区:

在对原图像完成 BEMD 分解后, 4个邻近点的灰度值分别变为

$$\begin{cases} S_1[I, J] = S[I, J] + \Delta_2 \\ S_1[I, J+1] = S[I, J+1] + \Delta_1 \\ S_1[I+1, J] = S[I+1, J] + \Delta_2 \\ S_1[I+1, J+1] = S[I+1, J+1] + \Delta_1 \end{cases} \quad (19)$$

将(19)式代入(5)式中可得两个阵列 $P_1[I, J]$ 与 $Q_1[I, J]$:

$$\begin{cases} P_1[I, J] = P[I, J] - \Delta \\ Q_1[I, J] = Q[I, J] \end{cases} \quad (20)$$

显然, 由 $P_1[I, J] < P[I, J]$, $Q_1[I, J] = Q[I, J]$, 可知:

$$M_1[I, J] < M[I, J] \quad (21)$$

由(18)和(21)式可以确定, BEMD 算法具有降低图像阴影边缘偏导数梯度幅值的能力, 这有助于避免 Canny 算子将阴影边缘误检测为其他实际存在的图像边缘特征(实验结果见第4部分).

3 声影区地貌及纹理的特征提取

图1(a)为水下山谷的声图像, 图1(b)为利用 Canny 算子对水下山谷的沟壑状地貌进行特征提取的结果. 水下山谷的声图像左上角有一片声影区, 如果只对原始图像进行边缘检测, 我们就看不到这一片声影区内存在的沟壑.

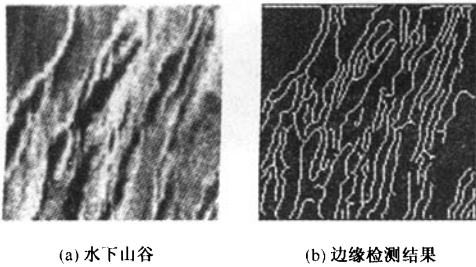


图 1 水下山谷图像及其 canny 边缘检测结果
Fig. 1 Image of under water valley and its Canny edge detection

对原始水下山谷图像进行模态分解后,得到了水下山谷的模态 1 图像,如图 2(a)所示.图 2(b)为利用 Canny 算子对水下山谷的模态 1 图像进行特征提取的结果,该结果中不仅很清楚地交代了左上角声影区中沟壑的存在,而且也给图像右边沿中部的一块深陷区域作了清楚的定位.

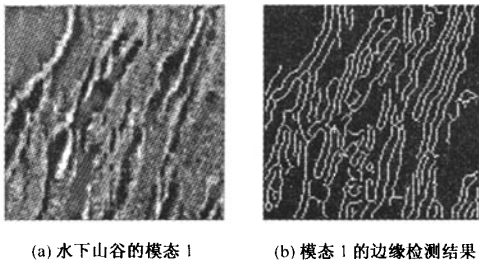


图 2 水下山谷的模态 1 图像及其 canny 边缘检测结果
Fig. 2 The 1st IMF of under water valley and its Canny edge detection

由图 1 和图 2 比较的结果说明:水声图像的模态 1 往往能够比原始水声图像更准确地反映水底的地貌特征和更详尽地捕捉到水域底质的纹理特征.一般说来,水声图像的模态 1 比原始水声图像具有更好的特征提取价值.

4 声影区阴影边缘的弱化

图 3(a)为海底沙滩的声图像,图 3(b)为利用 Canny 算子对海底沙滩的纹理进行特征提取的结果.海底沙滩声图像左下部的高隆起在图像中部形成一片声影区,声影区的阴影边缘在我们对原始图像进行边缘检测的过程中也被提取出来,驻留在图 3(b)的中部.在判读过程中我们无法将其从海底沙滩上真实存在的纹理中区分出来,所以希望能够将该阴影边缘的偏导数梯度的幅值降低,使得 Canny 边缘检测算子对该阴影边缘不再敏感.

图 4(a)为海底沙滩的模态 1 图像,图 4(b)

为利用 Canny 算子对海底沙滩的模态 1 图像进行特征提取的结果.虽然在模态 1 中我们成功地弱化了阴影边缘,但海底沙滩左下部高隆起的脊状地貌特征也同时被弱化了.在边缘检测结果中,我们只得到了琐碎的纹理特征,而将海底沙滩的显著的大尺度脊状地貌特征丢失了.所以只是用 Canny 算子单独地对海底沙滩的模态 1 图像进行特征提取并不能圆满地解决我们面临的问题.

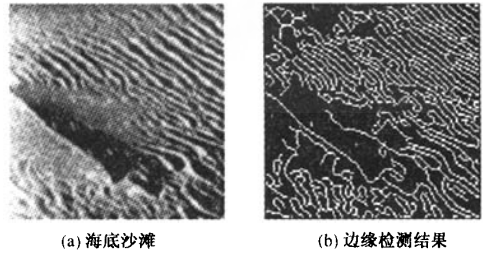


图 3 海底沙滩图像及其 canny 边缘检测结果
Fig. 3 Image of seabed sand beach and its Canny edge detection

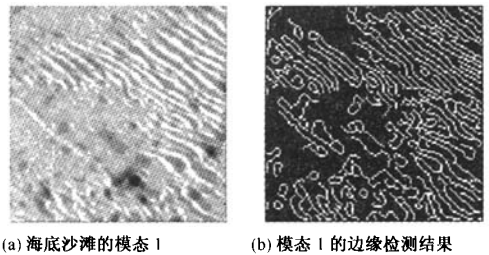


图 4 海底沙滩的模态 1 图像及其 canny 边缘检测结果
Fig. 4 The 1st IMF of seabed sand beach and its Canny edge detection

图 5(a)为海底沙滩的模态 2 图像,图 5(b)为利用 Canny 算子对海底沙滩的模态 2 图像进行特征提取的结果.模态 2 图像捕捉到的信息主要是海底沙滩几处较大面积的深陷区域和大尺度脊状凸起,显然,只是用 Canny 算子单独地对海底沙滩的模态 2 图像进行特征提取也无法为我们提供海底沙滩的全面的地貌和纹理信息.

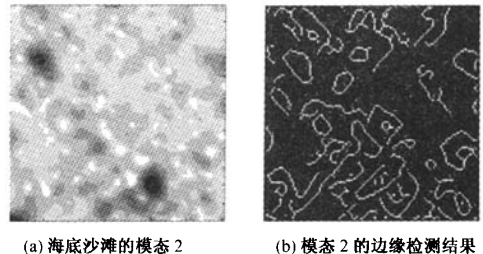


图 5 海底沙滩的模态 2 图像及其 canny 边缘检测结果
Fig. 5 The 2ed IMF of seabed sand beach and its Canny edge detection

最后,将海底沙滩的模态 1 图像和模态 2 图像叠加起来,如图 6(a)所示。用 Canny 算子对其进行特征提取的结果如图 6(b)所示。在图 6(b)中,既弱化了阴影边缘,又将海底沙滩左下部高隆起的脊状地貌特征较完整地保留下来。

声影区的阴影边缘相对于声图像中纹理和地貌边缘是慢变的大尺度的信号;在二维经验模态分解之后,纹理信息主要存在于模态 1 中,尺度稍大的地貌信息主要存在于模态 2 中,而较大尺度的声影区边缘信息则被分解到后面的模态或是余量中,模态 1 和模态 2 的叠加的结果中几乎不含有声影区边缘信息。所以,我们能够通过对海底沙滩声图像的模态 1 和模态 2 的叠加结果进行边缘检测得到我们所需要的地貌和纹理特征。

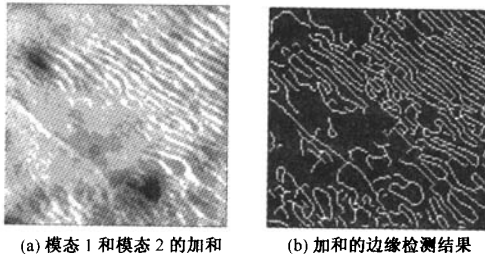


图 6 海底沙滩的模态 1 和模态 2 的加和图像及其 canny 边缘检测结果

Fig. 6 Image of the sum of the 1st IMF and the 2nd IMF and its Canny edge detection

5 结论

笔者提出了一种基于二维经验模态分解的对含有声影区的水声地貌及纹理图像进行特征提取的有效方法,较好地解决了声影区的存在对其内

部及周遭范围内的水下地貌及纹理特征的干扰问题。本方法一般通过对水声图像的模态 1 进行边缘检测来达到特征提取的目的。但是,根据水声环境和成像效果等具体情况的不同,我们也应综合考虑二维经验模态分解所产生的各个模态分别反映出来的特征信息,制定相对灵活的处理方案,以期获得最为全面和准确的特征信息。

参考文献:

- [1] 许枫,丛鸿文. 侧扫声纳声图判别[J]. 海洋测绘, 2001, (1): 58-61.
- [2] 徐文,汪玉玲,朱维庆. 无缆水下机器人水声图像处理系统设计[J]. 高技术通信, 1995, 5(8): 19-23.
- [3] 郭海涛. 高分辨率成像声呐后置图像处理[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学博士学位文, 2002. 74-82.
- [4] LISANI L J, MOREL J M, RUDIN L. Mine detection in sonar images with minimal User's input[C]. London: Proceedings of SPIE, 1999, (3710): 588-599.
- [5] 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[C]. London: Proceeding of Royal Society, 1998. 903-995.
- [6] 刘卓夫. 基于图像内容的水下目标识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学博士学位文, 2003.
- [7] 贾云得. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2000. 82-105.
- [8] 谭秀湖, 刘国枝, 孙旭. 基于最小均方误差意义下的 3D 模型数字水印算法[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2006, 27(4): 101-105.

Feature Extraction of Physiognomy and Texture in the Underwater Acoustic Shadow Field Based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition

GE Guang-tao, SANG En-fang, LIU Zhuo-fu, WU Yu-tong

(College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: A method for the underwater acoustic shadow field feature extraction of physiognomy and texture based on the Bidimensional Empirical Mode Decomposition (BEMD) has been introduced in this paper. To reduce the disturbance from the acoustic shadow field, the author decomposes the underwater acoustic image into several IMFs and a residue, then better features from the first IMF or the sum of several IMFs with the Canny edge detector can be extracted. Experiments prove that this new method really enhances the features of objects in the acoustic shadow field and weakens the edge of the acoustic shadow field.

Key words: acoustic shadow field; character extraction; edge detection; bidimensional empirical mode decomposition (BEMD)