

基于分形的水声图像目标探测

田杰 张春华

(中国科学院声学研究所, 北京 100080)

摘要 针对水声图像中人造物体的探测问题,给出了一种基于分形分析的方法,由于分形模型可以较好地模拟自然物体,而与人工物体存在较大差距,所以以其为主要特征可以准确地将人造物体从自然背景中探测出来。本文讨论了分形的提取方法,根据分形特征将水声图像标记为人造目标区域和非人造目标区域,并对一定噪声干扰下该方法的应用进行了研究,给出了相应的实验结果。实验结果表明,分形特征可以实现人造目标和自然物体的分类,并具有一定的抗噪声性,适宜对水声图像中的目标进行探测和识别。

关键词 分形 分维 目标探测 水声图像

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)04-0479-05

Fractal-based Detection of Objects in Underwater Images

TIAN Jie, ZHANG Chun-hua

(Institute of Acoustic, Chinese Academy of Science, Beijing 100080)

Abstract Considering the problem of detecting artifacts in underwater images, a fractal-based algorithm is proposed in this paper. Because the fractal model differs greatly from man-made objects but perfectly approximates the natural objects, so the algorithm based on fractal models could accurately distinguish the artifacts from natural backgrounds. The definitions and calculations of fractal dimension are discussed in this paper. The underwater images are registered as artifacts regions and non-artifacts regions by thresholding based on the fractal features. This fractal-based object detection is applied to some noisy underwater images and the corresponding detection results are presented in this paper. The experimental results indicated that the fractal features are fit for the classification of artifacts and natural backgrounds, and have somewhat low sensitivity to the Gaussian noise. So the fractal-based algorithm is appropriate to detecting the artifacts in underwater images that are often contaminated.

Keywords fractal, fractal dimension, artifacts detection, underwater images

1 引言

目前,水声成像设备获得了很大的发展,但从图像中寻找和识别目标主要依靠人工识别的方法,不仅要求识别人员具有丰富的经验,而且人工识别在速度和精度上必然无法适应数据量的增加。所以,基于水声图像的自动目标识别研究受到极大关注。

随着海洋开发活动的日益增多,以军事和民用为背景的应用领域表现出对声图像目标探测技术的很大需求。成像声纳的发展,使水下目标探测的速

度和分辨率都有所提高,为实现水下目标的探测和识别提供了重要的技术基础。但是,消声材料的发展,水声环境的复杂,使得水声图像中的目标往往具有成像条件差、信噪比低、特征弱的特点,造成了侦察和识别的困难。所以,研究对成像条件不敏感、抗干扰的目标探测技术,具有重要的实用意义。

由于水声图像目标识别问题大多是从自然背景中识别人工目标,而分形模型可以较好地模拟自然物体从而区分人工目标,所以本文采用分形特征作为探测的主要依据,并给出了若干实验结果。通过实验结果可以发现,分形特征对水声图像中的目标

基金项目:中国科学院王宽诚博士后工作奖励基金(20021025123820)

收稿日期:2004-02-18; **改回日期**:2004-09-06

第一作者简介:田杰(1972~),男,1995年于西北工业大学获检测技术与仪器专业学士学位,2002年于北京理工大学自动控制系获博士学位,现在中国科学院声学研究所从事博士后研究。现主要研究领域为图像处理、智能信息处理。E-mail: jieti@263.net

有比较好的检测能力,但高斯噪声对该方法有一定的影响。

2 分形参数提取

分形是对一些看似不规则但具有统计自相似性的几何形体进行的数学描述,分形维数是其重要的定量特征。由于分形维数直观上与粗糙程度或不规则度相吻合,而自然界中不同纹理的粗糙度有所差别,因此分形维数可以作为区分不同纹理的有效参数。特别是用于区分人造物体较为光滑的表面和自然物体的粗糙纹理。

Pentland^[1]通过对自然纹理图像的研究,证明多数自然景物的表面所映射成的灰度图像满足分形布朗随机场。分形布朗模型是用来描述自然界随机分形的一种常用的数学模型。分形布朗函数 $f(x)$ 的概率分布满足:

$$P_r \left\{ \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\|\Delta x\|^H} < z \right\} = F(z) \quad (1)$$

式中, x 为 N 维欧氏空间 \mathbf{R}^n 的任一点, $F(y)$ 为高斯分布的概率函数。 $H \in (0, 1)$, 是描述自相似性或表面不规则度的因子,它与分维 F_D 以及函数的拓扑维 N 满足:

$$F_D = N + 1 - H \quad (2)$$

当 $F(y)$ 取为 $N(0, \delta^2)$ 时,由式(1)可证得

$$E |f(x + \Delta x) - f(x)|^2 = C \|\Delta x\|^{2H} \quad (3)$$

式中, C 为常数。

对式(3)两端取对数,得

$$\lg E |f(x + \Delta x) - f(x)|^2 = 2H \lg \|\Delta x\| + \lg C \quad (4)$$

通过最小二乘法拟合数据点对 $\{\lg E |f(x + \Delta x) - f(x)|^2, \lg \|\Delta x\|\}$, 则由拟合直线的斜率即可求得 H 。对图像纹理而言,拓扑维 $N = 2$, 则图像的分维可表示为

$$F_D = 3 - H \quad (5)$$

设一幅 $S \times T$ 的图像,其 (i, j) 点处的灰度值为 $f(i, j)$, 图像可视为 3 维空间的曲面,其高度等于像素点处的灰度值。 (i, j) 处的分维值由以该点为中心的 $M \times N$ 个像素来决定。即定义一个滑动窗口,该窗口从左至右,从上至下地扫描图像,以窗口内所有像素计算得到的分维作为窗口中心处的分维。

假设滑窗的大小为 $M \times N$, 且滑窗中心像素为 (i, j) , 令

$$F(k) = \left\{ \sum_{x=0}^{M-k-1} \sum_{y=0}^{N-1} |f(i, j) - f(i+k, j)|^2 + \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=k}^{N-k-1} |f(i, j) - f(i, j+k)|^2 \right\} \div \{M(N-k) + N(M-k)\} \quad (6)$$

则式(4)可改写为

$$\lg F(k) = 2H \lg k + \lg C \quad (7)$$

对上式在双对数坐标系中做最小二乘线性拟合,可求得 H 。

令滑窗以一定的步长扫描图像,将计算得到的分维按其相应的位置排列起来,即可得到一个分维分布矩阵,矩阵中每个元素都应在 $[2, 3]$ 区间内,为方便显示与识别,将矩阵线性变换到 $[0, 255]$ 范围内,便可得到一幅灰度图像,称为分维分布图。该图像直观地反映了图像各部分的分维分布情况。以此为依据就可对图像进行检测,在进行最小二乘线性拟合的同时也可获得拟合误差,该误差可视为分形拟合误差^[2,3]。

3 水声图像与阈值检测

水声成像的发射和接收换能器,连续向水下发射声信号和接收回波。声脉冲发出之后,以球面波方式向远方传播,碰到物体后反向散射波返回到接收换能器,形成一条数据线。换能器随拖曳平台向前航行,同时按一定时间间隔进行发射/接收操作,并将接收到的数据线顺序显示,就得到了 2 维水声图像。不同的物体声反射特性不同,回波的幅度就大小不一,所以图像中的灰度特征包含了目标的属性信息,通过图像分析可实现目标探测的目的^[4]。

假设图像由具有单峰灰度分布的目标和背景组成,目标或背景内部相邻像素的灰度值高度相关,但目标和背景交界像素的灰度值有很大的差别,则图像的灰度直方图可以近似地看作由分别对应目标和背景的两个单峰直方图混合而成,两个峰可用两个非对称高斯曲线拟合^[5], 拟合函数的形式为

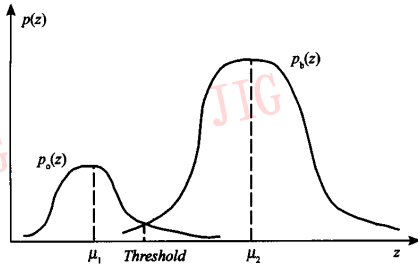
$$h_o(z) = c_1 \cdot g(z; \mu_1, \sigma_1, \sigma_2) \quad (8)$$

$$h_b(z) = c_2 \cdot g(z; \mu_2, \sigma_3, \sigma_4) \quad (9)$$

其中

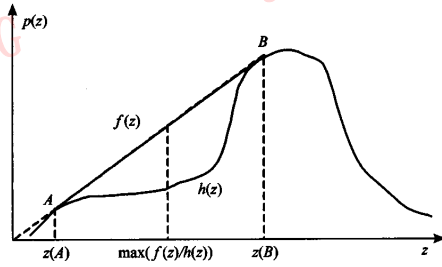
$$g(z; \mu_1, \sigma_1, \sigma_2) = \begin{cases} \exp \left[- \left(\frac{t - \mu_1}{\sigma_1} \right)^2 \right] & z > \mu_1 \\ \exp \left[- \left(\frac{\mu_1 - t}{\sigma_2} \right)^2 \right] & z < \mu_1 \end{cases} \quad (10)$$

如图 1(a) 所示,以 $p_o(z)$ 表示拟合后的目标直方图, $p_b(z)$ 为拟合后的背景直方图,最佳阈值的确定与 $p_o(z)$ 右半部分和 $p_b(z)$ 左半部分的参数有



(a) 双峰直方图

关^[6]。工程上一般取二者的交点为阈值。但这种拟合方法的一个前提是双峰之间必须存在谷值,否则无法实现有效的拟合。



(b) 单峰直方图

图 1 直方图阈值示意图

Fig. 1 The threshold determined through histogram

但是水声成像受到复杂环境噪声的影响,信噪比很难保证,而且如水雷等目标声反射面积很小,所以直方图并不总是呈现双峰形式,有时其中一个峰可能淹没在另一个峰的缓坡里,使直方图呈现单峰形式,从而不能检测到直方图的谷,这时可以通过分析直方图的凹凸性获得阈值^[7]。若用 $h(z)$ 代表直方图曲线,假设 $h(z)$ 由目标直方图 $h_o(z)$ 和背景直方图 $h_b(z)$ 组成, $f(z)$ 代表直方图的凸包络,如图 1(b) 所示,则阈值应当位于直线 \overline{AB} 之间,令 $f_{\overline{AB}}(z) = kz + b$,其中, k, b 均为常数。

直方图沿轴向平移并不会影响其形状,将 $h(z)$ 和 $f(z)$ 沿横轴向右平移 b/k ,则有

$$f_{\overline{AB}}(z) = kz \quad (11)$$

$$h_o(z) = c_1 \cdot g(z; \mu'_1, \sigma_1, \sigma_2) \quad (12)$$

$$h_b(z) = c_2 \cdot g(z; \mu'_2, \sigma_3, \sigma_4) \quad (13)$$

其中, $\mu'_1 = \mu_1 + b/k, \mu'_2 = \mu_2 + b/k$ 。

在 \overline{AB} 区间内分析函数 $F(z) = f_{\overline{AB}}(z)/h(z)$ 的单调性,假设 $h(z)$ 由 $h_o(z)$ 与 $h_b(z)$ 组合而成,令

$$F_o(z) = f_{\overline{AB}}(z)/h_o(z) \quad (14)$$

$$F_b(z) = f_{\overline{AB}}(z)/h_b(z) \quad (15)$$

则

$$\begin{aligned} \frac{d(F_b(z))}{dz} &= \frac{k}{c_2} \left[1 + 2z \cdot \frac{z - \mu'_2}{\sigma_4^2} \right] \cdot \exp \left[\left(\frac{z - \mu'_2}{\sigma_4} \right)^2 \right] \\ &= \frac{k}{c_2 \sigma_4^2} \exp \left[\left(\frac{z - \mu'_2}{\sigma_4} \right)^2 \right] (2z^2 - 2\mu'_2 z + \sigma_4^2) \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)中 k, c_2 均大于 0,于是可得

$$\text{当 } \frac{\mu'_2 - \sqrt{\mu_2'^2 - 2\sigma_4^2}}{2} < z < \frac{\mu'_2 + \sqrt{\mu_2'^2 - 2\sigma_4^2}}{2} \text{ 时,}$$

$$\frac{d(F_b(z))}{dz} < 0, F_b(z) \text{ 为单调减少。}$$

同理,分析 $F_o(z)$ 的单调性,可知在 \overline{AB} 区间内, $\frac{d(F_o(z))}{dz} > 0, F_o(z)$ 为单调增加。

可见若 $z(A) > \frac{\mu'_2 - \sqrt{\mu_2'^2 - 2\sigma_4^2}}{2}$, 在 \overline{AB} 区间内 $F_o(z)$ 为单调增加, $F_b(z)$ 为单调减少,所以使得 $f_{\overline{AB}}(z)/h(z)$ 取得最大值的点就对应着 $h_o(z)$ 和 $h_b(z)$ 的交点。

$$\text{由于 } \frac{\mu'_2 - \sqrt{\mu_2'^2 - 2\sigma_4^2}}{2} < \frac{\sigma_4}{\sqrt{2}}, \text{ 所以当 } z(A) > \frac{\sigma_4}{\sqrt{2}} \text{ 时,}$$

可以取 $\max\left(\frac{f(z)}{h(z)}\right)$ 对应的点作为阈值。

4 实验结果与分析

图 2(a) 为湖下实验强反射体 SAS (synthetic aperture sonar) 成像结果,该目标为 L 形。图 2(b) 为图 2(a) 的灰度分布直方图,可见其灰度分布并不是典型的双峰形式,这就给设置检测阈值带来了一定的困难。为此设置一个 10×10 的滑动窗口扫描图像,并计算窗口内的分维数,得到图像的分维分布图,如图 3(a) 所示,可见目标区域的分维分布呈现 L 形状。图 3(b) 为其直方图包络,可见其分布为双峰形式,可以采用式(8)~式(10)进行拟合并求取最佳阈值。

图 2(a) 所示的声纳图像是比较理想的成像,在

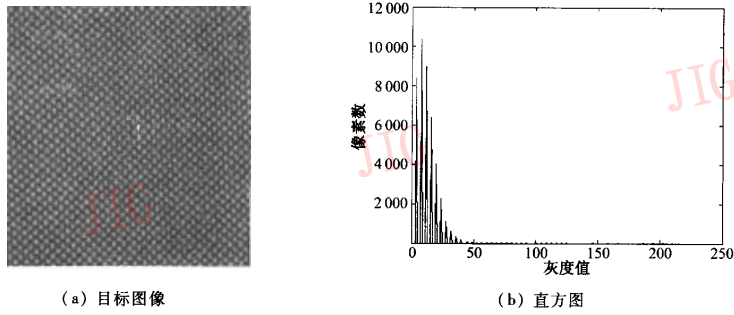


图 2 目标 SAS 成像及其直方图

Fig. 2 SAS image of target and histogram of the image

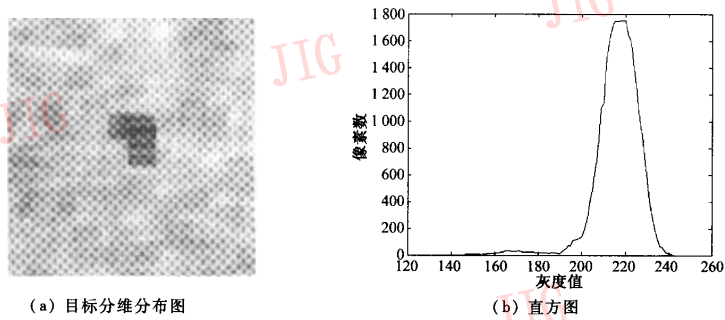


图 3 强反射体分维分布图及其直方图

Fig. 3 Fractal distribution image of the target and histogram of the image

实际应用当中,水声成像经常受到环境噪声、混响、延时等的影响,从而产生信噪比较低的成像,如图 4(a)所示,图正中为目标,由于噪声的灰度与目标灰度相当,若直接采用灰度直方图阈值分割会造成严重的误识别。提取图 4(a)的分维分布图,如图 4(b)所示,可见目标的分维明显低于背景分维。按照本文的直方图阈值分析的方法对图 4(b)进行分析,分割出的目标区域如图 4(c)所示。

图 5(a)显示了高频声纳对 4 个水下小目标的成像结果。图 5(b)为图 5(a)的分维分布图,可见 4 个小目标拥有低分维。图 5(c)为对图 5(b)进行直方图阈值分析的结果,可见 4 个小目标都被探测出来,但有部分虚警产生。

图 6(a)显示了对图 2(a)添加 0 均值、方差为 0.04 的高斯噪声的图像,可见部分目标的像被模糊。由于高斯噪声的随机性会对分维计算结果产生

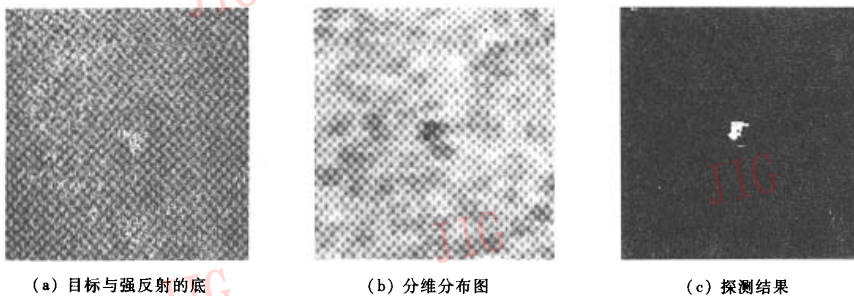
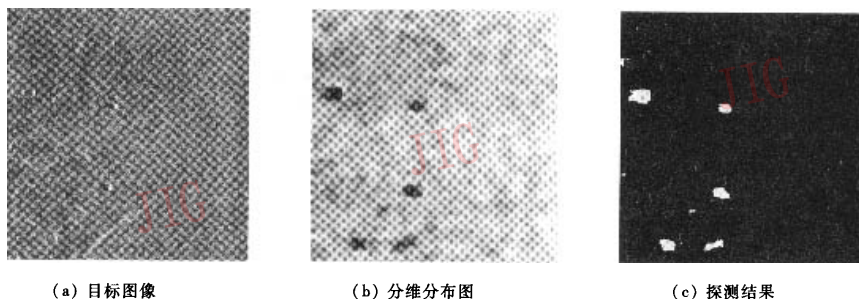


图 4 沉底目标成像及分维探测结果

Fig. 4 SAS image of the target deposited on bottom and the result of fractal detection



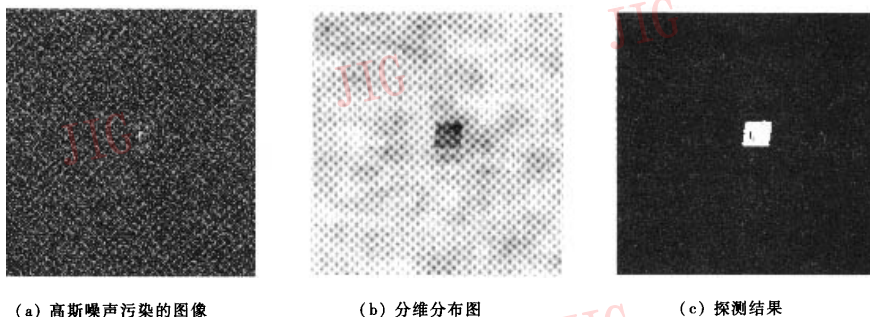
(a) 目标图像

(b) 分维分布图

(c) 探测结果

图5 高频声纳成像及探测结果

Fig. 5 High-frequency sonar image and the result of fractal detection



(a) 高斯噪声污染的图像

(b) 分维分布图

(c) 探测结果

图6 高斯噪声下的分形探测结果

Fig. 6 Fractal detection under the influence of Gaussian noise

影响,因此部分被噪声掩盖的目标很可能会被漏检。图6(b)显示了图6(a)的分维分布图,与图3(a)对比一下会发现L型目标的两臂的分维值不低,说明在两臂位置的图像被高斯噪声所污染。图6(c)为对图6(b)进行直方图阈值分析的结果,可见只有目标的强反射点的位置还可以检测到。

5 结论

针对水声图像中人工目标探测问题,讨论了一种基于分形特征的检测方法。由于水声图像中的人工目标探测一般是从自然背景或噪声中检测人造目标,而且分形模型对自然物体或噪声具有很好的模拟能力,因此分形特征是解决该类探测问题的有力工具之一。根据分维分布图进行直方图分析可以得到探测分割阈值,实验结果证明了该方法的有效性。通过对高斯噪声污染的图像进行分析及探测实验,可以发现高斯噪声对分形探测方法有一定的影响,在这种情况下部分目标可能被漏检,但强反射点依然可以被检测出来。

参考文献 (References)

- 1 Pentland A P. Fractal-based description of natural scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 661~674.
- 2 Nelson S R, Tuovila S M. Fractal-based image processing for mine detection[A]. In: Proceedings of SPIE[C], Orlando, FL, USA, 1995, 2496: 454~465.
- 3 Lu F G, Zhao R C. Fractal-based infrared image targets automatic detection [J]. Signal Processing, 1999, 15(2):116~120. [卢福刚, 赵荣椿. 基于分形的红外图像目标自动检测[J]. 信号处理, 1999, 15(2):116~120.]
- 4 Lu Y C, Sang E F. Feature extraction techniques of underwater objects based on active sonars—An overview [J]. Journal of Harbin Engineering University, 1997, 18(6):43~52. [卢迎春, 桑恩方. 基于主动声纳的水下目标特征提取技术综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 1997, 18(6):43~52.]
- 5 Jonsson P, Eklundh L. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(8): 1824~1832.
- 6 Zhang Y J. Image segmentation [M]. Beijing: Press of Science, 2001: 47~48. [章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 47~48.]
- 7 Whatmough R J. Automatic threshold selection from a histogram using the exponential hull [J]. Graphical Models and Image Processing, 1991, 53(6): 592~600.