

利用多分辨分形特征进行目标识别¹

符新伟 余秋星 李志舜

(西北工业大学航海工程学院 22 信箱 西安 710072)

摘 要 该文分析了湖底回波信号经小波多分辨分解后,发现不同分解尺度上的小波系数的能量分别与分解尺度在一定范围内满足幂指数关系,与分形维的定义相似。据此求得两类特征参量,并对五类回波进行了分类,取得了较为理想的识别结果。

关键词 多分辨分析,分形,识别

中图分类号 TN911.7

1 引言

由于水下环境和水声信号的非平稳性,如何从水声信号中提取稳定而又有效的特征一直是目标识别研究的热点和难点。对时域水下回波信号进行处理和分析的方法很多,不同的分析方法可以获得不同的特征参数。分形理论是非线性科学中的一个极为活跃的重要分支,在水声信号处理领域已经得到了一定的应用^[1]。小波分析是信号处理领域的一个优秀的分析工具,被誉为“数学显微镜”,是傅里叶变换的发展^[2]。本文用分形和小波相结合的方法来提取信号的特征——广义分形维特征,通过计算机仿真对 5 类湖底回波进行了特征提取和分类识别,取得了 96.67% 的正确识别率,表明提取的特征参数是合适的,从而为水下回波的识别提供了新的特征提取方法。

2 小波多分辨能量分形特征

利用小波的多分辨分析,实际上是将一个信号分解成不同尺度上的精细结构信号和逼近信号,它相当于对信号分别作低通滤波和高通滤波。以二进尺度分解为例,在分解尺度为 $j = 1$ 时,分辨率高,能反映原始信号的细节;随着 j 的增大,主要反映原始信号的中低频成份。毫无疑问,不同尺度上的逼近信号和精细信号与尺度有密切的关系,同时参考分形中有关分形维的定义,我们把信号在小波不同分解尺度下的逼近信号和精细信号的能量当成是分解尺度的函数,提取相应的特征量——一种广义分形维。具体的计算过程如下:

设 $x[n](n = 1, 2, \dots, N)$ 是水下回波经采样后的离散信号, $A_0 = \{x[n]\}$; 由小波多分辨分析可知,在分解尺度 $j = 1, 2, \dots, m$ 下的逼近信号与精细结构信号可由 $A_0 = \{A_{0,n}\}$ 递推求得,令求得的 j 级分辨逼近系数为 $A_j = \{A_{j,k}\}$, 精细结构系数 $D_j = \{D_{j,k}\}$, $A_{j,k}$ 与 $D_{j,k}$ 可由以下递推公式求得:

$$A_{jk} = \sum_{n=1}^N h_{n-2k} A_{j-1,n} \quad (1)$$

$$D_{jk} = \sum_{n=1}^N g_{n-2k} A_{j-1,n} \quad (2)$$

式中 h_n 和 g_n 分别是低通滤波器和高通滤波器的序列值。信号的多分辨分解可由图 1 表示。

¹ 2002-05-29 收到, 2002-11-29 改回

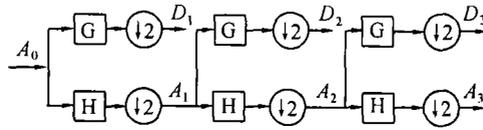


图 1 信号多分辨率分解框图

设 $E_A(j)$ 和 $E_D(j)$ 分别表示在分解尺度 j 下的逼近系数 $\{A_{j,k}\}$ 和精细结构系数 $\{D_{j,k}\}$ 的能量函数, 则

$$E_A(j) = \sum_k A_{j,k}^2 \quad (3)$$

$$E_D(j) = \sum_k D_{j,k}^2 \quad (4)$$

如果在某一尺度区间 (无标度区间) 上 $E_A(j)$, $E_D(j)$ 与尺度 j 有以下幂指数关系:

$$E_A(j) \sim a_j^{D_A}, \quad E_D(j) \sim a_j^{D_D} \quad (5)$$

其中尺度因子 $a_j = 2^j$, 则可以通过双对数坐标上的直线拟合求出 D_A 和 D_D , 如图 2 所示。由 (5) 式可知, D_A 和 D_D 与关联维数 $D_2[D_2 = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} (\ln C(\epsilon) / \ln \epsilon)]$ 的定义^[3]类似, 我们可以称之为能量分形的分形维。在拟合 $E_D(j) \sim a_j^{D_D}$ 的过程中, $E_D(j)$ 出现一峰值 (如图 2(b) 所示), 我们采用两条直线来拟合峰值两边的数据, 求得两个 D_D , 分别记为 D_{D1} 和 D_{D2} 。 D_A , D_{D1} 和 D_{D2} 实际上是一种广义分形维。

这样, 通过以上的处理, 我们可以提取回波信号的能量分形特征量: D_A , D_{D1} 和 D_{D2} 。

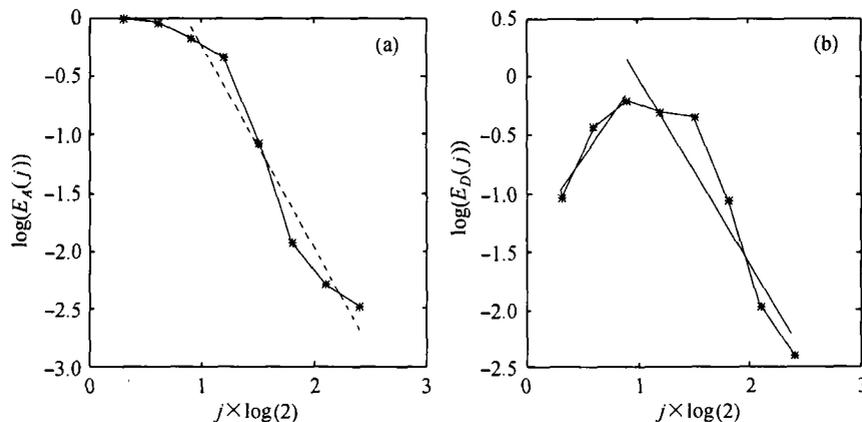


图 2 某个回波的能量分形特征

3 分类识别结果

我们用实测的莱蒙湖底回波进行特征提取和分类识别。各类回波有 36 个样本, 采样点为 2000, 采样频率为 1MHz。将 5 类回波进行预处理后, 得到能量分形特征量 D_A , D_{D1} 和 D_{D2} 。经过归一化和特征加权处理^[4], 从 36 个样本中随机抽取 18 个作为训练集, 将剩下的 18 个作为测试集, 用最小距离分类器实现回波的分类, 识别结果如表 1 所示。

表 1 分类识别结果

项目		沙砾石	岩石	卵石	沙	淤泥	平均识别率
识别率 (%)	训练样本	94.44	97.22	97.22	100	100	97.78
	测试样本	88.89	94.44	100	100	100	96.67

4 结束语

本文探讨了小波多分辨率分析与分形理论相结合, 应用分形的思想, 提取水下回波的广义分形维特征, 并将其作为水下回波模式识别的特征参量。分类识别的结果表明, 将 D_A , D_{D1} 和 D_{D2} 作为特征参量是合适的, 从而为水下回波的识别提供了新的特征提取方法。

参 考 文 献

- [1] 陈捷, 基于分形与混沌理论的水下目标特征提取研究 [D], [博士论文], 西安, 西北工业大学, 2000.
- [2] 赵松年, 熊小芸, 子波变换与子波分析 [M], 北京, 电子工业出版社, 1997, 36-80.
- [3] 王东生, 曹磊, 混沌、分形及其应用 [M], 合肥, 中国科学技术大学出版社, 1995, 138-155.
- [4] 吴高洪, 章毓晋, 林行刚, 利用特征加权进行基于小波变换的纹理分类 [J], 模式识别与人工智能, 1999, 12(3), 262-267.

TARGET RECOGNITION BASED ON MULTIRESOLUTION FRACTAL FEATURE

Fu Xinwei Yu Qiuxing Li Zhishun

(College of Marine Eng., Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072, China)

Abstract In this paper, echoes are decomposed based on wavelet multiresolution analysis. It is shown that the energy of wavelet coefficients is exponential to the decomposed scale in some degree, which is similar to the definition of fractal dimension. Hence, two sorts of features are extracted and applied to recognizing five classes of echoes. The recognition results are satisfactory.

Key words Multiresolution analysis, Fractal, Recognition

符新伟: 男, 1975 年生, 博士生, 研究方向是目标识别。
余秋星: 男, 1975 年生, 博士生, 研究方向是信号检测、目标识别。
李志舜: 男, 1938 年生, 博士生导师, 研究方向为水下信号处理。