利用小波和分形理论进行水下回波的特征提取¹

余秋星 李志舜

(西北工业大学航海工程学院 西安 710072)

摘要 该文首先分析了五类湖底回波的不同尺度下小波子空间的能量特征和分形维特征;然后将这些特征矢量作为分类的特征,并根据特征本身的离散程度对其进行加权;最后采用最小距离分类器对其进行分类,取得了 96.11% 的分类正确率。

关键词 小波变换,分形,特征提取

中图分类号 TN911.7, O177.6

1 引言

水下回波信号中包含了大量的目标特征信息,因而主动回波的特征提取一直是人们关心的问题。为了从回波中提取目标特征以进行目标分类与识别,人们提出了很多方法。如文献 [1] 中对回波作解卷积处理,求得目标的冲击响应,直接将其作为特征;文献 [2] 中探讨了回波的边缘与其所对应的目标特征之间的联系,提取回波的小波系数模极大值作为特征矢量。但这些方法得到特征空间维数很大,不利于识别。本文利用回波的不同尺度下小波子空间的能量特征和分形维 D_c 作为特征矢量,并根据特征本身的离散度对其进行加权。对实际采集的湖底回波进行特征提取和分类识别,得到了较高的分类正确率。

2 回波信号的小波子空间能量特征

回波信号是一种非平稳过程。小波变换是近年来兴起的信号分析手段,由于其良好的时间-尺度定位特性,使得它不但能很好地反映信号的频域特征,又能较好地给出其时间域上特征描述,而且采样小波变换提取的特征具有稳定性。

小波变换的实质是对原始信号做滤波,具有所谓的“恒 Q”特性。因此,各尺度时间内的平滑信号和细节信号能提供原始信号的时频域信息,特别是提供不同频域上信号的构成信息。若把不同分解尺度上信号的能量求解出来,则可以将这些能量值按尺度排列形成特征向量供识别用。这就是基于小波变换提取多尺度空间能量的基本原理^[3]。

对于经同一发射信号激发的水下目标回波,所包含的能量频谱分布与目标的大小、形状和类型密切相关。因此,小波分解后尺度空间上的能量分布是目标的本质特征,可用于识别。文献 [4] 中利用小波变换对空气动力性噪声坦克和直升机声信号就进行了特征提取。

为了计算方便并减少特征维数,用二进小波变换来提取尺度空间的能量分布特征,其中二进小波分解的过程可用 Mallat 快速算法实现。利用实测的湖底回波数据,对湖底 5 类介质进行特征提取。数据长度 2000,采样频率为 1MHz,采用同一个发射信号 $f(t)$,小波函数是 Haar 小波,采用 6 个尺度,计算出各尺度细节信号的能量值。表 1 为 5 类回波特征矢量分布统计均值。

表 1 5 类回波特征矢量分布统计均值

尺度	各个尺度细节信号的能量值					
	1	2	3	4	5	6
沙砾石	0.0845	0.2431	0.3457	0.1986	0.1069	0.0152
岩石	0.0868	0.2740	0.3675	0.2131	0.0477	0.0073
卵石	0.1003	0.2970	0.3954	0.1459	0.0491	0.0090
沙	0.0875	0.2668	0.3547	0.1832	0.0938	0.0105
淤泥	0.0944	0.2821	0.4039	0.1615	0.0424	0.0124

¹ 2002-01-14 收到, 2002-06-13 改回

从表 1 可以看出, 5 类回波经小波变换后不同尺度细节信号的能量值分布明显不同, 明显反应了目标的物理特征, 而且这些统计值具有相对的稳定性。所以, 可以将其作为特征矢量来识别 5 类回波。

3 回波信号的分形维特征

回波信号已经被证明在一定程度上具有混沌特性^[5]。分形理论是描述混沌信号的一种有效手段, 定量刻画分形特征的参数是分形维。关联维是一种最常用的分形维。文献 [6] 就利用关联维检测混沌噪声背景中的信号。关联维 D_c 的定义为

$$D_c = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \ln C(\epsilon) / \ln(\epsilon) \quad (1)$$

其中 $C(\epsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \theta(\epsilon - \|x_i - x_j\|)$; $\theta(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0; \end{cases}$ $x_i (i = 1, \dots, N)$ 是相空间中的 N 个重构向量; $\|\cdot\|$ 表示范数。欲计算关联维 D_c , 要求在一定的 ϵ 范围内, 点集客观上满足标度性质 $C(\epsilon) \sim \epsilon^{D_c}$, 即曲线接近直线, 该直线的斜率即关联维 D_c 。

表 2 为 5 类回波的关联维统计结果。计算 D_c 时, 嵌入维取 20, 数据长度为 2000, 时延取为 1。从表 2 可以看出, 不同的回波其关联维有一定的差异。

表 2 5 类回波的关联维统计结果

	沙砾石	岩石	卵石	沙	淤泥
关联维	2.876	2.595	1.917	2.563	2.171

4 特征加权

有监督的回波分类一般包括训练和分类两个阶段, 其中训练阶段提取训练集中样本的特征, 以得到每一类回波的聚类中心和其它一些参数。对于某一类回波, 所提取的特征通常是随机变量, 相对于其均值有一定的离散性。这种特征的离散性可以作为该特征描述相应回波的精确性的一种度量。某个特征的离散程度越小, 它对相应回波的描述就越精确; 反之, 则越不精确。如果我们将这种特征对回波描述的精确性与它在分类中所起的作用联系起来, 即加强回波描述精确度大的特征在分类中的作用, 而减弱描述精确度小的特征的作用, 那么分类性能将会得到改善。由于随机变量的离散性可以用方差来描述, 因此, 这种作用的改变可以通过根据对特征方差进行加权来实现, 即将每一类回波的两个特征的方差归一化^[7]。

5 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, 采用 Haar 小波。将 5 类回波进行预处理后, 得到 7 个特征矢量, 包括 6 个不同尺度小波子空间的能量和关联维 D_c , 经过归一化和特征加权处理。从 36 个样本中随机抽取 18 个作为训练集, 将全部 36 个作为测试集, 用最小距离分类器实现回波的分类, 得到平均 96.11% 的正确识别率, 如表 3 所示。

表 3 分类识别结果

	沙砾石	岩石	卵石	沙	淤泥
正确识别率	88.89%	100%	91.67%	100%	100%
平均识别率	96.11%				

6 结论

本文探讨了小波和分形理论在水下回波特征提取中的应用。不同类别的回波经小波变换后在不同的分解尺度空间细节信号的能量特征不同, 同时, 不同类别的回波具有不同的分形维这对本文采用小波和分形理论进行目标特征提取提供了基础, 分类结果表明, 采用本文的方法提取的特征, 并经特征加权后, 利用简单的最小距离分类器, 就得到较高的识别率。

参 考 文 献

- [1] 王正垠, 马远良, D. Vray, 等, 湖底回波信号的解卷积处理 [J], 信号处理, 1997, 13(4), 335-340.
- [2] 赵建平, 黄建国, 谢一清, 等, 用小波变换进行水下回波边缘特征提取与分类识别 [J], 声学学报, 1998, 23(1), 31-38.
- [3] 张静远, 张冰, 蒋兴舟, 基于小波变换的特征提取方法研究 [J], 信号处理, 2000, 16(2), 156-162.
- [4] 丁庆海, 庄志洪, 祝龙石, 等, 混沌、分形和小波理论在被动声信号特征提取中的应用 [J], 声学学报, 1999, 24(2), 197-203.
- [5] 余秋星, 基于混沌与分形的信号检测 [M], [硕士论文], 西安, 西北工业大学, 2001.
- [6] S. Haykin, XB Li, Detection of Signals in Chaos, Proc. IEEE[J], 1995, 83(1), 94-122.
- [7] 吴高洪, 章毓晋, 林行刚, 利用特征加权对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.

FEATURE EXTRACTION OF UNDERWATER ECHOES USING
WAVELET AND FRACTAL THEORIES

Yu Qiuxing Li Zhishun

(College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract Firstly, the energy distribution in different wavelet scale space and the fractal dimension of underwater sonar echoes are discussed. Then, these feature vectors are utilized to classify the real echoes, and weight these features according to their own degree of dispersion. Finally, a minimum distance classifier is used in the classification procedure, and experimental results demonstrate the efficiency of the method.

Key words Wavelet transform, Fractal, Feature extraction

余秋星: 男, 1975 生, 博士生, 研究方向为水下信号检测、模式识别等.

李志舜: 男, 1938 年生, 教授, 博士生导师; 主要研究专长有: 高速数字处理系统及其应用, 信号检测、估值与自适应信号处理.