

基于多重分形和小波变换的 声目标信号特征提取¹⁾

杜恩祥 李科杰

(北京理工大学机电工程与控制国家重点实验室 北京 100081)

(E-mail: duenxiang@163.com)

摘要 研究了基于关联积分的广义维数谱的定量计算方法,提出了声目标信号的多重分形特征,并对其特征即广义维数谱的有效性进行了分析;同时利用小波变换分析既能反映信号在变换域特性又保留其时域信息的特点,提出基于小波变换的子空间能量及主要能量集中子空间时域信息的特征提取方法,并通过模糊神经网络识别系统对声目标信号的广义维数谱、子空间能量及时域信息的组合特征进行了验证。

关键词 多重分形,小波变换,广义维数谱,特征提取

中图分类号 TP18

Feature Extraction of Acoustic Signal of Target Based on Multifractal and Wavelet Theories

DU En-Xiang LI Ke-Jie

(National Key Laboratory of Mechatronic Engineering and Control, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

(E-mail: duenxiang@163.com)

Abstract The computational method of multifractal dimensions based on related integral is studied. Multifractal dimensions are proposed to extract features of acoustic signal and they are proved to be effective. As the characteristics in the subspaces can be revealed and the information in the time domain can be kept by the wavelet, power distribution of subspaces and time domain characteristics in the power dominating subspace are proposed to extract other features of the acoustic signal. These features are proved to be effective by identification experiment based on fuzzy neural network.

Key words Multifractal, wavelet, multifractal dimensions, feature extraction

1 引言

基于被动声探测的目标识别在防御敌方坦克或直升机攻击时可以发挥极其重要的作用,声目标的特征提取与选择是目标识别的关键技术.目前国内外已将混沌、分形等非线性

1) 国防科技预研项目(420010901.1)资助

Supported by National Advanced Research Project of P. R. China(420010901.1)

收稿日期 2002-09-02 收修改稿日期 2003-03-29

Received September 2, 2002; in revised form March 29, 2003

理论引入到声目标信号的特征提取,但采用单一分维数作为描述声目标信号的特征从实际使用效果来看是不够的.多重分形又称“多标度分形”,在多重分形中,系统不是有参数空间的一点来表示的,而是系统的整体标度下的转换,因而多重分形是对测度集合的标度特征的描述,它用一个谱函数来描述分形体不同层次的行为特征,从系统的局部出发来研究其最终的整体特征,由于它更精细的描述了分形集的局部尺度行为,已成功地应用于湍流耗散域的空间分布、奇异吸引子的不变概率分布研究;Carmichael 等通过对侧扫描声纳图像的多重分形分析进行了海床分类研究^[1],分类正确率高达 99%.

人耳在有比较强的噪声环境下也能很容易区分出不同的声目标.通过对人耳耳蜗处理声信号的能力及内在机理的大量研究,现已证明人耳耳蜗滤波器实质上就是一个小波变换^[2].小波变换类似带通滤波器,可在“放大”了的不同频带内分析信号,使不易察觉的信号特征在不同分辨率的若干子空间中显露出来,而且它同时保留了信号的变换域和时域信息.

通过对声目标信号的多重分形和小波变换分析,提出了基于多重分形的广义维数谱、小波变换子空间能量、主要能量集中子空间时域信息等组合特征的提取方法,并通过模糊神经网络识别系统对其进行了验证.

2 声目标信号的多重分形分析

2.1 多重分形

多重分形是定义在分形结构上的由多个标度指数的奇异测度构成的无限集合.将分形集 F 分为 N 个小区域(分形子集),设第 i 区域的线度大小为 L_i ,在该小区域的奇异测度为 p_i ,定义一种奇异性指数 α_i ,

$$p_i \sim L_i^{\alpha_i} \quad (1)$$

α_i 又称为 Holder 指数(或标度指数).这里的局部奇异性也可以理解为局部自相似性,则 α_i 为局部自相似因子.描述多重分形的广义维数 D_q 可通过下面的描述定义.

称 $N(q, L)$ 为定义在几何支集 F 上奇异测度的 q 阶距

$$N(q, L) = \sum_i p_i^q \quad (2)$$

若存在临界指数 $\tau(q)$ 使得

$$\lim_{L \rightarrow 0} \sum_i p_i^q L^{-\tau} = \lim_{L \rightarrow 0} N(q, L) L^{-\tau} = \begin{cases} \infty, & r > \tau(q) \\ 0, & r < \tau(q) \\ \text{有限正值}, & r = \tau(q) \end{cases} \quad (3)$$

则称 $\tau(q)$ 为质量指数,由式(3)可知

$$N(q, L) \sim L^{\tau(q)} \quad (4)$$

因此, $N(q, L)$ 是一个反映 F 上奇异测度不均匀性的统计量,并可由此定义 D_q

$$D_q = \begin{cases} \frac{1}{q-1} \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\ln N(q, L)}{\ln L}, & q \neq 1 \\ \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\sum p_i \ln p_i}{\ln L}, & q = 1 \end{cases} \quad (5)$$

D_q 实际上是通过空间各处奇异测度的 q 次方及其求和运算以求从总体上反映各处奇异性程度的统计量, D_0 是几何之集的盒维数, D_1 是 Renyi 信息维数,可以证明 $\lim_{q \rightarrow +\infty} D_q = \alpha_{\min}$,

$\lim_{q \rightarrow -\infty} D_q = \alpha_{\min}$, α_{\min} , α_{\max} 分别是最小和最大奇异性指数. 由式(4)和式(5)得到

$$\tau(q) = (q-1)D_q \quad (6)$$

2.2 基于多重分形的声目标信号的特征提取^[3]

声目标信号经传声器及其调理电路转化成电信号后,通过数据采集系统以一定的采样频率采集,采集后的信号数据实际上就是一个时间序列信号,因此声目标信号的多重分形分析计算就是对一个时间序列信号的分析.

设 $\{x_k, k=1, 2, \dots, N\}$ 为声目标信号的采集数据,将其嵌入到 m 维欧式空间 R^m 中,得到一个点(或向量集) $J(m)$,其元素记作

$$Y_n(m) = (x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+(m-1)}), \quad n = 1, 2, \dots, N_m \quad (7)$$

其中, $N_m = N - (m-1)$.

从 N_m 个点中任意选定一个参考点 Y_i ,计算其余 $N_m - 1$ 个点到 Y_i 的距离

$$r_{ij} = d(Y_i, Y_j) = \left[\sum (Y_{i+k} - Y_{j+k})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

对所有 $Y_i (i=1, 2, \dots, N_m)$ 重复这一过程,定义 q 阶关联积分为

$$C_q(r) = \left\{ \frac{1}{N_m} \sum_{j=1}^{N_m} \left[\frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} H(r - r_{ij}) \right]^{q-1} \right\}^{\frac{1}{q-1}} \quad (9)$$

式中 H 是 Heaviside 函数,

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (10)$$

其广义维数谱 D_q 可以通过 q 阶关联积分计算得

$$D_q = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln C_q(r)}{\ln r} \quad (11)$$

表 1 列出了坦克和直升机在不同速度下采集信号的广义维数谱 $D_2 \sim D_9$,从实验数据中可以看到坦克车和直升机的信号的广义维数谱有明显的差别.而同一目标速度快的测量信号的广义维数谱均比速度慢的大,但同一目标声信号的广义维数谱在不同状态下差别并不会影响两种声目标的特征的分,广义维数谱反映了两种目标声信号的不同特征.

表 1 坦克和直升机在不同速度下采集信号的广义维数谱

Table 1 The multifractal dimensions of tank and helicopter noise in different velocity

类型	速度	D_2	D_3	D_4	D_5	D_6	D_7	D_8	D_9
直升机	200km/h	0.8562	0.7945	0.7602	0.7383	0.7230	0.7115	0.7023	0.6947
	180km/h	0.7865	0.7359	0.7071	0.6887	0.6759	0.6663	0.6587	0.6525
	60km/h	0.7335	0.6896	0.6650	0.6491	0.6376	0.6287	0.6215	0.6155
坦克	40km/h	0.6290	0.5980	0.5775	0.5628	0.5517	0.5429	0.5355	0.5292
	25km/h	0.5861	0.5652	0.5506	0.5396	0.5310	0.5240	0.5181	0.5132
	15km/h	0.5384	0.5051	0.4854	0.4726	0.4635	0.4565	0.4510	0.4464

3 基于小波变换的声目标信号的特征提取

小波变换可以将信号分解在若干个不同分辨率的子空间上,使得本不易察觉的信号特征在不同子空间上显露出来,因此可以依信号能量在各个子空间分布的不均匀性提取信号

的特征.

若 $f(n)$ 为分析信号的离散采样数据, 令 $c_{0k} = f(n)$, 则有信号的离散正交二进小波变换金字塔算法^[4]

$$\begin{cases} c_{j,k} = \sum_m h_0(m-2k)c_{j-1,m} \\ d_{j,k} = \sum_m h_1(m-2k)c_{j-1,m} \end{cases} \quad (12)$$

式中, m 为离散采样点数, h_0, h_1 为滤波器脉冲响应(分解序列滤波器组系数), 用于信号的分解, j 为分解的层数, $c_{j,k}$ 为信号的剩余系数, $d_{j,k}$ 为信号的小波系数.

信号在各个子空间的能量可表示为

$$E_j = \sum_{k=0}^{n_j} (d_{j,k})^2 \quad (13)$$

式中, n_j 为 j 层小波系数的点数.

若对信号进行 8 尺度的小波分解, 取归一化的子空间能量为其特征, 则特征矢量为

$$\mathbf{E} = [E_{r1}, E_{r2}, E_{r3}, E_{r4}, E_{r5}, E_{r6}, E_{r7}, E_{r8}] = [E_1/E_{\max}, E_2/E_{\max}, \dots, E_8/E_{\max}] \quad (14)$$

其中, $E_{\max} = \max(E_j)$.

按能量分布差异提取信号特征具有维数低且互不相关等优点, 但其不足之处在于易产生误判. 各个子空间能量组成的特征反映的是信号在各子空间的能量分布情况, 其主要反映了变换域的信息, 而小波变换在反映变换域信息时不丢失信号的时域特征. 考虑到探测的声目标信号能量主要集中在 40~120Hz 频率范围内^[5], 由小波变换多分辨率理论可知, 当采样频率为 2kHz 时, 尺度 4 和尺度 5 细节信号所对应的频率范围约为 30~125Hz, 这正好覆盖了声目标信号的主要能量带. 因此可以在尺度 4, 5 中提取时域信息. 实验中, 通过抽取尺度 4, 5 子空间信号中的各 6 组模极值及其相对平移位置的编码来作为其时域的特征向量.

$$\mathbf{F} = [P_1, V_1, P_2, V_2, \dots, P_{12}, V_{12}] \quad (15)$$

其中, $V_1 \sim V_6$ 和 $V_7 \sim V_{12}$ 分别为尺度 4 和 5 的模极值的幅值量, 它们的相对平移位置的编码分别为 $P_1 \sim P_6$ 和 $P_7 \sim P_{12}$.

表 2 为 10 组坦克和 10 组直升机声信号小波变换子空间能量及主要能量集中子空间的时域特征的均值.

表 2 坦克和直升机声信号基于小波变换的变换域和时域特征均值

Table 2 The mean of tank and helicopter noise features in transform and time field

特征	E_{r1}	E_{r2}	E_{r3}	E_{r4}	E_{r5}	E_{r6}	E_{r7}	E_{r8}	V1	V2	V3
直升机	0.1321	0.3437	1.0000	0.5487	0.4523	0.5326	0.056	0.0182	0.0000	0.0002	0.0005
坦克	0.0049	0.0270	0.2284	1.0000	0.4929	0.1001	0.0110	0.0053	0.0007	0.1526	0.0011
特征	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	P1	P2
直升机	0.2787	0.3936	0.2592	0.0004	0.0005	0.0008	0.2060	0.1404	0.2290	3028	2922
坦克	0.2109	0.1769	0.0023	0.0008	0.1794	0.0879	0.0010	0.0012	0.1408	3044	1136
特征	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	
直升机	2619	784	0	3498	2280	2054	1335	64	16	0	
坦克	627	0	3934	3898	56	0	3970	3785	3684	3218	

4 实验结果

为了验证广义维数谱、小波变换的子空间能量及主要能量集中子空间的时域特征组合

起来作为声信号特征的有效性,进行了基于这些特征的声目标识别实验.

实验数据来自几组实测的直升机和坦克车的声信号数据,这些信号是在直升机不同的飞行状态(包括不同的速度、高度、距离及方向等),坦克车以不同的运行状态(包括不同的速度、加速度等)测得的.测试时使用的传声器频响范围为 4Hz~8kHz,采样频率为 2kHz,依采样定律可知得到的信号频率为 4Hz~1kHz.

实验共使用了 70 种直升机和 80 种坦克的声信号样本数据,对这些样本数据进行预处理后,分别计算它们的 8 个广义维数谱 $D_2 \sim D_9$,8 个小波变换子空间能量特征,20 个主要能量子空间时域特征,使用这些特征作为模糊神经网络分类器的输入矢量,隐层神经元选择 12 个,输出层神经元为 3 个,分别代表直升机、坦克和其它.在用直升机、坦克样本中各 30 种训练后,其余样本进行检验,识别结果表 3 所示.

表 3 直升机、坦克模糊神经网络识别分类结果

Table 3 The identified result of tank and helicopter by fuzzy neural network classifier

训练集	直升机		坦克	
	正确	不正确	正确	不正确
	30	0	30	0
	样本数:30		样本数:30	
检验集	直升机		坦克	
	正确	不正确	正确	不正确
	39	1	46	4
	样本数:40		样本数:50	
	识别率: 97%		识别率: 92%	

从实验结果可以看出,采用这些组合特征并利用模糊神经网络分类器识别保持了较高的识别率.

References

- 1 Carmichael D R. Seabed classification through multifractal analysis of sides sidescan sonar imagery. *IEE Proc-Rader. Sonar. Navig*, 1996, **143**(3): 140~148
- 2 Yang Xiao-Wei, Wang Kuan-San, Shan ma SA. Auditory representation of acoustic signals. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, **38**(2): 824~839
- 3 Su Fei, Xie Wei-Xin, Dong Jin. Using multifractal to analyze time series. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 1997, **12**(3): 178~180(in Chinese)
- 4 Peng Yu-Hua. *The Wavelet Transform and Engineering Application*. Beijing: Science and Technology Publishing Company, 2000. 36~63(in Chinese)
- 5 Xie Yi. Research on acoustic and seismic detection technique for targets in land field [Postdoctoral research report]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 1997(in Chinese)

杜恩祥 北京理工大学博士研究生. 主要从事信号测量和信号处理技术研究.

(DU En-Xiang Ph. D. candidate at Beijing Institute of Technology. His research interests include signal measure and signal processing.)

李科杰 北京理工大学教授, 博士生导师. 主要从事传感器技术、信号测量和信号处理技术研究.

(LI Ke-Jie Professor at Beijing Institute of Technology. His research interests include sensor and signal measure and signal processing.)