

船舶辐射噪声的自然尺度特征

杨绍清^{1,2} 章新华² 肖明杰² 赵长安¹

(1 哈尔滨工业大学 哈尔滨 150001)

(2 海军大连舰艇学院 大连 116018)

1999 年 12 月 27 日收到

2000 年 5 月 6 日定稿

摘要 船舶辐射噪声是非常复杂的, 寻找新的特征是目前水下目标识别中的一项非常迫切而艰巨的任务。本文在研究了相空间重构技术的基础上, 基于混沌信号的自然尺度提出了一种新的船舶辐射噪声的特征提取算法, 此特征在分类识别实验中获得比较好的效果。实践证明, 船舶辐射噪声的自然尺度特征是一种比较有效的特征, 它不仅具有较好的实时性, 而且具有较高的识别率。

PACS 数: 43.30, 43.60

The natural measure feature of radial noises of ships

YANG Shaoqing^{1,2} ZHANG Xinhua² XIAO Mingjie² ZHAO Changan¹

(1 Harbin Institute of Technology Harbin 150001)

(2 Dalian Naval Academy Dalian 116018)

Received Dec. 27, 1999

Revised May 6, 2000

Abstract Radial noises of ships are very complicated. It is an imperative and difficult task to look for the new feature from the ship noises in the classification of underwater targets. Based on the technology of phase space reconstruction and the natural measure of chaos, a novel algorithm for extracting the feature from a ship noise is proposed in this paper. The results of the experiments indicate that the feature is satisfactory. It is practically demonstrated that the feature is very effective and it not only needs little time of the extracting calculation, but also has highly accurate rate of identification.

引言

水下目标识别是世界各国海军急待解决的难题, 目标特征的提取和选择是其中的关键环节。在传统的特征提取中, 高分辨率功率谱分析对船舶辐射噪声的特征提取具有重要的作用。实践证明, 通过精细的功率谱分析可以得到与船舶辐射噪声相对应的某些物理特性, 这使功率谱方法成为水下目标识别中的一种重要方法。然而, 船舶辐射噪声是非常复杂的, 它不仅随着海洋环境的不同而不同, 而且随着船舶本身运动状态的改变而改变, 仅仅依靠单一的

特征来识别目标还远远不能满足实际需要, 寻找新的特征仍然是目前水下目标识别中的一项非常迫切而艰巨的任务。

近几年来, 越来越多的学者^[1-3]利用混沌与分形理论来研究船舶辐射噪声, 为无源声呐目标的特性分析与识别提供了新的途径。文献 1 首先研究了船舶辐射噪声中的混沌现象, 证明了船舶辐射噪声是混沌的。文献 2 利用分数布朗运动模型来研究船舶辐射噪声, 比较成功地提取了船舶辐射噪声中的分形特征。文献 3 则首先利用时域中的混沌概念找出船舶辐射噪声中的极限环, 然后再利用分形理论

给出极限环的分形特征。

现有的研究表明, 船舶辐射噪声具有多尺度结构特性^[3,10]。如果能用数学手段提取这种多尺度精细特征, 对船舶目标分类显然是很有意义的。本文在研究了相空间重构技术^[4-6]的基础上, 基于混沌信号的自然尺度(natural measure)^[7,8]提出了一种新的船舶辐射噪声的特征提取算法, 由此得到的特征矢量实际就是船舶噪声吸引子多尺度精细结构特性的一种反映, 具有较好的物理基础。分类识别实验表明, 本文给出的船舶辐射噪声的自然尺度特征是一种比较有效的特征, 它不仅具有较好的提取实时性, 而且具有较高的识别率。

1 自然尺度特征及其提取算法

自然尺度概念是由 C. Grebogi 等^[7]提出的, 它实质是依据系统本身固有的动力特性, 来描述系统轨迹在吸引子中各个部分的密集程度。由于自然尺度与混沌信号的分形维、系统的特征值等有关, 而成为混沌信号的一个最基本的特征量。

提取混沌信号的自然尺度特征通常先要进行信号的相空间重构, 然后再根据重构轨迹来计算信号的自然尺度特征。

1.1 相空间重构

对于一 N 点标量时间序列 $\{v(t_0 + k \cdot \Delta t): k = 0, 1, \dots, N-1\}$, 可以用 Takens^[9] 嵌入定理去重构相空间 R^m :

$$\begin{aligned} X_i &= (x(t_i), x(t_i + p\Delta t), \dots, x(t_i + (m-1)p\Delta t)), \\ i &= 1, 2, 3, \dots, M, \\ x(t_r) &= v(t_0 + (r-1)\Delta t), \quad r = 1, 2, \dots, N. \end{aligned}$$

这里 X_i 是重构相空间 R^m 中 M 点重构轨迹中的第 i 个点, 而 $M = N - (m-1)p$ 。 m 是嵌入维, $\tau = p\Delta t$ 是时间延迟, $\tau_w = (m-1)\tau$ 是时间窗, 其中 Δt 为采样周期。可见, 在重构相空间时只要选择 m 、 τ 和 τ_w 中的任意两个参数即可, 另一个参数可由 $\tau_w = (m-1)\tau$ 直接求得。

相空间重构问题虽有近 20 年的发展历史, 但许多问题至今仍然尚未很好解决。在本文的研究中发现, 选择时间序列的平均峰值时间 ($mtbp$) 作为 τ_w 是一种较好的方法。而用奇异值分解 (SVD) 法确定嵌入维 m 是一种能够提高 SNR 的重构方法。在解决实际问题时, 尤其在不能够选择较大的 m 时, 用 SVD 法确定 m 是一种较为可行的方法。

综上所述, 本文采用下列方法来重构相空间: (1) 用 FFT 求取原始时间序列的平均峰值时间 $mtbp$, 让 $\tau_w = mtbp$ (可以让 τ_w 稍大于 $mtbp$)。带有噪声的时间序列可经滤波后再求取 $mtbp$ 。(2) 用 SVD 法确定 m 。(3) 由前两步直接得到: $\tau = \tau_w / (m-1)$ 。

1.2 混沌信号的自然尺度特征

通过相空间重构, 可以得到与上述标量时间序列相联系的动力系统, 设此动力系统为: $X_{i+1} = F(X_i)$, A 为它的吸引子, 自然 A 是一个紧子集。将 A 分成 K 个立方体, 第 j 个立方体为 C_j , 其边长为 ε_j , ($j = 1, 2, \dots, K(\varepsilon_j)$)。令 X_0 为系统状态位于吸引盆 (basin of attraction) 中的一个初值, T 为系统运动过程中的一段时间。 $N_t(X_0, T, \varepsilon_j)$ 为系统在时间 T 内, 从 X_0 出发, 经过 C_j 的次数, 则定义:

$$\mu_j = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{N_t(X_0, T, \varepsilon_j) \Delta t}{T} = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{N_t(X_0, M \Delta t, \varepsilon_j)}{M}, \quad (1)$$

为系统 F 在 C_j 处的自然尺度。

自然尺度之所以能够很好地描述混沌吸引子的特性, 是因为它与混沌吸引子中的许多不变量有密切的关系, 可以说它是混沌信号的许多不变量的集中体现, 是能够反映系统全局特征的不变量。

1.2.1 自然尺度与分形维的关系

设 C_j 的中心为 X_j , 则:

$$D_j(X_j) = \lim_{\varepsilon_j \rightarrow 0} \frac{\log \mu_j(N_t(X_0, T, \varepsilon_j), T)}{\log \varepsilon_j}, \quad (2)$$

称为 A 在 X_j 处的点状维 (pointwise dimension)。

通常, 混沌吸引子的通用维可以定义为:

$$D_q = \frac{1}{q-1} \lim_{\varepsilon_j \rightarrow 0} \frac{\log \sum_{j=1}^{K(\varepsilon_j)} \mu_j^q}{\log \varepsilon_j}. \quad (3)$$

将式 (3) 两边取极限 $\lim_{q \rightarrow 1} q$ 可以得到:

$$D_1 = \lim_{\varepsilon_j \rightarrow 0} \frac{\sum_{j=1}^{K(\varepsilon_j)} \mu_j \log \mu_j}{\log \varepsilon_j}. \quad (4)$$

式 (4) 所定义的 D_1 即为吸引子的信息维。将式 (2) 与式 (4) 进行比较, 不难看出, D_1 可以看成是式 (2) 定义的所有点状维 $D_j(X_j)$ 关于自然尺度分布 μ_j 的均值。

混沌动力系统的典型轨道所生成的自然尺度通常是高度奇异的。从混沌吸引子的吸引盆中的某一

随机初值出发的轨道, 通过吸引子中不同部分的次数是不同的, 通常将通过次数较多部分的中心点称为“热点”, 而通过次数较少部分的中心点称为“冷点”, 这些“热点”和“冷点”在吸引子中相互交织形成了任意精细尺度的精美图案。这就是通常所说的混沌吸引子的多尺度结构、多分维特性。自然尺度特征正是刻画吸引子多分维特性的有力工具。

1.2.2 自然尺度与系统特征值的关系

非线性系统可以看成是由多个模态组成的, 每个模态与系统的特征值相对应, 每个特征值又代表了系统中的一种轨道, 而自然尺度则与周期不稳定的轨道的特征值有关。设 F 为两次可微函数, X_{jps} 为 C_j 中第 s 个 F 的周期 p 点, F 的 p 次迭代映射 F^p 在 X_{jps} 处的雅可比矩阵 $DF^p(X_{jps})$ 的特征值为: $\lambda_{s1}, \lambda_{s2}, \dots, \lambda_{su}, \lambda_{s(u+1)}, \dots, \lambda_{sv}$, 并有: $\lambda_{s1} \geq \lambda_{s2} \geq \dots \geq \lambda_{su} \geq 1 \geq \lambda_{s(u+1)} \geq \dots \geq \lambda_{sv}$, 可知前 u 个特征值是不稳定的特征值, 让 $L_s(X_{jps}, p) = \lambda_{s1}\lambda_{s2}\dots\lambda_{su}$, 则有:

$$\mu_j = \lim_{p \rightarrow \infty} \frac{1}{\sum_{X_{jps} \in C_i} L(X_{jps}, p)}$$

可见, 自然尺度是通过系统的不稳定轨道求得的相对稳定的特征, 因而能够较好地描述混沌信号。

1.2.3 自然尺度与 Poincare 截面的关系

Poincare 截面是混沌信号分析中的比较古老的工具, 为了获得 Poincare 截面, 通常需要在 m 维的相空间中选择一个 $m-1$ 维的超面, 使得相轨迹在每一个周期中都能穿过此超面一次, 且能够满足: $V(X_t) \cdot Z(X_t) \neq 0$, 其中 X_t 为 Poincare 截面上的点, $V(X_t)$ 为 X_t 的速度, $Z(X_t)$ 为 Poincare 截面在 X_t 的法线。通过 Poincare 截面上点的关系就可以了解系统的特性。

可见自然尺度与 Poincare 截面法都是将相空间进行分割, 跟踪系统的轨迹, 来研究系统的特性, 但 Poincare 截面是比相空间少一维的超面, 因而不能够得到系统轨迹的全貌, 同时对于高维系统来说, Poincare 截面也难于确定。而在计算自然尺度时, 分割后的每一部分与相空间同维, 所以没有 Poincare 截面所存在的问题。

1.2.4 自然尺度与 Cell Mapping 理论的关系

Poincare 截面的获得需要在很长时间内跟踪系统的轨迹, 其计算量是很大的, 为了克服这一缺点, 早在 1980 年 C.S.Hsu^[11] 就提出了 Cell Mapping 理

论。Cell Mapping 理论可以提取系统的全局特征, 因而也受到人们的高度重视。

在相空间重构方面, Cell Mapping 与自然尺度是完全一样的, 都需要将相空间进行分割, 但在算法上和特征的描述上有些区别。

从算法方面来说, Cell Mapping 理论需要知道系统的状态方程, 这使得该理论难以在时间序列的分析中得到应用。利用系统的状态方程就可以求出从被分割的相空间中的每个小单元出发的下一步系统的位置。当求出了所有小单元的下一步系统的状态后就可以了解系统的全局特性。而自然尺度则采用有些类似获得 Poincare 截面的做法, 直接跟踪系统的轨迹, 来获得系统的全局特性, 这是分析时间序列的一种实用的方法。

从特征的描述上来看, Cell Mapping 理论考虑了各个小单元之间的关系, 可以找出系统的周期轨道。而自然尺度, 则只考虑了各个单元内的系统特性, 至于各单元之间的关系则被忽略了。可见, 自然尺度特征可以被看成是由 Cell Mapping 理论提取的特征的一种简化形式。

2 船舶辐射噪声的自然尺度特征提取

船舶辐射噪声是混沌的^[1], 自然尺度是混沌的一个特征, 因而, 自然尺度必然能够用于描述船舶辐射噪声而反应出船舶内在的物理特性。自然尺度与分形维的关系表明, 自然尺度能够精细地刻画船舶辐射噪声中的自相似性, 从而刻画出船舶中各个声源的自相似性; 自然尺度与系统特征值之间的关系表明, 自然尺度可以用来描述船舶辐射噪声中的部分模态, 即可以用来描述船舶中部分不同声源的运动特性; 而自然尺度与 Poincare 截面及 Cell Mapping 的关系表明, 自然尺度能够一定程度地反映出船舶辐射噪声中的周期性。

本文对船舶辐射噪声自然尺度特征的提取, 经过了滤波、重构和尺度矢量提取 3 个步骤, 如图 1 所示。

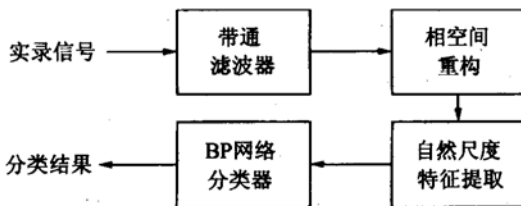


图 1 分类识别程序图

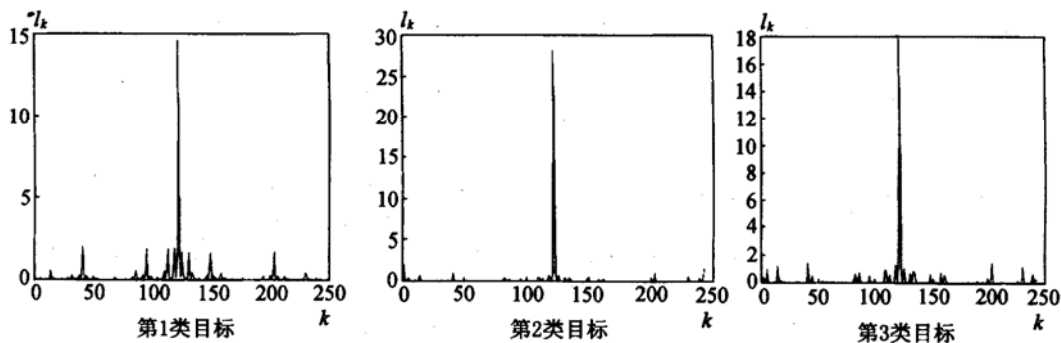


图2 每类目标中某一样本的自然尺度特征矢量

2.1 相空间重构

由于船舶辐射噪声的 $mtbp$ 是随着船舶的不同而不同, 即使同一条船 $mtbp$ 也会随着其工况的不同而异。在用 SVD 求取 m 时, 求出的 m 一般也是不相同的, 但 m 的不同将会影响到自然尺度特征矢量的维数, 为了使得提取的特征矢量的维数是不变的, 就要固定 m 。因此, 在对船舶辐射噪声进行重构时, 可以随机地选择一些样本用上述方法求出它们的 T_W 和 m , 并对所求得的样本的 T_W 和 m 进行平均, 将平均值作为对所有船舶辐射噪声进行相空间重构时的重构参数。

2.2 船舶辐射噪声的自然尺度特征提取

船舶辐射噪声的自然尺度特征提取可以按以下几个步骤进行:

(1) 对船舶辐射噪声进行标准化处理, 标准化方法见下式:

$$x_i = \frac{s_i}{\sum_{j=1}^N s_j} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (5)$$

式中, s_i 为对经过滤波后的船舶辐射噪声的第 i 个采样值, x_i 为标准化后的第 i 个值。

(2) 根据给定的 T_W 和 m 对 x_i 进行重构, 得重构轨迹 $X_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 。

(3) 将相空间沿每个轴分成 q 等份, 这样吸引子将被分成 q^m 部分, 统计 X_i 落在每个部分中的次数 $R_k, k = 1, 2, 3, \dots, q^m$ 。则可以得到船舶辐射噪声的自然尺度特征矢量 L :

$$L = \frac{[R_1 \ R_2 \ R_3 \ \dots \ R_{q^m}]^T}{Ma} = [l_1 \ l_2 \ l_3 \ \dots \ l_{q^m}]^T, \quad (6)$$

式中, a 为一个常数。

3 分类识别实验

选用海上实录的 20 种型号、50 种工况下的船舶辐射噪声, 将它们分成 3 大类, 共有 1677 个样本,

在所有的 3 类目标中分别随机选择一定的样本, 组成有 210 个样本的训练集, 其余 1467 个样本作为测试集。提取的自然尺度特征矢量为 243 维, 3 类船舶特征矢量的形式参见图 2, 其中纵坐标为式 (6) 中的特征矢量 L 各元素的幅值, 而横坐标为元素的序号。采用 BP 网络分类器对目标进行分类。分类识别的全过程见图 1, 测试结果见表 1。

表1 测试样本及其识别率

样本集	训练集	测试集		
		第一类	第二类	第三类
识别率	95.24%	85.47%	80.43%	81.20%

从表 1 可以看出, 分类的结果是令人满意的。

4 结束语

本文研究了混沌信号的自然尺度特征, 从多个角度解释了自然尺度的物理含义, 分析了它与分形维和系统特征值的关系, 并给出了自然尺度的提取算法, 该算法与 Poincare 截面分析法和 Cell-Mapping 方法相比具有简单而易实现的特点, 并能够更好地描述系统的全局特性和多尺度下的多分维特性。实验结果表明, 本文给出的船舶辐射噪声的自然尺度特征提取算法, 因算法简单而具有较快的速度, 在利用自然尺度对水下目标进行分类识别时获得了较高的识别率, 这说明自然尺度特征具有较好的类间可分性。可见基于非线性混沌理论研究船舶辐射噪声是一个很有前途的方向。

参 考 文 献

- 1 章新华等. 船舶辐射噪声的混沌现象分析. 声学学报, 1998; 23(2): 134—140

- 2 高翔等. 舰船辐射噪声的分形布朗运动模型. 声学学报, 1999; 24(1): 19—28
- 3 宋爱国等. 基于极限环的舰船噪声信号非线性特征分析及提取. 声学学报, 1999; 24(4): 407—415
- 4 Kugimtzi D. State space reconstruction parameters in the analysis of chaotic time series—the role of the time window length. *Physica D*, 1996; 95: 13—28
- 5 Broomhead D S et al. Extracting qualitative dynamics from experimental data. *Physica D*, 1986; 20: 217—236
- 6 杨绍清等. 一种最大李雅普诺夫指数估计的稳健算法. 物理学报, 2000; 49(4): 636—640
- 7 Grebogi C et al. Unstable periodic orbits and the dimensions of multifractal attractors. *Phys. Rev. A*, 1988; 37(5): 1711—1724
- 8 Lai C et al. Characterization of the natural measure by unstable periodic orbits in chaotic attractors. *Phys. Rev. Lett.*, 1997; 79(4): 649—652
- 9 Takens F. Detecting strange attractors in fluid turbulence. in: *Dynamical Systems and Turbulence*, eds. Rand D A and Young L S, Springer, Berlin, 1981: 366—381
- 10 章新华. 被动声呐目标特性分析与分类识别技术研究. 哈尔滨工程大学博士后研究报告, 1999