

基于小波包和 $1\frac{1}{2}$ 维谱的舰船辐射噪声 频域特征提取及融合

史广智, 胡均川

(海军潜艇学院, 青岛 266071)

摘要: 舰船辐射噪声频域特征提取是舰船目标识别的关键技术之一。为提高舰船目标识别率, 采用小波包和 $1\frac{1}{2}$ 维谱对舰船辐射噪声进行多小波包空间调制谱和噪声谱特征提取及融合研究。并用提取的特征对五类舰船目标辐射噪声进行了分类识别实验, 结果表明所提特征具有很好的分类识别效果。

关键词: 小波包; $1\frac{1}{2}$ 维谱; 特征提取; 特征融合

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-3630(2004)01-0004-04

Extraction and fusion of frequency-domain features from ship radiated noise based on wavelet packet and $1\frac{1}{2}$ -dimensional spectrum

SHI Guangzhi, HU Junchuan

(Navy Submarine Academy, Qingdao 266071, China)

Abstract: Extraction of frequency-domain features from ship radiated noise is a key technique in ship-target recognition. To improve the recognition rate, feature extraction in the frequency-domain is first studied based on wavelet packet analysis and $1\frac{1}{2}$ -dimensional spectrum. Frequency-domain feature fusion is then investigated. An experiment is carried out to classify five different classes of ship targets, giving satisfactory results.

Key words: wavelet packet analysis; $1\frac{1}{2}$ -dimensional spectrum; feature extraction; feature fusion

1 引言

舰船辐射噪声组要包括机械噪声、螺旋桨噪声和水动力噪声。螺旋桨空化噪声是舰船辐射噪声高频端的主要部分, 其频谱为高频连续谱。螺旋桨节拍对其辐射的空化噪声有明显的振幅调制作用, 其调制频率及调制深度与螺旋桨转速、桨叶数及舰船航速等指标有关。同时, 舰船辐射噪声谱与舰船类型、空化程度、海洋声信道及目标距离等关系密切。可见, 舰船辐射噪声频域特征蕴含着重要的目标信息。

目前, 舰船辐射噪声频域特征提取、分析和应用是国内舰船目标识别领域的主要研究方向之一。小波包分析为基础的频域特征提取是一种全新的特征提取方法, 其通过小波包分析将信号分解到不同的小波包空间, 然后分别提取各小波包空间的频域特征, 并将各小波包空间的频域特征进行特征级数据融合, 从而得到具有更好识别效果的频域特征, 提高了舰船目标识别率。

2 小波包^[1]

小波包的概念于20世纪90年代提出。小波包分析为信号提供了一种更精细的分析方法, 它将频带多层次划分, 对多分辨率分析没有细分的高频部分进一步分解, 并能够根据被分析信号的特征自适应的选择频带, 从而提高了时间-频率分辨率, 因此具有广泛的应用价值。

收稿日期: 2003-10-21; 修回日期: 2003-12-25

作者简介: 史广智(1977-), 男, 山东青岛人, 硕士研究生, 助教, 从事目标识别和信号处理方面的研究。

2.1 正交小波包的定义及性质

定义函数序列 $\{ \varphi_n(t) \}_{n=0}^{\infty}$: $\varphi_{2l}(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \varphi_l(2t-k)$, $\varphi_{2l+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \varphi_l(2t-k)$, $l = 0, 1, \dots$, 称此函数序列为由 $\varphi(t)$ ($\varphi_0(t) = \varphi(t)$), $\varphi_1(t) = \varphi(t)$, $\varphi(t)$ 和 $\varphi(t)$ 为小波多分辨率分析的尺度函数和小波函数) 生成的小波包, 若 $\varphi(t)$ 为正交尺度函数, 则称其为正交小波包。

性质 1 相同 n 值的正交小波包函数是整数平移正交的, 即 $\varphi_n(t-l)$, $\varphi_n(t-k) = \delta(k-l)$, $k, l \in \mathbb{Z}$ 。

性质 2 $\varphi_{2l}(t)$ 与 $\varphi_{2l+1}(t)$ 是整数平移正交的, 即 $\varphi_{2l}(t-m)$, $\varphi_{2l+1}(t-k) = 0$, $m, k \in \mathbb{Z}$ 。

2.2 空间的正交小波包分解

对于正交小波包函数 $\{ \varphi_n(t) \}_{n=0}^{\infty}$, 定义 U_j^n 空间为 $L^2(\mathbb{R})$ 中的闭子空间 $U_j^n = \text{close}\{2^{-j/2} \varphi_n(2^{-j}t-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$, 由正交小波包的性质 1 知 $\{ \varphi_n(2^{-j}t-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 之间一定是正交的。因此, $\{2^{-j/2} \varphi_n(2^{-j}t-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 构成 U_j^n 空间的一组正交基, 称 U_j^n 为 j 尺度空间。

定理 令 $\{ U_j^n \}_{j \in \mathbb{Z}, n=0}^{\infty}$ 是由正交小波包 $\{ \varphi_n(t) \}_{n=0}^{\infty}$ 生成的空间序列, 则对于任意非负整数有下式成立

$$U_j^{2n} = U_j^{2n+1}, U_{j-1}^n = U_j^{2n} \cup U_j^{2n+1} \quad (1)$$

按多分辨率分析理论, 随着尺度的增加, 频窗半径将减小, 频率分辨率增加。因此, 将多分辨率尺度空间 W_j 分解为更大尺度的子空间的直和, 对于提高频率分辨率是有利的。由多分辨率分析及(1)式

知 $L^2(\mathbb{R}) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} W_j = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \left(\sum_{i=0}^{2^j-1} U_{j+i}^{2^j} \right)$ 。设 $V_0 = L^2(\mathbb{R})$, 分解到 J 级, 有 $L^2(\mathbb{R}) = \sum_{j=1}^J \left(\sum_{i=0}^{2^j-1} U_{j+i}^{2^j} \right) \cup U_0^{2^J}$ 。

2.3 正交小波包变换及快速算法

若已知连续函数 $f(t) \in U_0^0$ 空间, $f(t)$ 在空间 U_0^0 的投影系数为 $\{ S_k^{0,0} \}_{k \in \mathbb{Z}}$, 将 $U_0^0 = L^2(\mathbb{R})$ 空间进行分解, 并记 $f(t)$ 在各子空间 U_j^n 投影系数为 $\{ S_k^{n,j} \}_{k \in \mathbb{Z}}$ ($S_k^{n,j}$ 中上标表示对信号进行 j 级分解后, 第 j 级中的第 n 个小波包; 下标表示第 j 级中的第 n 个小波包序列中的第 k 个点), 则称 $f(t)$ 在各子空间投影系数的集合为 $f(t)$ 的正交小波包变换, 也称为离散时间信号 $\{ S_k^{0,0} \}_{k \in \mathbb{Z}}$ 的离散正交小波包变换。与 Mallat 算法类似, 正交小波包变换算法也可采用递推算法实现。

对于序列 S_k 定义如下空间算子:

$$\begin{aligned} F_0 S_l^{2n,j+1} &= \sum_k h_k^* z^{h-2l} S_k^{n,j} = F_0 \{ S_k^{n,j} \} \\ F_1 S_l^{2n+1,j+1} &= \sum_k g_k^* z^{g-2l} S_k^{n,j} = F_1 \{ S_k^{n,j} \} \end{aligned} \quad (2)$$

由(2)式可以得到小波包变换的递推算法。该流程的运算规律可总结为如下定理:

若 $0 \leq j < J$, $0 \leq n < 2^j$, 令 $n = \sum_{m=1}^j m 2^{m-1}$, m 为 n 的二进制表示的第 m 个数, 有

$$S_k^{n,j} = F_1 F_2 \dots F_j \{ S_k^{0,0} \} \quad (3)$$

由于 F_0, F_1 算子都包含二倍再取样运算, 所以系数序列 $\{ S_k^{2n,j+1} \}$ 和 $\{ S_k^{2n+1,j+1} \}$ 的长度是 $\{ S_k^{n,j} \}$ 的一半, 从而提高了运算效率, 构成了类似 Mallat 算法的快速算法。

3 基于小波包的舰船辐射噪声谱特征提取

令连续噪声信号 $x(t) \in U_0^0, U_0^0 \in L^2(\mathbb{R})$, 则长度为 K 的归一化离散时间信号序列 $\{ x(k) \} = \{ S_k^{0,0} \}$, $k \in [1, K]$, 按(2)和(3)式对 $\{ S_k^{0,0} \}$ 进行 j 级分解得到 2^j 个子空间 U_j^n ($n \in [1, 2^j]$) 的投影系数序列 $\{ S_k^{n,j} \}$, 其中 $k \in [1, K_j]$, $K_j = K/2^j$ 。

系数序列 $\{ S_k^{n,j} \}$ 的功率谱估计:

$$X_l^{n,j} = [BL/1] \text{FFT} (S_k^{n,j})^2 / K_j \quad l = 1, 2, 3, \dots, K_j/2$$

提取每个小波包的强谱峰值: $X^{n,j} = \max_l (X_l^{n,j}) \quad n = 1, 2, \dots, 2^j, l = 1, 2, \dots, K_j/2 [BL/2]$

阈值化处理: $Y^{n,j} [BL/3] = u(X^{n,j} - \tau^{n,j}) u(X^{n,j} - \tau^{n,j})$

式中 $\tau^{n,j}$ 为阈值函数, $u(t)$ 为阶跃函数, 当 $t > 0$ 时, $u(t) = 1$, 否则 $u(t) = 0$, 本文中 $u(t)$ 均表示阶跃函数。

提取谱峰向量

$$Y = [Y^{1,j}, Y^{2,j}, \dots, Y^{N,j}] \quad N = 2^j \quad (4)$$

系数序列 $\{ S_k^{n,j} \}$ 的能量为: $E^{n,j} = \sum_k (S_k^{n,j})^2, k = 1, 2, 3, \dots, K_j$

对系数序列能量 $E^{n,j}$ 归一化: $E^{n,j} = E^{n,j} / \max (E^{n,j})$

提取能量密度向量

$$E = [E^{1,j}, E^{2,j}, E^{3,j}, \dots, E^{N,j}] \quad (5)$$

4 $1\frac{1}{2}$ 维谱的定义

高阶统计量能够抑制高斯噪声, 包含了二阶统计量所没有的丰富信息, 这使其在信号处理领域得

到了广泛的应用^[3]。1/2 维谱是高阶统计量的简化算法,它保留了高阶谱抑制加性噪声的能力,便于应用。

定义:设有随机变量 $x(t)$,其三阶累积量 c_{3x} (ω_1, ω_2)的对角切片 $c_{3x}(\omega_1, \omega_2)$ ($\omega_1 = \omega_2 = \omega$)的傅里叶变换为 1/2 维谱 $C(\omega)^{[4]}$:

$$C(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x^2(t+\tau)dt e^{-j\omega\tau}$$

5 基于小波包和 1/2 维谱的辐射噪声调制谱特征提取

螺旋桨空化噪声的调制谱^[5]蕴含着丰富的节奏信息。一般而言,在螺旋桨轴频和叶频处均有线谱存在。调制谱所蕴含的目标信息是目标识别中最重要的信息源之一,包含了螺旋桨转速、桨叶数、航速及舰船类型等信息,对目标识别具有重要意义。由于各种因素,空化噪声在各尺度上的调制度和信噪比是不同的,仅采用全通带调制谱不能最好的反映调制信息。而小波包为基础的多空间调制谱分析能够最大限度的表述调制信息,使得在全通带调制谱分析中被噪声淹没的调制信息显露出来,具有抑制噪声、抗干扰的作用。

5.1 基于 1/2 维谱的多小波包空间调制谱

系数序列 $\{S_k^{n,j}\}$ 的调制谱估计: $M_l^{n,j} = 0, M_l^{n,j} = \text{FFT}(C_m^{n,j})^2 / K_j \quad l = 1, 2, 3, \dots, K_j/2$ [BL4], 并令 $M_l^{n,j} = 0$

$$\text{式中, } C_m^{n,j} = \frac{1}{K_j} \sum_{k=0}^{K_j-1} |S_k^{n,j}| (S_{k+m}^{n,j})^2 \text{ 为 } |S_k^{n,j}| \text{ 的三阶累积量的对角切片。}$$

一般而言,序列 $\{S_k^{n,j}\}$ 经检波并降采样后所得序列的功率谱为调制谱。由于序列仅有 $K_j = K/2^j$ 个数据,因此没有做降采样运算。

对调制谱进行阈值消噪及归一化处理: $Z_l^{n,j} = u((M_l^{n,j} - \bar{M}_l^{n,j}) / \max[M_l^{n,j} - \bar{M}_l^{n,j}])$

5.2 基于信息熵的数据评价方法

设离散信源 X 的概率空间为 $\left[\begin{matrix} X \\ P \end{matrix} \right] =$

$$\left[\begin{matrix} a_1, a_2, a_3, \dots, a_q \\ p_1, p_2, p_3, \dots, p_q \end{matrix} \right], \text{ 其中 } p_i > 0 (i = 1, \dots, q) \text{ 且 } \sum_{i=1}^q p_i = 1.$$

如果事件 a_i 已发生,则该事件含有的信息量称为自信息,定义为 $I(a_i) = -\log P_i$ 。

自信息的数学期望为信息熵^[6], $H(X) = -E(\log p_i) = -\sum_{i=1}^q p_i \log_2 p_i$

$$\text{加权熵为 } H_w(X) = -\sum_{i=1}^q w_i p_i \log_2 p_i,$$

$w_i > 0 (i = 1, \dots, q), w_i$ 是事件 a_i 的权重。

5.3 基于信息熵评价标准的多小波包空间调制谱特征提取

调制谱 $\{Z_l^{n,j}\}$ 序列的和归一化(向概率空间转化[BL5]): $Z_l^{n,j} = Z_l^{n,j} / \sum_l Z_l^{n,j}$

$$\text{调制谱 } \{Z_l^{n,j}\} \text{ 序列的信息熵: } P^{n,j} = H_w(Z_l^{n,j})$$

调制信息的强弱在调制谱中表现为线谱的强弱、数量及线谱间是否存在谐波关系。调制谱的加权信息熵 $P^{n,j}$ 反映调制谱的混乱程度,其与线谱的信噪比(线谱幅值/噪声幅值)成反比关系,与线谱数量成反比关系。因此可将加权信息熵 $P^{n,j}$ 作为评价投影系数序列 $\{S_k^{n,j}\}$ 所含调制信息强弱的标准。

提取调制信息强的小波包序列标号,组成特征向量:

$$U = [u(p^{1,j} - P^{1,j}) \quad u(p^{n,j} - P^{n,j}) \quad u(p^{K,j} - P^{K,j})] \quad (6)$$

式中, $p^{n,j}$ 为空间 U_j^n 调制信息强弱的评价标准值, $u(t)$ 为阶跃函数。特征向量 U 中每一个元素的值为 1 或 0,若其对应的小波包空间调制信息强则为 1,反之为 0。特征向量 U 中可能包含双重谱^[7]特征。

保留调制信息强的子空间所对应的谱线: $Z_l^{n,j} = u(p^{n,j} - P^{n,j}) Z_l^{n,j}$

由上式可知,当调制谱的信息熵 $P^{n,j}$ 小于评价标准 $P^{n,j}$ 时, $\{Z_l^{n,j}\}$ 将被保留,否则剔除。

5.4 多小波包空间调制谱特征融合

由于空化噪声在各小波包空间上的调制度和信噪比是不同的,采用任一小波包空间的调制谱特征都不能充分反映噪声的调制信息,因此需要将所有空间的调制谱特征进行特征级融合以提取调制谱特征。

对谱序列 $\{Z^{n,j}\}$ 进行自相关处理可提取螺旋桨轴频率 $F^{n,j}$ 及其幅值,然后提取 $D-1$ 个位于基频整数倍附近的局部谱峰值并归一化为: $A^{n,j} = [A^{n,j}(1), A^{n,j}(2), \dots, A^{n,j}(D)]$

对于被剔除的线谱序列 $\{Z^{n,j}\}$ 规定: $A^{n,j} = 0, F^{n,j} = 0$ 0 为 D 维零向量, [BL6] 将 $F^{n,j}$ 统一为向量:

$$F = [F^{1,j} \quad F^{2,j} \quad F^{3,j} \quad \dots \quad F^{N,j}], \quad N = 2^j$$

对螺旋桨轴频 $F^{n,j}$ 进行融合,提取轴频特征 F ,使 F 满足如下条件:

$$\min_{m, n} |F - F^{n,j}| = \min_m \left[\left(\sum_n F^{m,j} - F^{n,j} \right)^2 \right] \quad [1, 2^j] \quad \text{且 } m < n \quad (7)$$

螺旋桨转速为: $v = 60 F$

剔除 $F^{n,j}$ 偏离 F 太大的子空间 U_j^n 的谱峰值向量: $A^{n,j} = u(-F^{n,j} - F)A^{n,j}$ 为阈值

将 $A^{n,j}$ 统一为特征矩阵:

$$A = [A^{1,j} A^{2,j} A^{3,j} \dots A^{N,j}], N = 2^j$$

对 $A^{n,j}$ 进行能量密度融合, 提取特征向量:

$$B = EA, E \text{ 为能量密度向量.}$$

对特征向量 B 进行归一化处理:

$$B = B / \max(B) \quad (8)$$

图 1 为某商船的多小波包空间调制谱图, 横坐标表示频率(Hz), 纵坐标表示所对应的小波包空间的号数, 亮度表示调制谱强度。图中有明显的亮线, 即为多小波包空间调制谱图的线谱, 但谱线不连续, 有时被隔断, 说明螺旋桨在各空间上的调制度不同。亮线间呈现明显的谐波关系并且亮度不同, 这种谐波关系和亮度区别中蕴含着螺旋桨转速、桨叶数、舰船航速和目标类型等丰富的舰船目标特性信息。图 1(a) 为原始的多小波包空间调制谱图, 图 1(b) 为剔除不良小波包空间后的谱图。

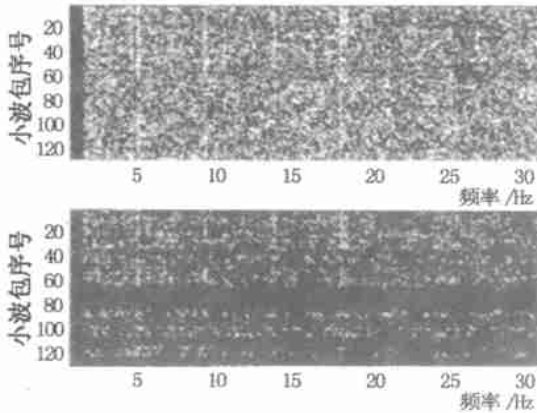


图 1 某商船多小波包空间调制谱图

6 舰船目标识别试验

由式(5)~式(8)组成特征向量:

$$R_7 = [F B E Y U] \quad (9)$$

表 1 五类目标识别结果比较

目标类型	A	B	C	D	E
原识别率(%)	82	81	75	69	79
现识别率(%)	87	85	82	76	86

实验所用噪声信号采样频率为 25.6kHz, 信号

时间长度为 10 秒, 调制谱频带宽度为 50Hz, 谱分辨率为 0.1Hz, 采用 Daubechies 小波系中的 6 db 小波包对噪声信号进行七级分解, 分解为 128 个频带宽度为 100Hz 的小波包子空间, 提取特征向量 R_7 。

采用径向基网络进行分类识别, 神经网络输入为特征向量 R , 输出为三类目标。将 270 个舰船辐射噪声信号选入训练样本库, 用来训练径向基网络, 并对其余 635 个信号进行识别, 所得结果表 1 所示。

7 结 论

(1) 特征向量 R_j 从频域对舰船辐射噪声进行了描述, 其反映了舰船辐射噪声的本质属性。

(2) 噪声信号在各小波包空间投影系数的调制谱有差异, 甚至差别很大, 说明接收到的舰船辐射噪声信号在不同小波包空间上的信噪比是不同的, 可能蕴含舰船辐射噪声的双重谱^[7]特征。

(3) 由于各种因素, 某些空间上的干扰噪声很大, 对噪声信号调制谱影响较大, 通过多小波包空间调制谱分析能够有效的抑制这些尺度上的干扰噪声, 突出调制信息。

(4) 基于信息熵标准的多空间调制谱评价方法能够有效的对小波包空间进行筛选, 提取调制信息强的小波包空间。多小波包空间调制谱特征融合方法具有很好的融合效果, 所得的特征具有更好的识别能力。

参 考 文 献

- [1] Mallat S G. Theory multifrequency channel decompositions of images and wavelet models[J]. IEEE Trans. ASSP, 1989, 37(10): 2091-2110.
- [2] 吴正国. 现代信号处理技术[M]. 湖北武汉: 武汉大学出版社, 2002. 217-219
- [3] Anabthram, Swami, Georgios B. Bibliography on higher-order statistics[J]. Signal Processing, 1997, 60: 65-75.
- [4] 樊养余. 舰船噪声的 $1\frac{1}{2}$ 维谱特征提取[J]. 声学学报, 2002, 27(1): 71-76.
- [5] 吴国清. 舰船噪声识别() - 总体框架、线谱分析和提取[J]. 声学学报, 1998, 23(5): 395-400.
- [6] 傅祖芸. 信息论基础理论与应用[M]. 电子工业出版社, 2001. 20-33
- [7] 吴国清. 舰船噪声识别() - 双重谱和平均功率谱的特征提取和模版图[J]. 声学学报, 1999, 24(2): 192-196.