

· 研究报告 ·

# 时频分布重排方法在水下目标回声识别中的应用 \*

林正青<sup>†</sup> 牟林 彭圆 张风珍

(水下测控技术国防科技重点实验室 大连 116013)

**摘要** 特征提取是目标识别的关键技术,本文提出了一种基于时频分布重排的 Wigner-Ville 分布(WD)特征提取方法。选择 WD 作为研究问题的切入点,使用核函数方法,通过平滑伪 Wigner-Ville 分布(SPWD)抑制交叉项;为解决引入核函数导致信号时频聚集性下降问题,我们采用时频重排方法来增强目标的时频聚集性,最后用海上实验数据对本文方法进行了有效性检验。实验结果表明,本文提出的 SPWD 时频重排特征提取方法具有:(1) 可有效抑制 WD 固有的交叉项;(2) 增强目标回声信号时频聚集性;(3) 可明显地提高水下目标识别率。该方法具有一定的应用推广价值,为解决水下目标识别问题提供了很好的思路。

**关键词** 时频分布,重排,Wigner-Ville 分布

中图分类号: TN972. 2; TP391. 4 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2014)01-0087-08

DOI:10. 11684/j. issn. 1000-310X. 2014. 01. 013

## Application of time-frequency distribution reassignment method to underwater target echo classification

LIN Zhengqing MU Lin PENG Yuan ZHANG Fengzhen

(Science and Technology on Underwater Test and Control Laboratory, Dalian Jiangsu 116013, China)

**Abstract** Feature extraction is a key technology for target classification. In this paper a Wigner-Ville distribution feature extraction method based on time-frequency reassignment theory was proposed. The kernel function method and the smoothed pseudo Wigner-Ville distribution(SPWD) were used to restrain the cross items. To solve the problem of which the kernel function method may cause signal time-frequency aggregation decreasing, a time-frequency distribution reassignment method was applied to enhance the target time-frequency aggregation. Finally, the effectiveness of the method was testified by sea experiment data. The experimental results show that the advantages of SPWD time-frequency distribution reassignment feature extraction method are as follows: (1) restraining the cross items effectively; (2) enhancing target echo time-frequency aggregation;

2013-04-24 收稿; 2013-06-25 定稿

\* 国家重点实验室基金项目(51303020307-8,4010201030301)

作者简介:林正青(1972-),男,福建莆田人,硕士,高级工程师。研究方向:水声信号处理,模式识别。

牟林(1984-),女,硕士,工程师。

彭圆(1972-),女,博士,研究员。

张风珍(1984-),男,硕士,工程师。

<sup>†</sup>通讯作者:林正青, E-mail: echinus@163. com

and (3) increasing target classification rate. This paper provides a good method for underwater target classification which has promising application prospects.

**Key words** Time-frequency distribution, Reassignment, Wigner-Ville distribution

## 1 引言

水下目标识别是水声设备和水中武器系统智能化的关键技术之一,也是国内外一直公认的突出难题<sup>[1]</sup>。

特征提取是目标识别过程中的重要环节。目标回声信号的特征提取主要有两种途径:从回声产生的机理和回声信号的波形入手研究<sup>[1]</sup>。目标亮点模型是研究较多的一种与回声产生机理相关的方法,亮点的强度和数目表征了目标的结构复杂度和材料信息<sup>[2-3]</sup>,其研究内容大多限于对目标亮点模型的分析,较少研究通过回波的亮点结构特征来识别水下目标,原因在于海洋环境及回波结构的复杂性、多变性,实际目标有十分复杂的几何形状,因而在数学表达和求解问题上常常陷入困境<sup>[1,4]</sup>。在此情况下,人们试图直接从回波的时间序列寻找解决特征提取的途径,常用的方法是进行波形分析<sup>[1,5]</sup>和谱分析。时频分析是研究非平稳信号的有力工具,研究人员使用时频分析方法,提取了水中目标的小波特征<sup>[6]</sup>及魏格纳特征<sup>[7-10]</sup>,并用于水下目标识别获得了较好的效果。目前,对水下目标的正确识别仍然是建立在有效的特征提取基础之上的,因此,只有提取到区别于其它目标的特征,才能确保较准确地识别目标。

本文将时频分布重排方法应用于水下目标识别,取得了明显的效果。先提取了水下目标回波信号的 Wigner-Ville 特征,然后使用核函数抑制交叉项,最后根据重排方法将时频分布重排,获得了较

$$p(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} z\left(u + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) \phi(\tau, v) e^{-j2\pi(tw+\tau f - uv)} du dv d\tau, \quad (1)$$

式中  $\phi(\tau, v)$  为核函数。

Wigner-Ville 分布具有好的时频聚集性,但是对于多分量信号,根据卷积定理,其 Wigner-Ville 分布会出现交叉项,产生“虚假信号”。交叉项是二次型时频分布的固有结果,交叉项通常是振荡的,且幅度可以达到自主项的两倍,造成信号的时频特征模糊不清。

交叉项与时频分布的有限支撑特性密切相关,

佳的时频聚集性。数据试验结果表明:本文方法可有效地提高水下目标的分类能力。

## 2 时频分布重排方法

本文提出的用于增强目标特征分类能力的时频重排方法是在对信号进行 Wigner-Ville 分析的基础上发展起来的。

双线性时频分布提供了很多不同的方法来分析非平稳信号,但是在应用这些方法的过程中,存在一个关键问题,即时频图含义的可解释性,这意味着双线性时频分布应该有一个好的时域和频域聚集性。但由于双线性时频分布存在固有干扰项的缺点,为此人们研究了多种方法来抑制交叉项,重排方法就是其中的一类特别方法。

### 2.1 Wigner-Ville 分布

1932 年, Wigner 提出了 Wigner 分布<sup>[11]</sup>,最初应用于量子力学的研究。1948 年, Ville 将其引入信号分析领域。1970 年, Mark 提出 Wigner-Ville 分布中的最主要的缺陷-交叉干扰项的存在。Wigner-Ville 分布是分析非平稳时变信号的重要工具,它给出了一种更加直观和合理的信号表示方法,也称为时频分布。Wigner-Ville 分布在时频平面上具有良好的分辨精度,具有明确的物理意义,它可被看作是信号能量在时域和频域中的分布。

后来 Cohen 发现众多的时频分布只是 Wigner-Ville 分布的变形,可以用统一的形式表示,习惯称之为 Cohen 类时频分布,其表达式为

$$\begin{aligned} PWD_z(t, f) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) h(\tau) e^{-j2\pi\tau f} d\tau, \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) h(\tau) e^{-j2\pi\tau f} d\tau, \end{aligned} \quad (2)$$

式中  $h(\tau)$  是窗函数,相当于在频率上对 Wigner-

Ville 分布进行平滑。

## (2) 平滑伪 Wigner-Ville 分布(SPWD)

$$\begin{aligned} \text{SPWD}_z(t, f) &= \int_{-\infty}^{\infty} z \left( t - u + \frac{\tau}{2} \right) z^* \left( t - u - \frac{\tau}{2} \right) g(u) h(\tau) e^{-j2\pi\tau f} d\tau, \end{aligned} \quad (3)$$

式中  $g(u), h(\tau)$  是两个偶窗函数, 且  $h(0) = G(0) = 1$ 。

核函数对 Wigner-Ville 分布进行平滑作用, 其目的是抑制 Wigner-Ville 分布的交叉项。由于平滑, 自然在平滑交叉项的同时也会对信号项起抹平作用, 从而使时频聚集性降低, 因此必须选择核函数的形状和范围, 以便在抑制交叉项和时频聚集性两者之间有一个好的兼顾。

## 2.2 重排方法

提出重排方法<sup>[12-13]</sup>的最初目的是为了改善信号谱图的实用效果。实际上和其他双线性能量分布一样, 谱图也不可避免地面临着需要在降低交叉项和提高信号分量局部效果之间有一个好的兼顾。

谱图被定义为短时傅立叶变换模的平方, 即

$$\begin{aligned} S_z(t, f) &= |\text{STFT}_z(t, f)|^2 \\ &= \left| \int_{-\infty}^{\infty} Z(t') \eta^*(t' - t) e^{-j2\pi f t'} dt' \right|^2 \end{aligned} \quad (4)$$

谱图也可以看作是信号的 Wigner-Ville 分布和分析窗的 Wigner-Ville 分布之间的二维卷积, 即

$$S_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_x(s, \xi) W_h(t - s, f - \xi) ds d\xi, \quad (5)$$

式中  $h$  是窗函数,  $W_h$  是  $h$  的 Wigner-Ville 分布。

公式(5)定义的分布以时间和频率分辨率为代价, 降低了信号 Wigner-Ville 分布的交叉项。观察式(5)可以发现,  $W_h(t - s, f - \xi)$  在点  $(t, f)$  附近构成了一个时频域, 在这个区域中对信号的 Wigner-Ville 分布值进行了加权平均。重排原理的关键在于这些值不必以  $(t, f)$  作为时频域的几何中心而对称分布。因此加权平均不应该位于点  $(t, f)$ , 而应该是时频域的重心, 这样更能表示信号的局部能量。

重排方法的过程如下: 将谱图在任何点  $(t, f)$  处计算的值转换到另一个点  $(\bar{t}, \bar{f})$ , 这一点是信号围绕点  $(t, f)$  的能量分布的重心, 即:

$$\begin{aligned} \bar{t} &= \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s W_h(t - s, f - \xi) W_x(s, \xi) ds d\xi}{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_h(t - s, f - \xi) W_x(s, \xi) ds d\xi}, \\ \bar{f} &= \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \xi W_h(t - s, f - \xi) W_x(s, \xi) ds d\xi}{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_h(t - s, f - \xi) W_x(s, \xi) ds d\xi}, \end{aligned} \quad (6)$$

重排后的谱图在任何点  $(t', f')$  处的值等于重排到这一点的所有谱图值的和, 即:

$$S_x^{(r)}(t', f') = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} S_x(t, f) \delta(t' - \bar{t}) \delta(f' - \bar{f}) dt df. \quad (7)$$

新分布还用到了短时傅立叶变换的相位信息, 这可以从下面的重排算子看出来

$$\begin{aligned} \bar{t} &= -\frac{d\phi_x(t, f)}{df}, \\ \bar{f} &= f + \frac{d\phi_x(t, f)}{dt}, \end{aligned} \quad (8)$$

式中  $\phi_x(t, f)$  是短时傅立叶变换的相位, 即  $\phi_x(t, f) = \arg(\text{STFT}_x(t, f))$

重排谱图仍满足时移和频移不变性和非负性质。由于 Wigner-Ville 分布对线性调频和冲击信号具有最优的时频聚集性, 因此任何重排的谱图也满足以下性质:

$$x(t) = A e^{j(f_0 t + at^2/2)} \Rightarrow \bar{f} = f_0 + at, \quad (9)$$

$$x(t) = A \delta(t - t_0) \Rightarrow \bar{t} = t_0. \quad (10)$$

## 3 数值计算与分析

### 3.1 算法

利用时频重排方法提取回声信号特征的基本算法包括: 水下目标 Wigner-Ville 分布特征提取, 利用核函数抑制交叉项, 及应用重排方法获得良好时频聚集性的目标特征。可按照如下具体步骤进行:

(1) 对目标回声数据  $S(t)$  进行归一化处理, 按式  $S(i) = \frac{S(i)}{\text{Max}|S(n)|}$ , ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 计算;

(2) 归一化后的数据进行中心化处理, 按式  $S(i) = S(i) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n S(i)$  计算;

(3) 构造中心化后的回波数据  $S(t)$  解析信号  $z(t)$ , 直接求 Wigner-Ville 分布, 给出 3 维 WD 时频图;

(4) 为克服 WD 交叉项, 对解析信号  $z(t)$  计算平滑伪 Wigner-Ville 分布(SPWD), 给出 3 维 SPWD 时频图;

(5) 对平滑伪 Wigner-Ville 分布(SPWD)时频图进行重排, 按 2.2 节重排公式, 给出 3 维 SPWD 重排时频图;

(6) 在 3 维 SPWD 重排时频图上, 选择一个平行于频率轴, 并垂直于时间轴的截面, 沿时间轴移

动截面, 累加不同频率的 SPWD 重排的幅值数据作为特征, 用于水下目标回声识别。

### 3.2 实验结果

本文选择远场条件下, 获得的两类海上目标的回声信号作为数据样本, 对于不同类别的目标, 发射信号的形式均为线性调频, 且发射脉冲宽度是相同的。时频图中涉及频率处, 给出频率归一化后的坐标。按 3.1 节算法, 目标回声数据归一化、中心化处理后, 其时域波形如图 1 所示。

对两类目标回声信号进行 Wigner-Ville 时频分析, 获得 WD 时频图如图 2 所示。

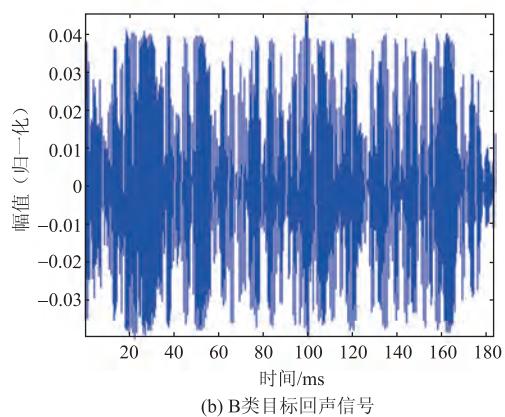
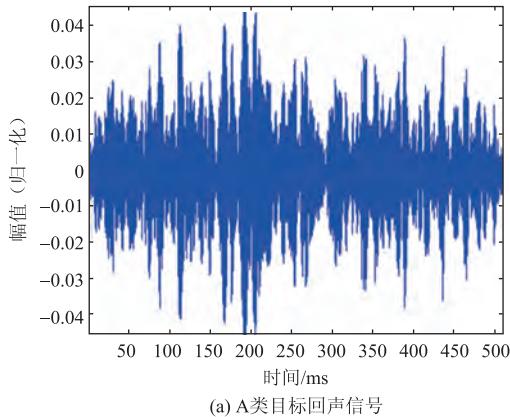


图 1 目标回声的时域波形

Fig. 1 The time domain waveform of target echo

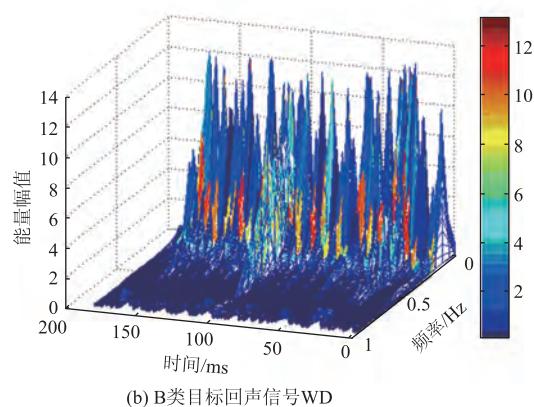
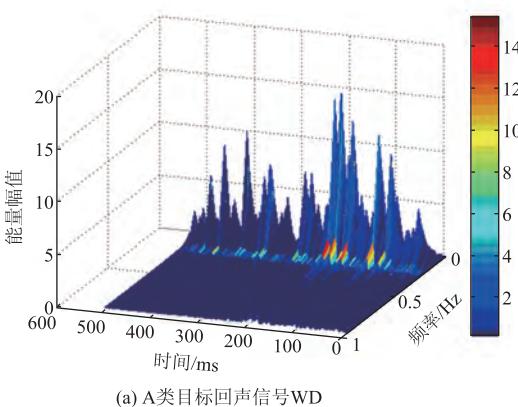


图 2 目标信号的 WD 时频图(彩色标尺表达的是能量幅值)

Fig. 2 The WD time-frequency diagrams of target signal (Color bar shows the energy amplitude)

由图 2 可见, A 类较 B 类目标频率较集中, 高幅值能量相对集中, 高幅值能量聚集点较少。

采取 SPWD 方法, 用加窗平滑抑制交叉项, 并应用时频分布重排方法, 增加了时频聚集性, 可得如图 3 所示的实验结果。

由图 3 可见, 前文描述的 A 类与 B 类目标回声信号的差异规律仍然存在, 但由于采用窗函数的平滑伪 WD 抑制了交叉项, 减少了干扰信号, 且用时频重排方法增强了时频聚集性。因而图中的特征信息更有利于目标分类器的设计应用。

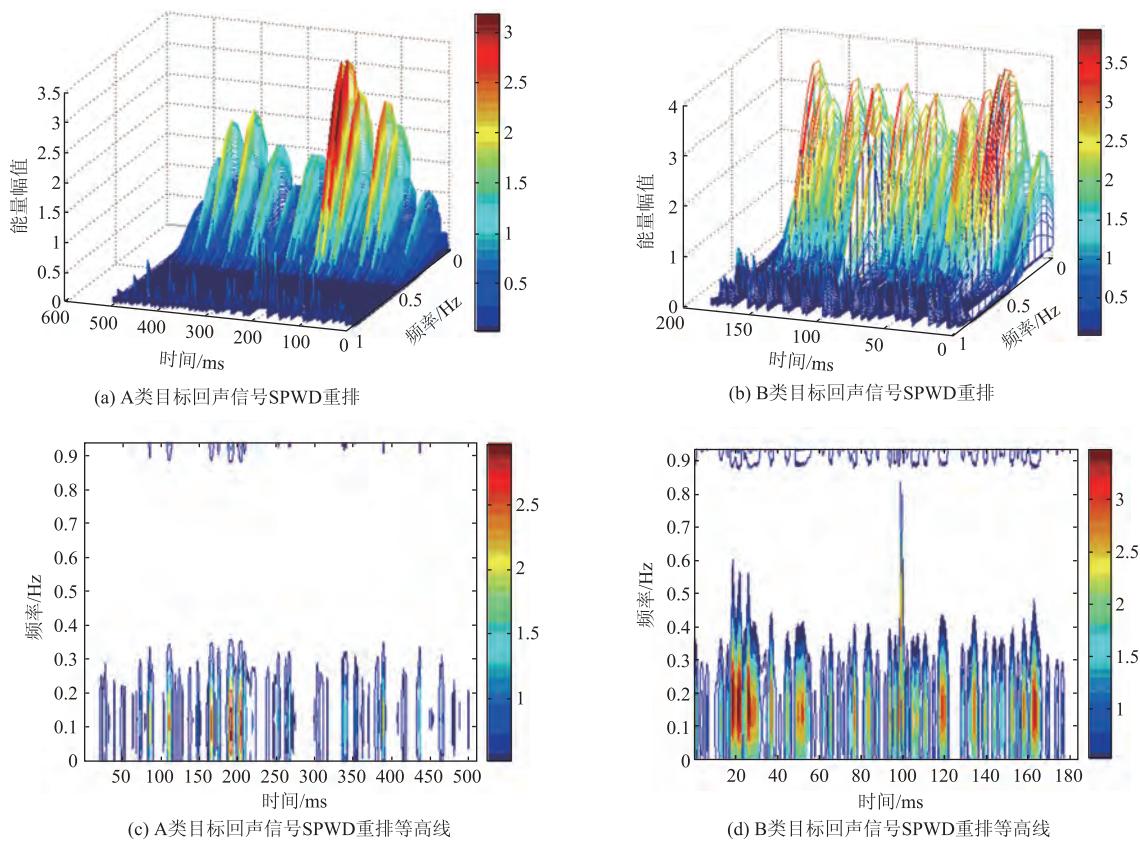


图3 目标 SPWD 时频分布重排(彩色标尺表达的是能量幅值)

Fig. 3 SPWD time-frequency distribution reassignment of target (Color bar shows the energy amplitude)

时频分布大多是由时间、频率、能量幅值构成三维谱图,这种方式直观,便于多角度观察信号,但存在特征维数高,数据量大,不利于机器学习的实际应用问题。针对这一情况,研究人员在分析舰船噪声双谱特征提取的过程中,采用了设计时频截面的方法将3维时频图特征转化为2维特征<sup>[14]</sup>,获得了较好的效果。本文采用类似方法,将3维特征变成2维特征,下面以文中B类目标回声信号样本为

例,给出特征生成示意,如图4所示。

为便于解释本文2维SPWD重排特征生成,将图3(b)SPWD重排时频图旋转一定角度,然后采用俯视角度得到图4(a)。采用平行于频率轴,且垂直于时间轴的截面,沿时间轴移动,累加各个频率上不同时间的幅值能量数据,将时间、频率、幅值3维特征矢量转化成频率、幅值2维特征。给出回声信号SPWD重排的2维特征图,如图4(b)所示。

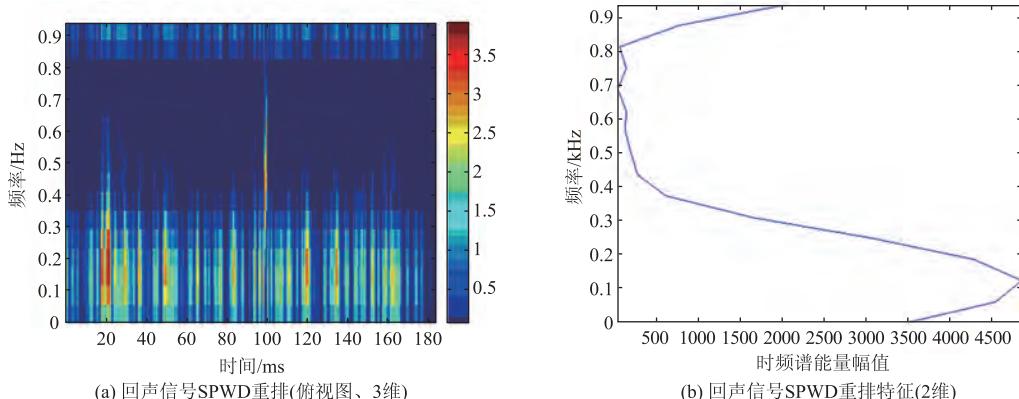


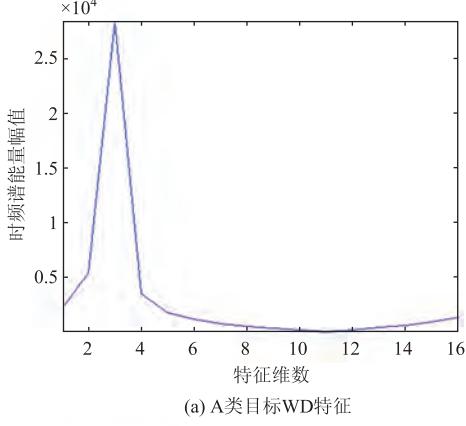
图4 特征生成示意图

Fig. 4 The diagram of feature extraction

下面给出水下目标回声信号样本的 WD 特征与 SPWD 重排特征对比,见图 5。

本文在频率轴上均匀选取 16 个点作为特征抽取的位置,因此特征是 16 维。在图 4(b)的频率轴上均匀选取 16 个点抽取幅值,形成 16 维特征,并将图 4(b)表示幅值的坐标与表示频率坐标互换位置,得到图 5(d)。图 5(a)、图 5(b)、图 5(c)同法可得。

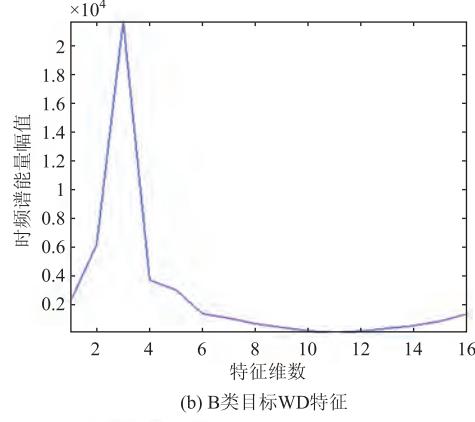
图 5(a)与图 5(b)对比,A 类目标 WD 特征的整体能量幅值较大;在 WD 特征曲线的整体趋势方



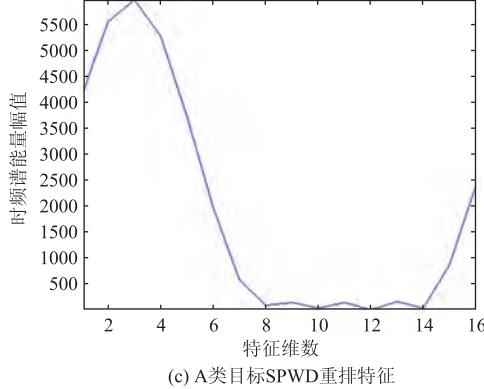
(a) A类目标WD特征

面,两类目标具有相似性,在第 4 维至第 7 维的局部特征区间(共 4 维特征),A 类目标能量幅值曲线较平滑。

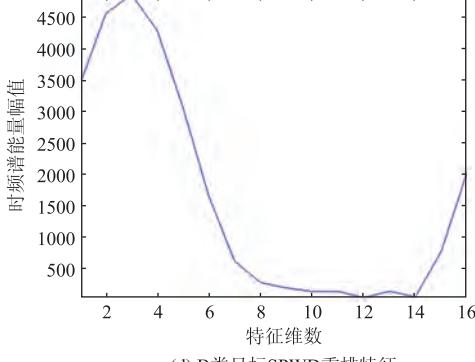
图 5(c)与图 5(d)对比,A 类目标 SPWD 重排特征的整体能量幅值较大;在 SPWD 重排特征曲线的整体趋势方面,两类目标相似性,但在第 7 维至第 14 维的局部特征区间(共 8 维特征),两目标能量幅值曲线的波动规律存在不同:B 类目标第 7 维至 12 维特征曲线,递减,第 13 维特征幅值小于第 11 维特征。



(b) B类目标WD特征



(c) A类目标SPWD重排特征



(d) B类目标SPWD重排特征

图 5 两类目标 SPWD 重排特征与 WD 特征对比

Fig. 5 The comparison of SPWD reassignment feature and WD feature

由图 5 可见,本文方法分析远场条件获得的数据表明,两类目标之间的 SPWD 重排特征较 WD 特征,引起类间差别的特征维数有所增加,相对有效的特征维数,由 4 维增加到 8 维,这种相对有效的特征维数的增加在机器学习中,将带来更为明显的分类效果。本文采用模糊自适应人工神经网络非线性分类器(FART)<sup>[15-17]</sup>,对两类目标信号的训练和识别测试,则证明了这一结果。

本文也对近场条件,发射频带较宽的测量系统获得的数据进行了 SPWD 重排特征分析。证实在

发射信号的频带较宽时,SPWD 重排方法可获得清晰的时频分布特征。如图 6 所示。

图 6 可见,SPWD 重排特征有效地抑制了交叉项,频率分辨率高,SPWD 重排方法获得的特征区分度更大,具有明显优势。不难想象,在 A、B 两类目标的 SPWD 重排等高线图上能更好的发现目标差异。

### 3.3 基于海上数据的识别实验

选用海上录取的多种型号、不同航行状态的实际目标回声信号,样本总数共 1000 多个,将它们分成 A、B 两类。随机选择一定的样本,组成 220 个样本的

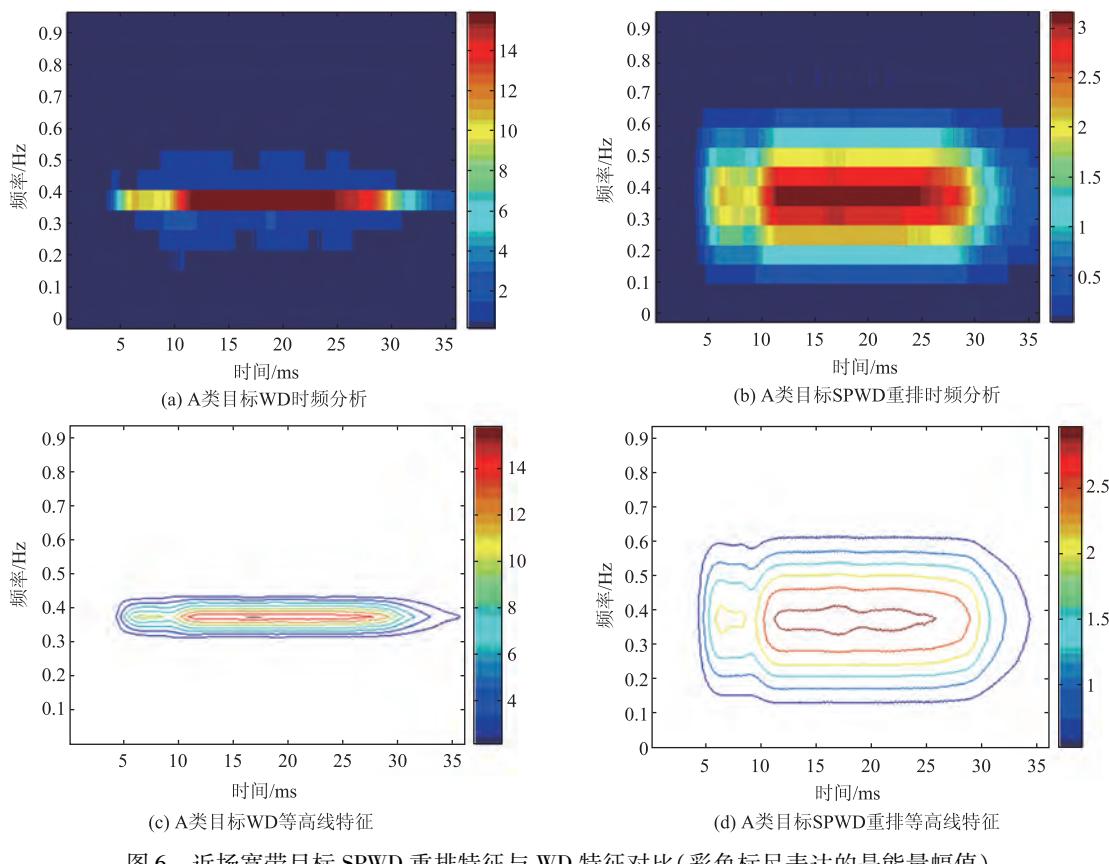


图6 近场宽带目标 SPWD 重排特征与 WD 特征对比(彩色标尺表达的是能量幅值)

Fig. 6 The comparison of SPWD reassignment feature and WD feature for the near field broadband targets  
(Color bar shows the energy amplitude)

训练集,其余样本作为测试集,提取的时频重排特征矢量为16维,水中目标的特征矢量如图5所示,其中纵坐标为时频能量幅值,而横坐标为特征维数,采用模糊自适应神经网络分类器(FART)对目标进行分类,训练集的识别率为99%,测试集结果见表1。

**表1 两类特征测试集识别结果**  
**Table 1 The recognition results for two types of feature test sets**

	A类目标	B类目标
WD 特征识别率	78.7%	75.9%
SPWD 重排特征识别率	82.6%	80.1%

由表1可见,WD特征对A类目标的识别率为78.7%,B类目标的识别率为75.9%;SPWD重排特征对A类目标的识别率为82.6%,B类目标的识别率为80.1%。因此,本文提出的SPWD重排特征对A、B两类目标回声的识别效果优于WD特征。此外,WD及SPWD重排这两组特征均存在A类目标识别率较高情况,分析其产生原因,可能是由于A类目

标具有大致规则的几何外形,B类目标外形较为不规则,有一定的随机性,而影响了B类目标的识别效果。

#### 4 结论

本文首次将时频重排方法应用在水下目标特征提取研究中,重点研究了远场条件下的目标回声特征提取和目标识别问题。对远场及近场获取的数据提取了SPWD重排特征,分析结果表明,本文方法可有效提高识别率。

研究目标识别问题,通常是将原始测量空间中的高维数据通过数学变换映射到低维的特征空间中,然后再基于智能网络的学习或某些规则给出判决结果,而在特征空间中类间可分性和类内聚集性的好坏,则是决定识别系统优劣的关键因素。本文针对WD存在固有的交叉项干扰问题,提出了首先用平滑伪Wigner分布(SPWD)方法抑制交叉项,然后用时频重排方法增强目标时频特征的聚集性,解决了技术难题。数据分析表明,本文提出的SPWD

时频重排特征提取方法具有:(1)可抑制WD固有的交叉项;(2)增强目标回声信号时频聚集性;(3)可有效地提高水下目标的识别率。因此,该方法具有一定的应用推广价值。

目标回声的特征向量与发射信号有密切关系,研究回声特征提取、识别问题,需要认真考虑发射信号的形式、频率、脉冲宽度等指标,对不同类别目标采用相同的发射信号形式、频率、脉冲宽度,才能提取目标回声中的有效类别特征。SPWD时频重排的谱图是由时间、频率、能量幅值构成的3维空间图,本文为了降低特征维数,采用移动时间频截面,累加不同时刻的频率幅值形成2维特征,数据分析证明这种方法是有效的。除此外,是否存在更有效的方法将3维空间特征转化2维平面特征,这是进一步的研究方向。

## 参 考 文 献

- [1] 章新华. 水下目标自动识别的核心技术[J]. 兵工学报, 1998, 19(3): 275-280.  
ZHANG Xinhua. A survey on the core techniques in the automatic recognition of sonar targets [J]. Acta Armamentarii, 1998, 19(3): 275-280.
- [2] 汤渭霖. 声呐回波的亮点模型[J]. 声学学报, 1994, 19(2): 92-100.  
TANG Weilin. High light model of echoes from sonar targets [J]. Acta Acustica, 1994, 19(2): 92-100.
- [3] 姜永珉. 水中目标二维亮点分布研究[J]. 声学学报, 1997, 22(1): 79-86.  
JANG Yongmin. A study on 2 — dimensional high light distribution of underwater target [J]. Acta Acustica, 1997, 22(1): 79-86.
- [4] 卢迎春, 桑恩方. 基于主动声纳的水下目标特征提取技术综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 1997, 18(6): 43-52.  
LU Yingchun, SANG Enfang. Feature extraction techniques of underwater objects based on active sonars—an overview [J]. Journal of Harbin engineering university, 1997, 18(6): 43-52.
- [5] 蔡悦斌, 张明之, 林良骥. 舰船噪声波形结构特征提取及分类研究[J]. 电子学报, 1999, 27(6): 129-130.  
CAI Yuebin, ZHANG Mingzhi, LIN Liangji. The feature extraction and Classification of ocean acoustic signals based on wave structure [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(6): 129-130.
- [6] 章新华, 王骥程, 林良骥. 基于小波变换的舰船辐射噪声特征提取[J]. 声学学报, 1997, 22(2): 139-144.  
ZHANG Xinhua, WANG Jicheng, LIN Liangji. Feature extraction of ship radited noises based on wavelet transform [J]. Acta Acustica, 1997, 22(2): 139-144.
- [7] 林正青, 彭圆, 王磊, 等. 典型相关分析在声纳目标识别中的应用[C]//2012水下复杂战场环境目标识别与对抗及仿  
真技术学术论文集. 成都: 中国造船工程学会电子技术学  
委会, 2012, 8: 74-78.
- [8] 林正青, 陈凤林, 彭圆, 等. 基于Wigner-Hough分布的声纳  
目标回声时频分析[J]. 水中兵器, 2010, (1): 54-62.  
LIN Zhengqing, CHEN Fenglin, PENG Yuan, et al. Time-Fre-  
quency Analysis for sonar targets Based on Wigner-Hough distri-  
bution [J]. Underwater Ordnance, 2010, (1): 54-62.
- [9] 陈凤林, 林正青, 彭圆, 等. 舰船辐射噪声的高阶统计量特  
征提取及特征压缩[J]. 应用声学, 2010, 29(6): 466-470.  
CHEN Fenglin, LIN Zhengqing, PENG Yuan, et al. Extraction  
and compression of high-order statistical characteristics for ship  
radiated noise [J]. Applied Acoustics, 2010, 29(6): 466-470.
- [10] PENG Y, LIN Z Q, LIU Z W, et al. Recognition of Echo Signal  
Applying Wigner Distribution. Proceedings of the Second Inter-  
national Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xi'an  
[C]. 2-5 November 2003: 3219-3223P.
- [11] 胡广书. 数字信号处理-理论、算法与实现[M]. 清华大学出  
版社, 1997, 386-409.
- [12] AUGER F, FLANDRIN P. The why and how of time-frequency  
reassignment[C]. IEEE International Symposium on Time Fre-  
quency and Time-Scale Analysis. Philadelphia, USA: IEEE,  
1994: 197-200.
- [13] AUGER F, FLANDRIN P. Improving the readability of time-fre-  
quency and time-scale representations by the reassignment meth-  
od[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 43(50):  
1068-1089.
- [14] 彭圆, 申丽然, 李雪耀. 基于双谱的水下目标噪声的特征提  
取与分类研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2003, 24(4):  
390-394.  
PENG Yuan, SHEN Liran, LI Xueyao. BisPectrum based fea-  
ture extraction and classification of radiation noises from under-  
water targets [J]. Journal of Harbin engineering university,  
2003, 24(4): 390-394.
- [15] MULIER F. Vapnik-Chervonenkis(VC) Learning Theory and Its  
Applications[C]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10  
(5): 340-356.
- [16] VAPNIK V. Nature of Statistical Learning Theory. John Wiley  
and Sons, Inc., New York, in preparation. IEEE Trans. on  
Neural Networks, 2001, 12(8): 210-258.
- [17] 章新华, 张晓明, 林正青. 一种自组织神经网络及其应用  
[J]. 火力与指挥控制, 1997, 22(1): 51-54.  
ZHANG Xinhua, ZHANG Xiaoming, LIN Zhengqing. An Adap-  
tive Neural Network and its Application [J]. Fire Control &  
Command Control, 1997, 22(1): 51-54.
- [18] KOTTE O. Application of Image Processing Techniques for Lamb  
Wave Characterization[C]. MSc Thesis, Georgia Institute of  
Technology, USA, 2004.
- [19] 许丽群, 马驰, 王睿杰. 时频分析在语音信号处理中的应用  
[J]. 科学技术与工程, 2011, 11(21): 5043-5046.  
XU Liqun, MA Chi, WANG Ruijie. The time-frequency analysis  
in the application of the speech signal processing [J]. Science  
Technology and Engineering, 2011, 11(21): 5043-5046.