

抗频移声谱特征提取及目标分类应用研究

江向东^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学, 黑龙江哈尔滨 100051;
2. 水声对抗技术重点实验室, 北京 100036)

摘要: 针对目标运动等导致的辐射噪声频谱特征的时变性对目标分类稳定性的影响, 提出一种基于时频图像累积变换的抗频移声谱特征提取方法, 不仅能够提取淹没在强噪声中的线谱信号, 还能够实时给出谱线的参数信息, 同时结合听觉特征识别原理, 采用抗频移的仿倍频程的三角滤波法提取目标特征。仿真和实际数据处理表明, 所提出的特征有助于探测设备克服目标未知的复杂运动带来的频谱时变影响, 提高了分类特征的稳定性。

关键词: 抗频移声谱特征提取; 时变谱特征; 目标分类

中图分类号: TB556

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2018)-03-0227-05

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2018.03.006

Spectral shift invariant feature extraction and its application in underwater target classification

JIANG Xiang-dong^{1,2}

(1. Harbin Engineering University, Harbin 150001, Heilongjiang, China;
2. Science and Technology on Underwater Acoustic Antagonizing Laboratory, Beijing 100036, China)

Abstract: In view of the influence of time variability of the spectrum feature of radiated noise caused by the target motion on the stability of target classification, a spectral shift invariant feature extraction method based on the time frequency image accumulation transform is proposed. It can not only extract the line spectrum signal submerged in the strong noise, but also can give the parameter information of the spectrum line in real time, and meantime combine the parameters of the spectrum line. Based on the principle of auditory feature recognition, the target features are extracted by the anti-frequency-shift modeled octave triangular filtering method. The simulation and actual data processing show that the proposed features help the detection device overcome the time-varying influence of the spectrum caused by the unknown complex motion of the target and improve the stability of the classification features.

Key words: spectral shift invariant feature extraction; time varying spectrum transform; target classification

0 引言

水下声学目标分类和识别^[1-3]主要包括目标特征提取及分类器设计两个方面, 建立在分类基础上的个体及型号识别还涉及到数据库和接收信号的模板化处理。早期的特征提取方法包括波形线谱和连续谱形状特征^[4], 这些特征提取简单, 能大致表现目标特点, 但是容易受到噪声的影响。后继发展提出的听觉谱特征^[5-6]等具有了更好的稳定性, 但是依然没有解决水声通道噪声影响的问题。目标辐射噪声在水中远距离传播时显著地受到水声通道的影响, 随着通道噪声的变化引起目标的特性变化, 进而导致识别系统性能下降是当前目标识别系统

面临的主要问题。

传统的水下目标声学特征主要借鉴了其他相关领域的声学特征, 部分特征难以适应复杂的水下环境。干扰因素包括环境本底噪声、多途效应以及其他干扰等。目前针对这些噪声的影响, 较为有效的方法是通过信号频谱进行长时间累积以获得更显著的目标特性。但是传统频谱累积的方法没有考虑目标运动时的多普勒效应引起的频移效果, 导致长时间累积效果不佳。此外, 传统累积方法获得的线谱不能形成统一格式的特征, 难以与目前常用的分类方法配合使用。

本文利用线谱特征在窄带内的高信噪比特性, 借鉴当前听觉特征提取的处理方法, 在听域范围内提出了一组仿倍频程三角滤波器, 然后将特征变换到倒谱域以实现最终特征的频移不变性。此外, 利用线谱特征的三要素(幅值高, 频率稳定, 长时间存在), 对目标线谱特征在若干相邻时间段利用霍夫变换的方法进行累积, 在存在多普勒频移的情况下提

收稿日期: 2017-06-08; 修回日期: 2017-08-15

作者简介: 江向东(1979-)男, 河北赤城人, 博士, 高级工程师, 研究方向为水声及声呐信号处理。

通讯作者: 江向东, E-mail: jiangxd0618@163.com

取目标的时不变特征。最后考虑到水声通道的滤波效果,对不同滤波器的输出能量变换到倒谱域,通过去除倒谱域的高频分量抑制通道效应。

本文特征来源于信号的线谱,具有高的窄带信噪比,因此在一定的加性噪声条件下具有稳定性,同时借鉴语音信号特征提取方法中抑制通道噪声的方法,最终将特征变换到倒谱域,实现了对倒谱域的高频通道噪声分量进行抑制,在复杂实际水声环境下,提取的目标特征具有频移不变性的特点。

本文介绍了特征提取的方法,构建了分类系统,介绍了实验部分的测试方法,实测水声数据的处理结果表明了本文特征提取方法的有效性。

1 抗频移不变特征提取

1.1 线性频变线谱轨迹提取

水下目标辐射噪声由线谱及连续谱组成,线谱主要由目标内部机械运动产生,连续谱产生的原因更复杂一些。传统目标分类更关注线谱特征的提取。连续谱特征容易受到宽带噪声的影响,而线谱不易受到目标内部结构和环境噪声的影响,实际环境中,目标线谱检测的关键是在有限信噪比条件下对幅频具有时变特点的线谱的连续检测。

常见线谱检测方法主要利用阈值法进行,假设某窄带信号能量为 E_s , 该频带噪声能量为 E_n , 则当 E_s 、 E_n 满足式(1)时,则初步认为该窄带信号为线谱,并同时统计该频率线谱幅度的时间稳定性和频率稳定性:

$$E_s/E_n \geq \eta \quad (1)$$

传统方法涉及到门限的设置,由于门限针对当前快拍数据,受到噪声的幅、频、时变特性的影响,采用快拍门限检测后进行幅度稳定度统计的方法,虽能够在一定程度上有效检测较高的信噪比线谱,但是对于稍低于门限的稳定弱线谱检测、时变线谱频率等参数的计算提取都存在缺陷,特别是对于频变较大的线谱,门限检测无法做到不同快拍同一线谱的一致提取。

考虑到上述因素以及运动目标可能产生的多普勒频移效应,本文提出一种利用霍夫变换增强运动目标线谱特征的方法。目标线谱的时间历程图一般如图 1 所示。可以看出,在时间历程图上,线谱频率间发生了一定的变化,而在短时间内,该线谱的变化可以近似看作一条直线。因此可以利用霍夫变换寻找时间历程图中不同频率的时间历程轨迹(见图 2),并累积线谱能量。

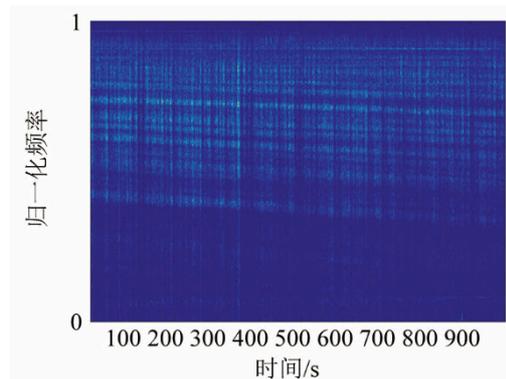


图 1 运动目标辐射噪声谱图
Fig.1 Line spectral of moving target

由于短时线谱的能量具有较大的变化性,因此常常误检,通过霍夫变换寻找线谱轨迹明显是一种更为鲁棒的方法。

首先利用短时傅立叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)将信号变换到频域,通过前后频点的平滑去除连续谱分量,设处理后的频谱为 $S(f)$, 此时利用霍夫变换寻找目标可能的线谱偏移。当短时 (T_0, T_0+T) 偏移斜率为 k , 频率分析分辨率为 b 时,通过基频 f_0 处的能量为

$$E_s(f_0, k, b) = \sum_{t=T_0}^{T_0+T} S(f_0 + kt + b) \quad (2)$$

窄带噪声能量可通过平均各方向的 $E_s(f_0, k, b)$ 得到,即

$$E_n(f_0) = \sum_k E_s(f_0, k, b) \quad (3)$$

此时,可通过常用的门限检测筛选可能的线谱分量。对频段在 1 000 Hz 的低速目标辐射噪声, k 取值范围为 $-10 \sim 10 \text{ Hz} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

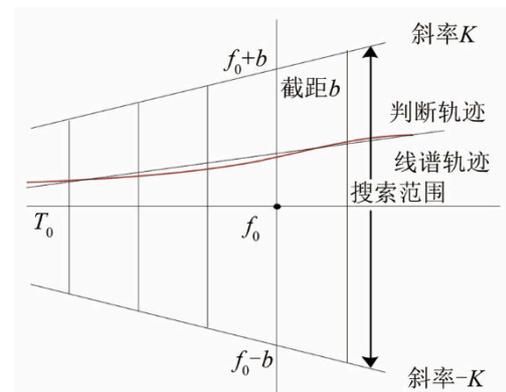


图 2 用霍夫变换寻找线谱轨迹
Fig.2 Line spectrum tracing with Hough transform

由图 2 可见,显然由于多普勒效应的存在,若基频 f_0 处的斜率为 k ($-K \leq k \leq K$), (其中 K 可通过一般目标最大运动速度和相邻两帧的间隔时长进行估计), 则频率 αf_0 处的斜率为 αk , 因此,可通

过令式(4)最大化来确定最终的 k :

$$k = \arg \max_k \sum_f E_s(f, \frac{f}{f_0} k, b) \quad (4)$$

此时，可由式(5)估计当前 T_0 时刻的累计线谱:

$$L(f) = \sum_{t=T_0}^{T_0+T} S(f+kt) \quad (5)$$

1.2 识别特征抗频移滤波处理

尽管霍夫变换考虑了线谱频率的偏移情况并进行了增强累积，但是，由于运动目标发射的原始频率未知，接收信号解析出的频率与目标的运动状态有关，并不等于目标的原始频率。因此，提取频移不变特征克服多普勒效应对所提取特征的不利影响，对目标识别具有重要的意义。

由多普勒效应可知，接收信号的频率 f_r 与发射信号的频率 f_s 成正比，即 $f_r = \alpha f_s$ ， α 与目标的运动状态有关。若发射频率组为 f_1, f_2, \dots, f_F ，对应的频谱能量为 L_1, L_2, \dots, L_F ，则对应的接收信号的频率为 $\alpha f_1, \alpha f_2, \dots, \alpha f_F$ 。

本文借鉴传统语音信号处理中梅尔(Mel)滤波器的设计方法，设计了具有倍频程关系的一组滤波器，首先将频率转化到对数尺度，此时接收信号频率将转化为 $\lg \alpha + [\lg f_1, \lg f_2, \dots, \lg f_F]$ ，因此在对数频率上，多普勒频移可视为固定偏置。在频域信号的基础上，通过相关变换去除相位信息即可最终去除该恒定偏置，进而去除多普勒效应的影响。本文利用实数的离散余弦变换抑制多普勒频移对目标特征的影响实现了这一过程。

实际上，为了在对数尺度上处理频谱信号，本文提出了一种仿倍频程的三角滤波器设计方法，在给定的频率范围 $f_l \sim f_h$ 内，在对数尺度上均匀划分为 M 个滤波器。各滤波器的中心频率及上下限频率分别定义如下：

$$\begin{aligned} \lg f_0^m &= \frac{m}{M} (\lg f_h - \lg f_l) + \lg f_l \\ \lg f_i^m &= \frac{m-1}{M} (\lg f_h - \lg f_l) + \lg f_l \\ \lg f_h^m &= \frac{m+1}{M} (\lg f_h - \lg f_l) + \lg f_l \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中， f_0^m 、 f_i^m 和 f_h^m 分别为滤波器组中第 m 个滤波器的中心频率及其下限频率和上限频率。滤波器内部具有三角形的频率响应，其频响示意图如图 3 所示，第 m 个滤波器中某特定频点响应的定义为

$$W(f^m) = \begin{cases} \frac{\lg f^m - \lg f_l^m}{\lg f_0^m - \lg f_l^m}, & f_l^m < f^m < f_0^m \\ \frac{\lg f^m - \lg f_h^m}{\lg f_0^m - \lg f_h^m}, & f_0^m < f^m < f_h^m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

接收信号通过上述第 m 个滤波器后的能量为

$$S^{(m)} = H(m) \sum_{f^m} W(f^m) L(f^m) \quad (8)$$

式(8)中， H 表示水声通道的传递函数。结合水声通道的特点，可将 $S^{(m)}$ 变换到倒谱域实现通道效应与辐射噪声信号的分离，并通过去除高频分量抑制通道对特征的影响，因此目标特征表示为

$$C(i) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{m=1}^M \lg S^m \cos\left((m-\frac{1}{2}) \frac{i\pi}{M}\right) \quad i=1, 2, \dots, M \quad (9)$$

C 的高位部分代表了目标特征中随时间快速变化的信息，由于目标辐射噪声在一定时间内具有稳定性，为了减少水声通道的影响，可以去除 C 的高位部分，获得更能代表目标特征的信息进行最终的分类识别。

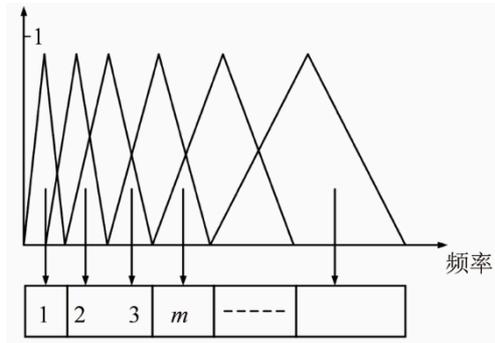


图 3 仿倍频程滤波器频响
Fig.3 Amplitude responses of modeled octave filters

2 识别系统与测试方法

2.1 抗频移分类性能测试

使用的数据为实测声呐数据，对跟踪的 4 个型号的目标辐射噪声进行采样记录，每类大约有 990 个样本片段，这四类信号的部分声谱图如图 4 所示。

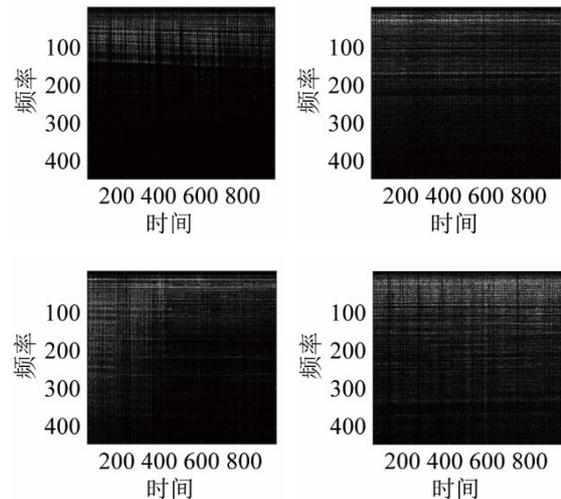


图 4 四类目标频谱分布
Fig.4 Spectrums of four different targets

图4中频率及时间轴仅代表相应的排列顺序和位置,并非实际数值。由图4可以看出,目标辐射噪声的主要能量集中在低频,大部分情况都由显著的线谱组成,且随着时间的变化,可以观察到显著的频移效果。针对具有明显多普勒频移的目标1,利用本文提出的基于仿倍频程滤波器组的倒谱特征,第5、500、900帧数据的前13维特征分布如图5所示。由图5可以看出,这三帧数据尽管具有很长的时间跨度,并且能观察到明显的频移现象,但是利用本文方法提取的特征在很多维度上都具有高度的相似性。

通过分析可以看出,本方法在进行基于图像累积霍夫变换提取谱特征时克服了多普勒频移的影响,但是在使用倍频程滤波器时,中心频率的变化有可能使得特征频点的能量分布到不同的倍频程区间,这与本文方法应用的场景紧密相关。实际上,针对水下目标运动的特点,在实际声呐传感器的观测频段(100~3 000 Hz),目标的最大频移与最大径向速度正相关。目标声信号在1 kHz频率时,最大频移一般约为 ± 10 Hz。本文为了有效降低特征的维度,在较宽的频率范围内按照前述方法一般划分为20~40个频带,对应中心频率的频带宽度一般远远大于多普勒效应引起的频移效果。绝大多数水下目标速度引起的最大频移不会导致特征频点的能量过多地分布到邻近的倍频程区间,因此本方法特征量的计算,对水下运动目标的多普勒频偏阈值不敏感。

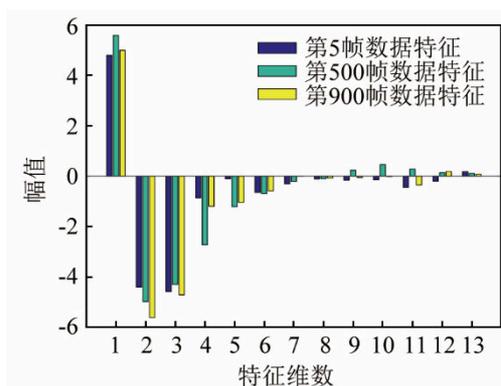


图5 本文特征与MFCC特征的抗频移性能分析

Fig.5 The robustness analyses of proposed features and MFCC under the spectral shift conditions

为了更客观地对比不同特征的识别效果,本文利用构建支持向量机的训练和识别系统进行测试,其中训练数据为图4所示信号的前半段,测试数据为图4所示信号的后半段。本文后面主要使用识别正确率作为系统的评价指标。对比方法主要选用了目前流行的梅尔(Mel)频率倒谱滤波器^[7]及等效矩

形带宽滤波器(Equivalent Rectangular Bandwidth Filter, ERB)^[8],并与本文设计的滤波器进行对比。在频谱累积方法上,利用常规的功率谱直接累积方法与本文提出的基于霍夫变换的方法进行了对比。

在水声目标声信号的主要频段范围内,Mel滤波器及ERB滤波器组与本文滤波器相比的主要不同在于,这些滤波器的中心频率从小到大排列时不是等比变化的,这样就无法对由于多普勒频移引起的频谱拉伸或压缩导致的频谱形状变化进行还原。因此也就无法实现提取频移不变特征。为了对比不同滤波器对最终特征的影响,本文除了将传统的梅尔频率倒谱系数(Mel Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC)特征中的滤波器进行替换外,其他特征提取步骤完全相同,因此,基于相同样本的分类正确率可以检验滤波器对水声目标分类系统性能的影响。

2.2 滤波器组对分类性能的影响

从图4中可以看出,目标1前半段和后半段的线谱具有较大的偏移,目标3前后的频谱分布也有一定的差异。造成同一目标不同时间段频谱差异的主要原因是多普勒频移及水声通道效应等,因此提取出频移时不变特征及通道稳健特征是保证分类性能的关键因素。

本文提出的一种仿倍频程滤波器,用于克服多普勒效应引起的信号特征变化,表1显示出本文提出的滤波器组在运动目标的辐射噪声识别上明显优于常用的Mel滤波器组,其正确分类率较传统方法提高了约5%。这说明在实际应用中需要合理地设计水声信号滤波器组,在其他特征提取步骤完全相同的情况下,通过仿倍频程滤波器设计达到的频移不变性是本文提出的特征优于传统特征的根本原因。

表1 不同滤波器识别性能正确率比较

Table 1 The classification accuracy comparison between different filters

方法	Mel 滤波	ERB 滤波	本文滤波器
正确率	86.2%	86.1%	91.0%

2.3 累积线谱特征对分类的影响

本节选取的数据累积时长为相邻5帧。一种累积方法是直接累积,将相邻5帧数据的线谱直接平均,另一种是本文第2节介绍的基于霍夫变换的累积方法。表2反映了不同累积方法在不同滤波器组情况下的识别效果。由表2可以看出,利用霍夫变换累积线谱并利用本文滤波器组得到了最好的分类效果。

表2 不同特征提取方法情况下分类性能正确率比较

Table 2 The classification accuracy comparison between different feature extraction methods

	Mel 滤波器	ERB 滤波器	本文滤波器
直接累积	91.69%	89.10%	94.35%
霍夫变换累积	91.39%	89.96%	95.64%

3 结论

在存在多普勒频移的情况下, 本文首先采用霍夫变换累积线谱能量, 并提出一种仿倍频程滤波器, 可实现频移时不变特征的提取。对一组实测水声信号的实验表明, 与传统滤波器组对比, 本文提出的滤波器组及累积方法更适用于水声运动目标的分类。

本文方法在借鉴语音信号 MFCC 提取的基础上, 利用对数频率并将对应频域信号变换到倒谱域实现频移不变特征提取、去除倒谱域高位特征的方式来抑制水声干扰通道影响, 保留稳定目标的辐射噪声信息特征。数据分析结果表明, 本文提出的方法有效地提高了运动目标分类的稳健性。

参 考 文 献

[1] ERKMEN B, YILDIRIM T. Improving classification performance

- of sonar targets by applying general regression neural network with PCA[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(1): 472-475.
- [2] SHERIN B M, SUPRIYA M H. Selection and parameter optimization of SVM kernel function for underwatertargetclassification[C]//Underwater Technology (UT), 2015, IEEE. 2015: 1-5.
- [3] WANG S G, ZENG X Y. Robust underwater noise targets classification using auditory inspired time-frequency analysis[J]. Applied Acoustics, 2014, 78(5): 68-76.
- [4] MOHANKUMAR K, PILLAI P R S. Bispectral Gammatone Cepstral Coefficient based Neural Network Classifier[C]// Underwater Technology (UT), 2015 IEEE. 2015: 1-5.
- [5] HEROUT A, DUBSKÁ M, HAVEL J. Review of Hough transform for line detection[M]. Real-Time Detection of Lines and Grids. Springer London, 2013: 3-16.
- [6] JIANG X D. Noise detection and feature extraction method for underwater vehicle engine speedup radiated noise[C]//Ocean Acoustics (COA), 2016 IEEE/OES China, 2016: 1-4.
- [7] 王易川, 李智忠. 基于 Mel 倒谱和 BP 神经网络的船舶目标分类研究[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(6): 55-57.
WANG Yichuan, LI Zhizhong. Study on ship target classification based on Mel-cepstrum and BP neural network[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(6): 55-57.
- [8] 马元锋, 陈克安, 王娜. Moore 响度模型的数值计算方法[J]. 声学技术, 2008, 27(3): 390-395.
MA Yuanfeng, Chen Ke'an, WANG Na. The study of loudness based on Moore's model[J]. Technical Acoustics, 2008, 27(3): 390-395.