

# 舰船辐射噪声的小波域 HMM 分析

张建伟, 相敬林

(西北工业大学航海工程学院, 西安 710072)

摘要: 基于小波的统计信号处理技术, 一般都将小波系数建模为独立或联合高斯的, 但这些模型对许多实际信号来说并不理想。在本文中, 我们使用一种基于小波域隐马尔可夫模型(HMM)的统计信号处理结构, 对实际信号涉及的统计独立性和非高斯统计进行建模。小波域 HMM 使用小波变换的基本性质来设计, 提供了强有力并易处理的随机信号模型。我们使用一种有效的期望值最大化算法来将小波域 HMM 用于观察得到的信号数据, 即舰船辐射噪声。从初步结果来看, 由这种模型的参数可以区分不同类型的信号。

关键词: 舰船辐射噪声; 小波域 HMM; 统计信号处理

中图分类号: TB533+.2 文献标识码: A

## Analyzing the ship-radiated-noise with the wavelet-domain HMM model

ZHANG Jian-wei, XIANG Jing-lin

(College of Marine Engineering, Northw est ern Polytechnical University., Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Wavelet-based statistical signal processing techniques generally model the wavelet coefficients as independent or jointed Gaussian. These models are unrealistic for many real signals. In this paper, we use a framework for statistical signal processing based on wavelet-statistics encountered in real-world signals. Wavelet-domain HMM's are designed with the intrinsic properties of the wavelet transform in mind to provide powerful, yet tractable, probabilistic signal models. Efficient expectation maximization algorithms are used for fitting the HMM's to the observational signal data, viz. the ship radiated noise. Based on one simple experiment, a result show that different type signals can be classified according to the parameter of this model.

**Key words:** ship-radiated-noise; wavelet-domain HMM; statistics signal processing

### 1 引言

作为舰船辐射噪声的背景, 海洋环境噪声极为复杂, 因时间和地理位置的变化会出现变异, 其频谱很宽, 并且它的统计特性是变化的, 甚至与方向有关。而舰船辐射噪声可能是来自推动系统、螺旋桨、辅机、水力效应或船体运动等方面。舰船机械源的噪声级变化较大, 潜艇可能只产生仅约 10mW 的声功率, 而水面舰船可能产生高达 100W 的声功率。随着舰艇变得越来越安静, 它们反射的

(主动系统) 或辐射的(被动系统) 窄带或宽带能量显著降低<sup>[1]</sup>。对我们而言, 进行水声信号处理的目的是将舰船辐射噪声从海洋环境噪声中检测出来, 从而进行特征提取、分类识别等后续处理。

小波变换理论自问世以来在自身理论和应用上, 例如在统计信号处理方面的应用, 都有着迅速发展。基于小波的统计信号处理技术, 一般都将小波系数建模为独立或联合高斯的<sup>[6-8]</sup>, 但这些模型对许多实际信号来说并不真实。考虑小波系数间的统计相关性可带来本质的性能改进。在 Matthew S. Crouse 等<sup>[2]</sup> 使用小波-马尔可夫模型进行信号估计的基础上, 我们利用基于小波域隐马尔可夫

收稿日期: 99-07-14; 修订日期: 99-11-30  
作者简介: 张建伟(1968-), 男, 博士研究生。

模型的统计信号处理的新结构,对舰船辐射噪声信号涉及的统计独立性和非高斯统计进行建模。使用有效的算法使得小波域 HMM 适合观察得到的信号数据,以便进行后继处理,完成如去噪及目标识别等任务。

本文的结构安排如下:第二节给出小波变换的原始和第二性质,第三节简介隐马尔可夫模型,第四节介绍本文使用的小波域 HMM 模型,第五节使用舰船辐射噪声的训练数据给出相应的小波域 HMM 模型,然后对新数据进行分类识别,第六节给出本文研究结论。

## 2 小波分析

小波变换是一个原子分解,它使用信号在一个原型带通小波函数  $\psi(t)$  的移位和伸展形式的投影来表示这个信号,并用小波系数  $W_i$  来量度信号在时频不同位置的内容。

受小波变换影响的联合时频分析有着引人注目的性质,这使其自然地用于统计应用,包括估计、检测和分类等。我们将以下性质称作小波变换的原始性质:局部性(每个小波原子同时在时间和频率上有着局部性),多分辨率(通过压缩和伸展小波原子来分析一组尺度),可压缩性(现实信号的小波变换趋于稀疏)<sup>[3]</sup>。

信号处理一般集中在小波系数的尺度处理上,而小波尺度处理算法是基于上述原始性质以及变换作为一个“解相关器”的解释,它试图使每个小波系数统计独立于其他系数。如果这对所有的信号是可行的,那么小波域的简单尺度处理将是最佳的。然而,小波变换不能完全解相关现实世界中的信号,一个残余的相关结构总存在于小波系数间。因此,我们有着小波变换下述的“第二性质”:聚集性(Clustering,如果一个特定小波系数为大/小,那么相邻系数也很有可能为大/小),沿尺度持续性(Persistence across Scale,小波系数的大/小值沿尺度传播)。图1给出第二性质的两个示例图示<sup>[2]</sup>。



图1 小波变换第二性质图示<sup>[2]</sup>

本文中,我们使用概率图,特别是 HMM 来刻画小波系数间的相关性。我们用小波变换与 HMM 的结合为统计信号处理产生一个灵活的框架,它既匹配小波变换的性质,又挖掘了现实世界中信号固有的结构。这个框架为信号估计、检测、分类甚至合成提供了一个本质性的基础。

## 3 隐马尔可夫模型

马尔可夫过程是具有以下特性的随机过程:当过程在现时刻所处的状态为已知的条件下,过程在现时刻后所处的状态,只与过程现时刻的状态有关,而与过程在现时刻以前所处的状态无关。这种特性称为无后效性。时间离散、状态离散的马尔可夫过程,常被称作马尔可夫链<sup>[4]</sup>。

马尔可夫模型表示状态不可知(随机)的单随机过程,而隐马尔可夫模型表示的是状态和状态中的特征都不可知的双随机过程。即 HMM 是一种状态隐含,观察特性依概率相关可见的双随机过程。也就是其对应的有限马尔可夫状态是隐含的,所能见到的只与这些状态依概率相关的一系列观察值,而且这些观察值由特征空间的概率函数来描述。另外,我们一般研究的是一阶 HMM,其隐含着两个假设。一是马尔可夫条件(无后效性);二是输出独立假设,即现时刻某一特定观察值的输出概率只与当前状态有关而与过去无关<sup>[5]</sup>。HMM 具有很强的时间处理能力,被认为是目前语音识别最成功的一个模型。

## 4 小波域 HMM 模型

由小波变换的压缩性质可知,一个典型信号的小波变换由少数大幅值系数和大量小

幅值系数组成。这样,我们可以粗略将每个系数建模为两个状态中的一个:“高”或“低”。如果我们将每个状态与一个概率密度函数(pdf)联系起来,即“高”状态有高方差密度,“低”状态有低方差密度,结果便产生了一个小波系数的两态混合模型<sup>[2]</sup>。

本文中,我们将每个小波系数建模为一个有着两态高斯混合密度的随机变量  $W_i$ 。这个简单模型已被状态变量  $S_i$  的概率和函数(pmf)  $P_{S_i}(1)$  及  $1 - P_{S_i}(1)$ 、相应于每个状态的高斯概率密度函数的方差  $\sigma_{i,1}^2, \sigma_{i,2}^2$  以及均值  $\mu_{i,1}, \mu_{i,2}$  参数化。我们说这些状态变量是隐的,是因为它们的值不可以直接观察,而需从观察到的小波系数得到。

基于小波的聚集性和沿尺度持续性两条性质,我们希望得到状态变量间的概率耦合。简单点说,这两条性质向我们提示到:如果每个给定小波系数沿时间或尺度的邻居为高(低)的话,它的状态很可能为高(低)。为了捕获这种行为,我们介绍一个在隐状态上使用概率图的马尔可夫结构。由小波变换的局部性和多分辨率性质想到使用隐马尔可夫树模型来刻画小波系数间的局部相关性(图2,它通过“连接表示小波状态变量的点”来形成,每个黑点代表一个连续小波系数  $W_i$ ; 每个白点代表  $W_i$  的(隐)混合状态变量  $S_i$ ; 沿尺度对角连接白点产生隐马尔可夫树模型)。隐马尔可夫树模型同时匹配小波变换的聚集性和沿尺度持续性两条性质。

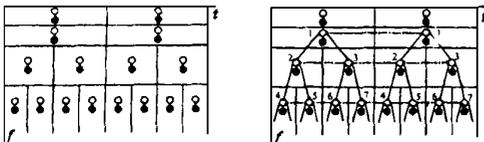


图2 捕获小波变换系数的统计相关性的小波马尔可夫模型<sup>[2]</sup>

沿尺度连接图2中状态变量,我们得到一个状态变量间有着树结构相关性的图。这个隐

马尔可夫树模型有着一个自然的父子相关解释。状态变量相关性通过每个父状态变量  $S_i$  到它的“孩子”(即从下面联到它的两个状态变量,如果它们存在的话)的状态转移概率来建模的。例如图2中状态变量  $S_4$  和  $S_5$  都是  $S_2$  的孩子,所以自然依赖于  $S_2$ 。然而,相关性不简单地限于父子之间。因状态变量  $S_4$  和  $S_5$  联合相关于  $S_2$ , 所以它们可能高度相关。

为了将这些定义的捕获小波变换结构的概率图用于信号处理,我们可以做两个工作:(1)模型训练:给定一组训练数据,估计模型参数以得到最大似然(ML);(2)似然判决:给定一个固定模型,使用模型计算观测小波数据的概率。训练是所有应用的基础。我们一经在一个信号或一类信号完成了模型训练,我们便能用它来做诸如估计、分类、预测以及合成等任务。似然判决不仅对如检测和分类这样的任务有用,它也是训练的一个关键组成。

估计问题在小波域表示为  $w_i = \theta + n_i$ , 其中  $w_i, \theta$  和  $n_i$  分别表示观测数据、信号和噪声的小波系数。我们假定在信号域的噪声独立一致分布(iid)且独立于信号。小波变换的结构就导出小波域噪声,它在每个尺度中不相关、一致分布,并独立于信号。另外,iid非高斯噪声的小波变换在每个尺度上分布不同,在较粗糙尺度上的噪声根据中心极限定理是趋向高斯的。

## 5 实船辐射噪声信号的小波域HMM分析

现在我们将小波域HMM应用到实船的辐射噪声分析当中。我们通过选取那些使观测小波系数似然最大的参数来训练我们的模型。这些参数为状态转移概率和条件高斯方差及均值。为了算法的稳定性,我们将均值设为零。给每个小波系数值  $W_i$  使用一个两态零均值高斯混合模型,隐马尔可夫树模型

的参数是(用  $S_{\rho(i)}$  表示  $S_i$  的父亲,  $m, r$  为状态 1 或 2, 即高或低):

1.  $p_{s_1}(m)$ , 根  $S_1$  的 pmf
2.  $\mathcal{E}_{i, \rho(i)}^{mr} = p_{s_i} S_{\rho(i)}(m | S_{\rho(i)} = r)$ , 给定  $S_{\rho(i)}$  在状态  $r$  时  $S_i$  在状态  $m$  的概率。
3.  $\sigma_{i, m}^2$ , 给定  $S_i$  在状态  $m$  时小波系数  $W_i$  的方差。

我们用期望最大化算法(详细步骤见文献[2])来使用隐状态变量获得较好的参数估计。需要注意的是, 文献[2]提供算法中的(21)式应改为以下形式:

$$\beta_{i, \rho(i)}(m) = \sum_{n=1}^M \mathcal{E}_{i, \rho(i)}^{nm} \beta_i(n)$$

整个分析中使用的小波为 Daubechies 3 小波, 尺度个数为 5,  $i=1, 2, \dots, 31$ 。

我们使用两态高斯混合模型的小波域 HMM 对两类舰船共计 74 个样本做了分析(36 个 类目标样本, 38 个 类目标样本), 分别得到了它们的模型参数。图 3 和图 4 分别给出它们的状态概率和方差参数图示; 图中: 左侧为状态 1 的参数, 右侧为状态 2 的参数; 上下分别为状态概率和方差。因状态转移概率矩阵  $\mathcal{E}_{i, \rho(i)}^{mr}$  为一多维矩阵, 所以未给出图示。

由得到的两类舰船的小波域 HMM 参数, 我们可以对新的观察样本进行估计和分类。在目标识别分类工作当中, 我们共使用了 68 个样本(33 个 类目标样本, 35 个 类目标样本)。类目标的正确识别率为 90.9%, 类目标的正确识别率为 91.4%。由目前的初步工作来看, 检测识别效果较好; 如果训练样本更多一些的话, 识别效果会更好一些。

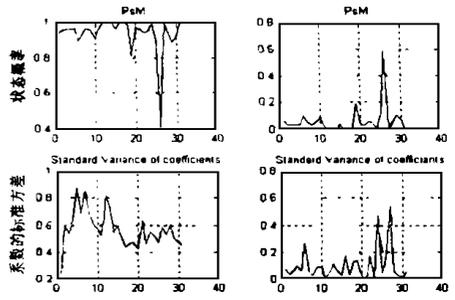
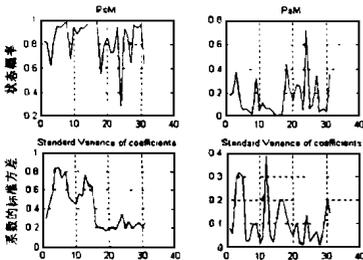


图 4 类舰船的小波域 HMM 参数图示

## 6 结 论

舰船辐射噪声信号的小波变换有着残余的相关结构, 为此, 我们采用了考虑小波系数间相关性的小波域 HMM 方法来分析舰船辐射噪声。从分析结果来看, 这种信号模型适用于信号估计、检测、分类等应用。

参考文献:

- [1] Richard J. Vaccaro (ed.). The past, present, and future of underwater acoustic signal processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, July 1998: 21-51.
- [2] Matthew S. Crouse, et al. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.
- [3] 赵松年, 熊小芸. 子波变换与子波分析[M]. 电子工业出版社, 1996.
- [4] . . 基赫曼, . . 斯科罗霍德. 随机过程论[M]. 科学出版社, 1986.
- [5] 黄德双. 神经网络模式识别系统理论[M]. 电子工业出版社.
- [6] L. G. Weiss, T. L. Dixon. Wavelet-based denoising of underwater acoustic signals [J]. JASA, 1997, 101(1): 377-383.
- [7] I. C. Schick, H. Krim, Robust wavelet thresholding for noise suppression [J]. IEEE., 1997.
- [8] 潘泉, 戴冠中, 张洪才, 张磊. 基于阈值决策的子波域去噪方法[J]. 电子学报, 1998, 26(1): 115-117.