

# 一种基于支持向量机分类的瞬态信号检测方法

潘谢帆, 周胜增, 蒋小勇, 杜选民

(上海船舶电子设备研究所, 上海 201108)

**摘要:** 用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法对水下运动目标辐射噪声的谱图进行高维空间下的最优划分, 实现水下瞬态信号的有效检测。其基本思想是将时频谱图拆分成若干时频细胞单元(Time Frequency Cell, TFC), 选择合适的高斯核向量机, 寻找时频细胞单元间的差异性, 进而实现对瞬态信号的检测。海试数据处理表明该方法检测瞬态信号的有效性, 运算量小且稳健性高; 与常规能量检测方法相比, 更易确定检测门限, 减少虚警。

**关键词:** 瞬态检测; 支持向量机; 时频细胞; 高斯核

**中图分类号:** TB556

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-3630(2011)-04-0453-03

**DOI 编码:** 10.3969/j.issn1000-3630.2011.05.016

## A method of transient signal detection based on the support vector machine

PAN Xie-fan, ZHOU Sheng-zeng, JIANG Xiao-yong, DU Xuan-min

(Shanghai Marine Electronic Equipment Research, Shanghai 201108, China)

**Abstract:** A novel method of transient signal detection based on the support vector machine is proposed in the paper, in which the decision boundary is obtained from dissimilarity between the transients and noise, calculated from the Gaussian kernel solution in high-sphere, which is based on an analysis of the time-frequency cells of segmented spectrograms. The sea tests show that the method can detect the transients in real time with its robustness and small computation. Compared with the power detection, the proposed method can reduce the false alarm due to confirming the detection threshold easier.

**Key words:** transient detection; support vector machine; time-frequency cell; Gaussian kernel

## 0 引言

瞬态信号在水声环境中具有突发性, 与稳定的声频信号重复出现的特点不同, 瞬态信号通常只发生一次或二次, 因而不具有重复性; 相对于宽带信号而言, 瞬态信号的持续时间较短, 声纳操作员很难捕获, 这也是瞬态信号检测的难点。由于在常规被动声纳中采用较长的积分时间, 导致瞬态信号难以被有效检测<sup>[1]</sup>, 故而需要考虑对某方位的波束输出信号进行针对性的瞬态信号检测。

瞬态信号检测分为参数算法和非参数方法, 前者是假定瞬态信号的参数模型, 然后找出信号与干扰之间的参数差异; 后者是通过功率谱检测、WV分布检测和高阶统计量检测, 然后寻找信号与干扰之间的统计分布差异。显然, 当分布未知或瞬态模型不合适时, 基于参数方法的瞬态信号检测将失效。

本文讨论的宽带瞬态检测属于非参数方法。其

基本原理是运用高斯核向量机, 将时频细胞单元转换到高维特征空间, 寻找瞬态信号与干扰之间的差异性。该方法能够有效地检测瞬态信号, 相比常规能量检测方法更容易确定门限。

## 1 支持向量机 SVM

近年来, 基于核函数的机器学习方法在模式分析中广为使用。在此框架下, 基于有限数据的瞬态检测问题可通过“一类识别问题”给予解决。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现了其特有的优势, 并能推广应用到函数等其它机器学习问题中<sup>[2]</sup>。

支持向量机的基本思想是首先通过非线性变换将输入空间映射到一个高维空间, 然后在这个新空间中求取最优线性分类面。而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数实现的。采用不同的内积函数将导致不同的支持向量机算法, 目前得到研究的内积函数形式主要有三类: 多项式形式的内积、核函数型内积和 S 形函数内积等。通过核函数的引入, 可避免繁重、复杂的数据映射。

支持向量机求得的分类函数形式上类似一个

收稿日期: 2010-10-15; 修回日期: 2011-01-13

作者简介: 潘谢帆(1984—), 男, 湖北襄樊人, 硕士, 研究方向为水声工程。

通讯作者: 潘谢帆, E-mail: panxiefan@yahoo.com.cn

神经网络，其输出是若干中间层节点的线性组合，而每个中间层节点对应于输入样本与一个支持向量的内积，故也被称为支持向量网络，如图 1 所示。

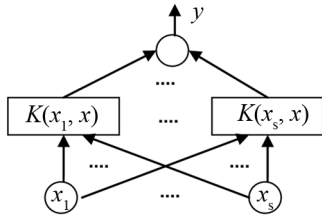


图 1 支持向量机示意图  
Fig.1 Structure of SVM

如果用内积  $K(x, x')$  代替最优分类面中的点积，就相当于把原先的特征空间变换到了某一新的特征空间，本文选择高斯核内积函数

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{p}\right) \quad (1)$$

其中： $p$  称为扩展因子。若  $\|x_i - x_j\|^2 \gg p$ ，则

$$k(x_i, x_j) \rightarrow 0, \quad r \rightarrow 0 \quad (2)$$

反之则有：

$$k(x_i, x_j) \rightarrow 1, \quad r \rightarrow 1 \quad (3)$$

因此需要选取合适的  $p$  值，通常是根据处理数据的方差来获取  $p$  值的先验信息。

## 2 基于 SVM 的瞬态信号检测

本文瞬态检测方法中 SVM 处理的对象是时频谱图的细胞单元，需采用时频分析方法。短时傅里叶变换假设信号在被处理的短时间内是平稳的，通过加窗来实现时间局域化，并通过移动窗函数来观察信号频域信息随时间变化的情况。信号的短时傅里叶变换的时域表示为：

$$STFT_s(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)w(\tau-t)\exp(-j2\pi f\tau)d\tau \quad (4)$$

其中， $|STFT_s(t, f)|^2$  的值称为谱图。为了便于后面分析，把某波束输出的时间序列  $y_i = [y_{i0} \dots y_{i,N}]^T$  排成矩阵形式，如下式：

$$Y = \begin{bmatrix} y_{1,1} & \dots & y_{1,L} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ y_{N,1} & \dots & y_{N,L} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$Y$  是  $N \times L$  维矩阵， $L$  表示原来的时间序列数据划分成  $L$  段，且每段数据长度为  $N$ 。沿着每列取 STFT 后，可得到表征谱图的矩阵：

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,L} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ x_{N,1} & \dots & x_{N,L} \end{bmatrix} \quad (6)$$

首先获取  $X$  矩阵的时频细胞单元，然后将细胞单元分为两组数据，即

$$X_{IJ} = [X_1 \ X_2] \quad (7)$$

其中， $I$  和  $J$  反映了细胞单元尺寸大小，取值与时频细胞单元的分辨率有关。

$$X_1 = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,J/2} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ x_{I,1} & \dots & x_{I,J/2} \end{bmatrix}, \quad X_2 = \begin{bmatrix} x_{1,J/2+1} & \dots & x_{1,J} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ x_{I,J/2+1} & \dots & x_{I,J} \end{bmatrix} \quad (8)$$

然后通过高斯核 SVM 将这些细胞单元数据在高维特征空间构造检测统计量。换言之，即利用高斯核 SVM 在高维特征空间检测两个细胞数集重心的相异性，统计量由式(9)构成：

$$\gamma = \frac{\sum_{i,j} K(x_i, z_j)}{\sqrt{\sum_{i,j} K(x_i, x_j)}\sqrt{\sum_{i,j} K(z_i, z_j)}} \quad (9)$$

考虑到海洋环境的起伏影响使细胞数据的能量起伏变化，在进行高斯核 SVM 运算时会使  $\gamma$  全为 0 或 1，不利于瞬态信号检测。因此为使数据绝对能量级可与  $p$  值相比拟，需进行归一化处理，即：

$$\hat{X}_{kl} = \frac{X_{kl}}{\sqrt{\sum_{i,j} X_{ij}^2}} \quad (10)$$

综上所述，瞬态信号检测问题可简单表示为二元假设检验问题，即

$$\begin{cases} H_0: X_1, X_2, & \text{if } \gamma(X_1, X_2) \leq \gamma_\eta \\ H_1: X_1, X_2, & \text{if } \gamma(X_1, X_2) > \gamma_\eta \end{cases} \quad (11)$$

$\gamma_\eta$  是预置的门限，如果检测统计量低于预置门限，则表明  $H_0$  成立即没有瞬态信号发生；反之  $H_1$  成立即检测到瞬态信号。基于 SVM 的瞬态信号检测流程如图 2 所示。



图 2 基于 SVM 瞬态检测处理流程  
Fig.2 Flow of SVM transient detection algorithm

如果瞬态信号所在的频率范围事先已知，可先进行滤波处理，这样可抑制海洋环境的可变性所带来的影响，从而提高瞬态信号的检测效果。

## 3 试验数据处理

利用上述方法对鱼雷发射出管和启动过程中的辐射噪声进行处理。采样频率为 16kHz，短时傅里叶分析时长为 0.128s。图 3 为某方位波束输出信号的时域波形，其中 27.4 s 开舱，28.5 s 出管，36.5 s 为点火启动，最后逐渐到达稳定运动状态。

对该数据进行时频分析,其时频谱图如图 4 所示,从图 4 中可清晰观察到宽带谱,宽带谱反映了瞬态信号所在的频带;图 5 为基于 SVM 的瞬态信号检测结果的时频分布图,从图 5 中可以获取瞬态信号发生的时刻和频带信息,这一点可以为瞬态信号的识别提供依据。图 6 为 SVM 瞬态检测方法的 A 式显示,信号十分明显,背景起伏很小,可以明显检测到水下瞬态信号的各个过程及产生时刻。图 7 为常规能量检测方法的瞬态检测结果,背景起伏较大,检测门限不易设定,易产生虚警。

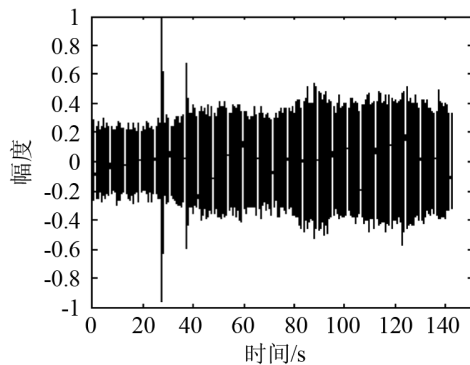


图 3 时域波形  
Fig.3 signal waveform in time domain

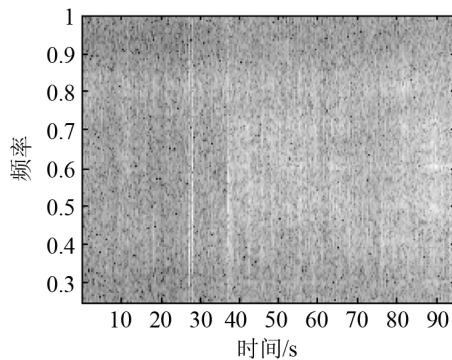


图 4 时频谱图  
Fig.4 Time frequency spectrogram

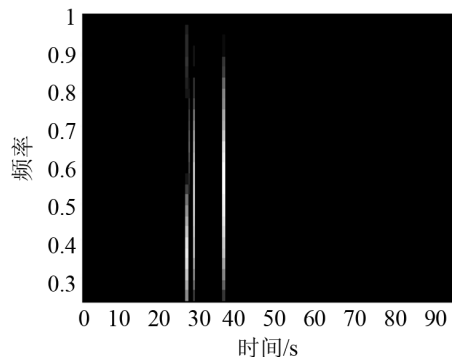


图 5 SVM 检测结果的时频分布  
Fig.5 Distribution of SVM detection results

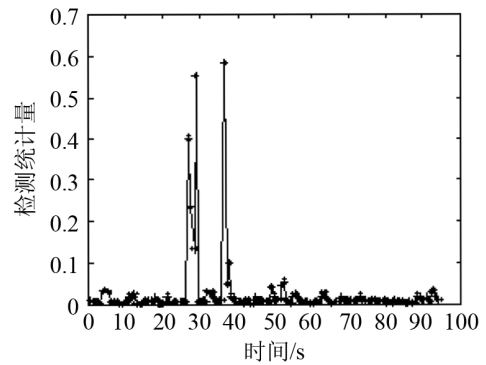


图 6 SVM 检测结果  
Fig.6 SVM detection results

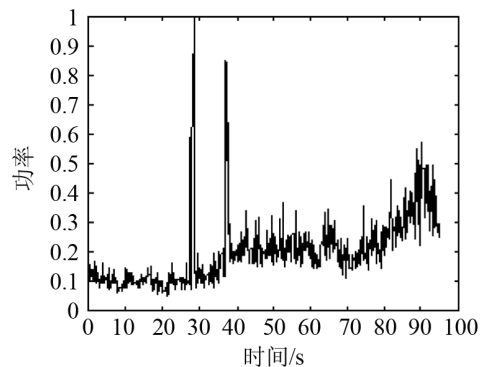


图 7 常规能量检测  
Fig.7 Traditional power detection results

态信号检测的处理方法。该方法应用高斯核向量机运算,在高维空间对时频细胞单元最优分类,通过寻找瞬态信号与背景之间的差异性,从而实现瞬态信号的检测。试验数据处理结果表明该方法是有用的,稳健性好,运算量小,能实时实现宽带瞬态信号的检测。相比常规能量检测,能提高检测能力,降低虚警。

参 考 文 献

- [1] 杨日杰,高学强,韩建辉.现代水声对抗技术与应用[M].北京:国防工业出版社,2008.  
YANG Rijie, GAO Xueqiang, HAN Jianhui. Modern acoustic Defence technique and application[M]. National Defense Industry press, 2008.
- [2] 边肇祺,张学工.模式识别(第二版)[M].北京:清华大学出版社,2000.  
BIAN Zhaoqi, ZHANG Xuegong. Pattern recognition (2rd Edition) [M]. Tsinghua University Press, 2000.
- [3] Shawe-Taylor John, Cristianini Nello, Kernel. Methods for Pattern Analysis[M]. Cambridge University Press, 2004.
- [4] Hory C, Martin N, Chehikian. Spectrogram segmentation by means of statistical features for non-stationary signal interpretation[J]. IEEE Transactions On Signal Processing, 2002, 50(12): 2915-2925.
- [5] Desobry F, Davy M, Doncarli C. An online kernel change detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 2961-2974.
- [6] Sildam J. A novel detector of broadband transient signals[Z]. DRDC-Atlantic Technical Memorandum TM 2006-258.

4 结 论

本文提出一种利用 SVM 分类思想进行水下瞬