

# 采用支持向量机的水声通信信号调制识别方法

江伟华,曹秀岭,童 峰\*

(厦门大学 海洋与地球学院,水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室,福建 厦门 361005)

**摘要:** 由于水声信道中随机、复杂的时、频扩展特性的影响,非合作水声通信信号调制方式的自动识别极具挑战性.考虑到载频等调制参数提取较为困难,本研究基于信号功率谱、平方谱进行无需先验知识的水声通信信号特征参数提取,设计了一种基于多类别最小二乘支持向量机(LS-SVM)的水声通信信号调制方式分类器,该分类器具有泛化性能好、小样本学习能力强的特点,同时可避免传统神经网络分类器存在的过学习、欠学习以及局部最小化等问题.对海上实录信号数据的识别实验结果表明,本方法具有优于神经网络分类器的识别性能和信道稳健性.

**关键词:** 水声通信信号;谱特征;调制识别;最小二乘支持向量机

中图分类号:TN 929.3

文献标志码:A

文章编号:0438-0479(2015)04-0534-06

随着信息获取和处理需求的不断提升,对水声通信信号调制样式的自动识别研究成为重要的研究课题.目前无线领域常用的通信信号的调制识别方法<sup>[1-4]</sup>,往往需要较多的调制参数作为先验知识.由于水声信道具有复杂的时-空-频变特性,使得所需的先验知识在水声信号调制方式未知的情况下很难得到,因此,非合作水声通信信号的自动识别极具挑战性.

调制信号的循环相关特征具有很好的识别能力,Wu等<sup>[5]</sup>通过循环谱提取水声信号的特征参数,实验结果表明该方案可以获得不错的识别性能.杨柳等<sup>[6]</sup>则进行了高阶谱的仿真分析,仿真结果表明该算法对不同水声信道环境有一定的适应性.但循环谱估计和高阶谱的计算需要较高的运算量,且远远大于相同频率分辨率的功率谱估计,因此大大限制了这一类调制识别方法的实际推广应用.

范海波等<sup>[7]</sup>提出了一种基于谱特征的通信信号调制方式自动识别方法,从信号功率谱、平方谱中提取无需调制参数的特征参数作为特征向量,在较低信噪比下仍具有很好的识别准确率.但是,与无线信道相比,在水声信道恶劣传输条件下无需先验知识的特征参数往往呈现出严重的不稳定性、随机性,对分类

器性能提出了更高的要求.

就分类器而言,Nandi等<sup>[1-2]</sup>使用统计判决的识别方法,并结合人工神经网络算法(ANN)来识别和模拟数字信号.但传统 ANN 算法经常遇到过学习、欠学习和局部最小化等问题,同时 ANN 充分训练所需的大量样本数据在水声实际应用中往往无法保证.Vapnik等<sup>[8-9]</sup>基于结构风险最小化准则提出的支持向量机(SVM)方法不仅可以最小化分类错误,还可提高泛化能力,并具有突出的小样本学习能力.吴丹等<sup>[10]</sup>提出基于多类别 SVM 的调制识别方案,这种方法比传统的 ANN 算法具有结构简单、可靠性高、性能好的优势.SVM 分类器已广泛应用于水声信号的识别分类中,田杰等<sup>[11]</sup>将 SVM 分类器应用于被动水声目标的识别分类,可以获得比最近邻分类器更好的识别效果.

本文基于水声信号功率谱和平方谱提取无需先验知识的特征参数,利用 SVM 设计了一种具备二进制相移键控(BPSK)、正交相移键控(QPSK)、多进制频移键控(MFSK)等常用水声通信信号调制方式识别的自动分类器.海上实录信号的调制识别结果表明,与传统 ANN 分类器相比,本文采用的最小二乘支持向量机(LS-SVM)分类器识别率高,且对不同水声信

收稿日期:2015-02-15 录用日期:2015-03-20

基金项目:国家自然科学基金(11274259)

\*通信作者:ftong@xmu.edu.cn

引文格式:江伟华,曹秀岭,童峰.采用支持向量机的水声通信信号调制识别方法[J].厦门大学学报:自然科学版,2015,54(4):534-539.

Citation:Jiang Weihua,Cao Xiuling,Tong Feng.Modulation recognition method of underwater acoustic communication signals using SVM[J].Journal of Xiamen University:Natural Science,2015,54(4):534-539.(in Chinese)



<http://jxmu.xmu.edu.cn>

道具有较好的稳健性.

### 1 水声通信信号特征提取

#### 1.1 信号功率谱的形状特征

信号的功率谱表示了信号功率随着频率的变化情况,因此,频移键控信号与非频移键控信号在信号功率谱上有很大的不同,MFSK 信号在各调制频率上会出现明显的单频分量,这与相移键控(PSK)信号无离散谱线的单峰有着明显的区别.因此,以信号功率谱的形状作为特征可以识别出 MFSK 调制,如文献[7]中的平坦度指数  $F$ ,但是计算  $F$  值需要预先估计信号的载波频率.本文考虑在无先验知识条件下,采用参数  $R$  来体现信号功率谱的形状特征. $R$  参数<sup>[12]</sup>反映信号功率谱包络的变化程度,定义如下:

$$R = \sigma^2 / u^2, \tag{1}$$

其中  $u, \sigma^2$  分别是信号功率谱包络的均值和方差.由定义式可知,若信号谱平坦,则  $R$  值趋于 0.若信号存在多个峰, $R$  值随着谱峰数的减少而增大.本文将  $R$  值的  $u^2, \sigma^2$  作为特征参数集,用来识别 MFSK 信号.

图 1 为对某浅海水声信道获取的水声调制信号进行功率谱分析获取的信号  $u^2, \sigma^2$  二维图.由于 MFSK 信号功率谱表现为几条对应于各调频频点的离散谱线,其余部分则接近背景噪声谱,幅度较低;而 PSK 信号功率谱表现为分布连续的宽带谱特征.因此在功率谱形状特征上,MFSK 信号功率谱包络的  $u^2$  值明显小于 PSK 信号功率谱包络  $u^2$  值.从图 1 可知,参数  $u^2, \sigma^2$  能够较好的将信号分为两类:MFSK、PSK 信号.因此,本文将  $u^2, \sigma^2$  作为功率谱的特征参数进行 MFSK 和 PSK 信号的调制识别.

#### 1.2 信号平方谱的离散谱线特征

信号平方谱<sup>[13]</sup>为信号平方后的功率谱,反映了信号平方后的频率在功率谱上的表现.信号平方运算会产生零频分量,所以首先要去掉功率谱的直流成分.BPSK 经过平方变换后会在对应 2 倍载频位置上出现一条离散谱线,而 QPSK 信号的平方谱则无离散谱线的单峰.因此,BPSK 和 QPSK 平方谱具有明显的不同特征,可通过谱峰检测方法实现对信号的识别.

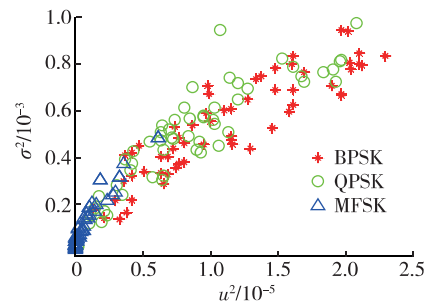


图 1 水声通信信号  $u^2, \sigma^2$  参数二维图  
Fig. 1 Two-dimensional map of  $u^2, \sigma^2$  parameter

由于理想的矩形基带脉冲的冲击响应拖尾长,占用带宽大,容易产生码间干扰,所以在实际水声通信中,PSK 信号调制通常采用脉冲成形技术.为了消除成形滤波器对信号幅度的影响,本文首先通过瞬时幅度对信号进行归一化.包络归一化处理可以消除成形滤波器对调相信号(如 PSK)的影响,却不会影响其调制信息<sup>[14]</sup>.基于这样的原理,文献[15]中通过设定闭值  $th1$ ,根据大于  $th1$  门限值的平方谱谱峰数目  $N$  对 BPSK 和 QPSK 信号进行类内识别.本文采用参数  $SN$  来表征平方谱谱峰.

为了提取平方谱的频率分量,对平方谱归一化后,用正交基内积法对平方谱进行滑动窗的拟合处理,得到拟合曲线,然后采用平方谱数据减去拟合曲线得到瞬变谱,并以此作为谱峰判决的依据<sup>[16]</sup>.定义  $SN$ =瞬变谱中大于设定门限的谱峰数目.本文同时将参数  $N$  也作为特征参数,通过提取参数  $N, SN$  特征向量可对 BPSK 和 QPSK 信号进行调制识别.实现峰值统计如图 2 所示.图 3 为从某浅海水声信道获取的 BPSK、QPSK 水声通信信号提取的  $N, SN$  参数二维图.从图 3 可知,参数  $N$  和  $SN$  可较好的对 BPSK 和 QPSK 信号进行区分.本文采用参数  $N$  和  $SN$  作为区分 BPSK 和 QPSK 调制信号的特征参数.

## 2 SVM 分类器设计

### 2.1 SVM 原理

SVM 可自动寻找出对分类有较好区分能力的支持向量,由此构造出的分类器可以最大化类与类的间

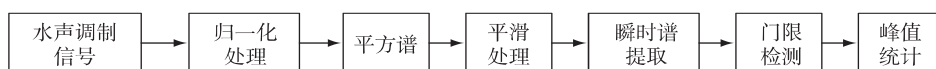


图 2 平方谱峰值提取流程图  
Fig. 2 Flow chart of square spectrum peak statistics

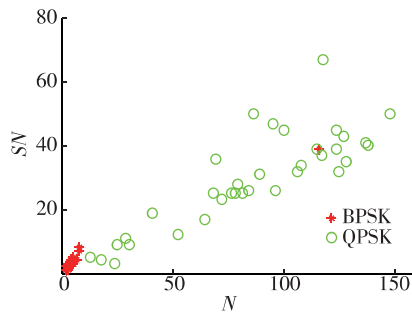


图3 水声通信信号  $N, SN$  参数的二维图

Fig. 3 Two-dimensional map of  $N, SN$  parameter

隔,较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等问题,成为求解模式识别问题的有效工具。

对训练数据集:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l), x \in \mathbf{R}^m, y_i \in \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, l,$$

式中,  $x_i$  和  $y_i$  分别表示训练向量和类别标识. 可通过非线性变换把线性不可分问题转化为线性可分问题,并在变换空间求最优分类面. 该问题的数学形式为:

$$\min \phi(w, \xi) = \frac{1}{2} (W^T \cdot W) + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad (2)$$

$$s. t. y_i (W^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, l, \quad (3)$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l, \quad (4)$$

式中,  $\xi_i$  为松弛变量,常数  $C$  为惩罚参数,它控制对错分样本的惩罚程度. 引入核函数可将输入空间映射到高维的特征空间,求取最优分类超平面. 首先对  $a_i$  求解下列函数的最大值:

$$\max W(a) = \sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j), \quad (5)$$

其中  $a_i$  为 Lagrange 乘子,  $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$  为核函数. 则最优分类函数式相应变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=0}^m a_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right), \quad (6)$$

式中,  $m$  为支持向量的个数.

### 2.2 LS-SVM

LS-SVM 是 SVM 的一种扩展,其算法简练,计算速度快;把 SVM 中的不等式约束转化为等式约束;利用 LS-SVM 提取特征,可有效降低输入样本维数、缩减模型运算时间,还具有突出的非线性回归能力.

LS-SVM 通过解线性方程方法代替解凸二次规划方法,则优化问题变为:

$$\min J(w, \xi) = \frac{1}{2} (W^T \cdot W) + C \sum_{i=1}^l \xi_k^2, \quad (7)$$

$$y_k = \phi(x_k) W^T + b + \xi_k, k = 1, 2, \dots, l. \quad (8)$$

该线性方程可由最小二乘法求解,LS-SVM 由此而得名,且比标准 SVM 具有更快的训练速度.

上述 SVM 只能区分两类模式的分类问题,而本文所进行的水声通信信号调制识别涉及 3 种调制信号,属于典型的多类分类问题. 本文采用最小输出编码 (code\_MOC) 的方法来解决多类分类问题.

## 3 水声通信信号调制识别实验

### 3.1 调制识别实验设置

为验证本文水声调制识别方案的有效性,采用厦门、青岛周边海域 4 个不同水声信道(分别以信道 1、2、3、4 表示)获取的水声通信实验信号数据进行调制识别实验. 表 1 给出了 4 个不同水域实验信道的具体参数,图 4 给出了 4 个实验信道的冲激响应,从图 4 中可以看出,信道 2、3 比信道 1、4 具有较为明显的多径,4 个实验信道具有不同类型的水声信道特性. 表 1 中同时给出了表征信道时变的多普勒频偏参数,可以看出 4 个实验信道均带有一定的多普勒,其中信道 3 多普勒为 2.0 Hz,稍高于其他 3 个实验信道.

表 1 实验信道参数

Tab. 1 The parameters of four channels

信道	水深/m	距离/m	信噪比/dB	多普勒/Hz
1	8	200	13	1.5
2	15	500	25	1.0
3	10	1 000	10	2.0
4	18	4 000	7	1.3

从 4 个不同实验信道获取的 720 个水声通信实验信号具有以下 3 类调制类型: BPSK、QPSK、MFSK. 其中: MFSK(包括 2FSK, 4FSK, 8FSK)信号 268 个, QPSK 信号 249 个, BPSK 信号 203 个. 信号样本的采样率 96 kHz, 16 bit 量化. 表 2 给出了水声通信信号数据样本中各种调制信号的调制参数.

海上实验系统包括了信号发射和接收部分. 发射部分包括调制信号产生、功率放大,最后通过换能器发射信号;接收部分包括接收换能器接收信号后经前置放大、带通滤波预处理后通过模拟数字采集卡转换为数字信号送入计算机中进行离线处理. 通过对采集到的水声通信信号进行功率谱、平方谱特征提取,提取功率谱特征参数  $u^2, \sigma^2$  以及平方谱离散谱峰参数  $N$  和  $SN$  构成 4 维特征向量,进行调制识别实验.

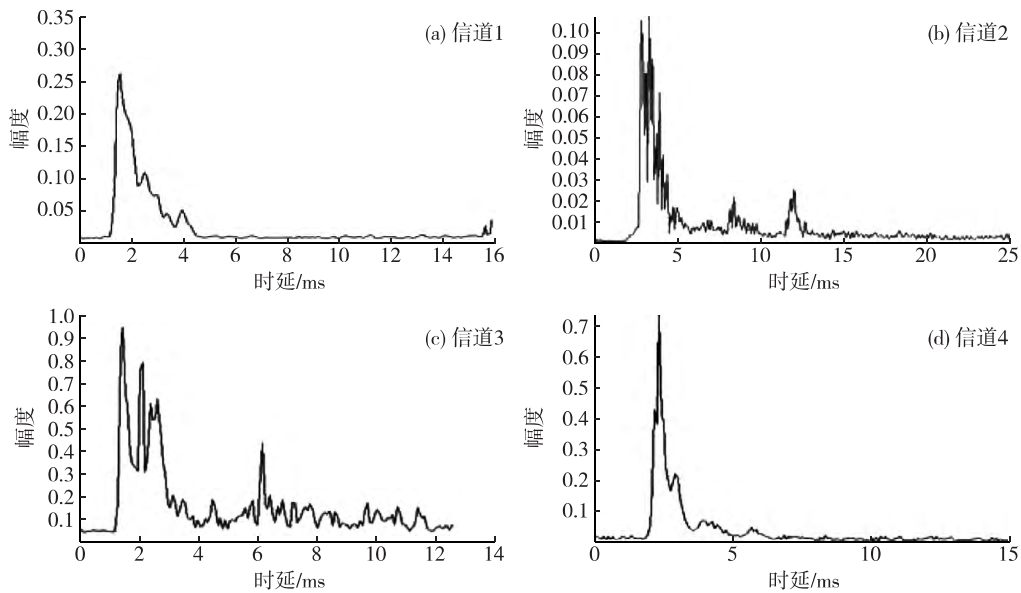


图 4 实验信道冲激响应

Fig. 4 The impulse responses of the experimental channels

表 2 水声通信信号调制参数

Tab. 2 Modulation parameter of signal

调制类别	载波频率/kHz	符号速率/(bit · s <sup>-1</sup> )
MFSK	15.5	187.50
	16.0	93.75
QPSK	15.0	3 200
	16.0	1 600
BPSK	15.0	3 200
	16.0	1 600

### 3.2 分类器设计

本文设计了如图 5 所示基于 LS-SVM 的分类器, 将提取的水声通信信号 4 维特征参数作为特征向量, 利用 SVM 把特征向量映射到高维空间中, 并构建最优分类面对信号 BPSK、QPSK 和 MFSK 进行调制方式的自动识别. 具体的识别步骤为:

- 1) 从水声通信信号中提取 4 个特征参数构成特征向量作为 LS-SVM 分类器输入;
- 2) 为 SVM 选择核函数, 本文的识别实验中选用了径向核函数. 径向核函数可以将样本非线性地规划到更高维的空间中, 从而解决类标签和属性间非线性的关系问题;
- 3) 使用交叉验证和网格搜索的方法找到最佳参数. 选取正则参数  $\gamma$  为 13, 内核函数的参数  $\text{sig}2$  为 2;
- 4) 用训练样本对 LS-SVM 分类器进行训练, 设定训

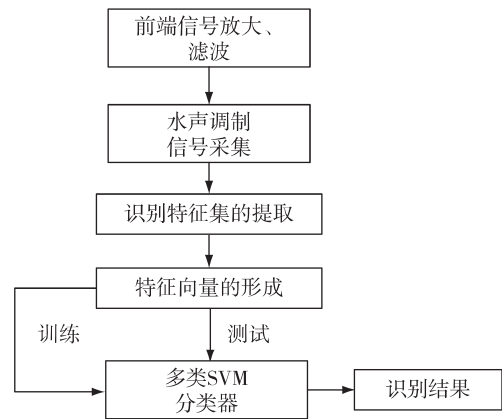


图 5 调制识别系统示意图

Fig. 5 Flow chart of modulation recognition system

练迭代的终止条件为训练误差小于 0.001, 完成训练后对测试样本进行调制识别测试.

### 3.3 实验结果与分析

本文采用 SVM 分类器与传统 ANN 分类器进行海上通信信号调制识别性能对比, 其中: ANN 分类器采用 3 层误差逆传播, ANN 网络隐层节点数为 10, 设定训练迭代的终止条件为训练误差小于 0.001; SVM 分类器参数设置如 3.2 节所述.

从总样本库中分别随机选取  $T$  个 MFSK 信号,  $T$  个 BPSK 信号,  $T$  个 QPSK 信号作为训练集, 其余样本作为测试集. 表 3 给出了 ANN 分类器在训练样本

数  $T=50$  和  $100$  条件下的调制识别结果. 从表 3 可知: 当  $T=50$  时, 调制信号的正确识别率较低, 除了 MFSK 外, BPSK 和 QPSK 的调制方式的识别率都小于  $90\%$ ; 当  $T=100$  时, 正确识别率得到了明显的改善, 尤其是 QPSK 信号的识别率提高了  $3.45$  个百分点. 这说明样本数在很大程度上制约着 ANN 的性能.

表 3 ANN 分类器的识别率

Tab. 3 The recognition rate of ANN modulation classifier

调制方式	识别率( $T=50$ )/%			识别率( $T=100$ )/%		
	BPSK	QPSK	MFSK	BPSK	QPSK	MFSK
BPSK	89.88	3.45	6.67	91.49	2.68	5.83
QPSK	7.41	88.99	3.60	4.72	92.44	2.84
MFSK	7.83	1.55	90.62	6.95	1.07	91.98

表 4 给出了 LS-SVM 分类器在训练样本数  $T=50$  和  $100$  条件下的识别结果. 可以看出, 随着  $T$  的变化, 正确识别率的改变程度与表 3 相比不是那么显著. 在  $T=50$  时, 信号调制方式的识别率都在  $91\%$  以上, 在  $T=100$  时, 信号调制方式的识别率都在  $92\%$  以上. 结果表明: LS-SVM 的调制识别性能优于 ANN.

表 4 LS-SVM 分类器的识别率

Tab. 4 The recognition rate of LS-SVM modulation classifier

调制方式	识别率( $T=50$ )/%			识别率( $T=100$ )/%		
	BPSK	QPSK	MFSK	BPSK	QPSK	MFSK
BPSK	93.96	4.47	1.57	94.57	1.39	4.04
QPSK	5.51	92.61	1.88	4.61	93.80	1.59
MFSK	7.69	0.32	91.99	7.10	0.24	92.66

考虑到实际水声信号处理应用中获取的训练样本有限, 本文比较了两种分类器的小样本学习性能. 图 6 给出了训练样本数  $T$  从  $10$  到  $100$  时两种分类器的识别性能, 可以看出随着样本数的增加, 特征值更

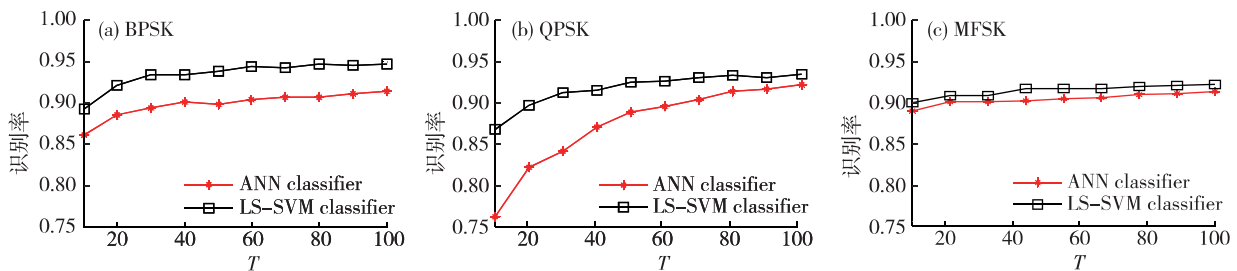


图 6 不同训练样本条件下水声调制信号识别率曲线

Fig. 6 The recognition rate curve of underwater acoustic modulation signal under different number of training set

加接近理想值, SVM 分类器和 ANN 分类器识别性能都显著提高. 而 ANN 在样本数较少时, 神经网络结构构造不充分, 因此性能较差; LS-SVM 基于结构风险最小化的原理可充分利用特征参数集信息, 所以在样本数较少时 LS-SVM 识别率明显高于 ANN.

水声信道随机、复杂的时-频扩展特性引入的信号畸变是影响水声通信信号调制识别性能的重要影响因素. 为了评估本文方案与 ANN 分类器对于不同水声信道的稳健性, 本文比较了训练集和测试集均从同类型水声信道样本随机选取, 以及训练集和测试集分别采用不同类型水声信道样本时对 QPSK 信号的调制识别性能. 表 5 给出了训练样本数  $T=30$  时两种情况下的 QPSK 信号识别结果, 从表 5 可看出: ANN 分类器在训练集和测试集分别采用不同信道类型时其调制正确识别率比训练集和测试集均从同类型信道随机选取降低了  $16.75$  个百分点; 而在同样两种条件下, 对应的 LS-SVM 分类器识别率只降低了约  $5$  个百分点. 这表明本文 LS-SVM 分类器对于不同水声信道的稳健性明显优于 ANN 分类器.

表 5 采用不同类型训练/测试信道时 QPSK 信号识别率

Tab. 5 The recognition rate of QPSK signal under different training/testing channel type

信道	识别率/%	
	ANN	LS-SVM
训练样本(信道 1,2,3,4) 测试样本(信道 1,2,3,4)	84.29	91.42
训练样本(信道 2) 测试样本(信道 1,3,4)	67.54	86.70

### 4 结 论

针对非合作水声通信信号调制识别, 本文提出了

一种基于 SVM 的水声通信信号调制识别方法,该方法使用功率谱、平方谱中提取的 4 个特征参数构成无需先验知识的特征向量,利用 SVM 分类器对 BPSK、QPSK 和 MFSK 3 种常见水声通信调制信号进行调制识别测试。实验结果初步表明,本文识别方法的识别性能、小样本学习能力及对不同水声信道稳健性均优于传统 ANN 分类器。

### 参考文献:

- [1] Nandi A K, Azzouz E E. Automatic analogue modulation recognition[J]. *Signal, Processing*, 1995, 46(2): 211-222.
- [2] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals [J]. *IEEE Trans Commun*, 1998, 46(4): 431-436.
- [3] Swami A, Sadler B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulates[J]. *IEEE Trans Commun*, 2000, 48(3): 416-429.
- [4] Gardner W A, Spooner C M. Cyclic-spectral analysis for signal detection and modulation recognition[C]// *Military Communications Conference*. San Diego, CA, USA: IEEE, 1988: 419-424.
- [5] Wu Z, Yang T C, Liu Z, et al. Modulation detection of underwater acoustic communication signals through cyclostationary analysis [C] // *Military Communications Conference*. Orlando: IEEE, 2012: 1-6.
- [6] 杨柳, 赵晓群, 徐静云. 水声信号的调制方式识别[J]. *燕山大学学报*, 2014, 38(2): 156-162.
- [7] 范海波, 杨志俊, 曹志刚. 卫星通信用调制方式的自动识别[J]. *通信学报*, 2004, 25(1): 140-149.
- [8] Vapnik V N. *Statistical learning theory*[M]. New York: John Wiley and Sons, 1998: 81-85.
- [9] Cortes C, Vapnik V N. Support vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20: 144-152.
- [10] 吴丹, 顾学迈. 一种新的基于支持向量机的自动调制识别方案[J]. *南京理工大学学报: 自然科学版*, 2006, 30(5): 569-572.
- [11] 田杰, 张春华, 刘维, 等. 基于倒谱分析的被动水声目标分类 [J]. *系统工程与电子技术*, 2005, 27(10): 1708-1710.
- [12] Chan Y T, Gadboi L G. Identification of the modulation type of a signal [J]. *Signal Processing*, 1989, 16(2): 149-154.
- [13] Dubuc C, Boudreau D. An automatic modulation recognition algorithm for spectrum monitoring applications[C] // *IEEE International Conference on Communications (ICC'99)*. Vancouver, Canada: IEEE, 1999: 732-736.
- [14] 黄如容. 数字信号调制方式识别方法的设计与实现[D]. 成都: 西南交通大学, 2012: 8-10.
- [15] 刘芳. 基带通信信号参数估计、调制识别及解调[D]. 济南: 山东大学, 2007: 40.
- [16] 童峰, 陆信人, 方世良. 水声目标识别中一种轴频提取方法[J]. *声学学报*, 2004, 29(5): 398-402.

## Modulation Recognition Method of Underwater Acoustic Communication Signals Using SVM

JIANG Wei-hua, CAO Xiu-ling, TONG Feng\*

(Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology of the Ministry of Education, College of Ocean & Earth Sciences, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** Due to random, complex time and frequency spread characteristics of underwater acoustic channels, modulation classification of the non-cooperation underwater acoustic communication signal is extremely challenging. Considering the difficulty in prior knowledge extraction (such as carrier frequency), the spectra and square spectrum features that do not need any prior knowledge are adopted to incorporate with the least-squares support vector machine (LS-SVM) classifier to derive a recognition method for underwater acoustic communication modulation classification. The proposed method is capable of avoiding the drawbacks of the artificial neural network (ANN) classifier such as overfitting, underfitting and local minimum. The experimental modulation classification results obtained with field signals at 4 different underwater acoustic channels show that the performance and the channel robustness of the proposed modulation recognition algorithm are superior to that of the ANN classifier.

**Key words:** underwater acoustic digital modulated signal; spectrum feature; modulation recognition; least-squares support vector machine

<http://jxmu.xmu.edu.cn>