

## 基于SVM的多类模拟调制方式识别算法

孙建成<sup>1</sup>, 张太镒<sup>2</sup>, 刘海员<sup>2</sup>

(1. 江西财经大学电子学院 南昌 330013; 2. 西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049)

**【摘要】**提出了一种基于支持向量机的多类模拟调制方式识别算法。该算法通过分析模拟调制信号的特点，提取有效的特征向量以区分不同的调制方式，并基于支持向量机和判决树分类思想，将特征向量映射到高维空间中加以分类。仿真结果表明：在具有加性带限高斯噪声的环境下，信噪比不小于10 dB时，识别正确率大于90%。

**关 键 词** 支持向量机；调制方式识别；特征提取

中图分类号 TN914.5 文献标识码 A

## Multi-Class Analogue Modulation Recognition Algorithms Based on Support Vector Machines

SUN Jian-cheng<sup>1</sup>, ZHANG Tai-yi<sup>2</sup>, LIU Hai-yuan<sup>2</sup>

(1. School of Electronics, Jiangxi University of Finance and Economics Nanchang 330013;

2. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University Xi'an 710049)

**Abstract** An algorithm based on Support Vector Machines(SVM) for recognition of analogue modulation signals is presented. By analyzing the modulation signals, a set of key features for identifying different types of analogue modulation are extracted and are mapped into the high dimension space. The classification is carried out in the high dimension space based on SVM and decision tree. The result shows that all types of analogue modulation can be classified with success rate more than 90% when SNR higher than 10 dB.

**Key words** support vector machines; modulation recognition; feature extraction

多种调制模式的盲识别是软件无线电技术中的关键问题之一。较早的调制方式识别(Modulation Type Recognition, MTR)算法依赖于被测信号的参数测量，通过测量信号的波形、信号频谱、瞬时幅度以及瞬时相位来实现调制方式的分类，这种识别方法在信噪比较低的情况下迅速恶化。统计判决和基于传统统计学的模式识别是近年来应用于MTR的两类主要方法<sup>[1]</sup>，在统计判决中应用假设检验和概率来实现MTR的算法，所面临的主要问题是需要提出适当的假设和严格的数据分析以得到正确的判决门限；文献[2]利用人工神经网络算法来解决MTR问题，取得了较好的效果，但是由于样本的有限性，神经网络算法容易出现过学习和欠学习以及局部极小点问题，使神经网络算法的推广性受到了限制。本文提出了一种基于支持向量机的多类模拟调制方式识别算法。

### 1 二分类支持向量机原理概述

SVM方法是从线性可分情况下的最优分类超平面提出的<sup>[3]</sup>，其基本思想可以概括为，首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间，然后在这个新空间中求取最优线性分类超平面。给定训练数据：

$$(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_\ell, y_\ell), \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \{+1, -1\}, i=1, 2, \dots, \lambda \quad (1)$$

式中  $\mathbf{x}_i$  为输入模式集，由两类点组成；  $y_i$  为类别索引，如果  $\mathbf{x}_i$  属于第一类，则标记为  $y_i = 1$ ，否则，标记为  $y_i = -1$ 。学习的目标是要构造一个判别函数，将两类模式尽可能正确的分开。构造判决函数最终可以转化为一个典型的二次规划(Quadratic Programming, QP)问题，即在约束条件：

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b) + \xi \geq 1, \xi \geq 0, i=1, 2, \dots, \lambda \quad (2)$$

收稿日期：2004-01-13

基金项目：国家自然科学基金资助项目(90207012)

作者简介：孙建成(1974-)，男，博士生，主要从事软件无线电及衰落信道预测方面的研究。

之下求下列函数的最小值为:

$$\phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^{\lambda} \xi_i \quad (3)$$

式(2)和式(3)中,  $\mathbf{w}$  为分类面的权系数向量;  $b$  为分类域值;  $c > 0$  是自定义惩罚系数;  $\xi_i$  可以看作训练样本关于分离超平面的偏差, 当训练数据线性可分时,  $\xi_i = 0$ , 当训练数据线性不可分或事先不知道是否线性可分时,  $\xi_i > 0$ 。上述优化问题可以应用标准的拉格朗日乘子法求解, 可得最终的分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^{\lambda} \alpha_i y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b \right] \quad (4)$$

式中  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子;  $b$  为分类域值。对于非线性的情况, 可引入分离曲面, 通过非线性映射  $\varphi(\mathbf{x}): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{F}$  将输入空间  $\mathbf{R}^n$  映射到高维内积空间  $\mathbf{F}$ , 然后在  $\mathbf{F}$  中构造最优超平面, 用线性分类器完成分类。根据泛函的有关理论, 在满足Mercer条件下, 这种非线性映射可通过定义适当的核函数来实现。则式(4)变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^{\lambda} \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \right] \quad (5)$$

式中  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x})$  为满足Mercer条件的核函数。上述事实指出, 高维特征空间中的内积运算, 可以转化为低维输入空间上一个简单的函数运算。支持向量机可由训练集和核函数完全刻划。

## 2 特征提取和多类识别算法构造

### 2.1 特征提取

原始数据的数量一般很大, 即样本是处在一个高维空间中, 通过映射或变换的方法可用低维空间来表示样本, 即为特征提取。文献[4]提出用信号包络的方差来构成特征, 由于只有一个特征, 只是根据门限来判决, 算法简单实用, 但是需要确定判决门限, 并且只适用于较小类别的调制方式识别。基于支持向量机分类算法的优点, 特征的提取可基于判决树结构, 即提取的特征可先将总的类别分成若干部分, 再将每一部分细分, 最后可将所有类别分开, 树状结构的分类方法使得需要提取特征的数量和复杂度大大降低, 进而降低支持向量的数量, 使识别的速度加快。由于调制信号的性质由瞬时幅度, 瞬时频率, 瞬时相位以及功率谱密度等信息所决定, 所以调制信号的特征抽取一般来自上述几个因素。深入分析各类模拟调制方式的特性, 可得以下特征: (1) FM信号具有恒定的瞬时幅度, 其归一化瞬时幅度为零, 而DSB, SSB以及AM-FM信号均有时变的幅度信息, 其归一化瞬时幅度不恒为零; (2) AM, DSB以及VSB信号的绝对瞬时相位和时间成线性关系, 其他类型调制信号的绝对瞬时相位均和时间成非线性关系; (3) AM, VSB信号的绝对瞬时相位和时间成单线性关系, 而DSB信号的绝对瞬时相位和时间成双线性关系; (4) 功率谱密度对称系数<sup>[2]</sup>:

$$P = \frac{P_L - P_U}{P_L + P_U} \quad (6)$$

其中:

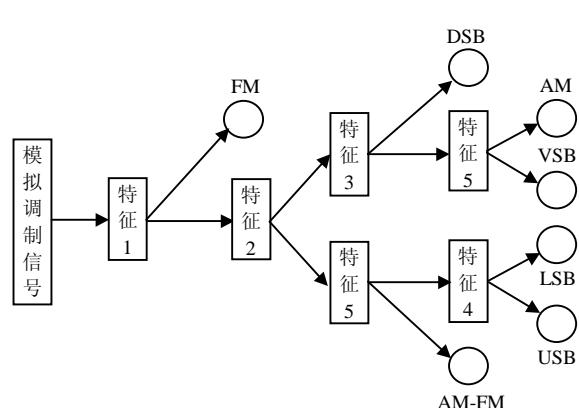


图1 分类策略描述

$$P_L = \sum_{i=1}^{f_{cn}} |X_c(i)|^2 \quad (7)$$

$$P_U = \sum_{i=1}^{f_{cn}} |X_c(i + f_{cn} + 1)|^2 \quad (8)$$

式(7)和式(8)中,  $X_c$  为调制信号的功率谱密度;  $f_{cn}$  为相对于载波频率的采样数。由SSB调制信号特性可知, USB满足  $P < 0$ , LSB满足  $P > 0$ 。(5) AM和VSB之间以及SSB和AM-FM之间可由功率谱密度对称度的绝对值  $|P|$  来加以区分。

图1为基于以上特征的分类策略描述。从图中可以看出, 如果知道每个特征的门限, 即可采用判决方式进行分类, 但是从实验得知<sup>[3]</sup>, 由于通信环境的复杂性, 门限值

可能随着通信环境的改变而改变, 门限的确定是比较困难的。采用支持向量机进行分类, 可以无需确定门限, 充分的体现了算法的智能性。

## 2.2 DAGSVM多分类算法

多类调制方式的识别属于多分类问题, 支持向量机则是针对两分类问题提出的, 因此, 存在一个如何将其推广到多分类问题上, 特别是对极大类别分类的问题上。目前有以下两种方案:

(1) 一对多(One-Versus-Rest, OVR)其基本思想是把某一类别的样本当作一个类别, 剩余其他类别的样本当作另一个类别, 这样就变成了一个两分类问题。这一算法的缺点是导致无界的推广错误率, 训练时间与类别数成线性关系。

(2) 一对一(One-Versus-Another, OVA)其做法是在多类别中, 任意抽取两类进行两两配对, 转化成两类问题进行训练学习。这种算法容易导致过学习问题, 并且训练时间随和类别数为超线性关系。

文献[5]提出了直接非循环图SVM(Directed Acyclic Graph SVM, DAGSVM)算法, 这种算法在训练阶段也采用一对一的模式, 共有  $K(K - 1)/2$  个二分类SVM, DAG共有  $K(K - 1)/2$  个节点, 其分支是单向的, 每一个节点有两个或没有分支, 图的阶数为  $K$ 。图中的每一个节点对应一个二分类SVM, 从根节点输入训练数据, 估计每一节点的二分类决策函数, 根据决策函数的结果决定训练数据的流向。这种算法的优点在于, 对训练结果的推广性进行了分析, 另外, 它的测试速度也比OVR和OVA方案要快。实验表明: DAGSVM算法比其他两种算法更适合应用于实际问题分析。

## 3 算法仿真

表1 识别结果 ( $R_{SN}=10$  dB)

调制方式	AM				FM				AM-FM				VSB		
	$Q=0.6$		DSB	LSB	USB	$D=5$		$D=10$		$Q=0.6$		$Q=0.8$	$Q=0.6$	$Q=0.6$	
	$Q=0.6$	$Q=0.8$				$D=5$	$D=10$	$D=5$	$D=10$	$D=5$	$D=5$		$D=10$	$D=10$	
AM $Q=0.6$	67.24%	25.86%	6.90%	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
AM $Q=0.8$	47.38%	43.93%	8.69%	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
DSB	—	—	98.28%	—	1.72%	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
LSB	—	—	—	100%	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
USB	—	—	—	—	100%	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
FM $D=5$	—	—	—	—	—	75.86%	17.24%	6.90%	—	—	—	—	—	—	—
FM $D=10$	—	—	—	—	—	18.97%	74.14%	—	—	1.72%	—	—	—	—	5.17%
AM-FM $Q=0.6, D=5$	—	—	—	—	—	—	—	—	39.66%	41.38%	—	11.93%	7.03%	—	—
AM-FM $Q=0.8, D=5$	—	—	—	—	—	—	—	—	36.21%	51.72%	8.23%	—	3.84%	—	—
AM-FM $Q=0.6, D=10$	—	—	—	—	—	1.72%	2.62%	18.97%	24.14%	34.48%	12.90%	5.17%	—	—	—
AM-FM $Q=0.8, D=10$	—	—	—	—	—	—	3.45%	17.24%	29.31%	24.14%	22.41%	22.41%	3.45%	—	—
VSB	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	100 %

模拟信号源采用的是从计算机声卡采集的语音信号, 载波频率和采样频率分别为  $F_c = 150$  kHz 和  $F_s = 1$  200 kHz, 产生  $M=116$  段互相独立的调制信号, 每段长度为  $N=2048$  个采样点, 前  $M/4$  段为训练数据, 剩余为测试数据。选用径向基核函数,  $\sigma^2 = 0.5$ , 多类算法选用DAGSVM算法, 在信噪比  $R_{SN} = 10$  dB 的环境下进行了仿真计算, 测试结果如表1所示, 表中的  $Q$  和  $D$  分别为调制深度和调制索引。从表中可以看出, 7类调制方式的正确识别率都在90%以上, 其中LSB, USB和VSB的正确识别率为100%; 不同参数的同一调制方式之间, 不能够正确的区分, 例如AM-FM信号, 当  $Q=0.8, D=5$  时, 正确识别率仅为51.72%, 在本调制方式之内的错误识别率分别为36.21%和8.23%, 这种状况的出现是因为所提取的特征内没有包含区别不同参数的同一调制方式的信息。但是, 就本调制方式而言, 正确的识别率为  $51.72\% + 36.21\% + 8.23\% = 96.16\%$ , 在其他不同参数的情况下, AM-FM信号的正确识别率分别为92.97%, 90.49和93.1%。这种结果也符合本文所要达到的

目的，即可做到识别不同的调制方式。

## 4 结束语

综上所述，本文提出了一种基于支持向量机的多类模拟调制方式的识别算法，在对原始信号没有先验知识的情况下，得到了较好的识别效果。支持向量机良好的泛化能力，使得本算法弥补了神经网络等传统算法所固有的学习，局部极小点等问题。今后的工作主要是提高在低信噪比下的识别效果，通过提取有效的特征向量，将支持向量机应用于数字调制方式识别以及模拟和数字调制方式的联合识别。

## 参考文献

- [1] Nandi A K, Azzouz E E. Automatic modulation recognition-I[J]. Signal Processing, 1995, 46 (2): 211-222.
- [2] Nandi A K, Azzouz E E. Modulation recognition using artificial neural networks[J]. Signal Processing, 1997, 56(1): 165-175.
- [3] Vapnik V. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译. 北京: 清华大学出版社, 2000: 91-108.
- [4] Chan Y T, Gadbois L G. Identification of the modulation type of a signals[J]. Signal Processing, 1989, 16(3):149-154.
- [5] Platt J, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Large margin DAG's for multiclass classification[C]. //Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: USA: MIT Press, 2000: 547-553.

编辑 刘文珍

## 《中国电子科技》(英文版)征稿启事

《Journal of Electronic Science and Technology of China》(以下简称: JESTC, 中译刊名《中国电子科技》, 刊号: CN51 - 1658/TN)于2003年底创刊, 是教育部主管, 电子科技大学主办, 反映我国电子领域科研成果的学术类季刊, 主要面向海外发行。

JESTC所刊载的文章包括通信系统与网络、信号处理、信息与图像处理、电路与系统、微电子学、电子元件与材料、计算机科学、微波技术、物理电子学、光电子学、自动化控制、电子政务与电子商务、以及新兴电子技术应用等专业。

JESTC本着繁荣海内外电子领域学术交流的宗旨, 立足于为国内外大学和研究机构的科技工作者提供展现最新科技成果的精品平台, 力争在短期内办成被国内外知名数据库收录的精品期刊。目前, 本刊已被英国IEE INSPEC、万方数据、中国学术期刊光盘版、维普网等知名数据库全文收录。

为吸纳优秀稿件, 本刊对具有较高学术水平的投稿, 实行版面费减、免优惠。热忱欢迎高校师生和科技工作者投稿, 为繁荣国际学术交流做出积极贡献。

通信地址: 成都市建设北路二段四号

邮 编: 610054

电 话: 028-83201443 83202308

E-mail: journal@uestc.edu.cn

http://www.xb.uestc.edu.cn