

衰落信道下基于支持向量机的调制识别方法

龚晓洁¹ 朱琦^{1,2}

(1. 南京邮电大学江苏省无线通信重点实验室, 江苏 南京 210003;

2. 东南大学移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘要: 本文以四阶累积量为特征参数, 采用支持向量机(SVM)将分类特征值映射到高维空间中, 并构建最优分类超平面, 实现对QPSK、16QAM、64QAM和OFDM四种信号的自动调制识别。分析了AWGN信道、Rayleigh衰落信道和Nakagami衰落信道对四阶累积量的影响, 推导并给出了经过衰落信道后四阶累积量的表达式。基于支持向量机的调制识别方法解决了特征样本在低维空间的不可分问题, 仿真结果表明, 在SNR低于10dB时, 该方法的性能明显优于决策树方法, 信噪比大于等于0dB时, 各种信号的调制识别率在90%以上。

关键词: 调制识别; 特征提取; 高阶累积量; 支持向量机

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2010)08-1234-06

Modulation Recognition Based on SVM In Fading Channels

GONG Xiao-jie¹ ZHU Qi^{1,2}

(1. Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communications, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In this paper the method of recognizing signals modulated by QPSK, 16QAM, 64QAM and OFDM is presented based on the support vector machine(SVM) algorithm with the characteristic parameter of fourth order cumulants. SVM maps the feature values of classification into high dimension space, in which the optimal separating hyperplane is constructed to realize the separation of the signals with targeted modulation method. The influence of AWGN channel, Rayleigh and Nakagami fading channels on the characteristic parameter is analyzed respectively, and the explicit expression of the characteristic parameter is further derived. The recognition method based on SVM can resolve the non-separable problem in low dimension space. The simulation results show that the performance of the SVM-based method is much better than that of the decision tree method when SNR is lower than 10dB. With SNR larger than 0db, the successful recognition rates of the four types of signals are all above 90%.

Key words: modulation recognition; feature extraction; high order cumulants; support vector machines(SVM)

1 引言

通信技术的发展使无线通信环境更加复杂, 通信信号在很宽的频带上采用了多种调制方式, 同时这些信号的调制参数也不完全相同, 对未知信号调制方式的识别可提供信号的结构, 特性等有用信息, 为信号的接收解调提供了前提条件。调制识别在频谱管理, 频谱监测等方面也有各种应用。此外, 调制识别还能用于认知无线电系统中, 以识别和避免噪声干扰。另一方面, 随着通信业务的快速发展, 如何充分利用无线带

宽资源也是人们关注的一个问题, 16QAM等高阶调制信号以及多载波调制信号OFDM被广泛利用于现在的无线通信系统中。因此, 正确识别OFDM, 16QAM等信号有着越来越大的重要性。

总的来说, 自动调制识别的方法主要有决策树和模式识别。决策树方法是依据不同调制信号特征值的不同, 把从接收信号中提取出来的特征值和门限值相比较, 逐级地判断出它的调制方式。例如, 参考文献[1]就是用瞬时幅度, 频率和相位构造了一系列的特征值用于识别; 参考文献[2]以小波变化和统计参数作为

收稿日期: 2009年11月18日; 修回日期: 2010年3月14日

基金项目: 国家自然科学基金(60772062), 国家重点基础研究发展计划资助(2007CB310607), 国家科技重大专项(2009ZX03003-002), 东南大学移动通信国家重点实验室开放研究基金资助课题(N200813)

特征值进行识别。模式识别方法有神经网络,聚类,支持向量机(SVM)等。参考文献[3]就是用神经网络实现的;而参考文献[4]则是用了聚类的方法。参考文献[5-6]用的是 SVM 作为自动调制识别的工具。以往的基于 SVM 的自动调制识别文章中大都只考虑了高斯白噪声(AWGN)信道,极少考虑衰落或者是多径信道。

本文给出了 QPSK、16QAM、64QAM 和 OFDM 信号的四阶累积量提取方法,分析了 AWGN、Rayleigh 衰落信道和 Nakagami 衰落信道对四阶累积量的影响,推导并给出了经过衰落信道后四阶累积量的表达式,基于支持向量机(SVM)方法,以四阶累积量为特征参数,给出了以上四种信号的识别方法。仿真结果表明:信噪比大于等于 5dB 时,各种信号的调制识别率都在 98% 以上。

本文的第二部分介绍了支持向量机方法,第三部分提取并分析了衰落信道下 4 种信号的四阶累积量,第四部分给出了基于支持向量机的调制信号识别方法,第五部分给出了仿真结果。

2 支持向量机(SVM)^[7]

当我们采集到数据,但是缺乏理论模型的时候,统计是经常使用的分析手段。传统的统计学研究的是采样点数趋于无穷时的特性。但在实际应用中,采样点数趋于无穷往往不能满足。1970 年, Vapnik 等人在统计学习理论上提出了一种新的方法—SVM。SVM 方法是从线性可分情况下的最优分类超平面提出的,它首先通过核函数定义的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。

考虑线性可分的分类问题。设训练集为 $T = \{(t_1, l_1), (t_2, l_2), \dots, (t_n, l_n)\}$, 其中 $t_i \in R^d, l_i \in \{+1, -1\}, i = 1, 2, \dots, n$ 。问题线性可分表明,存在超平面 $(w * t) + b = 0$, 使得训练点中的正类输入和负类输入分别位于该超平面的两侧。如果训练集被这个超平面完全正确地分开,则:

$$l_i [(w \cdot t_i) + b] \geq 1 \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

因为超平面 $(w * t) + b = 0$ 的几何间隔为 $2 / \|w\|$, 在满足式(1)的情况下,并结合最大间隔原则,使 $\phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2$ 最小的超平面就是最优分类面。两类样本中那些离分类面最近,且平行于最优分类超平面的训练样本,叫做支持向量。当训练样本不是完全线性可分的时候,我们可以引入松弛变量 $\xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n$, 则约束式(1)变化为:

$$l_i [(w \cdot t_i) + b] \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

此时,目标函数也转变为:

$$\min \phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (3)$$

其中, $C > 0$ 是自定义的惩罚参数。

求解(3)式的二次优化问题,得到最优解为 w^* 和 b^* , 则决策函数为:

$$f(t) = \text{sgn}(w^* \cdot t + b^*) \quad (4)$$

3 衰落信道下高阶累积量的提取与分析

高阶累积量有很好的抗噪声性能,在信号处理中被广泛地应用。对于典型的通信系统,接收信号可以表示为:

$$y(n) = \sum_k h(k)x(n-k) + g(n) = \widetilde{y(n)} + g(n) \quad (5)$$

其中, $h(k)$ 为信道的冲激响应(为了统一表示,假设 AWGN 时,当且仅当 $k=0$ 时, $h(k)=1$, 其余等于 0), $x(n)$ 为发送信号序列, $g(n)$ 为均值为 0, 方差为 σ_g^2 的高斯白噪声序列, $y(n)$ 为接收信号序列。

平稳随机复信号 X 的累积量定义为^[8]:

$$C_{21} = \text{Cum}(X, X^*) = M_{21} \quad (6)$$

$$C_{42} = \text{Cum}(X, X, X^*, X^*) = M_{42} - |M_{20}|^2 - 2(M_{21})^2 \quad (7)$$

M_{pq} 是复信号 X 的平均矩, 定义为: $M_{pq} = E[X^{p-q} X^{*q}]$, 其中 X^* 为 X 的共轭信号。

因为发送信号和高斯白噪声是相互独立的,并且高斯信号二阶以上的累积量为 0, 所以接收信号二阶以上的累积量不受高斯白噪声的影响。因此:

$$C_{21} = \text{Cum}(y, y^*) = \text{Cum}(\widetilde{y} + g, (\widetilde{y} + g)^*) = M_{21, \widetilde{y}} + \sigma_g^2 \quad (8)$$

$$C_{42} = \text{Cum}(y, y, y^*, y^*) = C_{42, \widetilde{y}} \quad (9)$$

当信号分别为 QPSK、16QAM、64QAM 和 OFDM 时,并将所有信号的功率进行归一化,它们的二阶矩和四阶矩的理论值如表 1 所示,它们的二阶和四阶累积量的理论值分别如表 2 所示。

表 1 各种调制信号的二阶矩和四阶矩

	M_{20}	M_{21}	M_{42}
QPSK	0	1	1
16QAM	0	1	1.32
64QAM	0	1	1.381
OFDM	0	1	2

表2 各种调制信号的特征值

	C_{2l}	C_{42}
QPSK	1	-1
16QAM	1	-0.68
64QAM	1	-0.619
OFDM	1	0

如果调制信号受到高斯白噪声的污染,根据式(9)和式(10)可知,接收信号的二阶累积量要在表2的理论值基础上加上 σ_g^2 ,而四阶累积量与表2的理论值相同。

a) Rayleigh 衰落信道

这里我们分析 Rayleigh 信道对二阶和四阶累积量的影响,设 Rayleigh 信道衰落因子 $k(n) = k_s(n) + jk_c(n)$,则 $k_s(n)$ 和 $k_c(n)$ 相互独立,并同时服从均值为0,方差为 σ_k^2 的正态分布。 $k(n)$ 的矩具有以下特点:

$$E(|k(n)|^t) = (2\sigma_k^2)^{\frac{t}{2}} \Gamma\left(\frac{1}{2}(2+t)\right) \quad t \geq 0 \quad (10)$$

$$E(k^t(n)) = 0 \quad t \geq 0 \quad (11)$$

当发送信号为 $s(n)$ 时,接收信号可以表示为 $y(n) = k(n)s(n) + g(n)$,它的二阶和四阶累积量的应为:

$$\begin{aligned} C_{21} &= M_{21} = E[y(n) \times y^*(n)] \\ &= E(|k(n)|^2 |s(n)|^2) + E[k(n)s(n)g^*(n)] + \\ &\quad E[k^*(n)s^*(n)g(n)] + E[g(n)g^*(n)] \\ &= 2\sigma_k^2 M_{21,s} + \sigma_g^2 \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} C_{42} &= M_{42,y} - |M_{20,y}|^2 - 2(M_{21,y})^2 \\ &= E[y^2(n) \times (y^*(n))^2] - |E[y(n) \times y(n)]|^2 - \\ &\quad 2(E[y(n) \times y^*(n)])^2 \\ &= E(|s(n)|^4 \times |k(n)|^4) + \sigma_g^4 + 4E[|k(n)|^2 \\ &\quad |s(n)|^2 |g(n)|^2] - |E(g^2(n))|^2 - \\ &\quad 2(E(|s(n)|^2 \times |k(n)|^2) + \sigma_g^2)^2 \\ &= 8\sigma_k^4 M_{42,s} - 8\sigma_k^4 M_{21,s}^2 \end{aligned} \quad (13)$$

例如当 $\sigma_k^2 = 0.5$ 时,各种调制方式(依次为 QPSK, 16QAM, 64QAM, OFDM)的特征值 C_{42} 分别为:0, 0.64, 0.762, 2, 而二阶累积量的值均为 $1 + \sigma_g^2$ 。

从式(13)和(14)可以看出:信号的二阶累积量会受到信道衰落因子方差的影响,它的值也会随着噪声能量的变化而发生变化;而四阶累积量受信道衰落因子方差平方的影响,但是它的值不受高斯噪声的影响。另外,因为各信号的四阶矩总是大于等于1的,所以经过瑞利衰落信道之后,它们四阶累积量的理论值总是会大于等于0。

b) Nakagami-m 衰落信道

下面我们分析 Nakagami-m 信道对二阶和四阶累积量的影响,Nakagami-m 信道的概率密度函数为^[9]:

$$f_R(r) = \frac{2m^m r^{2m-1}}{\Gamma(m)\Omega^m} e^{-(m/\Omega)r^2} \quad r \geq 0, m \geq 0.5, \Omega \geq 0 \quad (14)$$

$$\text{式(14)中, } \Omega = E(R^2) = R^2, m = \frac{(R^2)^2}{(R^2 - R^2)^2} \geq 1/2,$$

它控制着幅度衰落的情况。当 $V_i (i=1, \dots, n)$ 为均值为0,方差为 σ_v^2 的独立同分布的高斯随机变量,则变量 $R = \sqrt{V_1^2 + V_2^2 + \dots + V_n^2}$ 服从 $m = n/2$ 的 Nakagami-m 分布,二阶矩 $\Omega = 2m\sigma_v^2$ 。

因为变量 R^2/σ_v^2 服从自由度为 n 的卡方分布,所以:

$$E(R^2) = \Omega \quad (15)$$

$$E(R^4) = (n^2 + 2n)\sigma_v^4 = \frac{m+1}{m}\Omega^2 \quad (16)$$

$$\begin{aligned} C_{42} &= M_{42,y} - |M_{20,y}|^2 - 2(M_{21,y})^2 \\ &= E[y^2(n) \times (y^*(n))^2] - |E[y(n) \times y(n)]|^2 - \\ &\quad 2(E[y(n) \times y^*(n)])^2 \\ &= \frac{m+1}{m}\Omega^2 M_{42,s} - 2\Omega^2 M_{21,s}^2 \end{aligned} \quad (17)$$

所以,对于参数为 m 和 Ω 的 Nakagami-m 衰落信道,这四种信号特征值的值分别为: $\frac{m+1}{m}\Omega^2 - 2\Omega^2, 1.32 \frac{m+1}{m}\Omega^2 - 2\Omega^2, 1.381 \frac{m+1}{m}\Omega^2 - 2\Omega^2, 2 \frac{m+1}{m}\Omega^2 - 2\Omega^2$ 。

经过 Nakagami-m 信道之后,各信号的二阶和四阶累积量的值会受到信道两个参数的影响。与瑞利衰落信道不同的是,Nakagami-m 信道的 m 参数的取值决定了四阶累积量的正负取值。

综上所述,无论是 AWGN 信道,还是 Rayleigh 衰落信道或 Nakagami-m 衰落信道,虽然四阶累积量的不一样,但是四种调制信号的大小关系不变,按从大到小的排列都是 OFDM、64QAM、16QAM 和 QPSK,并且对噪声不敏感。

4 基于支持向量机(SVM)的调制信号识别方法

当需要识别多类问题时,就需要把两类问题进行推广,常用的方法有一对余类和一对一类两种。所谓一对一类就是每次只取其中的两类样本点作为一个训练集,然后判断输入数据属于其中的哪一类,就给这一类投一票,直到所有的训练集可能性都讨论完为止。最后,得票数最多的那类就是我们判定输入所属的类别。另外一种方法是一对余类,这种方法可以先把其中一类看为正类,其余的全看成负类,然后再类似把另一类作为正类,把其余剩下的信号作为负类,依此类推,直至所有的信号都能和剩余信号区分开。本文采

用的是一对余类的方法,以四阶累积量作为识别特征值,即输入 t 就是 C_{42} ,研究对 QPSK,16QAM,64QAM 和 OFDM 四种信号的分类。在训练时,可以先将 QPSK 看为正类,把其它三种信号看成负类,构造决策函数 $f^1 = \text{sgn}(g^1(t))$ 把 QPSK 与其他信号区分,类似地还要构造能够把 16QAM,64QAM 和 OFDM 分出来的决策函数 $f^2 = \text{sgn}(g^2(t))$, $f^3 = \text{sgn}(g^3(t))$ 和 $f^4 = \text{sgn}(g^4(t))$ 。在测试时,对于一个未知的接收信号,首先提取它的四阶累积量值作为 SVM 的输入,如果三个决策函数的结果为负,只有一个决策函数的结果为正,那么就判定这个输入属于结果为正的这个类。然而因为决策函数总是有误差,可能会出现图 1 的情况,比如对于有些输入 t ,决策函数 f^1 和 f^2 都为正,就无法判断它是 QPSK 信号还是 16QAM 信号。处理这种情况的一个最简单的方法就是,判定输入 t 属于 $g^1(t)$ 、 $g^2(t)$ 、 $g^3(t)$ 和 $g^4(t)$ 四者中取值最大者所对应的那一类。

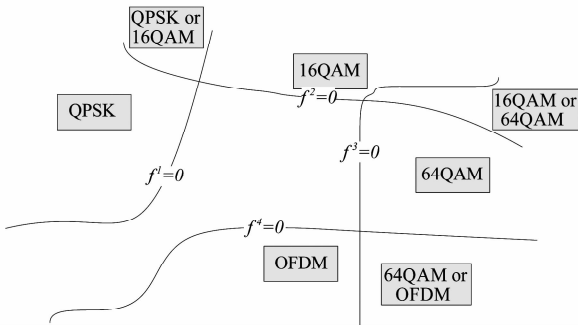


图 1 分类过程中可能出现的情况

对本文中四种调制信号的分类实际上包含了两个两类分类机,对于每一个两类分类机,就是要解(3)式的优化问题。对此,我们采用拉格朗日方法进行求解,引入拉格朗日函数:

$$L(w, b, \xi, \alpha, \gamma) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i (l_i (w \cdot t_i + b) - 1 + \xi_i) - \sum_{i=1}^n \gamma_i \xi_i \quad (18)$$

其中, α_i 和 γ_i 是拉格朗日乘子, n 为训练样本的长度,而输入 t 在本文中就是 C_{42} 。

将(18)式关于 b, w, ξ 求极小,可以得到: $\sum_{i=1}^n \alpha_i l_i = 0, w = \sum_{i=1}^n \alpha_i l_i t_i, C - \alpha_i - \gamma_i = 0$,把它们代入(18)式,对 α 求极大,可以得到(3)式的对偶问题为:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n l_i l_j \alpha_i \alpha_j (t_i \cdot t_j) + \sum_{j=1}^n \alpha_j \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n l_i \alpha_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (19)$$

当选择满足 Mercer 条件的函数 $K(t, t')$ 作为核函数时,(19)式中的 (t_i, t_j) 应转变为 $K(t_i, t_j)$,求解(19)式可以得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_n^*)^T$ 。从而, $w^* = \sum_{i=1}^n l_i \alpha_i^* t_i$;选择 α^* 的一个正分量 $0 < \alpha_j^* < C$,并据此计算 $b^* = l_j - \sum_{i=1}^n l_i \alpha_i^* K(t_i \cdot t_j)$ 。此时,决策函数就应该为 $f(t) = \text{sgn}(w^* \cdot t + b^*) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n l_i \alpha_i^* K(t_i \cdot t) + b^*)$ 。

5 仿真结果与分析

以 C_{42} 为特征值,分别在 AWGN 信道、Raileigh 信道以及 Nakagami-m 信道下,对 QPSK、16QAM、64QAM 和 OFDM 这四种常用通信信号进行识别。仿真参数设定如下:OFDM 信号有 128 个子载波,循环前缀的长度为 32,每个子载波上采用的调制方式是 64QAM;假设 Raileigh 信道的 σ_k^2 为 0.5, Nakagami-m 信道的参数 m 为 2, Ω 为 1。

若用决策树的方法进行调制信号的识别,需要设定三个门限值 th_1, th_2 和 th_3 作为区分每类信号的依据。在不同的信道下,应选择不同的值。根据前面对四阶累积量的分析,本文对不同的信道取不同的门限值,取值如表 3 所示。

表 3 不同信道下的门限值

	th_1	th_2	th_3
AWGN	-0.8	-0.64	-0.4
Rayleigh	0.3	0.7	1.5
Nakagami-m	-0.3	0	1

注: th_1 为区分 QPSK 和 16QAM 的门限值, th_2 为区分 16QAM 和 64QAM 的门限值, th_3 为区分 64QAM 和 OFDM 的门限值。

将不同调制信号在信噪比为 -5dB, 0dB, 5dB, 10dB, 15dB, 20dB 下分别各实验 100 次,可得信号的平均识别率,见图 2 所示:

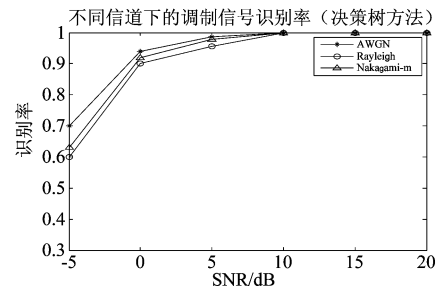


图 2 不同信道下平均识别率(决策树方法)

若基于 SVM 进行调制识别,选取 Gauss 径向基核 $K(t, t') = \exp(-\frac{\|t-t'\|^2}{\sigma^2})$ 为核函数。信噪比从 -5dB 到 20dB,每个信噪比下取 100 个特征值作为训练样本,并

另外提取 100 个特征值作为测试样本,可以得到不同信道下的识别率,性能如表 4、表 5 和表 6 所示。由于 QPSK、16QAM、64QAM 和 OFDM 这四种信号中,16QAM

和 64QAM 的特征值比较接近,所以在信噪比较低时,这两种信号互相识别错的概率比其它两种信号的大,识别概率也相对较低。

表 4 高斯信道下的识别率 ($\sigma^2=0.25$)

	-5dB	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB
QPSK	93%	100%	100%	100%	100%	100%
16QAM	70%	98%	100%	100%	100%	100%
64QAM	67%	97%	100%	100%	100%	100%
OFDM	90%	100%	100%	100%	100%	100%
平均识别率	80%	98.75%	100%	100%	100%	100%

表 5 Rayleigh 衰落信道下的识别率 ($\sigma^2=0.25, \sigma_i^2=0.5$)

	-5dB	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB
QPSK	90%	100%	100%	100%	100%	100%
16QAM	55%	94%	100%	100%	100%	100%
64QAM	50%	93%	100%	100%	100%	100%
OFDM	89%	100%	100%	100%	100%	100%
平均识别率	71%	96.75%	100%	100%	100%	100%

表 6 Nakagami-m 衰落信道下的识别率 ($\sigma^2=0.25, m=2, \Omega=1$)

	-5dB	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB
QPSK	91%	100%	100%	100%	100%	100%
16QAM	63%	96%	100%	100%	100%	100%
64QAM	56%	94%	100%	100%	100%	100%
OFDM	90%	100%	100%	100%	100%	100%
平均识别率	75%	97.5%	100%	100%	100%	100%

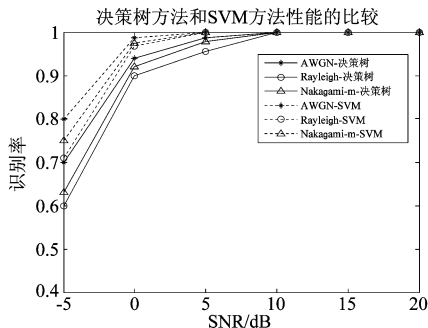


图 3 决策树方法和 SVM 方法性能的比较

当训练样本长度以及测试样本长度都为 100 时,图 3 对决策树方法的性能和用 SVM 方法的性能进行了比较,可以看出无论在何种信道下,SVM 方法的性能都优于决策树的性能,当信噪比大于等于 0dB 时,采用 SVM 方法的平均识别率都能达到 95% 以上,并且基于 SVM 方法不需要事先知道信道的特性以确定门限值,不受信道类型的影响。

若在每个信噪比下分别取 50 和 150 个特征值作为训练样本,并另外分别提取 100 和 200 个作为测试样本,得到信噪比为 0dB 时,不同信道下的识别率,如表 7、表 8 所示。

表 7 训练样本长度为 50,测试样本长度为 100 时的识别率 ($\sigma^2=0.25$)

	QPSK	16QAM	64QAM	OFDM	平均识别率
AWGN	100%	95%	95%	100%	97.5%
Rayleigh	98%	90%	90%	99%	94.25%
Nakagami-m	99%	93%	91%	100%	95.75%

表 8 训练样本长度为 150,测试样本长度为 200 时的识别率 ($\sigma^2=0.25$)

	QPSK	16QAM	64QAM	OFDM	平均识别率
AWGN	100%	98.5%	98%	100%	99.125%
Rayleigh	100%	94%	93.5%	100%	96.875%
Nakagami-m	100%	96.5%	94.5%	100%	97.75%

将表7,8与表4,5,6进行比较,可以观察到随着训练样本的增加,识别的性能也有所增加,但是随着训练样本长度的增加,训练时的复杂度也将有所增加。

相对决策树方法,SVM性能的提升是以计算复杂度的增加为代价的。对于决策树方法,在门限值确定之后,对于长度为 L 的测试样本而言,复杂度应为 $O(L)$;对于SVM算法,本文采用一对余类的方法将两类分类问题推广至多类分类问题,并且特征值的维数为1,所以在SVM方法中,当训练样本的长度为 n ,测试样本的长度为 L 时,训练的复杂度为 $O(n^2)$,测试的复杂度为 $O(\sum_{i=1}^p N_{sp,i}L + L)$,其中, p 为两类分类机的个数,这里, $p=4$; $N_{sp,i}$ 为第 i 个两类分类机中支持向量的个数。

6 结束语

本文分析了AWGN、Rayleigh衰落信道和Nakagami衰落信道对四阶累积量的影响,推导并给出了经过衰落信道后四阶累积量的表达式,基于支持向量机(SVM)方法,以四阶累积量为特征参数,给出了QPSK、16QAM、64QAM和OFDM四种信号的识别方法并进行了仿真,给出了四种调制信号在三种信道下的识别率。

参考文献

- [1] E. E. Azzouz, A. K. Nandi. Automatic identification of digital modulation types [J]. Signal Processing, 1995, 47(1):55-69.
- [2] P. Prakasam, M. Madheswaran. Digital modulation identification model using wavelet transform and statistical parameters [J]. Journal of Computer Systems, Networks, and Communications, January 2008:1-8.
- [3] M. L. D. Wong, A. K. Nandi. Automatic digital modulation recognition using artificial neural network and genetic algorithm [J]. Signal Processing, 2004, 84(2):351-365.
- [4] Negar Ahmadi, Reza Berangi. Modulation classification of QAM and PSK from their constellation using genetic algorithm and hierarchical clustering [C]. Information and Communication Technologies: From theory to applications, April 2008:1-5.
- [5] Cheol-Sun Park, Jun-Ho Choi, Sun-Phil Nah, Won Jang, Dae Young Kim. Automatic modulation recognition of digital signals using wavelet features and SVM [C]. Advanced Communication Technology, Feb. 2008, 1:387-390.
- [6] David Boute, Balu Santhanam. A feature weighted hybrid ICA-SVM approach to automatic modulation recognition [C]. DSP/SPE, Jan. 2009,399-403.
- [7] Vapnik V. 统计学习理论的本质 [M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [8] Yang Shaoquan, Chen Weidong. Classification of MPSK signals using cumulant invariants [J]. Journal of Electronics, 2002, 19(1):99-103.
- [9] Norman C. Beaulieu, Christine Cheng. Efficient Nakagami-m fading channel simulation [J]. IEEE transaction on vehicular technology, 2005, 54(2):413-424.

作者简介



龚晓洁(1986-),女,江苏丹阳人。南京邮电大学2008级硕士生。主要研究方向:移动通信与无线技术。
E-mail:shellygxj@gmail.com



朱琦(1965-),女,江苏苏州人。南京邮电大学硕士研究生,教授。主要研究方向:无线通信中的调制技术、编码技术、MIMO技术和资源动态分配等。
E-mail:zhuqi@njupt.edu.cn