

基于 SVM 算法的短波通信协议识别技术

聂东举¹, 叶进², 闫坤¹, 车俐¹

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西 桂林 541004;

2. 广西大学计算机与电子信息学院, 广西 南宁 530004)

摘要: 受时变色散信道及多径效应的影响, 短波通信协议的识别存在截获信号质量差、单一特征识别准确率低等问题。提出了协议特征向量和自熵, 设计了一种具有自适应学习能力的协议识别模型和相应的识别算法, 最后给出了参数寻优结果以及识别准确率分析。本文的工作为短波通信协议识别技术的应用提供了重要参考。

关键词: 短波通信; 协议识别; 支持向量机

中图分类号: TN 915.04

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.06.30

Recognition technology for high frequency communication protocol based on SVM algorithm

Nie Dong-ju¹, YE Jin², YAN Kun¹, CHE Li¹

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: Because of time-varying dispersion and multi-path propagation, the acquired signal for high frequency (HF) communication is inferior. Thus the protocol features for HF communication standards are hard to obtain. A novel protocol model for HF communication is proposed by employing protocol feature vector and defining self-entropy. An adaptive recognition algorithm is proposed thereupon. Simulation results, like the parameter optimization results and the recognition accuracies, are demonstrated. It is shown that the proposed method can be adopted in other peer works as well.

Keywords: shortwave communication; protocol recognition; support vector machine (SVM)

0 引言

协议识别技术在信息对抗中具有非常重要的作用,它是进一步对信号解码的基础,是通信对抗从信号层对抗向信号层和信息层对抗相结合以信息对抗为主的方向转型的关键一步。由于短波通信具有较强的抗毁性,危急情况下甚至是唯一的通信保障手段。因此,针对短波通信协议的识别技术具有非常重要的军事意义。

现有的协议识别技术主要应用在有线通信中,有基于端口的、基于静态特征匹配的、基于行为特征的、基于流量特征的、基于多模式匹配的以及利用统计特征识别应用层协议的识别方法等^[1-3]。从公开的资料来看,目前国内外对于无线电通信协议的识别研究相对较少,且绝大多数只在信号层面上检测短波信号的一些参数或者只针对协议中的某一个特征,如基于二阶循环统计量的调制方式识别、基于

特征提取的分级调制识别、基于 Walsh-Hadamard 变换的卷积码盲识别以及利用线性分类器识别调制方式等^[4-7]。比特流分析方面,技术相对成熟,国外已经出现了一批比特流分析软件,如罗德与施瓦茨公司的 R&S CA250,它可以辅助技术人员进行协议的编码分析^[8]。目前,尚无专门针对短波通信协议的识别方法,尤其是本文提出的从协议层面上来分析和识别短波协议的方法,它与传统的在信号层面上分析短波信号有根本区别。本文在大量分析现有的短波通信协议的基础上,提出了一种具有参数不确定性特点的短波通信协议识别模型以及基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 的识别算法。

1 短波通信协议识别模型

为了研究和描述方便,将各协议中属于同一范畴的特征统一起来,定义为属性,如波特率属性、频移属性、调制属性等。将属性中包含的具体内容定义为元素,例如,在波特

率属性中的元素有 1、10、50、100、300 等,它表示具体的波特率数值;在调制属性中的元素有调幅(amplitude modulation, AM)、频移键控(frequency shift keying, FSK)、相移键控(phase shift keying, PSK)、多相位调制(multi phase shift keying, MFSK)等。

1.1 以协议特征向量来描述协议

在对短波通信协议进行全面地分析后,这里认为短波通信协议主要由频率、调制方式、编码、工作方式这四大基本要素构成。因此,本文也将从这 4 个方面来划分协议的属性^[9]。

(1) 频率:主要反映了协议与频率有关的特征。对应有关频移属性、带宽属性、中心频率属性、波特率属性、Tone Space 属性、Frame/Tone Duration 属性等。

(2) 调制方式:主要反映了协议采用的制式。对应有关调制方式属性、单/音属性等。

(3) 编码:主要反映了协议与编码有关的特征。对应有关编码方式属性、纠错属性、交织属性、FEC 属性、帧长属性、Codeword 属性、Preamble 属性等。

(4) 工作方式:主要反映了协议采用的工作方式。对应有关同步属性、单/双工属性、起止位属性、自动重传请求(automatic repeat request, ARQ)属性。

这里定义协议特征向量为: $T = [同步属性; 单多音属性; 调制属性; 单/双工属性; 编码方式属性; 波特率属性; 频移属性; \dots]$ 。

进一步地,协议特征向量可以扩展为 $T = [同步方式 1, 同步方式 2, 同步方式 3, \dots; 单音, 双音, 四音, 十二音, \dots; AM, FSK, PSK, MFSK, \dots; 单工, 半双工, 双工; ITA 2, ITA 3, ITA 5, \dots; 1, 10, 50, 100, \dots; 170, 300, 1\ 000, \dots; \dots]$ 。需要注意的是,协议特征向量 T 和第 1.3 节中的协议特征值向量 P 是不同的。

1.2 以自熵来表征元素的平均不确定性

熵指的是体系的混乱程度。在信息论中可以理解为信源的平均不确定度。自信息量只能反映单个消息的不确定性,而信息熵则可以用来度量消息集合的不确定性^[10]。在本文中,这里将提取到的协议特征参量抽象为离散无记忆信源,从而引入信源熵作为各属性的基础熵。为了标识特征值本身的可信度及其在识别过程中计算结果的可信度,这里定义了“自熵”,记为 $S(t_{i,j})$ 。它描述的是某元素在其属性范围内的信息量,其值为基础熵与该元素自信息量之和,并且在其属性范围内出现次数越少的元素(特征)其自熵值越大。其定义如下:

$$S(t_{i,j}) = H(t_i) + I(t_{i,j}) \quad (1)$$

即

$$S(t_{i,j}) = - \left[\sum_{j=1}^n P(t_{i,j}) \log_2 P(t_{i,j}) + \log_2 P(t_{i,j}) \right] \quad (2)$$

式中, $P(t_{i,j})$ 表示元素 $t_{i,j}$ 的有效百分比; $I(t_{i,j})$ 表示元素 $t_{i,j}$ 的自信息量; $H(t_i)$ 表示 i 属性的基础熵。

1.3 协议特征值向量生成算法

表 1 是协议元素对照表,该算法就是将协议特征向量 T 与相应元素的熵值结合,生成含熵值的协议特征值向量 P 。

表 1 协议元素对照表(示例)

属性	元素 $t_{i,j}$	序号 n	自熵 $S_{i,j}$	基础熵 S_i
同步属性	交互式	1	17.295 69	0.035 905
	周期式	2	15.721 78	
	异步	3	18.285 69	
调制属性	FSK	4	0.676 422	
	FM	5	4.025 067	
	2ASK	6	4.817 424	
	8PSK	7	3.727 902	
波特率属性(Baud)	8.34	8	3.219 601 4	
	47.88	9	3.484 254 7	
	69.94	10	4.684 945 6	
	100.55	11	2.746 085 9	
	124.17	12	3.090 135 7	

根据表 1,设经过各识别器后生成的协议特征向量 $T = [t_{i,j}]$;其中 i 表示属性, j 表示元素; $i, j = 1, 2, \dots$,如 $t_{2,1}$ 表示第 2 种属性中的第 1 个元素,即 FSK。设熵值矩阵为

$$S[S_i, S_{i,j}] = \begin{pmatrix} S_1 & S_{1,1} & S_{1,2} & S_{1,3} & \dots & S_i & \dots \\ S_2 & S_{2,1} & S_{2,2} & S_{2,3} & \dots & S_{i,j} & \dots \end{pmatrix}^T$$

协议特征值向量 $P = [p_{i,j}]$,则有

$$t_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{协议不具备该特征} \\ 1, & \text{协议具备该特征} \end{cases} \quad (3)$$

$$p_{i,j} = e^{t_{i,j}} S[n][t_{i,j}] \quad (4)$$

根据式(4)便可建立从 T 和 S 到 P 的映射关系。

2 基于 SVM 的协议识别算法

SVM 是一种适用于小样本的最小化结构风险的线性分类器,适用于处理线性不可分的数据。线性分类器效果主要受惩罚变量(对应参数 c)和核函数(对应参数 g)的影响。

2.1 基于统计学习理论的 SVM^[11-12]

根据统计学习理论,真实风险包括经验风险和置信风险,即

$$R(w) \leq \text{Remp}(w) + \phi(n/h) \quad (5)$$

式中,经验风险 $\text{Remp}(w)$ 是指分类器在给定样本上的误差,是通过计算得出的;置信风险 $\phi(n/h)$ 是指对分类器分类结果的信任程度,是不可精确计算的,训练集越大,置信风险越小;VC 维越大,置信风险越大。所谓结构风险就是经验风险和置信风险的和。

SVM 用于分类时,利用核函数将原本线性不可分的数据映射到高维空间直至达到或接近线性可分状态;利用惩罚变量可以解决数据集偏斜问题,即给训练样本少的类别更大的 c ,表示仍重视这些样本。因此,核函数的选择很重要,而与核函数相关的参数(主要是 g)寻优则成为影响分类效果的关键因素。本文中,选用 RBF 核函数,其形式为

$$\text{sgn} \left[\sum_{k=1}^n \omega_k \exp \left(-\text{gamma} \| v_k - v \|^2 \right) \right] + b \quad (6)$$

式中, $b = -\text{model.rho}$,即偏置项; gamma 表示核函数的参数 g , $n = \text{model.total_SV}$,即支持向量的总数; $\omega_k = \text{model.SV_coef}(k)$,即支持向量的系数; $v_k = \text{model.SVS}$,即支持向

量； $v = \text{test_data}$ ，即待预测的样本（协议特征值向量 \mathbf{P} ）。

2.2 使用 Libsvm 进行分类^[13-14]

本文使用的是 Libsvm-Faruto 版^[15]，使用 Matlab(R2011b 版)进行实验。计算机平台 CPU：双核 T2330，1.6 GHz。

2.2.1 数据预处理

用于 SVM 的实验数据是由各协议特征值向量 \mathbf{P} 按行组成的矩阵。在使用 Libsvm 分类前，首先要对其进行归一化处理。原因是：在给各元素赋值的时候，各属性的基础熵不同，不同属性中的元素的自熵差别很大，为了取消各维数据间的数量级差别，避免大数据吞吃小数据而造成预测误差较大的情况。本文采用的是 $[0, 1]$ 归一化，表 2 对比了在遗传算法方式下 3 种归一化的分类准确率情况。

表 2 采用不同归一化方式的对比

项目	归一化方式		
	不进行归一化	$[-1, 1]$ 归一化	$[0, 1]$ 归一化
训练集分类	77.777 8%	81.642 5%	84.058%
准确率	(161/207)	(169/207)	(174/207)
测试集分类	67.058 8%	70.588 2%	74.670 6%
准确率	(57/85)	(60/85)	(65/85)
交叉验证	50.24%	57.48%	57.49%
准确率			

主成分分析 (principal component analysis, PCA) 是一种利用组合特征的方法将高维空间的数据投影到低维空间的线性变换。这与核函数将数据从低维映射到高维并不矛盾，它们目的不一样，具体采用的方法也不相同。核函数的映射是为了解决数据线性不可分的问题，而 PCA 是为了降低计算的复杂度，提高数据的有效性。本文采用了 PCA 降维处理，从 72 维降到了 23 维。

2.2.2 参数寻优

这里提取出 207×72 组数据作为训练集，即 207 个协议特征向量，每个向量包含 72 个元素，又选出其中的 85 组作为测试集，分别采用网格 (Grid)、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 方式进行参数寻优，其结果如图 1 和表 3 (5 次实验的平均值) 所示。

关于 SVM 参数寻优问题，国际上并没有公认统一的最佳方法，也就是说 SVM 的参数选择还只能是凭借经验、实验对比、大范围搜索或者利用 Libsvm 中的交叉检验功能进行寻优。本实验中采用的方法是：选取能够达到最高交叉验证分类准确率中参数 c 最小的那组 c 和 g 作为寻优结果，理由是：过高的 c 会导致过学习状态发生，即训练集分类准确率很高而测试集分类准确率很低^[16]。

表 3 3 种寻优方式对比

参数	方式		
	PSO	Grid	GA
训练集分类准确率/%	82.125 6	84.058	70.048 3
测试集分类准确率/%	72.941 2	74.670 6	67.058 8
CV 分类准确率/%	56.52	57.49	28.50
最佳 c 值	90.509 7	75.306 3	8.267 2
最佳 g 值	0.25	0.278 28	1.164 8
其他参数	c/g 步长: 0.5	CV 折数: 5	CV 折数: 5
耗时/s	605.496 186	564.176 589	790.397 747

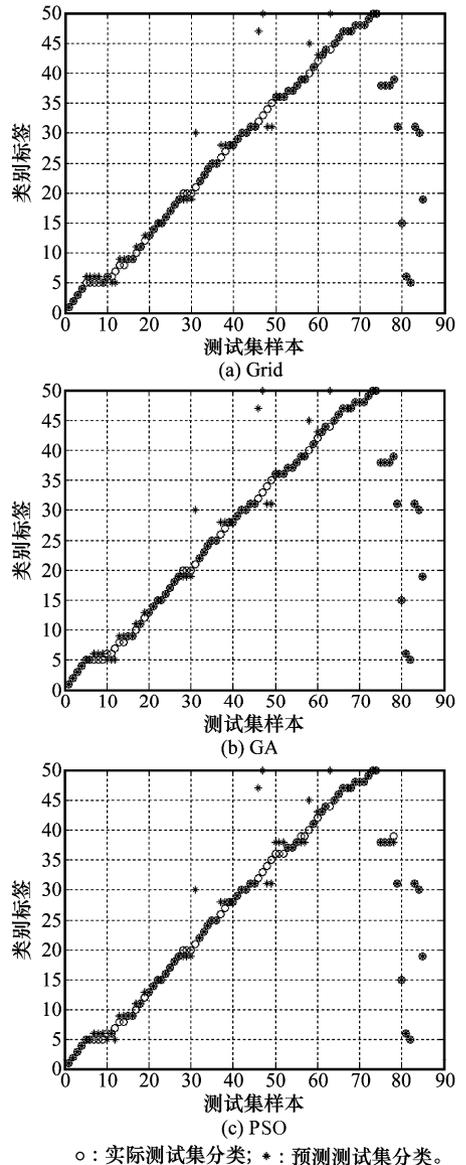


图 1 3 种寻优方式比较

由于 Grid 方式是按给定步长和范围遍历全局，其时间复杂度和空间复杂度均高于其他两种方式，但寻优结果相对稳定。考虑到工程实现的效果，这里倾向于后两种寻优方式。图 2 反映了 GA 方式和 PSO 方式的适应度曲线，显然，GA 方式的平均适应度无论从数值还是与最佳适应度的拟合质量来说都优于 PSO 方式，而且在实验中发现，PSO 方式寻优结果非常不稳定。

综上所述，在现有数据质量的条件下，GA 方式的训练集分类准确率、测试集准确率和交叉验证准确率均优于 Grid 方式和 PSO 方式，所以这里倾向于采用 GA 方式的寻优结果作为分类器的参数。

需要说明的是，此组测试结果会因为测试平台的不同而有所区别，甚至在同一平台上的测试结果也稍有不同 (尤其是计算时间，它与 CPU 的浮点计算能力和实时运行情况

密切相关)。因为这几种寻优算法本身也含有随机因素,这也是机器学习的特点之一。

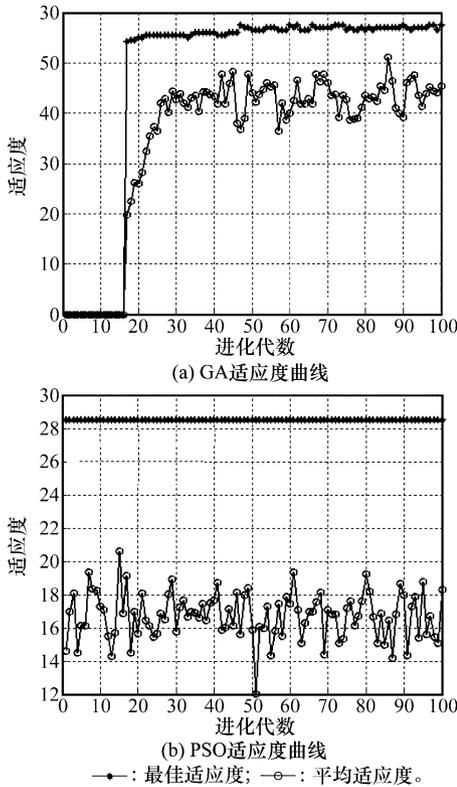


图 2 GA 和 PSO 方式下的适应度比较

3 识别误判率分析

识别准确率受协议特征向量的错误率和熵值的可靠性的影响。为描述方便,这里将识别结果的错误率称为误判率,记为 F ;将协议特征向量的错误率称为特征向量错误率,将自熵和基础熵的可靠程度称为熵值置信度,记为 λ 。熵值置信度是对基础熵和自熵信任程度的度量,其值可参考表 2 中测试集分类准确率。它们之间的关系表示如下:

$$F = h(\text{特征向量错误率}, 1 - \lambda) \quad (7)$$

显然,特征向量错误率和熵值置信度是相容且相互独立的。

3.1 协议特征向量错误率

在工程实现中,不同的属性对应应有相应的识别仪器,于是就存在仪器误差(它是仪器的固有属性,是一个常量,记为 E)。考虑短波信道的误码率对仪器判决结果的影响,有以下分析。

设 $P_0(x)$ 和 $P_1(x)$ 分别表示仪器判决为 0 和 1 的概率, $P(0|1)$ 和 $P(1|0)$ 分别表示仪器将 1 错判为 0 的概率和将 0 错判为 1 的概率。由于该过程是一个高斯过程^[10], 所以有

$$P_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma_n^2}\right] \quad (8)$$

$$P_1(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp\left[-\frac{(x-A)^2}{2\sigma_n^2}\right] \quad (9)$$

$$P(0|1) = \int_{-\infty}^h P_1(x) dx = 1 - \frac{1}{2} [1 - \operatorname{erf}\left(\frac{h-A}{\sqrt{2}\sigma_n}\right)] \quad (10)$$

$$P(1|0) = \int_h^{\infty} P_0(x) dx = \frac{1}{2} [1 - \operatorname{erf}\left(\frac{h}{\sqrt{2}\sigma_n}\right)] \quad (11)$$

式中, h 为判决门限; A 为振幅。

总错判率 P_{all} 是两种错误的统计平均, 即

$$P_{\text{all}} = P_1(x)P(0|1) + P_0(x)P(1|0) \quad (12)$$

令 $\frac{\partial P}{\partial h} = 0$ 可求出最佳门限值 h , 在后面的分析中, 默认 P_{all} 为取得最佳 h 值时的总错判率。

以上分析的是仅由信道误码率引起的仪器错判率, 设 $f(P_{\text{all}}, E)$ 为由信道误码率和仪器误差共同作用下的仪器错判率, 则 $f_i(P_{\text{all}}, E_i)$ 表示第 i 个属性对应的识别仪器的错判率。由于因变量 P_{all} 和 E_i 相容且独立, 那么根据概率加法公式^[17], 有

$$f_i(P_{\text{all}}, E_i) = P_{\text{all}} + E_i - P_{\text{all}}E_i \quad (13)$$

$f_i(P_{\text{all}}, E_i)$ 对协议特征向量造成的影响是使在某属性中元素值应是 0 的被错判成 1, 或者将 1 错判成 0, 这样的错误将直接影响协议特征向量生成算法的结果, 从而有可能造成协议误判。

3.2 协议误判率分析模型

利用全概率公式, 将复合事件的概率分解为简单事件概率之和^[17]。设有 q 组协议属性, 在协议识别过程中各属性出错的概率相等, 即 $\frac{1}{q}$ 。令 A 表示“输出的协议特征向量出错”事件, B_i 表示“第 i 个属性出错”事件, 则 $P(A|B_i)$ 表示第 i 个属性出错的概率, 即 $f_i(P, E_i)$, 于是有

$$P(A) = \sum_{i=1}^q P(B_i)P(A|B_i) \quad (14)$$

即

$$P(A) = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q f_i(P_{\text{all}}, E_i) \quad (15)$$

令 C 表示“由熵值带来的误差”事件, 则 $P(C) = 1 - \lambda$ 。由于事件 A 和 C 相容且独立, 根据概率加法公式, 有

$$F = P(A) + P(C) - P(A)P(C) \quad (16)$$

即

$$F = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q f_i(P_{\text{all}}, E_i) + 1 - \lambda - (1 - \lambda) \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q f_i(P_{\text{all}}, E_i) \quad (17)$$

将式(13)代入式(17)并化简, 得

$$F = \lambda \left[\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q (P_{\text{all}} + E_i - P_{\text{all}}E_i) - 1 \right] + 1 \quad (18)$$

为分析方便, 假设 $E_i = 1\%$, 则式(18)可化简为

$$F = 0.99\lambda(P_{\text{all}} - 1) + 1 \quad (19)$$

由于 P_{all} 的取值通常在 10^{-4} 数量级, 即 $P_{\text{all}} - 1 \approx -1$, 且

$\left| \frac{\partial F}{\partial P_{\text{all}}} \right| < \left| \frac{\partial F}{\partial \lambda} \right|$ 。因此, 影响识别错误率的主要因素是熵值置信度 λ , λ 越大, 识别准确率越高。所以, 系统优化的主要方向是如何提高 λ 。

4 结束语

本文的创新在于以协议特征向量来描述协议,以及引入熵的概念将协议的各项特征数值化。不同于其他的研究,这里从协议的角度(而非信号层面),将协议抽象成一个一维向量,从而有利于完整、全面地分析协议。短波通信协议有个特点:协议变种现象较为普遍,例如,改变波特率或者调制方式(甚至只改变进制数)等。变种协议间的区别往往只有1~2个特征,表面上看这不利于SVM分类,但由于引入了熵值使得这种变异的效果被放大,因此能够产生质量较高的支持向量,从而取得较好的分类效果。

短波协议识别是一个较新的领域,这里的工作只是做了一次有益的探索,仍然存在一些问题,比如,如何提高数据质量、如何设计更合适的分类器等。另外,能否利用学习矢量量化(learning vector quantization, LVQ)、自组织特征映射(self-organizing feature map, SOM)等神经网络来识别短波协议也是值得研究的问题。

参考文献:

- [1] Chen L, Gong J, Xu X. A survey of application-level protocol identification algorithm[J]. *Computer Science*, 2007, 34(7): 73 - 75. (陈亮, 龚俊, 徐选. 应用层协议识别算法综述[J]. 计算机科学, 2007, 34(7): 73 - 75.)
- [2] Sun Q D, Guo X J, Huang X B. Algorithm of network video stream recognition and classification based on multi-pattern matching[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(3): 759 - 762. (孙钦东, 郭晓军, 黄新波. 基于多模式匹配的网络视频流识别与分类算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(3): 759 - 762.)
- [3] Xu L, Zhao X, Zhao Q F, et al. Network application protocol identification based on statistical methods[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2009, 43(2): 43 - 47. (徐莉, 赵曦, 赵群飞, 等. 利用统计特征的网络应用协议识别方法[J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(2): 43 - 47.)
- [4] Yu N Y, Ma H G, Shi R, et al. Parameter estimation of BPSK via second-order cyclic statistics[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 2117 - 2121. (于宁宇, 马红光, 石荣, 等. 基于二阶循环统计量的BPSK参数估计[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 2117 - 2121.)
- [5] Zhou X, Wu Y. Signal modulation recognition based on KPCA and LDA[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(7): 1611 - 1616. (周欣, 吴瑛. 基于KPCA和LDA的信号调制识别[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(7): 1611 - 1616.)
- [6] Yu G. A research on HF modulated signal's recognition[J]. *China Radio*, 2008(7): 47 - 51. (于淦. 对短波信号调制方式识别方法的研究[J]. 中国无线电, 2008(7): 47 - 51.)
- [7] Liu J, Wang X J, Zhou X Y. Blind recognition of convolutional coding based on Walsh-Hadamard transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(4): 884 - 888. (刘健, 王晓君, 周希元. 基于Walsh-Hadamard变换的卷积码盲识别[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 884 - 888.)
- [8] Rohde-Schwarz China Ltd. R&S CA250Bittorrent analysis software[J]. *China Radio*, 2009(4): 69 - 70. (罗德与施瓦茨中国有限公司. R&S CA250比特流分析软件[J]. 中国无线电, 2009(4): 69 - 70.)
- [9] Wavecom Elektronik AG. Wavecom professional decoders v6.2[Z]. 2005: 2 - 300.
- [10] Fan C X. *Lectures on communication theory*[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008. (樊昌信. 通信原理教程[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2008.)
- [11] Faruto. MATLAB技术论坛电子期刊[EB/OL]. [2012-06-03]. www.matlabsky.com. (Faruto. MATLAB technology BBS electronic journals[EB/OL]. [2012-01-13]. http://www.matlabsky.com.)
- [12] Vapnik V N. *Statistical learning theory*[M]. New York: Wiley, 1998.
- [13] Chang C C, Linc C J. LIBSVM: a library for support vector machines[EB/OL]. [2011-05-03]. http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/libsvm.pdf.
- [14] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification[EB/OL]. [2011-04-20]. http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin.
- [15] Faruto. LIBSVM-faruto ultimate version; a toolbox with implementations for support vector machines based on libsvm[EB/OL]. [2012-02-03]. http://www.matlabsky.com.
- [16] Chinese MATLAB BBS. 30 Cases' analysis using MATLAB neural network[M]. Beijing: Beihang University Press, 2010. (MATLAB中文论坛. MATLAB神经网络30个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.)
- [17] Deng Y L. *Applied probability and its theoretical basis*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. (邓永录. 应用概率及其理论基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.)

作者简介:

聂东举(1988-),男,硕士研究生,主要研究方向为网络协议优化。
E-mail: dongshow33402@163.com

叶进(1970-),女,教授,博士,主要研究方向为网络协议优化。
E-mail: yejin@guet.edu.cn

闫坤(1983-),女,副教授,博士,主要研究方向为智能信息处理。
E-mail: yk5702@yahoo.com

车俐(1977-),女,高级实验师,硕士,主要研究方向为雷达信号处理和电子对抗。

E-mail: jlrql@163.com