

常用数字调制信号识别的一种新方法

吴月娴¹,葛临东¹,许志勇²

(1. 信息工程大学信息工程学院,河南郑州 450002; 2. 西南电子电信技术研究所,四川成都 610041)

摘 要: 通过分析数字调制信号及其非线性变换的功率谱,提出了两个新的调制特征参数,改进了两个相关特征的描述,设计了一种采用神经网络集成结构分类器的识别方案,实现了 AWGN 信道下常用数字调制信号的自动识别。仿真表明,谱形状特征参数具有很好的抗噪声能力,离散谱线特征参数对信号调制参数更加稳健性,神经网络集成分类器的识别性能显著优于单个网络分类器,SNR > 5dB 时该识别方法的总体识别率在 94% 以上。

关键词: 调制识别; 谱特征; 融合; 神经网络集成

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 04-0782-04

A Novel Identification Method for Commonly Used Digital Modulations

WU Yue-xian¹, GE Lin-dong¹, XU Zhi-yong²

(1. Institute of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China;

2. Research Institute of Electronic and Telecommunication Technology of Southwest China, Chengdu, Sichuan 610041, China)

Abstract: With the spectra of digital modulated signal and its non-linear transform being analyzed, two new modulation feature parameters are proposed and descriptions of another two features are modified. Then a novel identification scheme is obtained, capable of blind identification of many commonly used digital modulations in AWGN, using a neural-network-ensemble-classifier. The proposed spectrum-shape parameter is anti-noise, while the new spectrum-line one is robust against modulation parameters, and the performance of neural network ensemble is much better than that of a single network classifier. Simulation results show that the recognition rate can reach 94% when SNR is above 5dB.

Key words: modulation identification; spectrum feature; fusion; neural network ensemble

1 引言

随着通信系统多样性和复杂性的增加,信号调制方式自动识别作为智能化信号分析和处理中的关键技术,成为通信及其相关领域的一个研究和应用热点。在诸多调制识别方法中,对调制先验信息依赖少、受信号调制参数影响小、运算复杂度低的特征参数和识别方法更受青睐,如基于信号瞬时统计参数^[1-3]和功率谱特征^[2,4,5]的识别方法。调制信号的循环相关特征具有很好的识别能力^[6,7],但即使采用复杂度最低的 SSCA 估计算法^[7],循环谱估计需要完成的运算量也要远远大于相同频率分辨率的功率谱估计,这大大限制了这一类调制识别方法的应用。

在以信号的相位、频率、幅度等时域参数为特征参数的调制识别方法中,Nandi 等^[1,2]的研究工作最具代表性,并被广泛引用^[3,5,7],但仅采用时域统计参量的方法受噪声影响较大,通常结合谱特征等应用^[2,5,7]。Dubuc 等^[4]提出了一组实用的信号功率谱特征参数,较时域统计参量具有更好的抗噪声性能,但是文献[4]中并没有给出明确的定义。文献[5]对文献[4]中的部分特征参数的定义进行了描述,但该描述的可操作性不强,且不利于量化分析。

就调制分类器而言,神经网络具有较强的自学习能力和潜在的容错性,克服了判决树分类器自适应能力的不足^[3,7],神经网络集成(NNE, Neural Network Ensemble)^[8,9]系统的泛化能力更比单个网络有了显著提高,被视为一种有效的工程化神经计算方法。

本文在对信号功率谱和高次方谱(信号非线性变换后的功率谱)研究的基础上,提出了两个新的谱特征参数,改进了两个相关特征的描述。这些参数具有运算复杂度低,抗噪声能力强,对调制参数稳健性好的特点。本文将上述参数构成识别特征,提出了一种采用神经网络集成结构分类器的常用数字调制信号识别新方法,信噪比较低时比单个神经网络分类器的识别率提高了 5%。

2 识别特征参数集的构造

本文主要讨论 AWGN 信道下常用数字调制方式的识别,包括 2FSK、4FSK、BPSK、QPSK、8PSK、16QAM 和 MSK 信号。调制信号的功率谱及其高次方谱可以较好地反映多种调制方式的特性,有效地提取这些特性可以作为调制识别的特征参数^[5]。本文在总结前人研究成果的基础上构造了一组基于功率谱和瞬时统计特征参数,其中归一化峰间距离 PD、离散谱线检测值 LV 为文

中提出的新参数,峰谷幅值比 PV 、和离散谱线数目 LN 为对谱平坦度和谱峰数目的改进描述。

2.1 功率谱形状特征

观察信号的功率谱知道, MFSK 信号在各调制频率上会出现明显的谱线或存在多个谱峰, 这与 MSK 以及 PSK/QAM 信号无离散谱线的单峰有着明显的区别。因此, 以信号功率谱形状为特征可以识别出 FSK 调制及其调制阶数, 如文献[5]中的平坦度指数 F , 但计算 F 需要预先估计信号的载波频率。本文提出新参数 PD , 并改进 F 为参数 PV 。

记信号功率幅度谱正频率部分的能量集中频率范围为 $\tilde{B}$, 中点 k_0 处幅值为 X_0 , 以 k_0 为界, 左半序列及右半序列的最大幅值分别为 X_L 、 X_R , 对应坐标为 k_L 、 k_R , 定义 PD 、 PV 如下:

归一化峰间距离 PD : $PD = (k_R - k_L + 1) / \tilde{B}$;

峰谷幅值比 PV : $PV = \frac{X_L + X_R}{2} / X_0$ 。

由定义式可知, 若信号谱平坦, 则 $PD \approx 0$, $PV \approx 1$, 或者二者居其一; 若信号存在多个峰或离散谱中毛刺较多, 则 PD 、 PV 取值将大大不同, 且随着谱峰数目或者毛刺增多 (功率谱趋向平坦), PV 的取值将逐渐减小。参数 PV 主要对 FSK 的调制阶数识别起辅助作用。随着 FSK 调制指数 h 减小, 其功率谱趋向于单峰, 由于非线性变换等效于成倍增大调制指数, 信号的高次方谱仍可能表现出多个谱峰。因此, 采用高次方谱的 PD 、 PV 参数能对 h 较小的 FSK 取得更好的识别效果。

2.2 功率谱及高次方谱的离散谱线特征

通过对调制信号高次方谱分析可知, 非连续相位的 FSK 调制的功率谱在各调制频率上均为一冲激谱线, 离散谱线数目与调制阶数相同; MSK 在平方或四次方变换后才会出现两条冲激谱线; BPSK 经过平方变换后或者 QPSK 和 16QAM 经过四次方变换后, 也在对应 2 倍或 4 倍载频位置上出现一条离散谱线。

基于这样的原理, 文献[5]用单频检测分量 C 和谱峰数 N 对频带信号功率谱和高次方谱的离散谱线特征进行描述, 但并没有给出明确的表达式, 也没有说明 C 与调制参数的关系。本文根据对数字调制信号功率谱理论表达式的分析^[10,11], 推及调制信号经非线性变换后的功率谱, 提出特征参数 LV , 并将根据 LV 得到的离散谱线数目记作 LN 。

记解析信号 n 次方 (n 为 2 的幂次) 后的序列为 $x^n(t)$, 其功率谱 $\Phi_x^{(n)}(f)$ 的最大幅值为 $a^{(n)}$, 信号总功率为 $S^{(n)}$, 带宽为 $BW^{(n)}$, 采样频率为 f_s , 有以下结论:

(1) $a^{(n)}$ 与 $S^{(n)}$ 成正比, 且当 $x^n(t)$ 功率归一化后, $S^{(n)}$ 近似只与序列长度 N 有关。

(2) $S^{(n)}$ 一定时, $\Phi_x^{(n)}(f)$ 中存在离散谱线时, $a^{(n)}$ 为幅

度恒定的冲激; $\Phi_x^{(n)}(f)$ 中无离散谱线时, $a^{(n)}$ 的大小取决于基带脉冲的功率谱 $\Phi_g^{(n)}(f)$, 与 $BW^{(n)} / f_s$ 成反比。

综上分析, 记 $x^n(t)$ 的归一化负对数谱为 $P^{(n)}(f)$:

$$P^{(n)}(f) = -\log_{10} \left| \frac{BW^{(n)}}{f_s} \cdot \frac{\Phi_x^{(n)}(f)}{S^{(n)}} \right| \quad (1)$$

序列长度 N 一定时, 定义如下 LV_n 、 LN_n 来描述是否存在离散谱线的谱之间的差异:

n 次方谱离散谱线检测参数 LV_n :

$$LV_n = \min_f \{ P^{(n)}(f) \} = -\log_{10} \left[\frac{BW^{(n)}}{f_s} \cdot \frac{a^{(n)}}{S^{(n)}} \right] \quad (2)$$

当 LV_n 小于某门限时, 认为 $\Phi_x^{(n)}(f)$ 中存在离散谱线;

n 次方谱离散谱线数 LN_n : $P^{(n)}(f)$ 中小于设定门限的谱线的数目。

从 LV_n 的定义看, $f_s / BW^{(n)}$ 对 $a^{(n)} / S^{(n)}$ 的归一化削弱了信号带宽、采样速率等调制参数的影响, 对于存在离散谱线的谱而言, LV_n 的值与线性调制的成形脉冲滚降系数、FSK 调制的调制指数无关。

在这组参数中, LV_n 用于离散谱线的检测, LN_n 则用于辅助识别 FSK 与 PSK 调制, 以及 FSK 的调制阶数。

2.3 瞬时幅度统计特征

频率调制信号为恒包络信号, 线性调制信号的基带码元通常都要经过脉冲成形滤波, 其瞬时幅度变化各不相同。因此可以通过瞬时幅度统计参数^[11]进行识别, 如归一化中心瞬时幅度的标准偏差 σ_a 、零中心归一化瞬时幅度谱密度的最大值 $y_{\max}$ 、归一化包络方差 R 等。本文采用参数 σ_a 代替文献[5]中的 R 和 $y_{\max}$ 两个参数用于识别:

$$\sigma_a = \sqrt{\frac{1}{N} \sum a_{cn}^2(i) - \left[\frac{1}{N} \sum a_{cn}(i) \right]^2} \quad (3)$$

$$a_{cn}(i) = a(i) / m_a - 1, m_a = \sum a(i) / N$$

其中, N 为信号段样本数, $a_{cn}(i)$ 为零中心归一化瞬时幅度, m_a 为瞬时幅度 $a(i)$ 的均值。

以上各参数对调制先验信息依赖少, 需要完成的运算量主要在 n 次方变换和谱估计中。对 N 点信号序列, 平均分为 K 个子序列, 各子序列长为 M , 采用 Welch 谱估计方法, M 点序列的 DFT 用基-2FFT 快速算法完成, 则参数计算中约共需完成 $2N + (N \log_2 M) / 2$ 次复数乘法和 $N \log_2 M$ 次复数加法, 运算复杂度远低于循环相关特征参数计算。

3 调制分类器的设计

由第二节中对特征的分析知道, 每一组参数对文中讨论的数字调制方式都具有一定的识别能力。为了达到特征的有效融合, 本文设计了如图 1 所示的分类器结构, 基于以上各组特征参数的识别都用一个单独的分类器来实现, 各分类器均可选择使用判决树结构或

者神经网络结构。

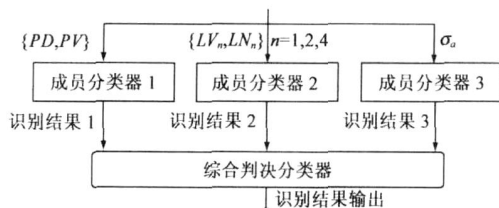


图1 调制识别分类器结构框图

判决树结构分类器的识别能力不仅与特征参数有关,判决流程的设计也相当关键。对于同一组特征参数,通常存在多种可能的判决流程,有时很难确定哪一种流程更有效,而且当输入特征的提取环境改变时,其识别能力总是受到判决门限设置的约束。本文采用神经网络代替判决树用作调制识别分类器。在图1中,当各成员分类器均采用神经网络结构时,就成为一种典型的神经网络集成(NNE)结构,它比单个网络分类器的泛化能力更强。

在单个分类器中,应用较多的是BP网络^[1~3]。但BP网络存在训练时间长、收敛速度慢且存在多个局部最小点等缺陷。RBF(径向基函数)网络在一定程度上克服了这些问题,在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于BP网络。RBF网络是一种三层前向网络,网络可识别的类别数目由隐含层单元数决定,隐含单元的传递函数为径向基函数,一般采用径向对称高斯函数:

$$\phi(x) = \exp(-|x - c|^2 / 2\rho^2) \quad (4)$$

其中 c 为隐含单元的中心矢量, ρ 为径向基函数的半径。网络学习大致分为确定隐含单元参数和隐含层至输出层的权值训练两个步骤。

本文各分类器均采用RBF网络结构,成员分类器以输出层神经元响应输出,作为综合分类器的输入向量,其识别结果以编码形式给出,如输出“001”标志识别结果为2FSK。因此,各成员分类器输入层神经元数目与输入特征参数个数相同(如图1所示),隐含层神经元数目为7,即待识别调制方式数,输出层神经元数目为3;综合分类器输入层、隐含层、输出层神经元数目依次为9、7、3;各RBF分类器均采用模糊C-均值算法确定隐含单元参数,梯度下降法训练网络权值。

4 仿真结果与分析

仿真中,调制信号符号速率、载波频率、采样频率归一化后分别为1、2、16;2FSK信号调制指数 h 从0.6到2,4FSK信号 h 从0.6到1.2,步进为0.1;PSK、QAM信号的滚降系数 α 从0.3到1.0,步进为0.1。信号预处理时,首先进行限带滤波,带宽为调制信号带宽估计值的2倍;功率谱及高次谱估计采用Welch方法,且谱估计前对序列进行功率归一化,每个样本序列4096个采样点,各调制方式在同一信噪比下仿真500次。

4.1 特征参数

图2(a)所示为新参数 PD 随信噪比的变化曲线,其中FSK调制 $h = 0.6$,曲线显示 PD 取值基本不受信噪比影响,该参数较好地描述了FSK调制的多峰特性,尤其能够有效识别MSK与MFSK。

限于篇幅,文中仅以 $n = 1$ 为代表给出参数 LV_n 随信噪比的变化曲线,如图2(b)所示,其中FSK调制 $h = 0.6$,PSK/QAM调制 $\alpha = 0.3$ 。曲线表明, LV_1 对不同调制阶数的FSK以及PSK/QAM调制具有很好的识别能力。为考察调制参数变化对 LV 与文献[5]的单频检测分量 C 的影响,以2FSK($h = 0.6, 1.0$)和BPSK($\alpha = 0.3, 1.0$)的四次方谱为例,取 C_4 的负对数值与 LV_4 比较,如图2(c)所示。对比两组曲线可见, LV_4 较文献[5]参数 C_4 受成形脉冲滚降系数 α 的影响更小。 C_4 的曲线还表明,当信噪比较高时,根据 C_4 将无法正确识别2FSK和滚降系数 α 较小的BPSK。参数 LV_4 则不会出现类似的问题,相对更为稳健。图2(d)所示为 σ_a 随信噪比的变化曲线。随SNR增加,PSK/QAM信号的 σ_a 值增大,FSK/MSK信号的 σ_a 值减小,低信噪比下的分类阈值也同样适合于高信噪比条件。曲线表明,当 $SNR > 5\text{dB}$ 时 σ_a 可以用于识别。

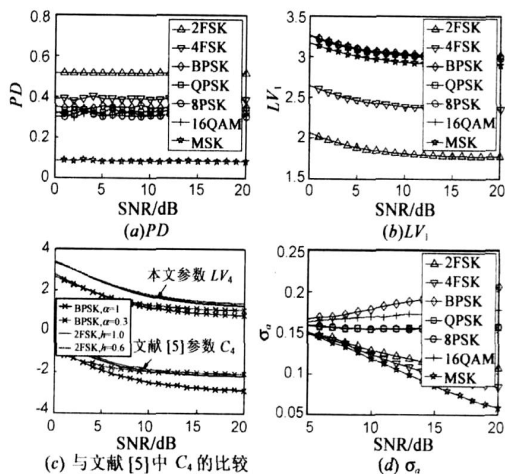


图2 本文参数随信噪比变化曲线

4.2 分类器

图3(a)给出了成员分类器2采用判决树结构时对信噪比0~20dB各信号的识别结果,特征参数为 $\{LV_n, LN_n, n = 1, 2, 4\}$ 。由于QPSK和16QAM的 LV 、 LN 参数取值相似,仅以QPSK作为代表。曲线显示 $SNR = 5\text{dB}$ 时各信号的识别率均在95%以上,但随着信噪比的增加BPSK、8PSK、MSK的识别概率都略有下降,其中以MSK下降较为剧烈。这是由于采用固定门限判决,同时又只采用了较少的识别特征的缘故。可见,单纯依靠一种类型特征参数的识别能力是有限的。

图3(b)所示为神经网络集成分类器对信噪比0~15dB各信号的识别率曲线,表明 $SNR = 5\text{dB}$ 时所有信

号的识别率均达到 94 % 以上,随 SNR 的增加各信号识别率平稳增加,最终达到 100 %。实际上,除 8PSK 和 16QAM 以外的其它信号在更低的信噪比条件下就已达到了较高的正确识别率。比较图 3(a)、(b) 可见,神经网络集成对各特征的融合效果显著。

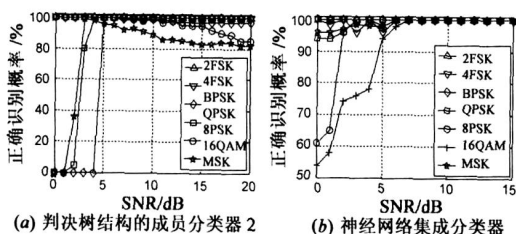


图 3 各信号识别率曲线

最后,对单个 RBF 网络与神经网络集成的识别率进行了比较,如表 1 所示,其中 Ave 表示分类器对各信号的平均识别率。仿真中单个 RBF 网络的输入特征为全体特征,其各层神经元数目依次为 9、7、3。其他网络参数均与集成结构中的成员分类器相同。表中数据表明,神经网络集成的识别性能明显优于单个网络。虽然神经网络集成的运算复杂度高于单个网络,并且随着成员分类器数目线性增加,但是识别性能得到了显著的改善。

表 1 SNR = 5dB 时识别率的比较

(%)	2FSK	4FSK	BPSK	QPSK	8PSK	16QAM	MSK	Ave
RBF	99.5	94.6	100	97.8	87.6	97.8	71.6	92.7
NNE	98.4	95.8	100	99.6	98.3	94.2	97.6	97.7

5 结论

本文提出了两个新的谱特征参数,改进了两个相关特征的描述,并结合瞬时统计参数实现了常用数字调制信号的识别。这些特征参数运算复杂度低,具有较强的抗噪声能力,与现有类似参数相比,新参数 LV 对 PSK/QAM 信号的基带成形滚降具有更好的稳健性。在总体识别方案中,设计了一种神经网络集成结构的调制分类器,实验表明,该分类器能够对各特征参数进行很好的融合,比单个神经网络分类器具有更好的识别性能。此外,为了实现更加复杂通信环境下信号的调制方式识别,还需要深入研究,进一步发掘神经网络集成对多特征、多分类器的融合潜力。

参考文献:

- [1] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals[J]. IEEE Trans Comm, 1998, 46(4): 431 - 436.
- [2] Wong M L D, Nandi A K. Automatic digital modulation recognition using spectral and statistical features with multi-layer perceptrons[A]. In Proc of Sixth International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA '01) [C]. Kuala Lumpur, Malaysia, 13 - 16 vol. 2: August, 2001. 390 - 393.
- [3] Zhao Y Q, Ren G H, Wang X X, et al. Automatic digital modulation recognition using artificial neural networks[A]. In Proc of IEEE Int Conf Neural Networks & Signal Processing [C]. Nanjing, China, Dec. 14 - 17, 2003. 257 - 260.
- [4] Dubuc C, Boudreau D. An automatic modulation recognition algorithm for spectrum monitoring applications[A]. In Proc of IEEE International Conference on Communications (ICC '99) [C]. Vancouver, Canada, 1999. 732 - 736.
- [5] 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.
- Fan H B, Yang Z J, Cao Z G. Automatic recognition for common used modulations in satellite communication[J]. Journal of China Institute of Communications, 2004, 25(1): 140 - 149. (in Chinese)
- [6] 韩国栋, 蔡斌, 邬江兴. 调制分析与识别的谱相关方法[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(3): 34 - 36.
- Han G D, Cai B, Wu J X. Spectral correlation method for modulation recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2001, 23(3): 34 - 36. (in Chinese)
- [7] Gao Y L, Zhang Z Z. Modulation recognition based on combined feature parameter and modified probabilistic neural network[A]. In Proc of the Sixth World Congress on Intelligence Control and Automation [C]. Dalian, China, June 21 - 23, 2006. 2954 - 2958.
- [8] 周志华, 陈世福. 神经网络集成[J]. 计算机学报, 2002, 25(1): 1 - 8.
- Zhou Z H, Chen S F. Neural network ensemble[J]. Chinese J Computers, 2002, 25(1): 1 - 8. (in Chinese)
- [9] Hansen L K, Salamon P. Neural network ensembles[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(10): 993 - 1001.
- [10] Wilson S G. Digital Modulation and Coding [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1998.
- [11] Proakis J G. Digital Communications (Third Edition) [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1998.

作者简介:



吴月娴 女, 1980 年出生于江西景德镇, 现在信息工程大学攻读博士学位, 主要研究通信信号处理和调制识别技术。
E-mail: wuyuexian@126.com

葛临东 男, 1946 年出生于安徽怀远, 教授、博士生导师, 主要从事通信信号处理与软件无线电理论和系统研究。

许志勇 男, 1979 年出生于辽宁铁岭, 助理工程师, 主要研究方向为智能信号处理。