

## 基于小波变换的数字调制信号识别方法的研究

陈健<sup>①</sup> 阔永红<sup>②</sup> 李建东<sup>①</sup> 马玉宝<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(西安电子科技大学ISN国家重点实验室 西安 710071)

<sup>②</sup>(西安电子科技大学通信工程学院 西安 710071)

**摘要** 该文介绍了一种基于小波分类特征的数字调制信号的识别方法,创新之处在于同时应用了连续小波变换和多层小波分解两种方法提取信号的特征,并且对于不同调制信号采用了不同的分类特征。算法实现时不需要进行码元周期估计以及同步时间估计,从而使分类器的设计变得简单,判决准则简化,提高了运算速度和识别率。

**关键词** 数字调制信号识别,连续小波变换,多层小波分解

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)11-2026-04

## Modulation Identification of Digital Signals with Wavelet Transform

Chen Jian<sup>①</sup> Kuo Yong-hong<sup>②</sup> Li Jian-dong<sup>①</sup> Ma Yu-bao<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(National Key Lab. of ISN, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>②</sup>(School of Telecommunication Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract** A new method of digital modulation identification with wavelet transform is introduced in this paper. There are two ways to get the characteristics. One is to get the local maximum with the continuous wavelet transform; the other is the multiresolution analysis. Both of them have been used. For different modulated signals, different characteristics have been used. Compared with others, the classifier is easy to realize and the decision is simple. It is not necessary to estimate the code period and the synchronization time. The percentage of correct identification is improved. The speed of modulation identification is increased as well.

**Key words** Digital modulation identification, Continuous wavelet transform, Multiresolution analysis

### 1 引言

数字调制信号的识别在很多领域都有着广泛的应用,随着数学理论的发展和信号处理技术的提高,信号调制识别的方法趋于多样化,识别的性能有了较大提高。信号识别所研究的主要问题包括同一类调制信号的识别和任意类型的调制信号识别。前者称为类内识别,如识别BPSK和QPSK;后者称为类间识别,如区分QAM,FSK和PSK等<sup>[1]</sup>。信号识别的步骤一般包括特征提取、分类器设计以及分类决策3部分,因此信号调制识别研究的主要内容是提取信号特征和设计分类器。

小波变换是一种时间-尺度分析方法,具有多分辨分析的特点,并且在时频域都具有表征信号局部特征的能力。近年来,小波变换应用于信号识别的研究不断见于报道<sup>[1-5]</sup>,小波变换主要用于信号特征的提取,然后结合神经网络或分形作为分类器,实现信号的调制识别。

以往的研究一般采用相同的特征进行类间和类内识别,因此所能识别的信号类型有限;本文研究的信号限定为数字调制信号,采用不同的分类特征进行类间、类内识别,这种

改进使得分类器设计变得简单、容易实现,而且识别的准确率和速度提高了。

### 2 信号特征的提取

采用小波变换的方法提取不同调制类型信号的特征,具有良好的类属特性。小波变换主要采取两种方法提取信号的特征:一是采用多分辨分析,对调制信号进行多层小波分解,提取信号在各个频率段的特征向量<sup>[3-7]</sup>;另一种方法是利用连续小波变换的模极大值(CWT)<sup>[1,2]</sup>,提取信号的奇异点特征。本文中同时应用了这两种特征的提取方法,MFSK信号包含多种频率分量,因此应用多层小波分解提取特征向量;MPSK信号的信息包含在相位里,由于相位的突变造成了信号的奇异性,因此利用信号连续小波变换的模极大值提取特征。

#### 2.1 多层小波分解提取分类特征

多分辨分析的Mallat算法<sup>[8]</sup>,是对信号的低频部分做进一步分解,而高频部分则不予以考虑。根据分解的层数不同,可以得到信号在不同频率通道下的离散逼近和离散细节,图1所示为一个3层分解的结构图,信号 $s$ 可以表示为

$$s = A_3 + D_3 + D_2 + D_1$$

多层分解只对低频空间做进一步的分解,随着分解层数的增加,频率的分辨率变得越来越高,因此当信号具有不同

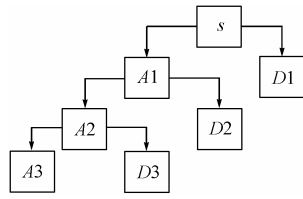


图 1 3 层多分辨分析树状结构图

Fig.1 The structure of multiresolution analysis at level 3

的频率成分时，可以通过多层小波分解提取信号的分类特征。

### 2.2 小波分析用于信号奇异性检测

信号的突变点意味着信号的不连续性，可能是调幅信号的幅度突变引起的，也可能是调相信号的相位突变引起的，因此信号中的奇异点及不规则的突变部分通常携带重要的信息。小波变换可写成一个多尺度微分算子<sup>[9]</sup>，如果  $\psi$  恰好具有  $n$  阶消失矩并且是紧支集的，则一定存在紧支集函数  $\theta$ ，使得  $\psi(t) = (-1)^n \frac{d^n \theta(t)}{dt^n}$ ，并且  $\int_{-\infty}^{+\infty} \theta(t) dt \neq 0$ ，则小波变换可以表示为

$$W_f(u, s) = s^n \frac{d^n}{du^n} (f * \bar{\theta}_s)(u) \quad (1)$$

如果小波仅有一阶消失矩，那么小波模极大为  $f$  经过  $\bar{\theta}_s$  平滑后的一阶导数的极大，它可用来检测不连续点；如果小波有二阶消失矩，那么模极大对应于高阶曲率，如图 2 所示。

由图 2 可知，卷积  $f * \bar{\theta}_s(u)$  相当于在一个与  $s$  成比例的区域上对  $f$  作平均，小波变换  $W_{1f}(u, s)$  的极大值点对应于  $f(\cdot)$  的突变点。因此，选择小波为光滑函数的一阶导数，由小波变换的模极大检测信号的突变点。

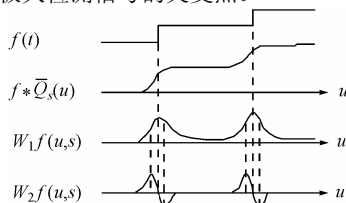


图 2 小波变换的模极大与信号的奇异性

Fig.2 The maxima of wavelet modulus and the signal singularity

## 3 信号识别的算法

以往用于调制信号识别的分类器多采用神经网络的方法，根据训练数据对网络节点进行内部弥合，因而对经验风险依赖较大，并且对信噪比变化的适应性有限。

本文所采用的信号识别的流程见图 3 所示，通过对一定样本的调制信号做小波多层分解，提取信号的小波分解特征向量并进行统计分析，建立各调制信号的阈值列表，判断信号是否属于 MFSK 信号，并且应用该特征向量对 MFSK 信号进行类内识别；当信号的特征向量超出设定的范围时，应用信号的幅度方差判断信号为 MQAM 或 MPSK，并应用对数似然函数准则对 MQAM 进行类内识别；应用小波变换的模极大提取 MPSK 信号的相位突变点，对 MPSK 信号进行

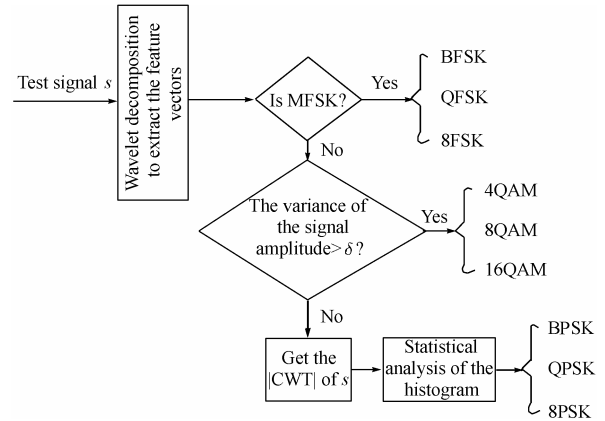


图 3 信号识别流程

Fig.3 The flowchart for signal identification

类内识别，从而实现信号的调制识别。

### 3.1 类间识别

与其他类型的数字调制信号相比，MFSK 信号所包含的频率信息最多，应用多分辨分析框架的 Mallat 算法<sup>[8]</sup>，可以得到 MFSK 信号在不同频率通道下的离散逼近和离散细节，从而得到好的分类特征。

影响类间识别特征向量的一个重要因素是小波的选取，由于大部分正交小波基是无限支集的，相应滤波器的冲击响应无限长，因而在计算上是不可行的；虽然 Daubechies 构造了具有有限支集的正交小波，但这类小波是非对称的，相应的高、低通滤波器是非线性相位的，必须进行相位补偿，因此，本文的研究选用了双正交小波进行多层小波分解，可使滤波器具有线性相位，且滤波器较短。

不同调制信号的细节在同一分解水平下差别很大，在不同分辨率下能量分布也不同。选择特征量：

$$x'_m = \|d_m\|_2^2 = \sum_n d_{m,n}^2, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

其中  $M$  为选取信号的小波分解水平， $d_m$  为分解水平  $m$  下的离散细节，对其进行归一化处理，得到了特征向量  $x = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ 。设  $D_v = D_v(x, x_{\text{MFSK}})$  表示  $x$  到  $x_{\text{MFSK}}$  的距离，则定义距离函数：

$$D_v(x, x_{\text{MFSK}}) = \text{sum}(x > x_{\text{MFSK}+} | x < x_{\text{MFSK}-})$$

其中 “>” “<” 表示向量比较。以 “>” 为例，

$$\gamma = \alpha > \beta$$

这里  $\alpha, \beta, \gamma$  是相同维数的向量，若  $\alpha[n] > \beta[n]$ ，则返回向量  $\gamma$  的第  $n$  个分量  $\gamma[n] = 1$ ；“<” 算法类似。“|” 表示向量“或”运算，即对向量的各个分量逻辑加。

根据定义， $D_v$  表示待识别信号的特征向量中超出特征向量门限范围的分量个数，因此，分解的层数越多，特征向量的维数就越高，理论上识别准确率越高，同时运算量也相应增大。综合考虑算法的复杂度与识别率，最终选取伸缩尺度为 32 的 db2 小波，分解水平为 9。这样特征向量的最大维数为 9，选取  $d_3 \sim d_8$  组成的六维向量，并设定门限  $\text{TH}_{D_v} = 3$ ，

即当待识别信号的特征向量到 MFSK 各个向量的最小距离大于或等于 3 时,则判该信号为 MPSK 信号或 MQAM 信号,否则判为 MFSK 信号,由此完成 MFSK 与其它信号的类间识别。

从理论上讲, MPSK 信号不包含幅度信息,因此 MPSK 信号和 MQAM 信号间的区别在于信号的幅度。由于噪声等的影响,实际记录的 MPSK 信号幅度仍然有变化,通过估计信号幅度的方差,并用实验的方法确定门限,达到鉴别的目的,本文所采用的方差为 0.6。

### 3.2 类内识别

3.2.1 MFSK 信号的类内识别 在同一分解水平下,不同 M 值的 MFSK 信号离散细节差别很大,类内识别判决准则为

$$S = \Omega_{\text{FSK}}, \text{ if } D_v(x, x_{\text{MFSK}}) = \min_{\alpha \text{FSK} \in \Omega_{\text{FSK}}} D_v(x, x_{\alpha \text{FSK}})$$

类内识别的关键是确定 MFSK 信号的特征向量门限  $x_{\text{MFSK}}$ , 包括上界  $x_{\text{MFSK}+}$  和下界  $x_{\text{MFSK}-}$ 。门限是通过试验的方法确定的,即在离线状态下选取不同信噪比的某种已知调制类型的有限个训练信号,提取其特征向量的均值和置信区间,从而获得一定信噪比内该类调制信号判决的上下门限,并按照最近邻原则进行信号类属判决。

大量的仿真实验表明门限对信噪比的变化不敏感,本文中 3 类信号的判决门限(归一化)如表 1 所示。

### 4 QAM 信号的类内识别

MQAM 信号同时具有幅度突变和相位突变,无论是方型、星型星座图, MQAM 信号的幅度个数和相位数都随着 M 值的增加相应增加,由于幅度个数增加少于相位数的增加,本文应用对数似然函数判决准则<sup>[10]</sup>,选取幅度进行识别。

对于任意假设  $H_\alpha$  (表示  $S \in \alpha \text{QAM}$  的假设),判决函数  $l_\alpha$  为

$$l_\alpha = \ln \left[ p(R_1, R_2, \dots, R_n | H_\alpha) \right] \\ = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \sum_{j=1}^k w_{\alpha,j} \left[ \frac{R_i}{\sigma^2} e^{-\frac{(R_i^2 + S_{\alpha,j}^2)}{2\sigma^2}} I_0 \left( \frac{RS_{\alpha,j}}{2\sigma^2} \right) \right] \right\}$$

其中  $w_M = [w_1, w_2, \dots, w_k]$   $R \geq 0$ , k 表示在星座图上幅度种类的个数,  $w_M$  为其对应的出现概率向量,  $S_{\alpha,j}$  表示对应的  $\alpha \text{QAM}$  所包含的幅度个数。MQAM 类内识别器如图 4 所示,该结构具有伸缩性,且易于扩展。

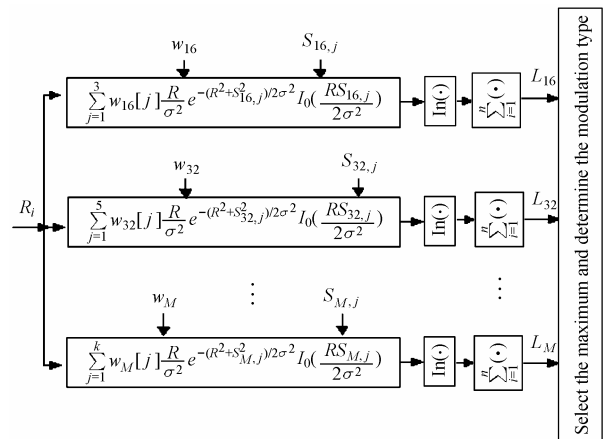


图 4 MQAM 信号类内识别器

Fig.4 Intra-identification of the MQAM

### 5 MPSK 信号的类内识别

当 MPSK 信号的相位突变时,小波变换的模|CWT|在相应位置产生不同峰值,引起的尖峰有  $M/2 \sim M-1$  个,下面分两种情况进行分析。

当信噪比较高时,由相位突变引起的小波变换的模极大值可以很容易地从白噪声的干扰中提取出来。由于峰-噪比很高,这些峰值所服从的瑞森分布<sup>[2]</sup>可近似地看成是高斯分布,并且这些峰值的概率密度函数是  $M-1$  个高斯变量的和的形式:

$$f(p | \text{MPSK}) \approx \frac{1}{M-1} \sum_{m=2}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\epsilon} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_\epsilon^2} (p - \bar{p}_m)^2 \right\}$$

其中,随机变量 p 表示尖峰的取值。提取测试信号的小波变换的模值,并取尖峰,做直方图统计分析,如果含有  $M/2 \sim M-1$  个高斯分布,就可以判定该信号为 MPSK 信号。

当信噪比较低时,如果小波变换的伸缩尺度较小(如  $\alpha=1$ ),则获得的尖峰比较陡峭、支集很短,这是我们所希望的。但白噪声引起的抖动也会形成陡峭的尖峰,导致相位突变引起的尖峰淹没在白噪声的尖峰中,无法提取相位突变信息。若采用最大似然法<sup>[2]</sup>,涉及到码元周期和同步周期的准确估计,噪声功率谱的估计,实现较为复杂。

小波变换具有平滑和滤波的作用<sup>[9]</sup>,并且平滑和去噪的效果与伸缩尺度的大小及单个载波周期所取的采样点数有

表 1 3 类信号的判决门限(归一化)

信号	$x_{\text{MFSK}}$	特征向量阈值					
BFSK	$x_{\text{BFSK}-}$	0.0620	0.1958	0.5092	0.5053	0.1092	0.0841
	$x_{\text{BFSK}+}$	0.1287	0.3275	0.7731	0.7487	0.3261	0.4370
QFSK	$x_{\text{QFSK}-}$	0.0608	0.1559	0.3274	0.4925	0.4553	0.1036
	$x_{\text{QFSK}+}$	0.1326	0.2796	0.5576	0.7042	0.6644	0.4368
8FSK	$x_{\text{8FSK}-}$	0.0537	0.0985	0.2092	0.3226	0.5263	0.4231
	$x_{\text{8FSK}+}$	0.1289	0.2497	0.4078	0.5606	0.7137	0.6498

关, 本文选取固定的载波周期采样点数(100 点)和较大的伸缩尺度( $a=32$ )进行小波变换, 基本平滑掉 0dB 以上的白噪声产生的干扰尖峰。尽管相位突变产生的尖峰支集变大了, 但并不妨碍尖峰的提取。

## 6 仿真结果

为了验证本文方法的有效性, 对 7 种信号各 500 个样本进行了测试。测试条件为: 各已调信号的载频已知, 且均为过采样; 信号环境满足: (1)理想信道模型; (2)信道噪声为高斯白噪声。仿真结果如图 5 所示。

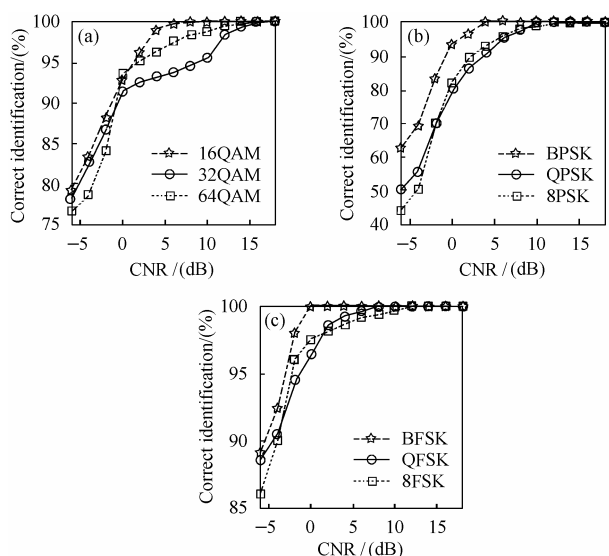


图5 仿真结果 (a) MQAM 识别率随信噪比变化曲线 (b) MPSK 识别率随信噪比变化曲线 (c) MFSK 识别率随信噪比变化曲线

Fig.5 Simulation results

(a) Percentage of MQAM identification with SNR

(b) Percentage of MPSK identification with SNR

(c) Percentage of MFSK identification with SNR

## 7 结束语

本文研究的算法不需要进行码元周期估计以及同步时间估计, 降低了识别算法的复杂度, 提高了运算速度, 并取得了较高的识别率, 充分说明采用不同的分类特征进行分类、类内识别是提高正确识别的有效途径。

本文的测试结果均是在理想信道模型的前提下, 未考虑信道的多径传播和码间干扰等问题。至于在复杂信道情况下的信号调制识别问题有待进一步的研究和探讨, 低信噪比、复杂信道环境、以及跳频信号的识别也是信号调制识别

技术未来的发展方向。

## 参考文献

- [1] Liang Hong, Ho K C. Identification of digital modulation types using the wavelet transform. MILCOM 1999, Military Communications Conference Proceedings, 1999. IEEE, 31 Oct.-3 Nov., 1999, Vol.1: 427-431.
- [2] Ho K C, Prokopiw W, Chan Y T. Modulation identification of digital signals by the wavelet transform. *IEE Proc.-Radar, Sonar Navig*, 2000, 147(4): 169-176.
- [3] Ta N P. A wavelet packet approach to radio signal classification. Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994. Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on 25-28 Oct., 1994: 508-511.
- [4] Jones E, Runkle P, Dasgupta N, et al.. Genetic algorithm wavelet design for signal classification. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(8): 890-895.
- [5] Zhang Q, Benveniste A. Wavelet network. *Proc. IEEE Trans. on Neural Networks*, 1992, 3(6): 889-898.
- [6] 何正友, 钱清泉. 小波神经网络改进结构及其学习算法. 西南交通大学学报, 1999, 34(4): 436-440.
- [7] 张文红, 韩刚, 李建东. 基于支撑矢量机的通信信号调制识别方法研究. 通信技术, 2003, 134(2): 12-14.
- [8] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans Pattern Analysis Machine Inteligence* 1989, 11: 674-693.
- [9] 杨力华等(译). 信号处理的小波导引. 北京: 机械工业出版社, 2002.9.
- [10] Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Comm on Pure. Appl. Math.*, 1988, 41: 909-996.
- [11] Panagiotou, P, Anastasopoulos, A, Polydoros A. likelihood ratio tests for modulation classification. MILCOM 2000, 21st Century Military Communications Conference Proceedings, 22-25 Oct., 2000, Vol.2: 670-674.

陈 健: 男, 1968 年生, 副教授, 博士生, 主要研究方向为无线通信和信号处理。

阔永红: 女, 1967 年生, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能信号处理。

李建东: 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 通信工程学院院长、ISN 国家重点实验室主任, 主要研究方向为个人通信等。