

# A New Algorithm for Classification of MPSK Signals

Tingting Li, Hong Yuan\*

School of Mathematics and Statistics, Linyi University, Linyi Shandong  
Email: [yhian@163.com](mailto:yhian@163.com)

Received: Apr. 2<sup>nd</sup>, 2019; accepted: Apr. 17<sup>th</sup>, 2019; published: Apr. 24<sup>th</sup>, 2019

---

## Abstract

A new algorithm is proposed for classification of MPSK signals. The algorithm is based on wavelet transform and high order cumulants. Compared with other existing algorithms, the proposed algorithm reduces the effect of additive Gauss noise and multiplicative noise, therefore, be of more generality. Theoretical analysis and computer simulation justify the robusticity and the efficiency of the new classification algorithm.

## Keywords

Wavelet Transform, High Order Cumulants, MPSK Signals, Modulation Classification

---

# 一种新的MPSK信号识别算法

李婷婷, 袁红\*

临沂大学数学与统计学院, 山东 临沂  
Email: [yhian@163.com](mailto:yhian@163.com)

收稿日期: 2019年4月2日; 录用日期: 2019年4月17日; 发布日期: 2019年4月24日

---

## 摘要

针对多径信道中的MPSK信号的分类识别, 提出一种新的识别算法。该算法在高阶累积量方法的基础上引入小波变换, 利用小波去噪的相关结果有效地抑制了加性和乘性噪声的影响, 与现有的其他方法相比, 本文所针对的信号模型更普遍, 有更广泛的适用范围。后面的试验证明方法的有效性和实用性。

---

\*通讯作者。

## 关键词

小波变换, 高阶累积量, MPSK信号, 调制分类

Copyright © 2019 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在电子战截获接收机的信息处理功能中, 调制识别的目的是给出输入射频信号的调制类型和调制参数, 以供解调器选择相应的解调算法。目前, 关于信号分类的研究主要集中在恒参信道, 而本文针对变参信道中的 MPSK 信号的分类问题, 通过考察噪声的频谱分布, 提出一种基于小波和高阶累积量的识别算法, 通过计算机仿真证明了新算法的有效性。

## 2. 数学基础简介

### 2.1. 信号模型

本文主要讨论 MPSK 信号的识别, 假设接收到的信号为  $x(t)$ , 其复数形式为:

$$x(t) = s(t)n_m(t)\delta(t-T) + n_e(t) = \tilde{x}(t)e^{j(w_c t + \theta_c)}n_m(t) + n_e(t) \quad (1)$$

其中  $s(t)$  为已调复信号,  $\tilde{x}(t)$  为相位基带信号,  $n_m(t)$  为乘性干扰, 服从广义瑞利分布,  $\delta(t-T)$  为延时函数,  $n_e(t)$  为加性高斯白噪声,  $w_c$  为调制载波角频率,  $\theta_c$  为载波初始相位。对于 MPSK 信号:

$$\tilde{x}(t) = \sqrt{E} \sum_i e^{j\phi_i} u_T(t-iT) \phi_i \in \left\{ \frac{2\pi}{M}(m-1) \right\}_{m=1}^M \quad (2)$$

其中  $E$  为信号功率,  $u_T(t)$  为矩形函数,  $T$  为符号周期,  $\phi_i$  为各码元初始相位, 我们的算法主要是检测确定  $M$  的取值。

### 2.2. 高阶累积量的定义及性质

高阶统计量, 通常指高于 2 阶的统计量, 一般包括高阶矩、高阶累积量及其谱(此外, 还有倒谱和循环累积量)。由于高阶累积量在理论上可以完全抑制高斯噪声的影响[1]以及其它的一些特性(而高阶矩却不具备这一性质), 因此人们通常更多地利用高阶累积量及其谱作为主要的分析工具。

对于一个零均值的平稳复随机序列  $\{x(k)\}$ , 我们有如下定义的四阶累积量[2] [3]:

$$C_{40}(l_1, l_2, l_3) = \text{cum}[x(k), x(k+l_1), x(k+l_2), x(k+l_3)] \quad (3)$$

$$C_{41}(l_1, l_2, l_3) = \text{cum}[x(k), x(k+l_1), x(k+l_2), x^*(k+l_3)] \quad (4)$$

$$C_{42}(l_1, l_2, l_3) = \text{cum}[x(k), x(k+l_1), x^*(k+l_2), x^*(k+l_3)] \quad (5)$$

由其定义我们可以得出高阶累积量的两条性质:

$$\text{cum}[a_1 x_1, a_2 x_2, \dots, a_n x_n] = \prod_{i=1}^n a_i \text{cum}[x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (6)$$

若  $x_1, x_2$  相关, 则

$$\text{cum}[a_1x_1, a_2x_2, \dots, a_nx_n] = 0 \tag{7}$$

若  $x_1, y_1$  相互独立, 则

$$\text{cum}[x_1 + y_1, x_2, \dots, x_n] = \text{cum}[x_1, x_2, \dots, x_n] + \text{cum}[y_1, x_2, \dots, x_n] \tag{8}$$

关于高阶累积量的详细定义和性质详见文献[3]。而文献[2] [4]较详细的讨论了高阶累积量在信号识别中的应用。由于阶数大于 2 的高斯累积量的值恒等于 0, 故用它完全可以抑制加性高斯白噪声, 而且利用累积量谱的相移不变性, 通过公式(3) (4) (5)对(2)中的信号结果简单的计算, 我们得到表 1。

**Table 1.** Cumulative amount of MPSK signal

**表 1.** MPSK 信号的累量

累积量信号	$C_{42}(0,0,0)$	$C_{40}(0,0,0)$	$C_{41}(0,0,0)$
2 PSK	$-2E^2$	$-2E^2e^{j4\theta}$	$-2E^2e^{j2\theta}$
4 PSK	$-E^2$	$E^2e^{j4\theta}$	0
$\geq 8$ PSK	$-E^2$	0	0

为了识别 2/4/8 PSK 信号, 我们构造如下定义的分类特征向量:

$$f_{x_1} = \frac{|C_{40}(0,0,0)|}{|C_{42}(0,0,0)|}, \quad f_{x_2} = \frac{|C_{41}(0,0,0)|}{|C_{42}(0,0,0)|}, \quad F_x = [f_{x_1}, f_{x_2}] \tag{9}$$

$F_x$  就是对 MPSK 信号星座图的平移、尺度和相位旋转具有不变性的分类特征向量, 且对不同阶数的 MPSK 信号具有如下的形式:

$$F_{\text{PSK},x} = \begin{cases} [1,1] & M = 2, \text{BPSK} \\ [1,0] & M = 4, \text{QPSK} \\ [0,0] & M \geq 8, \text{8 PSK 以上} \end{cases}$$

利用特征向量  $F_{\text{PSK},x}$  和模式识别中的欧氏距离分类方法, 对 MPSK 信号进行分类。

### 2.3. 小波变换

设  $\varphi(t)$  为尺度函数,  $\psi(t)$  为母小波, 经伸缩平移后得到尺度函数序列  $\varphi_{j,k}(t)$  小波函数序列  $\psi_{l,j,k}(t)$ ,  $j$  和  $k$  分别为尺度因子和平移因子, 对于任意函数  $f(t) \in V_j$  都可以写成如下形式:

$$\begin{aligned} x(t) &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle \varphi_{j,k,l}(t) + \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle \psi_{j,k}(t) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{j,k}(n) \varphi_{j,k}(t) + \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{j,k}(n) \psi_{j,k}(t) \end{aligned} \tag{10}$$

由双尺度方程:

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_n h(n) \varphi(2t-n), \quad \psi_l(t) = \sqrt{2} \sum_n g(n) \varphi(2t-n)$$

则可得到  $M$  带小波系数的分解公式:

$$c_{j+1,k}(n) = \langle x(t), \varphi_{j+1,k}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_n h(k-2n) c_{j,k}(n) \tag{11}$$

$$d_{j+1,k}(n) = \langle x(t), \psi_{j+1,k}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_n g(k-2n) c_{j,k}(n) \quad (12)$$

## 2.4. 基于小波的高阶累积量

在实际应用中, 必须使给定的离散函数信号与一个尺度空间相联系, 完成对数据的初始化处理, 这是基于小波方法的信号处理中的一个基本问题。给定一个信号  $x(x) \in V_j$  和它的初始近似, 系数就可以由式(11)、(12)计算, 在标量小波情况下, 通常取近似:  $c_{j,k}(n) = x(n)$ , 就可以得到满意的结果。

类似于前面高阶累积量的定义, 定义小波累积量[5]为:

$$W_{40}(l_1, l_2, l_3) = \text{cum}[c_j(k), c_j(k+l_1), c_j(k+l_2), c_j(k+l_3)] \quad (13)$$

$$W_{41}(l_1, l_2, l_3) = \text{cum}[c_j(k), c_j(k+l_1), c_j(k+l_2), c_j^*(k+l_3)] \quad (14)$$

$$W_{42}(l_1, l_2, l_3) = \text{cum}[c_j(k), c_j(k+l_1), c_j^*(k+l_2), c_j^*(k+l_3)] \quad (15)$$

对信号做小波分解, 然后由累积量的性质式(6), 式(7)及式(8)不难得到:

$$W_{40}(0,0,0) = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^n C_{40}(0,0,0) \prod_{i=0}^n h_i(n) \quad (16)$$

$$W_{41}(0,0,0) = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^n C_{41}(0,0,0) \prod_{i=0}^n h_i(n) \quad (17)$$

$$W_{42}(0,0,0) = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^n C_{42}(0,0,0) \prod_{i=0}^n h_i(n) \quad (18)$$

由于  $h(n)$  为常数, 则在小波变换后信号的分类特征向量为:

$$F_W = [f_{W_1}, f_{W_2}] = [f_{x_1}, f_{x_2}] \quad (19)$$

这样我们就得到了信号在小波变换后的特征不变量。

由于累积量方法可以有效的消除加性高斯白噪声的影响, 所以我们在这里只考虑乘性干扰的影响。在一般情况下乘性干扰是个很复杂的时间函数, 它可能包括各种线性畸变, 非线性畸变, 交调畸变, 衰落畸变等, 而且因为信道参数随时间作随机变化的原因, 乘性干扰往往只能用随机过程描述。对于信号的乘性噪声, 由于其频率位于高频段, 而信号的特征(相位跳变点)同样位于高频段, 两者的区别在于特征比噪声占用更高的频带。我们采用小波方法, 把信号在不同的尺度空间展开, 对各个分辨级上的小波系数使用不同的阈值进行阈值化处理, 这样就有望在抑制噪声的同时, 较好地保留特征信息, 从而更好的对信号进行识别。

我们假设信号的小波系数  $d_{j,k} \sim N(0, \sigma_i^2)$ , 那么我们在以  $i$  为中心, 长度为  $n$  ( $n$  为奇数)的窗里的  $\hat{\sigma}_{j,k}^2 = \sum_{j'=-\lfloor n/2 \rfloor}^{\lfloor n/2 \rfloor} \sum_{k'=-\lfloor n/2 \rfloor}^{\lfloor n/2 \rfloor} d_{j-j', k-k'}^2$ , 那么  $\hat{\sigma}_{j,k}^2 \sim \chi^2(n)$ , 我们按照如下规则进行  $\chi^2$ -检验。文章中我们选用文献[6]中提出的方法, 用  $\chi^2$ -检验的方法进行阈值化滤波。具体数学表达如下:

$$d_{j,k} = \alpha d_{j,k}; \quad \alpha = \begin{cases} 1 & R \leq \chi_{\gamma_1}^2 \\ \beta & R \geq \chi_{\gamma_2}^2 \\ f(\chi_{\gamma_1}^2, \chi_{\gamma_2}^2) & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

$$\text{这里 } f(\chi_{\gamma_1}^2, \chi_{\gamma_2}^2) = \beta + (1 - \beta) \left( 1 - e^{(R - \chi_{\gamma_1}^2) / (\chi_{\gamma_2}^2 - \chi_{\gamma_1}^2)} \right). \quad (21)$$

最后, 我们给出具体的算法步骤:

- 1) 对采集信号进行  $M$  带小波分解;
- 2) 对高频和低频部分进行阈值处理;
- 3) 计算高阶累积量;
- 4) 利用特征函数进行分类。

### 3. 仿真结果及讨论

下面我们将对前面提到算法中的误差做简单的讨论。在文章中我们用小波累积量来近似实际的高阶累积量。下面我们将对文献[7]中的方法与本文中的方法进行比较, 我们取试验信号为 2/4 PSK 信号, 先对其加性高斯白噪声, 信噪比取 -5 db 到 20 db, 研究不同数据长度, 不同信噪比对识别准确率的影响。

由图 1, 图 2 的结果可以看出: 无论本文的方法还是文献[7]的方法对加性高斯噪声都有很好的抗干扰性, 在低信噪比条件(信噪比小于 5 db)下, 本文的方法好于文献[7]。

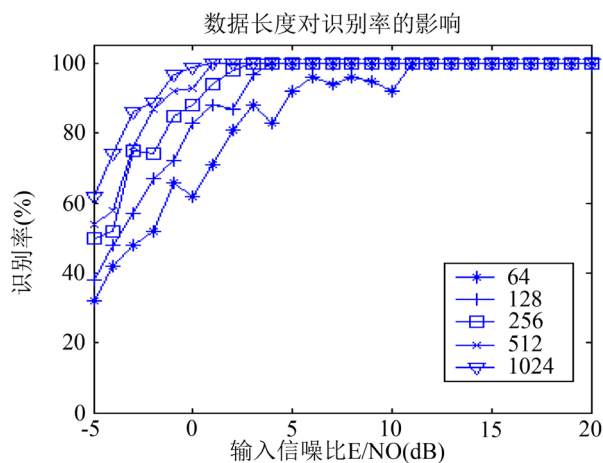


Figure 1. The recognition rate for additive Gaussian white noise using method in [7]

图 1. 文献[7]中的方法对于加性高斯噪声的识别率(%)

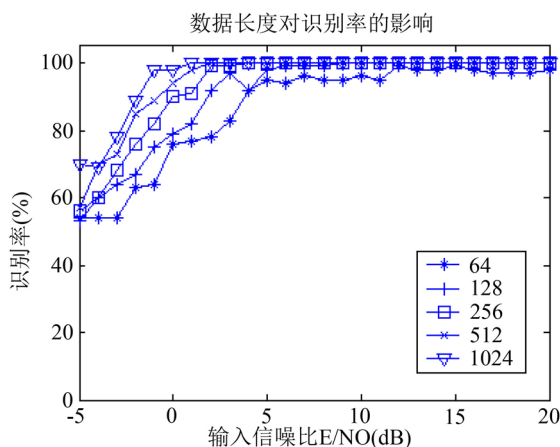


Figure 2. The recognition rate for additive Gaussian white noise using new algorithm

图 2. 本文方法对于加性高斯噪声的识别率(%)

在对乘性噪声和乘性加性混合噪声的试验中, 我们取信噪比等于 5 db, 独立进行 500 次 Monte Carlo 试验; 在试验本文中提出的方法时选取二阶 Daubechies 小波对采样点做一次小波分解,  $\chi^2$ -检验的方法进行阈值化处理, 其中  $\beta = 0.5$ 。

仿真结果如下:

**Table 2.** The recognition rate for multiplicative noise using method in [7] (%)

**表 2.** 文献[7]中的方法对乘性噪声识别率(%)

	64	128	256	512	1024
2PSK	100	100	100	100	100
4PSK	50	48	66	86	98
平均	75	74	83	93	99

**Table 3.** The recognition rate for multiplicative noise using new algorithm (%)

**表 3.** 本文中的方法对乘性噪声信号的识别率(%)

	64	128	256	512	1024
2PSK	100	100	100	100	100
4PSK	38	70	74	94	100
平均	69	85	87	97	100

**Table 4.** The recognition rate for multiplicative and additive mixed noise using method in [7] (%)

**表 4.** 文献[7]中的方法对乘性加性混合噪声信号的识别率(%)

	64	128	256	512	1024
2PSK	100	100	100	100	100
4PSK	4	14	20	38	44
平均	52	57	60	69	72

**Table 5.** The recognition rate for multiplicative and additive mixed noise using new algorithm (%)

**表 5.** 本文中的方法对乘性加性混合噪声信号的识别率(%)

	64	128	256	512	1024
2PSK	100	100	100	100	100
4PSK	8	22	26	42	68
平均	54	61	63	71	84

由表 2 至表 5 的结果我们可以看出, 无论对于哪种噪声, 随着采样点个数的增加, 其识别准确率都会有明显提高。对于 2 PSK 信号我们都可以准确地识别出来, 而对 4 PSK 信号的识别比较困难, 从表 4 和表 5 看出在数据长度为 64 时几乎不能识别, 这是由于我们考虑了乘性噪声的影响, 使得数据失真较大, 但是随着长度的增加, 效果会有明显的提高。与文献[7]中的方法相比, 本文的方法对信号的识别准确率明显提高, 具有较好的实用性。

## 基金项目

临沂大学大学生创新创业训练计划项目(201710452175); 临沂大学校级教学质量工程项目; 国家自然科学基金(11771196)。

## 参考文献

- [1] 毛用才. 复乘性噪声模型基于累积量的参数估计[J]. 西安电子科技大学学报, 1995, 22(3): 349-354.
- [2] Yang, S.-C. and Chen, W.-D. (2002) Classification of MPSK Signals Using Cumulant Invariants. *Journal of Electronics*, **19**, 99-103. <https://doi.org/10.1007/s11767-002-0018-y>
- [3] 张贤达. 时间序列分析—高阶统计量方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [4] 刘振. 基于 LabVIEW 的信号调制识别研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2014.
- [5] Leporini, D. and Pesquet, J.-C. (1999) High-Order Wavelet Packets and Cumulant Field Analysis. *IEEE Transactions on Information Theory*, **45**, 863-877. <https://doi.org/10.1109/18.761329>
- [6] Ho, K.C., Prokopiw, W. and Chan, Y.T. (2000) Modulation Identification of Digital Signals by the Wavelet Transform. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, **147**, 169-176. <https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20000492>
- [7] 陈卫东, 杨绍全, 董春曦, 徐松涛. 多径信道中 MPSK 信号的调制识别算法[J]. 通信学报, 2002, 23(6): 14-21.

### 知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2324-7991, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: [aam@hanspub.org](mailto:aam@hanspub.org)