

文章编号: 2095-4980(2016)01-0088-05

基于压缩采样的 PSK 信号自动调制识别方法

邢政利, 周 劼*, 叶江峰, 严 俊

(中国工程物理研究院 电子工程研究所, 四川 绵阳 621999)

摘 要: N 次方非线性变换方法是通信信号自动调制识别的常用方法, 该方法对于相位键控 (PSK) 信号较为有效。但是, 该方法要求的采样率通常要远高于 Nyquist 速率, 这无疑给模拟数字转换器 (ADC) 带来了巨大的压力。本文利用相位键控 (PSK) 信号经过非线性变换后频谱的稀疏特性, 提出了一种利用压缩采样数据实现 PSK 信号自动调制识别的方法。文中引入了压缩感知理论, 并给出了利用压缩采样数据重构 PSK 信号非线性变换后频谱的方法, 该重构频谱可用于自动调制识别及载频和符号率估计。

关键词: 压缩感知; 相位键控; 调制识别; N 次方非线性变换

中图分类号: TN971

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201601.0088

Automatic modulation recognition of PSK signals based on compressive sampling

XING Zhengli, ZHOU Jie*, YE Jiangfeng, YAN Jun

(Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang Sichuan 621999, China)

Abstract: The Nth Power Nonlinear Transform (NPT) is a common method for automatic modulation classification, especially for Phase Shift Keying (PSK) signals. Nevertheless, the sampling rate required in the NPT method is typically much greater than Nyquist rate, which causes heavy burden for the Analog to Digital Converter (ADC). Taking advantage of the sparse property of Phase Shift Keying signals spectrum under NPT, the NPT method is developed for PSK signals with Sub-Nyquist rate samples. Combining the NPT method with Compressive Sensing (CS) theory, frequency spectrum reconstruction of the Nth Power Nonlinear Transform of PSK signals is presented, which can be further applied to Automation Modulation Recognition (AMR) and rough estimations of unknown carrier frequency and symbol rate.

Key words: Compressive Sensing; Phase Shift Keying signals; modulation classification; Nth Power Nonlinear Transform

自动调制识别是认知无线电的重要任务之一^[1], 其主要目的在于实现不同调制类型的分类。作为解调的预处理过程, 自动调制识别广泛应用于频谱监视及用户识别等频谱感知领域。作为通信领域的经典课题之一, 研究人员提出了多种自动调制识别方法, 例如, 利用小波变换和傅里叶变换的方法, 以及利用累积量的方法^[1-3]。然而, 根据 Nyquist 采样定理, 上述典型方法通常要求带宽 2 倍以上的采样速率, 针对宽带信号而言, 无疑给 ADC 带来了巨大的压力。另一方面, 调制识别及载频和符号率估计等应用, 仅需从大量数据中提取极少的有用信息。

近年来出现的压缩感知理论, 可以实现从欠采样数据中恢复原始信号^[4-6]。利用无线通信信号的稀疏特性, 研究人员已经将压缩感知理论引入认识无线电领域, 从而极大地减轻了 ADC 的负担。

Lim 和 Wakin 等人在文献[6]中提出了一种利用压缩采样值估计 PSK 信号 N 次方非线性变换 (Nth Power Nonlinear Transform, NPT) 后信号频谱谱线的方法, 但是该方法精确度较低, 识别种类有限且易受噪声影响。进一步地, Lim 在文献[7]中提出了一种估计压缩采样高阶循环累积量的方法, 这一方法同样易受噪声影响。ZHOU Lei 等人基于 TIAN Zhi 的工作^[8], 提出了多种利用压缩采样数据, 重构循环谱以实现调制识别的方法^[9], 但这些方法较为复杂, 计算量大^[10]。

收稿日期: 2014-12-15; 修回日期: 2015-01-11

*通信作者: 周 劼 author_correspond@163.com

本文在研究 PSK 信号高阶统计量特征的基础上, 提出了一种基于压缩采样值, 重构信号 NPT 频谱, 从而实现 PSK 信号自动调制识别的方法。该方法可以极大地减少所需要的采样值, 且计算简单, 对噪声有较好的鲁棒性, 可以用来识别 BPSK, QPSK, 8PSK, OQPSK 及 MSK 等典型 PSK 信号。

1 PSK 信号非线性变换后频谱特征

NPT 方法的关键步骤在于检测频谱中离散谱线的个数及位置, 根据离散谱线的个数可以进行调制识别; 根据离散谱线的位置可以进行载频和符号率粗估计。本文将文献[4]的分析方法扩展到 8PSK 及 OQPSK 信号, 给出了各种常见 PSK 信号的 NPT 频谱特征。

1.1 信号模型

MPSK($M=2,4,8$)信号模型为^[11]:

$$s_{\text{MPSK}} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} A_n g(t - nT_s) \exp(j2\pi \frac{(m_n - 1)}{M} + j2\pi f_c t) \quad (1)$$

式中: A_n 为第 n 个码元的幅度, 对于 MPSK 信号为定值; $T_s = 1/R_s$ 为符号周期; M 为调制阶数; $m_n \in \{1, 2, \dots, M\}$ 为第 n 个调制符号; f_c 为载频; $g(t)$ 为根方成形滤波器, 成形系数为 α 。

OQPSK 信号模型为:

$$s_{\text{OQPSK}}(t) = A[I_n + jQ_n] \exp(j2\pi f_c t) \quad (2)$$

式中

$$I_n = \sum_n a_n g(t - (2n - 1)T_b), \quad Q_n = \sum_n b_n g(t - 2nT_b) \quad (3)$$

且有 $a_n, b_n \in \{1, -1\}$ 为独立同分布 (Independently Identically Distributed, IID) 随机变量; $T_b = 1/R_b = 1/2T_s$, 其中, R_b 为比特率。

MSK 信号模型为^[4-13]:

$$s_{\text{MSK}}(t) = A[I_n + jQ_n] \exp(j2\pi f_c t) \quad (4)$$

式中

$$I_n = \sum_n a_n \text{rect}(t - (2n - 1)T_b) \cos(\frac{\pi t}{2T_b}), \quad Q_n = \sum_n b_n \text{rect}(t - 2nT_b) \sin(\frac{\pi t}{2T_b}) \quad (5)$$

且有 $\text{rect}(g)$ 为矩形函数。

1.2 NPT 变换后信号的稀疏性

采用与文献[4]中相同的分析方法, 可以得到 8PSK 和 OQPSK 信号 NPT 变换后信号频谱特征。常见 PSK 信号频谱特征如表 1 和表 2 所示。表 1 中, 不同 PSK 信号的离散谱线个数不同, 这一点可以用来进行调制识别; 由表 2 可知, 离散谱线的位置由载频和符号率共同决定, 这一点可以用来进行载频和符号率的粗估计。

图 1(a)给出了 BPSK 信号经过平方变换后的频谱, 仿真条件为符号数 $N_s = 1024$, $\alpha = 0.5$, $f_c = 0.5 \text{ kHz}$, $R_s = 0.8 \text{ kHz}$, 采样率 $f_s = 6.4 \text{ kHz}$ 。图中 $f = 2f_c$ 以及 $f = 2f_c \pm R_s$ 处的 3 根离散谱线是进行调制识别和参数粗估计的依据, 离散谱线之外的连续谱

表 1 PSK 信号 NPT 变换后频谱离散谱线个数
Table1 Number of discrete peaks for PSK type signals

nonlinearity	BPSK	QPSK	8PSK	OQPSK	MSK
none	0	0	0	0	0
(·) ²	3	0	0	2	2
(·) ⁴	5	5	0	3	2
(·) ⁸	7	7	7	3	2

表 2 PSK 信号 NPT 变换后频谱离散谱线位置

Table2 Peak lines in different nonlinearities for PSK type signals N:None Y: Exist ($k \in Z$)

nonlinearity	frequency	BPSK	QPSK	8PSK	OQPSK	MSK
none	f_c	N	N	N	N	N
	$f_c + kR_s$	N	N	N	N	N
	$2f_c$	Y	N	N	N	N
(·) ²	$2f_c + (k+0.5)R_s$	N	N	N	N	Y
	$2f_c + kR_s$	Y	N	N	Y	N
	$4f_c$	Y	Y	N	Y	N
(·) ⁴	$4f_c + (k+0.5)R_s$	N	N	N	N	N
	$4f_c + kR_s$	Y	Y	N	Y	Y

是结构冗余部分, 不含有效信息。在压缩感知理论中, 可认为该频谱组成的向量为可压缩向量, 其连续频谱部分为可压缩部分, 这与有损压缩的思想是一致的。而可压缩信号是适用于压缩感知理论的。

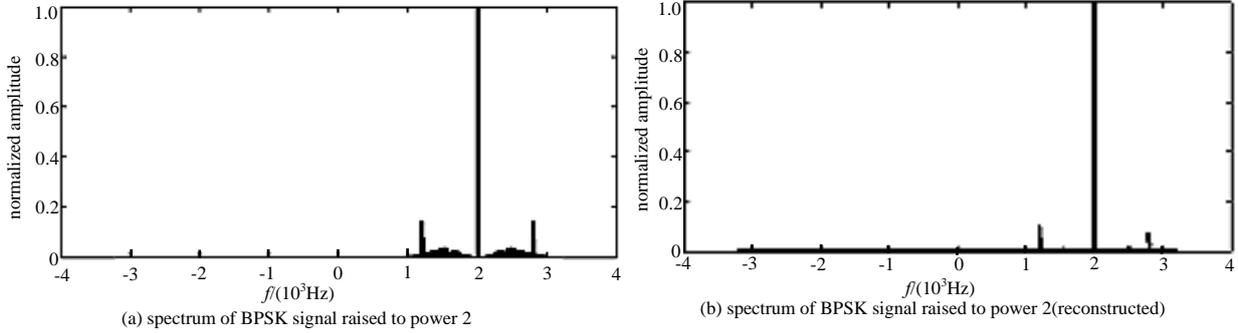


Fig.1 Simulation results for BPSK signals after NPT

图 1 BPSK 信号 NPT 仿真结果

2 利用压缩采样重构 NPT 频谱特征

2.1 压缩采样

压缩感知理论指出, 如果信号是稀疏的, 可以用低速压缩采样代替原有的高速均匀采样^[4-6]。

假定信号 $z \in C^{L \times 1}$ 为接收信号的均匀采样值, z_N 为对应的经过 N 次非线性变换后的信号, 即有:

$$z_N[l] = (z[l])^N, \quad l = 0, 1, \dots, L-1 \quad (6)$$

根据表 1, PSK 信号经过一定次数的非线性变换后, 其频谱呈现出稀疏特性。因此, 可以选定 DFT 逆矩阵为稀疏矩阵, 则压缩感知测量过程可以表示为:

$$y_N = \Phi z_N = \Phi \Psi f_N \quad (7)$$

式中: $\Phi \in R^{M \times L}$ 是测量矩阵 ($M = L$); Ψ 为 DFT 合成矩阵; $f_N \in C^{L \times 1}$ 是 z_N 的 DFT 变换系数; y_N 是压缩采样数据。

根据压缩感知理论, 下文中将使用高斯随机矩阵作为测量矩阵, 根据文献[4-6], 高斯随机矩阵与本文中使用的稀疏矩阵——DFT 合成矩阵的相关度较低。由于 f_N 具有稀疏性, 因此, 可以利用压缩采样值重构得到 NPT 变换后对应的频谱。

2.2 NPT 信号频谱重构

从压缩测量值 y_N 直接得到 f_N 是一个 NP-hard 问题, 这一问题在压缩感知理论中, 可以转化为 l_1 范数优化问题^[13-14]:

$$\hat{f}_N = \arg \min \|f_N\|_1 \quad s.t. \quad y_N = \Phi z_N = \Phi \Psi f_N \quad (8)$$

式(8)为凸优化问题, 可以用 CVX 工具包^[15-20]求解。

图 1(a)和图 1(b)分别给出了 BPSK 信号平方变换后频谱及重构所得的频谱。其中, 图 1(b)相应参数与图 1(a)相同, 采用的压缩测量数为 $M = 2458$ 。可以看出, 利用式(8), 可以准确重构频谱的有效信息, 即 3 个主要谱线。

3 自动调制识别及参数估计

3.1 自动调制识别

重构得到 NPT 变换的信号频谱之后, 可以根据表 1 进行调制识别。根据表 1, 为了识别 BPSK 信号, 仅需使用 f_2 ; 利用 f_2 和 f_4 , 可以识别 QPSK, OQPSK 及 MSK 信号; 而对于 8PSK 信号, 则需要使用到 f_2, f_4 和 f_8 。因

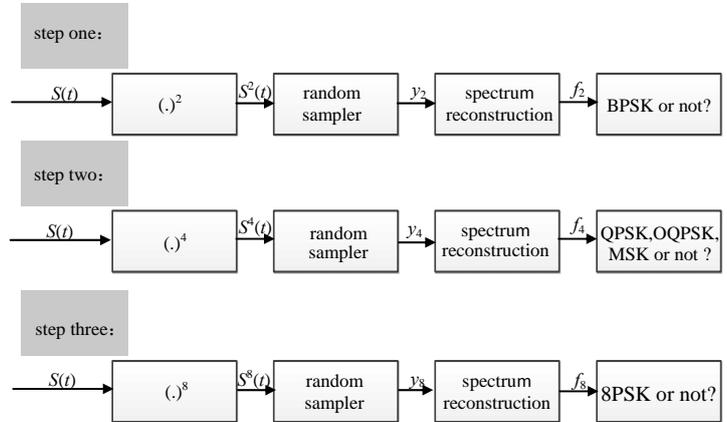


Fig.2 AMR scheme for PSK signals

图 2 PSK 信号调制识别方案

此, 可以设计图 2 所示的信号处理流程, 以实现自动调制识别的目的。图 2 中, 利用随机采样矩阵实现对 NPT 变换后信号的压缩采样; 利用压缩采样数据, 依据公式(8)可以得到 NPT 变换后信号的频谱; 检测重构所得频谱的离散谱线个数, 记平方变换、4 次方变换及 8 次方变换后频谱离散谱线个数依次为 C_1, C_2, C_3 , 根据离散谱线的个数, 依照图 3 所示的分类器结构, 实现调制识别的功能。

3.2 载频及符号率估计

根据表 2 可知, NPT 变换后信号频谱中离散谱线的位置由 f_c 及 R_s 决定。因此, 根据离散谱线的位置可以实现 f_c 及 R_s 的粗估计。由于各种信号的具体估计方法大同小异, 这里仅以 QPSK 信号为例进行说明。

记 A_1, A_2, A_3 依次为 QPSK 信号 4 次方变换后频谱最大的 3 根谱线对应的频率, 根据表 2 可知, QPSK 信号载频及符号率的估计值分别为:

$$\hat{f}_c = A_1 / 4 (\text{or } (A_2 + A_3) / 8), \hat{R}_s = |A_1 - A_2| / 2 \quad (9)$$

4 仿真验证

利用 MATLAB 软件进行仿真, 仿真参数设置为: 符号数 $N_s = 1024$, $\alpha = 0.5$, $f_c = 0.5 \text{ kHz}$, $R_s = 0.8 \text{ kHz}$ 。

为避免非线性变换后信号频谱混叠, 设定 Nyquist 采样率为 $f_s = 6.4 \text{ kHz}$, 则对应的采样数据点为 $L = 8192$ 。这些均匀采样点对应于图 4 中的“Nyquist rate”曲线。记压缩采样点数为 M , 此处定义压缩率为:

$$\beta = M / L \quad (10)$$

下文仿真中, 设定 $M = 2458$ 。此时, $\beta = 0.3$ 。

图 4(a)和图 4(b)给出了不同信噪比条件下信号正确识别率, 图中 r_a 为正确识别率; 图 4(c)给出了利用 4 次方变换后频谱最大值对应的频率估计 QPSK 载频的仿真结果。从图 4(a)和图 4(b)中可以看出, 对于给定的正确识别率, 本文提出的压缩采样方法相比于均匀采样, 信噪比要求 2 dB(BPSK 为 5 dB)左右的额外增益。从图(c)中可以看出, 对于同一估计载频估计精确度, 同样需要大约 2 dB 左右增益。

图 4 中, 在信噪比较低的情况下, 本文提出的压缩采样方法较 Nyquist 均匀采样方法性能较差。这是由于在低信噪比条件下, 噪声功率较高, 信号 NPT 频谱不再具有稀疏性, 本文提出的模型不再适用。

5 结论

本文依据压缩感知理论, 结合 PSK 信号非线性变换后频谱稀疏特性, 提出了一种利用压缩采样数据

实现 PSK 信号调制识别和参数估计的方法, 该方法也适用于 FSK 和 ASK 等频谱具有稀疏特性的调制信号。由于本文利用的是信号的统计特征, 而统计特征在较大样本数量的前提下才会取得较为精确的结果。本文仿真

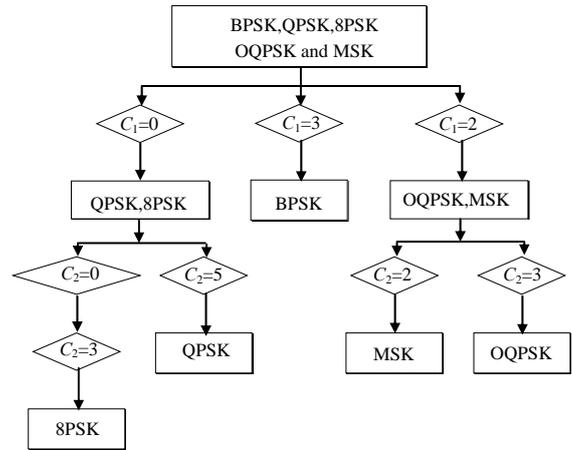
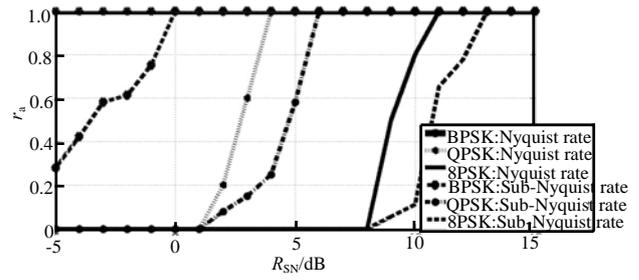
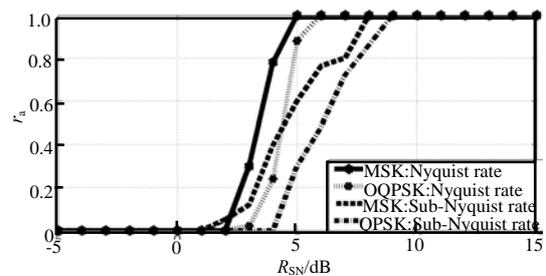


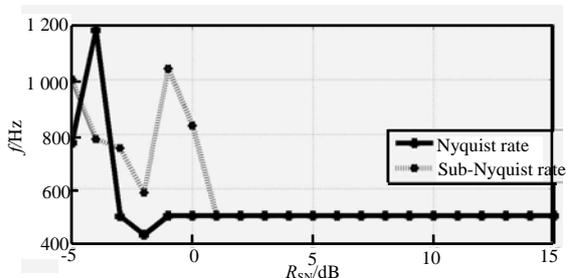
Fig.3 Structure of classifier for AMR
图 3 调制识别分类器结构



(a) simulation results of AMR for BPSK, QPSK and 8PSK



(b) simulation results of AMR for OQPSK and MSK



(c) simulation results of carrier frequency estimation for QPSK

Fig.4 Simulation results of AMR and estimation of f_c

图 4 调制识别及载频估计仿真结果

中使用了均匀采样 30% 的数据量, 取得了与高速 Nyquist 采样相近的性能, 表明文中模型具有较好的应用价值。

参考文献:

- [1] MITOLA J,MAGUIRE Jr G Q. Cognitive radio:making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999(6):13–18.
- [2] DOBRE O A,ABDI A,BAR-NESS Y. Survey of automatic modulation classification techniques:classical approaches and new trends[J]. IET Commun., 2007(3):137–156.
- [3] REICHERT J. Automatic classification of communication signals using higher order statistics[C]// 1992 IEEE International Conference on Acoustics,Speech,and Signal Processing(ICASSP). San Francisco., California,USA:[s.n.], 1992:221–224.
- [4] Candes E J,WAKIN M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008,25(2):21–30.
- [5] DUARTE M F,DAVENPORT M A,WAKIN M B,et al. Sparse signal detection from incoherent projections[C]// 2006 IEEE International Conference on Acoustics,Speech,and Signal Processing(ICASSP). Toulouse,France:[s.n.], 2006:14–19.
- [6] LIM C W,WAKIN M B. Automatic modulation recognition for spectrum sensing using nonuniform compressive samples[C]// 2012 IEEE International Conference on Communications(ICC). Ottawa Canada:[s.n.], 2012:3505–3510.
- [7] DAVENPORT M A,BOUFONOS P T. Signal processing with compressive measurements[J]. IEEE Selected Topics in Signal Processing, 2010(4):445–460.
- [8] LIM C W,WAKIN M B. CHOCS:A framework for estimating compressive higher order cyclostationary statistics[C]// 2012 SPIE Defense,Security,and Sensing(DSS). Baltimore,Maryland,USA:[s.n.], 2012:33–38.
- [9] ZHI T. Cyclic feature based wideband spectrum sensing using compressive sampling[C]// 2011 IEEE International Conference on Communication(ICC). Kyoto,Japan:[s.n.], 2011:1–5.
- [10] ZHOU Lei,HONG M. Wavelet cyclic feature based automatic modulation recognition using nonuniform compressive samples[C]// 2013 Vehicular Technology Conference(VTC Fall). Las Vegas,USA:[s.n.], 2013:1–6.
- [11] 裴立业,江桦. 卫星常用调相信号自动调制识别算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(6):964–969. (PEI Liye,JIANG Hua. Automatic recognition for the satellite phase modulated signals[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(6):964–969.)
- [12] CANDES E J,TAO T. Near-optimal signal recovery from Random projections:universal encoding strategies?[J]. Information Theory, 2006,52(12):5406–5425.
- [13] RUDELSON M,VERSHYNIN R. On sparse reconstruction from Fourier and Gaussian measurements[J]. Information Sciences and Systems, 2006(3):22–24.
- [14] CANDES E J,ROMBERG J,TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Comm. Pure Appl. Math., 2006,59(8):1207–1223.
- [15] I CYX Research. CYX:Matlab software for disciplined convex programming, version 2.0 beta[DB/OL]. (2012) [2014–12–15]. [http://Software available at:http://cvxr.com/cvx](http://Software%20available%20at:http://cvxr.com/cvx).
- [16] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[J]. Neural Networks IEEE Transactions, 1995,10(5):988–999.
- [17] LATRY C,PANEM C,DEJEAN P. Cloud detection with SVM technique[C]// 2007 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium(IGARSS). Barcelona,Spain:[s.n.], 2007:448–451.
- [18] HUA L,YONG X Z. An algorithm of soft fault diagnosis for analog circuit based on the optimized SVM by GA[C]// 2009 International Conference on Electronic Measurement & Instruments(ICEMI). Beijing,China:[s.n.], 2009:1023–1027.
- [19] HONG Liang,HO K C. Modified CRLB on the modulation parameters of OQPSK signal and MSK signal[C]// 2000 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Chicago,USA:[s.n.], 2000:1536–1540.
- [20] CHAUHAN S,PREMA K V. Effect of dimensionality reduction on performance in artificial neural network for user authentication[C]// 2013 IEEE International Advance Computing Conference(IACC). Ghaziabad,India:[s.n.], 2013,788(799):22–23.

作者简介:



邢政利(1989–), 河南省舞钢市人, 在读硕士研究生, 研究方向为通信信号处理、压缩感知理论.email:zhengli102@163.com.

严俊(1981–), 男, 四川省绵阳市人, 助理研究员, 主要研究方向为信号与信息处理.

周劭(1972–), 男, 郑州市人, 研究员, 主要研究方向为通信信号处理、测控技术等.

叶江峰(1974–), 男, 江西省安福县人, 研究员, 主要研究方向为高速数字信号处理、数字接收机.