

基于记忆因子的连续相位调制信号最大似然调制识别

吴斌 袁亚博* 汪勃

(北京跟踪与通信技术研究所 北京 100094)

(空间目标重点实验室 北京 100094)

摘要: 为解决有记忆非线性的连续相位调制(CPM)信号调制方式识别精度低的问题, 该文提出一种基于记忆因子的 CPM 信号最大似然调制识别新方法。该方法定义具有时齐马尔科夫性的映射符号, 通过计算其后验概率构造记忆因子, 进一步结合 CPM 分解和 EM 算法, 推导出时间可分离, 信道参数可估计的 CPM 信号似然函数。该调制识别方法所需符号数目少, 适用信噪比范围广, 识别 CPM 信号种类多且精度高, 对相位误差鲁棒性强。仿真结果证明, 当符号数目为 200, 信噪比为 0 dB, 相位误差任意时, 该方法对 8 种 CPM 信号的识别率可达 95% 以上。

关键词: 信号处理; 调制识别; 连续相位调制; 最大似然; EM 算法

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)10-2546-07

DOI: 10.11999/JEIT151445

Maximum Likelihood Modulation Recognition for Continuous Phase Modulation Signals Using Memory Factor

WU Bin YUAN Yabo WANG Bo

(Beijing Institute of Tracking and Telecommunication Technology, Beijing 100094, China)

(Key Laboratory of Space Object Measurement, Beijing 100094, China)

Abstract: In order to solve the problem of low recognition accuracy of Continuous Phase Modulation (CPM) which is non-linear and with memory, a new maximum likelihood modulation recognition approach using memory factor is proposed in this paper. The approach defines the mapping symbol which has the time-homogeneous Markov property and generates the memory factor by calculating the posterior probability of the mapping symbol. Then, combining with the CPM decomposition and the EM algorithm, the time separable and channel parameter estimable likelihood function is deduced for CPM signals. The proposed approach has characters of low required symbol number, wide range of applicable SNR, large variety of recognizable CPM signals, high recognition accuracy and strong robustness to phase error. Simulation results show that the recognition rate of 8 kinds of CPM signals can reach more than 95% when the symbol number is 200, SNR is 0 dB and the phase error is arbitrary.

Key words: Signal processing; Modulation recognition; Continuous Phase Modulation (CPM); Maximum likelihood; EM algorithm

1 引言

调制识别是指从未知接收信号中识别其调制方式及相应的信号参数, 从而为信号解调提供必要信息的过程, 它是信号检测和信号解调的中间步骤。调制识别在民用和军事领域都有着非常重要的应用, 如自适应调制、认知无线电、信号的监听和拦截等等^[1]。目前, 许多学者针对线性调制方式的调制识别开展了大量研究^[1-6], 而针对有记忆非线性的连续相位调制(CPM)开展的研究还较少。CPM 具有包络恒定和相位连续的特点, 是一类功率和频谱效率都较高的调制方式, 在现代移动通信和卫星通信

中获得了广泛的应用^[7-9]。由于 CPM 是非线性调制, 且其调制波形间存在记忆性, 传统的线性调制识别方法对其不再适用。并且, CPM 调制参数更多, 信号种类更加丰富多样, 导致识别难度更大。因此, 针对 CPM 信号特性, 开展适用于 CPM 信号的调制识别方法的研究是十分必要的。

调制识别方法主要分为两类, 基于特征的(FB)调制识别和基于似然函数的(LB)调制识别, 现有文献中 CPM 调制识别主要采用 FB 方法。文献[10]将接收信号的同相、正交分量, 以及瞬时射频的信息熵作为特征量, 通过神经网络分类器实现 CPM 调制识别。该方法适用于多种 CPM 信号, 且对载波相位误差具有鲁棒性, 但是该方法受噪声影响大, 且需要较大的训练样本集合。文献[11]通过构造两个

贯序接收信号的乘积, 利用其二阶统计值和支持向量机分类器实现 CPM 信号识别。该方法特征提取简单, 且所需训练样本集合较小。文献[12]进一步提出一种不需要事先训练分类器的调制识别方法, 该方法提取 CPM 信号循环谱特征信息并对其进行独立成分分析, 然后迭代地利用特征加权和支撑向量机来实现 CPM 信号的调制识别。然而, 以上 3 种方法每次识别时都需要采用较长的接收信号进行特征提取, 并且存在识别精度较低的问题, 这是由于 FB 调制识别是一种次优的调制识别方法, 该问题成为进一步提升 CPM 调制识别效果的瓶颈。

LB 调制识别方法能够最大化识别精度, 做出最优贝叶斯判决^[2]。该方法将接收信号通过匹配滤波器, 然后计算所得样本序列的似然函数, 并与某一门限作比较, 从而做出判决。然而, LB 调制识别方法存在需已知信道参数, 且计算复杂度高的问题。针对这一问题, 许多改进的 LB 算法被提出^[1-3], 其中, 基于混合最大似然(Hybrid Maximum Likelihood, HML)的调制识别方法采用最大期望(expectation-maximization, EM)算法估计信道参数, 并将数据符号视为随机变量, 通过计算接收样本序列条件概率密度函数的期望, 得到似然函数^[2,13]。然而, HML 及其他现有 LB 方法在 CPM 调制识别问题中的应用具有较大的局限性。一方面, LB 调制识别相当于对信号星座图的识别, 然而非线性的 CPM 信号不能用星座图来表示。为解决这一问题, 文献[14]将 CPM 信号分解为多个线性的脉冲幅度调制(PAM)的组合, 然而, 不同 CPM 信号的分解所需匹配滤波器不同, 且数量过多, 不适用于信号种类较多的调制识别问题。另一方面, CPM 信号的记忆性导致接收样本存在符号间干扰(ISI), 从而使线性调制信号的似然函数不再适用^[2]。文献[15]通过检测 CPM 信号差分相位的方法除去 ISI, 然后计算差分相位的似然函数进行调制识别。然而, 该方法对相位检测的精确度要求较高, 并且只能识别不同阶数的 CPM 信号。

针对以上问题, 本文首先提出了一种新的 CPM 分解方法, 该方法定义了映射符号和波形中心, 分别用于表示 CPM 信号的符号间记忆关系和非线性的 CPM 波形。基于 CPM 分解, 该方法引入记忆因子来表示符号间相关性对似然函数的影响, 并进一步推导出时间上可分离的 CPM 信号似然函数。此外, 为了提高 HML 调制识别的实时性, 采用 EM 算法估计信道参数, 并引入了有记忆的后验信息项来修正参数估计结果。最后, 通过在瑞利衰落信道条件下对 8 种 CPM 信号进行调制识别, 验证了本文方法的有效性。

2 CPM 分解

由于 CPM 信号的记忆性和非线性性导致其似然函数难以求解, 本文提出一种新的 CPM 分解方法, 该方法将 CPM 信号调制过程分解为波形映射和波形表示两部分, 其中, 波形映射过程通过定义映射符号来反映数据符号与信号波形的映射关系, 从而将 CPM 信号符号间的记忆关系参数化表示; 波形表示过程采用主成分分析(PCA)的方法提取波形主成分^[16], 用来区分各种非线性的 CPM 信号波形。

对 M-CPM 信号, 设其符号序列为 $\{I_n\}_{n=1}^N$ ($I_n \in [0, M)$), N 表示信号中包含的符号数目, 并设符号间隔为 T , 则第 n 个符号间隔内的 CPM 波形 $s_n(t)$ ($t \in [0, T)$) 可表示为^[9]

$$s_n(t) = \exp \left\{ j \sum_{l=-\infty}^n \bar{I}_l q(t + nT - lT) \right\} \quad (1)$$

其中,

$$\bar{I}_l = 2I_l - M + 1, \quad q(t) = 2h\pi \int_{-\infty}^t g(t) dt = \begin{cases} 0, & t < 0 \\ h\pi, & t \geq LT \end{cases}$$

$g(t)$ 是长度为 LT 的频率脉冲波形, $L \in \mathbb{N}^+$ 是记忆长度, $h = c/p$ 是调制指数 (c 和 p 互质)。定义变量 p_0 , 当 c 为偶数时 $p_0 = p$, 当 c 为奇数时 $p_0 = 2p$ 。已知 $\exp\{jx\}$ 是周期为 2π 的周期函数, 并且当 $t \geq LT$ 时, $q(t)$ 恒等于 $h\pi$, 代入式(1)可得,

$$\begin{aligned} s_n(t) &= S(A_{n-L}, I_{n-L+1}, \dots, I_n) \\ &= \exp \left\{ j\pi h A_{n-L} + j \sum_{l=1-L}^0 \bar{I}_{n+l} q(t - lT) \right\} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $A_n = (\sum_{l=-\infty}^n \bar{I}_l) \bmod p_0$, $\bmod p$ 表示模 p 求余数, S 是关于自变量 $A_{n-L}, \dots, I_n$ 的函数。由式(2)可得, 波形 $s_n(t)$ 与时刻 n 无关, 仅与自变量 $A_{n-L}, \dots, I_n$ 的取值有关, 每组自变量的取值对应一种波形。设调制波形种类数为 M_0 , 由于 $A_{n-L}, \dots, I_n$ 的取值有 $p_0 M^L$ 种, 则 $M_0 = p_0 M^L$ 。

为了表示数据符号与信号波形间的映射关系, 定义第 n 个符号间隔时的映射符号为 α_n , α_n 是 0 到 $M_0 - 1$ 间的整数, 且其取值与 M_0 个波形一一对应。设 $\alpha_n = \alpha$ 时对应的波形为 $s^{(\alpha)}(t)$ ($\alpha \in [0, M_0)$, $t \in [0, T)$), 即当 $\alpha_n = \alpha$ 时, $s_n(t) = s^{(\alpha)}(t)$ 。因此, 波形映射过程可以转化为根据数据符号求取 α_n , 并根据 α_n 选择相应的波形的过程。根据式(2), 设计满足条件的 α_n 和 $s^{(\alpha)}(t)$:

$$\alpha_n = A_{n-L} + p_0 \sum_{l=1}^L M^{l-1} I_{n-L+l} \quad (3)$$

$$s^{(\alpha)}(t) = S \left[\alpha \bmod p_0, \left\lfloor \frac{\alpha}{p_0} \right\rfloor \bmod M, \left\lfloor \frac{\alpha}{p_0 M} \right\rfloor \bmod M, \dots, \left\lfloor \frac{\alpha}{p_0 M^{L-1}} \right\rfloor \bmod M \right] \quad (4)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。根据式(3)可得, 由 α_{n-1} 可反解出 $A_{n-1-L}, \dots, I_{n-1}$, 将结果代入式(3)可得映射符号 α_n 的递推形式。

$$\begin{aligned} \alpha_n &= F(\alpha_{n-1}, I_n) \\ &= \left(\alpha_{n-1} + 2 \left\lfloor \frac{\alpha_{n-1}}{p_0} \right\rfloor \bmod M - M + 1 \right) \bmod p_0 \\ &\quad + p_0 \left\lfloor \frac{\alpha_{n-1}}{p_0} \right\rfloor \left\lfloor \frac{1}{M} \right\rfloor + p_0 M^{L-1} I_n \end{aligned} \quad (5)$$

由式(5)可得, α_n 的取值由 α_{n-1} 和 I_n 决定, 其中含 α_{n-1} 的项是记忆项, 反映了之前时刻数据对 α_n 的影响, 含 I_n 的项为数据项, 反映了当前时刻数据对 α_n 的影响。又由于 I_n 关于 n 是独立同分布的, 因此序列 $\{f_n\}$ 是一时齐马尔科夫链, 设其一步转移概率矩阵为 $\mathbf{P}$, 其中 $P_{ij} (i, j \in [0, M_0])$ 表示映射符号由 i 变为 j :

$$P_{ij} = \begin{cases} 1/M, & j \in \{F(i, v)\}_{v=0}^{M-1} \\ 0, & j \notin \{F(i, v)\}_{v=0}^{M-1} \end{cases} \quad (6)$$

由于 CPM 波形是非线性且随时间变化的, 不能用星座图表示, 本文定义波形中心 $\mathbf{s}_\alpha = [s_{\alpha 1}, s_{\alpha 2}, \dots, s_{\alpha K}]$ 来表示波形 $s^{(\alpha)}(t)$ 。波形中心 $\mathbf{s}_\alpha$ 包含波形 $s^{(\alpha)}(t)$ 的前 K 个主成分^[16], 它通过将 $s^{(\alpha)}(t)$ 投影在归一化标准正交基函数集 $\Psi = \{\psi_k(t)\}_{k=1}^K (t \in [0, T])$ 上获得, 其中, $s_{\alpha k}$ 表示波形 $s^{(\alpha)}(t)$ 的第 k 个主成分。

$$s_{\alpha k} = \int_0^T s^{(\alpha)}(t) \psi_k^*(t) dt \quad (7)$$

在数字通信系统中, 实际基带信号波形是离散形式的, 本文通过 PCA 法生成离散形式的基函数^[16]。PCA 法的样本集合包含待识别调制集合并所含调制方式的所有波形, 每种波形作为一个观测量, 每个采样点作为一个变量。首先计算波形样本的自相关矩阵, 其次对样本自相关矩阵进行特征值分解, 最后, 将前 K 个特征值最大的归一化特征根构成基函数集 Ψ , 其中, K 是满足特征值贡献率大于 σ ($\sigma \in (0, 1]$) 的最小整数, σ 又称为主成分贡献率。

3 调制识别方法

3.1 信号模型

设待识别调制集合中包含 Q 种 CPM 信号, 在下文表示中, 用 H_q 表示假设信号类型为 CPM $_q$ ($q \in [1, Q]$), 并通过在调制参数上加上标 q 表示调制类型。在接收端, 调制识别位于信号检测之后, 因

此信号的载波, 符号速率和时间偏移已被准确检测^[1-3]。本文用基函数集 Ψ 构造 K 个匹配滤波器接收基带信号 $r(t)$, 从而得到观测样本序列 $\mathbf{R} = \{\mathbf{r}_n\}_{n=1}^N$, 其中 $\mathbf{r}_n = [r_{n1}, r_{n2}, \dots, r_{nK}]$, r_{nk} 表示在第 n 个符号间隔内, 接收信号 $r(t)$ 通过滤波器 $\psi_k(t)$ 得到的样本值。将式(7)代入得

$$r_{nk} = \int_0^T r(t + nT) \psi_k^*(t) dt = a e^{j\theta_0} s_{\alpha_n k}^q + v_{nk} \quad (8)$$

其中, a 和 θ_0 分别表示信道的增益和相位偏移, v_{nk} 是零均值的复加性白噪声, 其方差为 N_0 , 用 $\mathbf{U} = \{a, \theta_0, N_0\}$ 表示信道参数。在式(8)模型中, 信道参数 $\mathbf{U}$, 信号的调制方式 q 和映射符号序列 $\{\alpha_n\}_{n=1}^N$ 都是未知的。

3.2 HML 调制识别

在 H_q 假设下, 接收信号 $r(t)$ 对应的中心集合为 $\{\mathbf{s}_\alpha^q\}_{\alpha=0}^{M_0^q-1}$, 因此样本 $\mathbf{r}_n$ 服从复高斯分布, $\mathbf{r}_n \sim N(a e^{j\theta_0} \mathbf{s}_{\alpha_n}^q, N_0 \mathbf{I} / 2)$, 其中 $\mathbf{I}$ 为 $K \times K$ 单位阵。根据 HML 原理^[2,13], 样本序列 $\mathbf{R}$ 的条件概率密度函数可通过将数据符号视为随机变量, 并求期望获得。基于式(3), 式(4)模型, 对数据符号的期望可转化为对映射符号的期望。然而, 由于 CPM 信号具有记忆性, 不同时刻的映射符号 α_n 是相关的, 因此各个时刻观测样本不是相互独立的, 即 $\mathbf{R}$ 的条件概率密度函数不能分解为各个时刻观测样本条件概率密度函数的乘积。用 $P_q(\mathbf{R} | \mathbf{U})$ 表示调制方式假设为 H_q , 信道参数假设为 $\mathbf{U}$ 时 $\mathbf{R}$ 的条件概率密度函数, 本文将 $P_q(\mathbf{R} | \mathbf{U})$ 表示为递推形式。

$$P_q(\mathbf{R} | \mathbf{U}) = \prod_{n=1}^N \frac{P_q(\{\mathbf{r}_l\}_{l=1}^n | \mathbf{U})}{P_q(\{\mathbf{r}_l\}_{l=1}^{n-1} | \mathbf{U})} = \prod_{n=1}^N \frac{\sum_{j=0}^{M_0^q-1} b_{n,j}}{\sum_{i=0}^{M_0^q-1} b_{n-1,i}} \quad (9)$$

其中 $b_{n,j}$ 表示样本序列为 $\{\mathbf{r}_l\}_{l=1}^n$ 且映射符号 $\alpha_n = j$ 的联合概率密度函数。

$$b_{n,j} = P_q(\alpha_n = j, \{\mathbf{r}_l\}_{l=1}^n | \mathbf{U}) \quad (10)$$

根据映射符号的马尔科夫性, $b_{n,j}$ 可由 $b_{n-1,i}$ 递推获得

$$b_{n,j} = \sum_{i=0}^{M_0^q-1} P_q(\mathbf{r}_n | \alpha_n = j, \mathbf{U}) P_q(\alpha_n = j | \alpha_{n-1} = i) b_{n-1,i} = \begin{cases} \frac{1}{(\pi N_0)^K} e^{-\sum_{k=1}^K |r_{nk} - a e^{j\theta_0} s_{jk}^q|^2 / N_0} \cdot \sum_{i=0}^{M_0^q-1} P_{ij}^q b_{n-1,i}, & n \in [2, N] \\ \frac{1}{M_0^q (\pi N_0)^K} e^{-\sum_{k=1}^K |r_{nk} - a e^{j\theta_0} s_{jk}^q|^2 / N_0}, & n = 1 \end{cases} \quad (11)$$

将式(6)代入式(11)可递推得到各个时刻的联合概率密度 $b_{n,j}$ 。

为进一步简化表示, 定义归一化的联合概率密度函数 $\bar{b}_{n,j}$ 为记忆因子, $\bar{b}_{n,j}$ 相当于 $\alpha_n = j$ 的后验概率。

$$\bar{b}_{n,j} = P_q(\alpha_n = j | \{\mathbf{r}_l\}_{l=1}^n, \mathbf{U}) = b_{n,j} / \sum_i b_{n,i} \quad (12)$$

将式(11)和式(12)代入式(9), 并对式(9)两边取对数可得

$$\lg P_q(\mathbf{R} | \mathbf{U}) = \sum_{n=1}^N \lg \left\{ \sum_{j=0}^{M_0^q-1} \zeta_{n,j} e^{-\sum_{k=1}^K |r_{nk} - a e^{j\theta_0} s_{jk}^q|^2 / N_0} \right\} - N \lg M^q - NK \lg \pi N_0 \quad (13)$$

其中,

$$\zeta_{n,j} = \begin{cases} M^q \sum_{i=0}^{M_0^q-1} \bar{b}_{n-1,i} P_{ij}^q, & n \in [2, N] \\ M^q / M_0^q, & n = 1 \end{cases}$$

由式(13)可以看出, 通过引入记忆因子 $\bar{b}_{n,j}$, 并根据 $\bar{b}_{n,j}$ 构造记忆项 $\zeta_{n,j}$ 来表示之前时刻数据符号(即 ISI)对 n 时刻样本条件概率密度函数的影响, 不仅使样本序列 $\mathbf{R}$ 的条件概率密度函数可以分解到各个时刻分别计算, 而且修正了条件概率密度函数的取值, 提高了似然函数的准确性。

根据 HML 理论^[2,13], 通过在未知信道参数的取值区间内最大化条件概率密度函数, 可获得 H_q 假设下的似然函数:

$$\Lambda_q(\mathbf{R}) = \max_{\mathbf{U}} \lg P_q(\mathbf{R} | \mathbf{U}) \quad (14)$$

对于任意 H_q ($q \in [1, Q]$), 若 $\Lambda_q(\mathbf{R})$ 取得最大值, 则 HML 分类器判定调制方式为 CPM $_q$, 即

$$\hat{q} = \arg \max_{q \in \{1, \dots, Q\}} \Lambda_q(\mathbf{R}) \quad (15)$$

文献[2]证明, 不管信道条件如何, 当符号数目 N 趋于无穷时, 基于 HML 准则的分类器依概率 1 做出正确判决, 且信道参数 $\mathbf{U}$ 的最大似然估计是一致渐进无偏估计。但是, 依据式(14)不能获得信道参数估计值的解析解, 并且, 若等待接收到非常多的观测样本后再做出判决, 将不能满足调制识别问题实时性的要求, 且计算复杂度较高。因此, 本文采用基于迭代的 EM 算法估计信道参数 $\mathbf{U}$, 将所得结果代入式(15)分类器中, 从而使用较少的接收信号, 快速做出正确判定。

3.3 EM 算法参数估计

EM 算法可用于求解信道参数 $\mathbf{U}$ 的最大似然估计^[1,2,13], 它将观测向量 $\mathbf{r}_n$ 视为“不完整的数据”, 缺失的部分为各个时刻观测值 $\mathbf{r}_n$ 对应的波形中心, 在本文模型中, $\mathbf{r}_n$ 对应的波形中心由映射符号 α_n 指

示。因此, “完整的数据”可以表示为 $\mathbf{x}_n = [\mathbf{r}_n, \alpha_n]$ 。通过引入映射符号 α_n , 序列 $\{\mathbf{r}_n\}$ 的相关性转化为序列 $\{\alpha_n\}$ 的相关性。用 $\mathbf{X}$ 表示所有 N 个时刻的“完整的数据”, 根据映射符号 α_n 的时齐马尔科夫性, $\mathbf{X}$ 的对数似然函数可以推导为

$$\lg P_q(\mathbf{X} | \mathbf{U}) = \sum_{n=1}^N \lg P_q(\mathbf{x}_n | \mathbf{x}_{n-1}, \mathbf{U}) = \sum_{n=1}^N \lg P_q(\mathbf{r}_n | \alpha_{n-1}, \mathbf{U}) P_{\alpha_{n-1}\alpha_n}^q \quad (16)$$

EM 算法通过逐次迭代, 收敛到对数似然函数的最大值, 并得到其未知参数 $\mathbf{U}$ 的估计值^[2]。EM 算法的步骤为, 首先给定参数的初始估计 $\hat{\mathbf{U}}_0^q$, 然后通过交替进行期望步骤(E-step)和最大化步骤(M-step), 得到未知参数的贯序估计 $\{\hat{\mathbf{U}}_z^q, z = 1, 2, \dots\}$, 直到似然函数收敛。其中:

E-step: 给定观测样本序列 $\mathbf{R}$ 和当前估计值 $\hat{\mathbf{U}}_z^q = [\hat{a}_z^q, \hat{\theta}_{0,z}^q, \hat{N}_{0,z}^q]$, 计算式(16)“完整数据”的条件似然函数的估计值:

$$\Gamma_q(\mathbf{U} | \hat{\mathbf{U}}_z^q) = \mathbb{E} \{ \lg P_q(\mathbf{X} | \mathbf{U}) | \mathbf{R}, H_q, \hat{\mathbf{U}}_z^q \} \quad (17)$$

M-step: 更新参数估计值:

$$\hat{\mathbf{U}}_{z+1}^q = \arg \max_{\mathbf{U}} \Gamma_q(\mathbf{U} | \hat{\mathbf{U}}_z^q) \quad (18)$$

其中, $\mathbb{E}$ 表示求期望。将式(6)和式(16)代入式(17)可推导出 $\Gamma_q(\mathbf{U} | \hat{\mathbf{U}}_z^q)$ 的表达式为

$$\begin{aligned} \Gamma_q(\mathbf{U} | \hat{\mathbf{U}}_z^q) &= \mathbb{E} \left\{ \sum_{n=1}^N \lg P_q(\mathbf{r}_n | \alpha_{n-1}, \mathbf{U}) P_{\alpha_{n-1}\alpha_n}^q | \mathbf{R}, H_q, \hat{\mathbf{U}}_z^q \right\} \\ &= \sum_{n=1}^N \sum_{j=0}^{M_0^q-1} \sum_{i=0}^{M_0^q-1} \lg \{ P_q(\mathbf{r}_n | j, \mathbf{U}) P_{ij}^q \} \\ &\quad \cdot P_q(\alpha_{n-1} = i, \alpha_n = j | \mathbf{R}, \hat{\mathbf{U}}_z^q) \\ &= \sum_{n=1}^N \sum_{j=0}^{M_0^q-1} \lg \left\{ \frac{1}{M^q (\pi N_0)^K} e^{-\sum_{k=1}^K |r_{nk} - a e^{j\theta_0} s_{jk}^q|^2 / N_0} \right\} \\ &\quad \cdot P_q(\alpha_n = j | \mathbf{R}, \hat{\mathbf{U}}_z^q) \\ &= -\frac{1}{N_0} \sum_{n=1}^N \sum_{j=0}^{M_0^q-1} \hat{\beta}_{n,j,z}^q \sum_{k=1}^K |r_{nk} - a e^{j\theta_0} s_{jk}^q|^2 \\ &\quad - NK \lg \pi N_0 - N \lg M^q \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\hat{\beta}_{n,j,z}^q = P_q(\alpha_n = j | \mathbf{R}, \hat{\mathbf{U}}_z^q)$ 为第 n 个符号间隔内, 映射符号基于样本序列 $\mathbf{R}$ 和信道参数估计值 $\mathbf{U}_z^q$ 的后验概率, 它将样本序列 $\mathbf{R}$ 作为后验信息, 对似然函数进行修正。由于 CPM 信号存在记忆性, 映射符号 α_n 与 $1 \sim N$ 时刻的观测样本都有关, 这导致 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 的计算复杂度过高。由于映射符号 α_n 主要与距其较近的观测样本相关度较高, 可将 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 近似为 $\hat{\beta}_{n,j,z}^{q,d} = P_q(\alpha_n = j | \{\mathbf{r}_l\}_{l=n-d}^{n+d}, \hat{\mathbf{U}}_z^q)$ ($0 \leq d \leq N-d$)。图

1 给出了当 CPM 信号的记忆长度分别为 $L = 1, 2, 3$ 时, $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 的近似值与真实值间的归一化均方误差 (NMSE) 随参数 d 变化图。由图可得, 随着 d 的增大, 3 种情况下的 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 都收敛到其真实值 $\beta_{n,j,z}^q$, 然而 d 的增大将造成 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 的计算复杂度呈指数增长。当 $d = 0$ 时, $L = 1$ 情况下的 NMSE 约为 0.017, $L = 3$ 时 NMSE 增大但仍小于 0.3, 因此, 不妨取 $\hat{\beta}_{n,j,z}^{q,0}$ 作为 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 的近似值, $\hat{\beta}_{n,j,z}^{q,0}$ 相当于在式(12)中取 $\mathbf{U} = \hat{\mathbf{U}}_z^q$ 得到的记忆因子 $\hat{b}_{n,j,z}^q$ 。有记忆的后验信息项 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 可以修正参数估计结果, 提高识别精度, 并且, 实验证明, 用记忆因子 $\hat{b}_{n,j,z}^q$ 近似 $\beta_{n,j,z}^q$ 几乎不会降低识别性能。

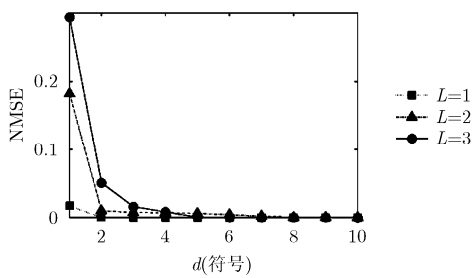


图 1 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q$ 与 $\beta_{n,j,z}^q$ 间 NMSE 随参数 d 变化图

将 $\hat{\beta}_{n,j,z}^q \approx \hat{b}_{n,j,z}^q$ 代入式(19)中, 对式(19)求偏导, 并将结果置零, 可以得到式(18)中未知信道参数 $\mathbf{U}$ 的估计值:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\theta}_{0,z+1}^q &= \tan^{-1} \operatorname{Im} \left\{ \sum_{n=1}^N \mathbf{r}_n \mathbf{C}_{n,z}^q \right\} / \operatorname{Re} \left\{ \sum_{n=1}^N \mathbf{r}_n \mathbf{C}_{n,z}^q \right\} \\ \hat{a}_{z+1}^q &= \sum_{n=1}^N \mathbf{r}_n \mathbf{C}_{n,z}^q e^{-j\hat{\theta}_{0,z+1}^q} / \sum_{n=1}^N E_{n,z}^q \\ \hat{N}_{0,z+1}^q &= \frac{1}{NK} \sum_{n=1}^N \sum_{j=0}^{M_0^q-1} \hat{b}_{n,j,z}^q \sum_{k=1}^K \left| \mathbf{r}_{nk} - \hat{a}_{z+1}^q e^{j\hat{\theta}_{0,z+1}^q} \mathbf{s}_{jk}^q \right|^2 \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{C}_{n,z}^q = \sum_{j=0}^{M_0^q-1} (\mathbf{s}_j^q)^H \hat{b}_{n,j,z}^q$, $E_{n,z}^q = \sum_{j=0}^{M_0^q-1} \hat{b}_{n,j,z}^q \sum_{k=1}^K |\mathbf{s}_{jk}^q|^2$ 。

$\operatorname{Im}(\cdot)$ 和 $\operatorname{Re}(\cdot)$ 分别表示取虚部和实部。 $\mathbf{C}_{n,z}^q$ 和 $E_{n,z}^q$ 分别为第 z 次迭代时, 第 n 个符号间隔的波形中心和信号能量的后验期望。将式(19), 式(20)代入 E-step 和 M-step 中进行迭代, 直到满足收敛条件时停止迭代, 从而得到未知信道参数的最大似然估计值。

4 仿真结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 在配置为 8G 内存 i7 处理器的计算机上用 MATLAB R2014a 软件进行仿真实验。待识别调制集合包含 8 种 CPM 调制, 其中包括最小频移键控 MSK ($M=2, h=1/2, L=1$, REC) 还包括改变调制指数为 $h = \{1/3, 3/4\}$ 的

CPM, 改变调制阶数为 $M = \{4, 8\}$ 的 CPM, 改变记忆长度为 $L = \{2, 3\}$ 的 CPM, 以及改变频率脉冲波形为 RC 的 CPM。其中, REC 和 RC 分别表示矩形和升余弦脉冲。将各种调制方式的调制波形进行能量归一化。信道设置为瑞利衰落信道^[2], 信道增益 a 服从瑞利分布, 其二阶矩参数设置为 0.5, 则信道的平均信噪比 (SNR) 为 $2\mathbb{E}\{a^2\}/N_0 = 1/N_0$, 通过改变噪声功率 N_0 控制信噪比。信道相位偏移 θ_0 服从 $[-\pi, \pi)$ 上的均匀分布。将 EM 算法的迭代停止条件设置为似然函数的增量小于比值 δ 。每次实验时, 随机生成 4000 个调制信号 (每种调制信号各 500 个), 单位符号间隔采样点数为 10, 进行调制识别, 并统计 8 种 CPM 信号的平均正确识别率 (P_c) 来反映识别精度。主成分贡献率 σ , 符号数目 N 和 EM 算法迭代停止条件 δ 对本文方法识别性能的影响分析如下。

平均正确识别率 P_c 随 σ 的变化如图 2 所示。当 σ 分别取 0.65, 0.85, 0.99 时, CPM 波形中心 $\mathbf{s}_\alpha^q$ 中包含的主成分个数 K 分别为 1, 3, 5, 随着 K 的增大, 波形中心构成的空间更加趋近于信号空间, 使得波形中心能够更好地区分不同的 CPM 波形。因此, P_c 随着 σ 的增大而增大, 当 $\sigma = 0.99$ 时, 本文调制识别方法在 0 dB 就能达到大于 0.95 的平均正确识别率。同时, 由图 3 所示, 随着 σ 的增大, EM 参数估计的平均迭代次数减小, $\sigma = 0.99$ 时平均迭代次数为 5 次左右, 低于 $\sigma = 0.65$ 时的一半。因此, 可选取较大的主成分贡献率 σ 提高识别精度。

平均正确识别率 P_c 随 N 的变化如图 4 所示。由图 4 可得, 3 种信噪比条件下的 P_c 都随着 N 的增大而增大, 并最终趋于 1.0。因此, 可以通过增大信号的符号数目 N 来达到期望的正确识别率。当本文方法采用较少的符号数目, 如 $N = 200$ 时, SNR = -4 dB, 0 dB, 4 dB 时, 分别可以达到约 0.74, 0.95, 1.00 的正确识别率, 识别精度较高。同时, 由图 5 得, EM 参数估计的平均迭代次数随 N 基本保持不变, 而 N 的增大将导致计算复杂度的增大和识别实时性的下降。因此, 应在满足识别精度要求的前提下, 尽量减小符号数目。

平均正确识别率 P_c 随迭代停止条件 δ 的变化如图 6 所示。由图可得, 当迭代停止条件 δ 从 10^{-2} 减小到 10^{-3} 时, P_c 增大, 平均增幅约为 9.45%。而当 δ 从 10^{-3} 减小到 10^{-4} 时, P_c 几乎没有发生变化。这是由于随着 δ 的减小, 迭代次数相应增加, 当迭代进行到一定程度时, 信道参数的估计值收敛。以 MSK 信号为例, 图 7 给出了 SNR = -4 dB, MSK 信号信道参数 $\{a, e^{j\theta_0}, N_0\}$ 估计值与真实值的 NMSE 随迭代次数变化图。由图可得, 当迭代次数大于 5 时, 3

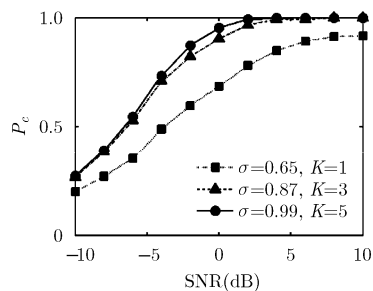


图 2 $\delta = 10^{-3}$, $N = 200$ 时,
 P_c 随 σ 变化图

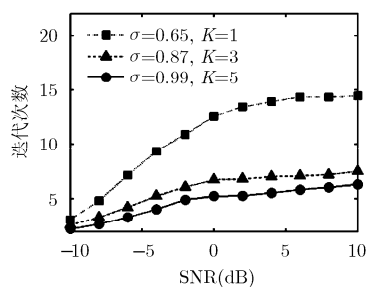


图 3 $\delta = 10^{-3}$, $N = 200$ 时,
迭代次数随 σ 变化图

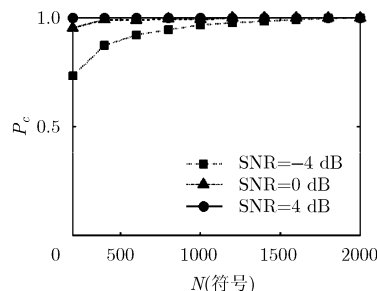


图 4 $\sigma = 0.99$, $\delta = 10^{-3}$ 时,
 P_c 随 N 变化情况

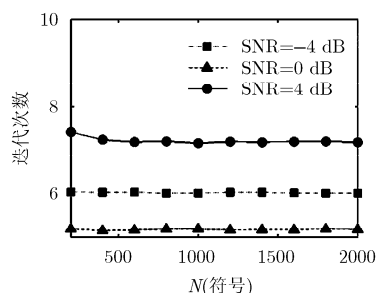


图 5 $\sigma = 0.99$, $\delta = 10^{-3}$ 时,
迭代次数随 N 变化图

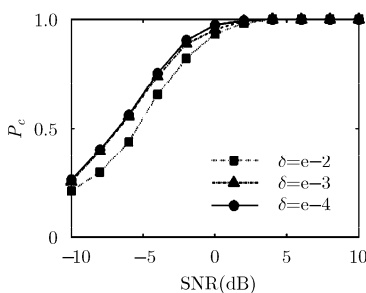


图 6 $\sigma = 0.99$, $N = 200$ 时,
 P_c 随 δ 变化图

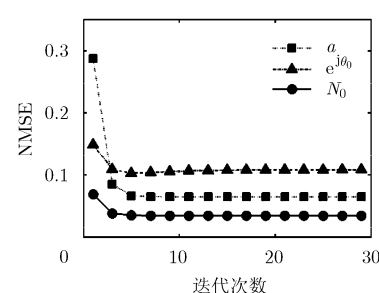


图 7 SNR = -4 dB 时, MSK 信号信道参数
估计值与真实值 NMSE 随迭代次数变化图

种参数的 NMSE 都小于 0.11 并趋于稳定, 而 $\delta = 10^{-2}, 10^{-3}, 10^{-4}$ 情况下平均迭代次数分别为 3, 7, 16, 由于后两者都大于 5, 使得 δ 从 10^{-3} 减小到 10^{-4} 不会带来参数估计精度和识别精度的显著改善。因此, 本文方法可采用较宽松的迭代停止条件, 经过少量迭代实现调制识别。

采用相同的仿真实验环境、信道参数和采样率设置, 在信噪比分别为 0 dB, 5 dB, 10 dB 情况下, 本文方法与文献[10-12]的 FB 调制识别方法进行对比实验。本文方法参数设置为 $\sigma = 0.99, \delta = 10^{-3}$, $N = 200$ 。由于 FB 调制识别需要较多的符号数目, 根据文献分析, 设置其符号数目为 $N = 1000$, 且文

献[11,12]需预先构造大小分别为 4000 和 400 次识别的训练集合对分类器进行训练。平均正确识别率对比结果如表 1 所示, 平均识别时间如表 2 所示。对比表中结果可得, 本文方法的识别时间略大于文献[12]方法, 但其识别精度比文献[12]方法有了显著提高。与文献[10]和文献[11]相比, 虽然本文方法需要的识别时间较长, 但是本文方法不需要对分类器进行预先训练(耗时分别为约 15 s 和 4 s), 并且识别精度有了显著提高, 适用的信噪比范围更广。此外, 本文方法每次识别所用的符号数目远小于 3 种 FB 方法, 并且能够得到较准确的信道参数估计值。

表 1 4 种方法的平均正确识别率对比

信噪比	本文方法 ($N=200$)	文献[10]方法 (训练集合=4000, $N=1000$)	文献[11]方法 (训练集合=400, $N=1000$)	文献[12]方法 ($N=1000$)
0 dB	0.95	0.45	0.71	0.71
5 dB	1.00	0.72	0.94	0.80
10 dB	1.00	0.90	1.00	0.89

表 2 4 种方法的平均识别时间对比(s)

信噪比	本文方法 (无需训练)	文献[10]方法 (训练时间 15 s)	文献[11]方法 (训练时间 4 s)	文献[12]方法 (无需训练)
0 dB	0.2541	0.0031	0.0019	0.1398
5 dB	0.3565	0.0033	0.0023	0.1407
10 dB	0.4111	0.0030	0.0022	0.1418

5 结束语

本文提出了一种适用于 CPM 信号的最大似然调制识别新方法。首先,为解决传统最大似然法不能处理有记忆非线性的 CPM 信号的问题,本文引入一种参数化表示信号记忆和非线性波形的 CPM 分解方法。基于该分解,本文进一步基于映射符号后验概率构造了记忆因子,从而推导了时间上可分离的 CPM 信号似然函数。此外,本文采用 EM 算法估计未知信道参数,并用记忆因子修正参数估计结果,提高了估计精度。最后,仿真结果证明,本文 CPM 调制识别方法能识别不同调制指数、调制阶数、记忆长度、频率脉冲波形的 CPM 信号,且相较于传统 CPM 信号调制识别法,本文方法具有所需符号数目少,识别精度高,适用信噪比范围广,对相位误差鲁棒性强的特点。在瑞利衰落信道,任意相位误差,信噪比为 0 dB 的条件下,本文方法对 8 种长度为 200 符号的 CPM 信号的识别率可达 95% 以上。

参考文献

- [1] DOBRE O A, ABDI A, BAR-NESS Y, *et al.* Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends[J]. *IET Communications*, 2007, 1(2): 137–159. doi: 10.1049/iet-com:20050176.
- [2] BULEK B, OZDEMIR O, VARSHNEY P K, *et al.* Distributed maximum likelihood classification of linear modulations over nonidentical flat block-fading Gaussian channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(2): 724–737. doi: 10.1109/TWC.2014.2359019.
- [3] ZHU Z C and NANDI A K. Blind digital modulation classification using minimum distance centroid estimator and non-parametric likelihood function[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(8): 4483–4494. doi: 10.1109/TWC.2014.2320724.
- [4] 张路平, 王建新. MQAM 信号调制方式盲识别[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 332–336. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.00472.
ZHANG Luping and WANG Jianxin. Blind modulation recognition algorithm for MQAM signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(2): 332–336. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.00472.
- [5] 廖灿辉, 涂世龙, 万坚. 一种抗频偏的卫星幅相调制信号识别算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(2): 346–352. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00512.
LIAO Canhui, TU Shilong, and WAN Jian. An anti-frequency-offset algorithm for modulation recognition of satellite amplitude-phase modulated signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(2): 346–352. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00512.
- [6] 刘明骞, 李兵兵, 曹超凤, 等. 认知无线电中非高斯噪声下数字调制信号识别方法[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 82–88. doi: 10.3969/j.issn.1000-436x.2014.01.010.
LIU Mingqian, LI Bingbing, CAO Chaofeng, *et al.* Recognition method of digital modulation signals over non-Gaussian noise in cognitive radio[J]. *Journal on Communications*, 2014, 35(1): 82–88. doi: 10.3969/j.issn.1000-436x.2014.01.010.
- [7] LI B, BAI B, AULIN T, *et al.* Advanced continuous phase modulation for high mobility communications[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2014, 59(35): 4999–5010. doi: 10.1007/s11434-014-0595-9.
- [8] REMLEIN P. Energy efficient continuous phase modulation signals for satellite intelligent transportation systems[J]. *IET Circuits, Devices & Systems*, 2014, 8(5): 406–411. doi: 10.1049/iet-cds.2013.0433.
- [9] 钟凯, 彭华, 葛临东. 基于 FABA-SISO 的时变频率选择性衰落信道 CPM 信号盲均衡[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(11): 2672–2677. doi: 10.11999/JEIT150026.
ZHONG Kai, PENG Hua, and GE Lindong. Blind equalization based on FABA-SISO for continuous phase modulation signals over time-varying frequency-selective fading channel[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(11): 2672–2677. doi: 10.11999/JEIT150026.
- [10] PAWAR S U and DOHERTY J F. Modulation recognition in continuous phase modulation using approximate entropy[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2011, 6(3): 843–852. doi: 10.1109/TIFS.2011.2159000.
- [11] BARI M and DOROSLOVACKI M. Simple features for separating CPFSK from QAM and PSK modulations[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(5): 613–617. doi: 10.1109/LSP.2014.2363615.
- [12] BOUTTE D and SANTHANAM B. A hybrid ICA-SVM approach to continuous phase modulation recognition[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(5): 402–405. doi: 10.1109/LSP.2009.2016444.
- [13] OZDEMIR O, LI R, and VARSHNEY P K. Hybrid maximum likelihood modulation classification using multiple radios[J]. *IEEE Communications Letters*, 2013, 17(10): 1889–1892. doi: 10.1109/LCOMM.2013.081913.131351.
- [14] LAURENT P A. Exact and approximate construction of digital phase modulations by superposition of amplitude modulated pulses (AMP)[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1986, 34(2): 150–160. doi: 10.1109/TCOM.1986.1096504.
- [15] TSU C P and CHANG D C. Modulation classification for M-ary CPM signals: based on PAM decomposition and phase detection methods[C]. *IEEE International Conference on Computer Communications and Networks*, Maui, 2011: 1–5. doi: 10.1109/ICCCN.2011.6005913.
- [16] ABDI H and WILLIAMS L J. Principal component analysis[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2010, 2(4): 433–459. doi: 10.1002/wics.101.

吴 斌: 男, 1963 年生, 研究员, 研究方向为航天工程与应用。
袁亚博: 女, 1990 年生, 硕士生, 研究方向为通信信号处理。
汪 勃: 男, 1968 年生, 研究员, 研究方向为航天测控技术。