基于离散小波分解和频率脊线分析的CPM信号符号速率盲估计

刘秋红,李天昀,王 彬,许漫坤,邱钊洋
(中国人民解放军战略支援部队信息工程大学,河南郑州 450001)

摘 要: 非合作接收条件下,连续相位调制(CPM,Continuous Phase Modulation)信号多变未知的信号体制使其符号速率盲估计一直是分析该类信号的难点之一.现有的算法大多直接基于信号的瞬时频率或循环平稳性,存在抗噪性能差,不适用于多指数CPM信号等问题.针对该问题,本文通过分析小波变换在信号分解和时频分析中的优势,提出一种综合利用离散小波(DWT,Discrete Wavelet Transform)分解和频率脊线提取的CPM信号符号速率估计的新算法.算法对比分析表明,所提算法具有更好的抗噪性能且在小数据量时也能达到较好的估计性能.

关键词: 连续相位调制;符号速率估计;小波变换;信号分解;时频分析;频率脊线提取
中图分类号: TN911.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)03-0470-08
电子学报URL: http://www.ejournal.org.cn **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.03.008

Symbol Rate Estimation for CPM Signal Based on Discrete Wavelet Decomposition and Frequency Ridge Analysis

LIU Qiu-hong,LI Tian-yun,WANG Bin,XU Man-kun,QIU Zhao-yang
(*PLA Strategic Support Force Information Engineering University,Zhengzhou,Henan* 450001,*China*)

Abstract: In the case of non-cooperative reception, blind estimation for the symbol rate estimation of continuous phase modulation (CPM) signals is usually one of the difficulties in signal analysis due to the varied signal specification. Most of the existing algorithms are based directly on instantaneous frequency or cyclostationarity, which have poor anti-noise performance and are not suitable for multi-h CPM signals. By analyzing the advantages of wavelet transform in signal decomposition and time-frequency, a new algorithm based on discrete wavelet transform (DWT) and frequency ridge extraction is proposed to estimate the symbol rate of CPM signal. Comparative analysis of the algorithm shows that the proposed method has better performance in condition of the low signal to noise ratio (SNR) and small data volume.

Key words: continuous phase modulation; symbol rate estimation; wavelet transform; signal decomposition; time-frequency analysis; frequency ridge extraction

1 引言

连续相位调制(CPM)是一种相位连续、包络恒定的非线性有记忆调制方式,具有较高的功率和频谱利用率,广泛应用于现代通信系统中.在非协作方,调制参数盲估是信号接收和盲解调的必要环节,符号速率是CPM信号最关键的调制参数之一.CPM信号调制参数众多,大大增加了符号速率盲估的难度,尤其对多指数CPM信号,循环变化的调制指数使其比单指数下的相位状态更加复杂,此种条件下对符号速率的盲估计更具有挑战性.

现有的CPM符号速率估计的算法主要分为两类,第一类主要基于信号的循环平稳性,代表性算法有Bianchi[1]提出的联合估计算法,通过分析CPM信号非线性变换后的一阶循环平稳性,提出了一种频偏、符号速率、调制指数的联合估计算法,适用于不同大小的调制指数.但该算法不适用于多指数CPM信号,且三维搜索对区间设置要求高且带来较高运算复杂度.文献[2]基于CPM信号的二阶循环平稳性,通过提取循环频率等于载频处的循环谱截面上的离散谱线,实现任意指数

收稿日期:2019-07-29;修回日期:2019-09-17;责任编辑:覃怀银

CPM 信号的符号速率估计. 但该算法需较多数据,且运算量大. 文献[3]对信号预滤波降噪处理后,通过分析其模方谱中的离散分量实现符号速率估计. 算法实现较为简单,但性能受限于滤波器的构造,且在多指数调制下性能一般. 第二类算法主要基于瞬时频率特征,文献[4]通过分析信号瞬时频率的平方谱与符号速率的关系,实现符号速率的盲估计,该算法适用于任意调制指数的 CPM 信号,但在低信噪比下性能较差. 文献[5]在此基础上,利用小波变换提取瞬时频率跳变时刻,实现符号速率的盲估计. 该算法复杂度小,可直接对中频信号处理,但因未能改善瞬时频率提取精度,故性能依然受限.

针对现有算法存在的抗噪性能及参数适应性较差问题,本文拟采用 DWT 分解对信号预降噪,通过小波脊提取信号瞬时频率,最后利用 Haar 小波提取瞬时频率的跳变时刻,从而实现低信噪比下通用的 CPM 信号符号速率盲估计.

2　CPM 信号模型

CPM 的传输信号[6]可以定义为

$$s(t,\alpha)=\sqrt{2E/T_{\mathrm{b}}}\cdot\cos(2\pi f_{\mathrm{c}}t+\varphi(t,\alpha)) \tag{1}$$

其中,E 为比特能量,T_{b} 为比特周期,f_{c} 为载波频率. $\alpha=(\alpha_0,\alpha_1,\alpha_2,\cdots)$ 为 M 进制双极性信息序列,$\alpha_i\in\{\pm1,\pm3,\cdots,\pm(M-1)\}$. $\varphi(t,\alpha)$ 为相位函数

$$\varphi(t,\alpha)=2\pi\sum_{i=0}^{n}h_i\alpha_i q(t-iT_{\mathrm{b}}) \tag{2}$$

h_i 为调制指数,$q(t)$ 为相位脉冲,具体式为

$$q(t)=\begin{cases}0, & t<0\\ \int_0^t g(\tau)\,\mathrm{d}\tau, & 0\leqslant t<LT_{\mathrm{b}}\\ 1/2, & t\geqslant LT_{\mathrm{b}}\end{cases} \tag{3}$$

其中,L 为相位约束长度,$g(t)$ 为频率成型脉冲,仅在 $0\leqslant t<LT_{\mathrm{b}}$ 内有非零值,常用的 $g(t)$ 有升余弦脉冲(RC)、矩形脉冲(REC)、高斯脉冲. 当 h_i 取固定值时,称为单指数 CPM 信号;当 h_i 循环取集合中的值时,称为多指数 CPM 信号. 当 $L=1$ 时,称为全响应 CPM 信号;当 $L>1$ 时,称为部分响应 CPM 信号.

记 CPM 信号的瞬时相位为

$$\gamma(t)=2\pi f_{\mathrm{c}}t+\varphi(t,\alpha) \tag{4}$$

则信号的瞬时频率[7]为

$$f(t)=2\pi f_{\mathrm{c}}+2\pi\sum_{i=0}^{n}h_i\alpha_i g(t-iT_{\mathrm{b}}) \tag{5}$$

3　符号速率估计算法

3.1　离散小波分解

时域信号被噪声干扰后,后续提取瞬时频率周期特性的算法性能将下降. 通过分析信号和噪声的小波变换结果,可以发现在不同尺度下,信号的小波系数能量分布不均匀,而噪声的小波系数能量分布均匀. 此外,离散小波变换分解可实现不同尺度的小波变换. 故可以利用离散小波变换对信号逐级分解,选取含有信号成分较多、噪声成分较少的分量作为后续算法的处理对象,实现降噪预处理.

3.1.1　噪声与 CPM 信号小波变换后的功率特性

记高斯白噪声 $n(t)$ 的小波系数为 $\mathrm{CWT}(a,\tau)$,且 $-T/2<\tau<T/2$. 则其小波变换后的功率为

$$P_{n\mathrm{WT}}=\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty}|\mathrm{CWT}(a,\tau)|^2\,\mathrm{d}\tau \tag{6}$$

根据小波变换定义[7],$\mathrm{CWT}(a,\tau)$ 可表示为

$$f(\tau)=\frac{1}{\sqrt{a}}\psi^*\left(-\frac{t}{a}\right)\otimes n(t) \tag{7}$$

其中,a 为尺度因子,τ 为平移因子,$*$ 表示共轭,$\otimes$ 表示卷积. 由小波函数的时频域[7]特性质,可得

$$P_f(f)=a\cdot P_n(f)\cdot P_\psi(af) \tag{8}$$

其中 $P_n(f)$ 为 $n(t)$ 的功率谱,令 $P_n(f)=N_0/2$,$P_\psi(f)$ 为小波函数 $\psi(t)$ 的功率谱.

由 Parseval 定理[8],结合式(8),可得

$$P_{n\mathrm{WT}}=\int_{-\infty}^{\infty}P_f(f)\,\mathrm{d}f=\frac{N_0}{2}P_\psi \tag{9}$$

由小波函数的归一化条件[7]可知,小波函数具有单位能量,即 $\int_{-\infty}^{\infty}|\psi(t)|^2\,\mathrm{d}t=1$,因此其功率满足

$$P_\psi=\int_{-\infty}^{\infty}P_\psi(f)\,\mathrm{d}f=\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty}|\psi(t)|^2\,\mathrm{d}t\ll1 \tag{10}$$

由上述推导可知,高斯噪声在连续小波变换后,其功率和 a 无关,且变换后的功率较小,即小波变换后小波系数与尺度因子无关,分布均匀.

对于 CPM 信号 $s(t)$,分析过程同上,可得其小波变换后的功率为

$$P_{s\mathrm{WT}}=\int_{-\infty}^{\infty}aP(f)\cdot P_\psi(af)\,\mathrm{d}f \tag{11}$$

其中 $P(f)$ 为 $s(t)$ 的功率谱. 因 CPM 信号能量集中在一定带宽内,因此其小波变换后的功率与尺度因子有关,即在某些尺度因子上,小波系数较大.

3.1.2　离散小波分解

离散小波变换(DWT)[7]是对连续小波变换的平移因子、尺度按照 2 的幂次进行离散化得到的,所以也称之为二进制小波变换. 离散小波变换分解即实现信号在不同尺度(2,4,8,…)下的小波变换.

分别对小波函数 $\psi_{a,\tau}(t)$ 的尺度因子 a、平移因子 τ 二进制离散化,得到离散小波变换

$$\psi_{m,n}(t)=2^{-m/2}\psi(2^{-m}t-n) \tag{12}$$

其中,$a=2^m$,$\tau=2^m n$,$m,n\in Z$,Z 表整数域.

由 Mallat 算法[9]可知,信号 $s(k)$ 在第 m 级分解时有

$$A_{m,n}=\sum_k s(k)2^{-m/2}\hat{\varphi}(2^{-m}k-n) \tag{13}$$

$$D_{m,n}=\sum_k s(k)2^{-m/2}\psi(2^{-m}k-n) \tag{14}$$

其中 $\hat{\varphi}(k)$ 是尺度函数,$A_{m,n}$ 和 $D_{m,n}$ 分别称为尺度(或粗糙)系数和小波(或细节)系数,且满足

$$A_{m+1,n}=\sum_k h(k-2n)A_{m,k} \tag{15}$$

$$D_{m+1,n}=\sum_k g(k-2n)A_{m,k} \tag{16}$$

其中,$h(k)$ 和 $g(k)$ 是一对具有不同频率响应的正交镜像滤波器 $H(w)$ 和 $G(w)$ 的系数.

若信号做两层 DWT 分解,则流程如图 1 所示,即 $s(k)=A2+D1+D2$. 由多分辨分析思想可知,当分解级数 $m\to\infty$ 时,$s(k)=D_1+D_2+\cdots+D_m$,即各级细节信号 $D_1,D_2,\cdots$ 张成的空间是 $s(k)$ 的完备空间. 因此,信号做有限层 DWT 分解后,任意一层的分解信号均可在一定特征维度上代表 $s(k)$.

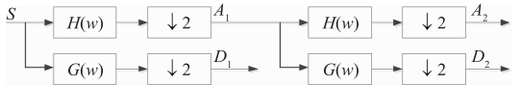
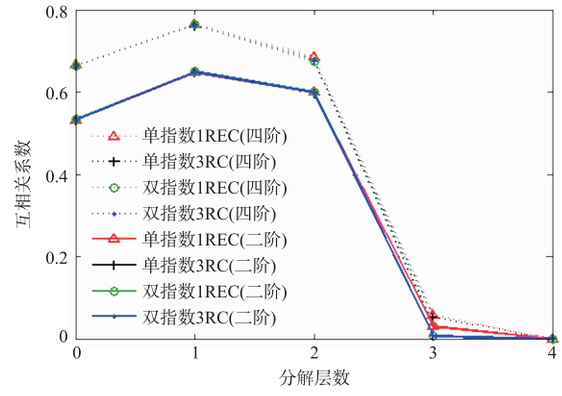


图1 两层离散小波分解图

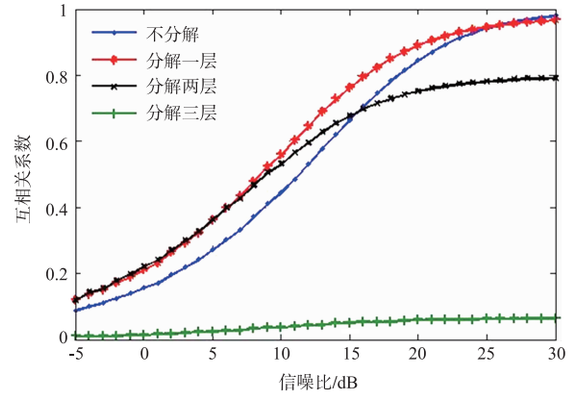
由 3.1.1 节可知,可选取最佳尺度因子,使得其对应的信号小波系数较大. 采用 DWT 分解,将寻找最佳尺度问题转换为寻找最佳分解层数问题. 在最佳分解层得到的分解信号含有的信号相关成分比重最大. 为了适应信号频率跳变较快的特性,在做 DWT 分解时选择支集最短的 Haar 小波.

设原含噪信号 r 为噪声 n 与信号 s 的叠加,对 r 做 m 层 DWT 分解后的分解信号 r_m' 为噪声相关成分 n_m' 与信号相关成分 s_m' 的叠加. 当 r_m' 中 s_m' 所占比重大于 r 中 s 所占比重时,则认为信噪比提升,起到了降噪作用. 将 r_m' 与 s 能量归一化,当 r_m' 中 s_m' 比重越大时,所含 s_m' 越多,则 r_m' 与 s 的互相关系数 ρ_m 越大. 图 2(a)为不同调制参数下的 ρ_m,图 2(b)为 ρ_m 随信噪比 E_b/N_0 的变化情况.

图 2(a)表明,对于不同调制参数(h、L、M 等)的含噪 CPM 信号,ρ_m 随分解层数 m 的变换趋势一致. 图 2(b)表明,当 $E_b/N_0\geqslant 25$dB 时,不分解的 ρ_0 最大,且与 ρ_1 相近,即此时做一层分解后的信噪比仍然较高;当 5dB $\leqslant E_b/N_0<25$dB 时,ρ_1 最大,且明显大于 ρ_0,此时做一层 DWT 分解可最大化的显著提高信噪比;当 $E_b/N_0<5$dB 时,ρ_2 略大于 ρ_1,即二者带来的信噪比提升程度接近,因此从运算复杂度出发,只需做一层 DWT 分解. 此外,随着信号采样率、符号速率等参数的改变,图 2(b)中的交点会有所移动,但是整体趋势不变.



(a) 不同调制参数(E_b/N_0=15dB)



(b) 不同信噪比(M=4)

图2 互相关系数

综上所述,本文对含噪 CPM 信号做一层 DWT 分解,即选取分解信号 A_1 作为后续处理对象.

3.2 小波脊提取瞬时频率

由于 CPM 信号的调制信息包含在瞬时频率之中,因此利用瞬时频率的变化特性即可实现其符号速率的估计. 现有的瞬时频率提取算法大多通过希尔伯特变换[10]求信号相位做差分,但相位易受噪声影响. 小波脊作为有效的信号分析手段之一,从整个时频空间的多尺度角度对信号进行分析,能有效提取信号的瞬时频率,具有更好的抗噪声能力.

3.2.1 小波脊原理

假设信号为 $s(t)$,有如下形式

$$s(t)=A(t)\cos\gamma(t) \tag{17}$$

选择解析小波 $\psi(t)=g(t)e^{jw_0t}$,对信号做小波变换

$$\mathrm{CWT}(a,\tau)=\frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{+\infty}s(t)\psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right)\mathrm{d}t \tag{18}$$

式(18)可化为如下形式[11]

$$\mathrm{CWT}(a,\tau)=\frac{\sqrt{a}}{2}A(\tau)e^{j\gamma(\tau)}G\left(a\left[\frac{w_0}{a}-\gamma'(\tau)\right]\right) \tag{19}$$

其中,w_0 是小波函数的中心角频率. $\gamma'(\tau)$ 表示 τ 上的瞬时频率,$G(w)$ 为 $g(t)$ 的傅里叶变换.

该小波变换域上的点由 τ 和 a 共同决定. 由解析小波特性[7]可知 $G(w)$ 在 $w=0$ 时最大,因此由式(19)可知,对于每个 τ,当 $w_0=a\gamma'(\tau)$ 时,小波变换模值最大,点 (τ,a_τ) 称为脊点,且在脊点满足

$$\mathrm{CWT}(a_\tau,\tau)=\frac{\sqrt{a_\tau}}{2}A(\tau)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\gamma(\tau)}\cdot G(0) \tag{20}$$

式(20)说明脊的起伏反映了信号的幅度,脊的尺度值 $a_\tau=w_0/\gamma'(\tau)$ 与信号的瞬时频率相对应,因此从脊的信息中可提取信号的各个分量参数.

3.2.2　CPM 信号频率脊线

由式(1)可知,CPM 信号满足式(17)的单载波形式. CPM 在某时刻的瞬时频率唯一,则其脊点唯一,由脊点连接而成的脊线也就只有一条. 故可用上述小波脊方法提取 CPM 信号的瞬时频率.

本文采用 Morlet 小波进行小波脊提取,因其时频域特性都较好,抗噪能力强[12],具体式为

$$\psi(t)=g(t)\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}w_0t}=\mathrm{e}^{-t^2/k}\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}w_0t} \tag{21}$$

其中,k 为带宽因子. 为满足小波容许性条件,一般应限制 $k\geqslant 2$,$w_0\geqslant 5$[13].

对 CPM 信号做 Morlet 小波变换,可得在脊点

$$\mathrm{CWT}_{\mathrm{Morlet}}(a_\tau,\tau)=\sqrt{Ea_\tau/2T_b}\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}\gamma(\tau)}\cdot G(0) \tag{22}$$

$G(w)$ 为 $g(t)=\mathrm{e}^{-t^2/k}$ 的傅里叶变换. 脊点 (τ,a_τ) 满足

$$\gamma'(\tau)=2\pi f_\mathrm{c}+2\pi\sum_{i=0}^{n}h_i\alpha_i g(t-iT_\mathrm{b})=w_0/a_\tau \tag{23}$$

提取小波脊线的方式主要有两类,一类是基于信号相位特征,另一类则利用能量特征. 由于 CPM 信号相位连续,易受噪声影响,因此,采用基于能量特征的小波系数模值极大值法提取小波脊线.

由式(23)可知,信号瞬时频率的范围决定了提取小波脊线应使用的尺度因子范围. 因此,首先估计信号的频率范围以选定合适的尺度因子范围和尺度间隔[13],从而确定尺度因子序列 $a_1,a_2,\cdots a_n$. 然后对信号做每个尺度因子下的 Morlet 小波变换,最终获得二维小波系数模值矩阵,如下

$$\boldsymbol{C}(a,\tau)=\begin{bmatrix}|c(a_1,\tau_1)| & \cdots & |c(a_1,\tau_m)| & \cdots\\ |c(a_2,\tau_1)| & \cdots & |c(a_2,\tau_m)| & \cdots\\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots\\ |c(a_n,\tau_1)| & \cdots & |c(a_n,\tau_m)| & \cdots\end{bmatrix} \tag{24}$$

求得 $\boldsymbol{C}(a,\tau)$ 后,为减少噪声影响,根据小波系数二维能量图,在小波脊线的尺度范围内搜索 $\boldsymbol{C}(a,\tau)$ 每列的极大值,提取其对应的尺度因子,连成的曲线即为所求的小波脊线.

3.2.3　参数选取

连续小波变换在工程实现时采用离散化形式,通常信号的采样率即为小波函数的采样率,在该采样率下小波函数需满足奈奎斯特采样定律. 因此,信号采样率一定下,需要对小波的参数进行选择.

设信号采样频率为 f_s,Morlet 小波的中心频率为 $f_0(w=2\pi f_0)$,带宽为 Δf,则必须满足[13]

$$f_0+\Delta f/2<f_\mathrm{s}/2 \tag{25}$$

对于尺度为 a 的 Morlet 小波函数,必须满足如下条件才能避免小波频谱混叠.

$$f_0/a+\Delta f/(2a)<f_\mathrm{s}/2 \tag{26}$$

一般而言,Δf 很小,则式(26)可近似为

$$f_0/a<f_\mathrm{s}/2 \tag{27}$$

小波脊原理表明,当满足式(23)时,CPM 信号在小波域将呈现脊的特征. 因此,当信号瞬时频率和小波中心频率确定时,尺度 a 也就确定了,同时也确定了小波的时窗宽度 $a\Delta t_0$,其中,$\Delta t_0=\sqrt{k\pi}$ 为 Morlet 小波的时窗宽度[13]. 小波脊要求在小波的时窗范围内,信号的瞬时频率是不变的,设信号瞬时频率不变的时间范围是 T_b,则需满足 $a\Delta t_0<T_\mathrm{b}$,结合式(23),整理得

$$f_0/T_\mathrm{b}<\left[f_\mathrm{c}+\sum_{i=0}^{n}h_i\alpha_i g(t-iT_\mathrm{b})\right]/[\sqrt{k\pi}] \tag{28}$$

式(28)表明,选定的小波脊参数与信号的 f_c、T_b 满足一定关系时,才能准确提取小波脊. 图 3 分别为参数失配和配准的小波能量分布图和提取的脊线示意图. 由图可知,当参数失配时,小波脊不连续,提取的脊线有很多冲激干扰. 当参数配准时,小波脊连续显著,提取的脊线无冲激干扰.

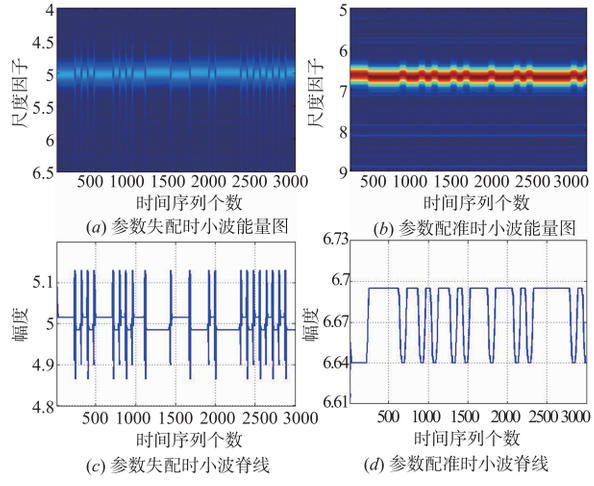


图3　二进制全响应CPM信号的小波脊线

3.3　小波变换提取频率跳变时刻

由式(5)可知,CPM 信号瞬时频率是由频率成型脉冲组成的周期函数,周期为符号持续时间. 考虑矩形脉冲成型的全响应 CPM 信号,在码元持续时间内,瞬时频率为常数,取值大小与调制阶数 M、调制指数 $\{h_1,h_2,\cdots$

$h_N\}$有关,取值个数为 MN. 对于二进制全响应 CPM 信号,其瞬时频率呈阶梯状,在码变化时刻,信号瞬时频率有突变;码元持续时间内为常数,二进制单指数时,取值有两种,如图 4(a);二进制双指数时,取值有四种,如图 4(b). 基于该跳变特性,可借鉴 Ho 算法[14],采用小波变换提取瞬时频率的跳变时刻.

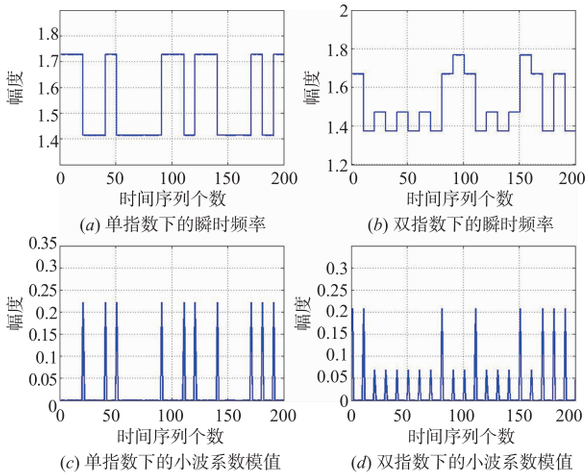


图4 二进制全响应CPM信号瞬时频率和小波系数

CPM 信号的瞬时频率在跳变时刻较快,因此选取支集最短的 Haar 小波. 为简化计算,考虑二进制全响应 CPM 信号,对其瞬时频率做小波变换.

当小波在瞬时频率无跳变时,对其做小波变换

$$|\mathrm{CWT}(a,\tau)|^2 = \left|\frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-a/2}^{a/2} f(t)\psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right)\mathrm{d}t\right|^2 = 0 \tag{29}$$

当小波在瞬时频率跳变时,记跳变前后瞬时频率分别为f_{i-1},f_i,且$f_{i-1}\neq f_i$,对其做小波变换

$$\begin{aligned}|\mathrm{CWT}(a,\tau)|^2 &= \left|\frac{a}{2\sqrt{a}}(f_i - f_{i-1})\right|^2 \\ &= \frac{a\pi^2}{4T_\mathrm{b}^2}|h_i\alpha_i - h_{i-1}\alpha_{i-1}|^2\end{aligned} \tag{30}$$

式(29)、(30)说明,在瞬时频率跳变时刻,小波系数的模方会出现冲激,该冲激值由调制指数和码元共同决定,如图 4(c)、(d)所示. 小波系数模方的变化蕴含着符号周期信息. 通过分析其功率谱,理论上可得符号速率信息,下文对此进行讨论.

令 $y(\tau)=|\mathrm{CWT}(a,\tau)|^2$,由式(29)、(30)可得

$$\begin{aligned}y(\tau) &= \sum_{i=1}^{\infty} \mathrm{A}\,|h_i\alpha_i - h_{i-1}\alpha_{i-1}|^2\delta(\tau - iT_\mathrm{b}) \\ &= \mathrm{A}\sum_{i=1}^{\infty}(h_i^2\alpha_i^2 + h_{i-1}^2\alpha_{i-1}^2 - 2h_{i-1}h_i\alpha_{i-1}\alpha_i)\delta(\tau - iT_\mathrm{b})\end{aligned} \tag{31}$$

其中,$\tau=0,1,2,3,\cdots$,A 为常数. 分别令

$$\begin{cases} y_1(\tau) = \sum\limits_{i=1}^{\infty} h_i^2\alpha_i^2\delta(\tau - iT_\mathrm{b}) \\ y_2(\tau) = \sum\limits_{i=1}^{\infty} h_{i-1}^2\alpha_{i-1}^2\delta(\tau - iT_\mathrm{b}) \\ y_3(\tau) = \sum\limits_{i=1}^{\infty} h_{i-1}h_i\alpha_{i-1}\alpha_i\delta(\tau - iT_\mathrm{b}) \end{cases} \tag{32}$$

CPM 信号的调制指数 h_i 为正整数,信息序列 α_i 为双极性序列,因此 $y_1(\tau)$、$y_2(\tau)$为单极性序列,$y_3(\tau)$为等概双极性序列. 由文献[8]可知,等概双极性序列的频谱为连续谱,不存在离散分量,因此 $y_3(\tau)$构成 $y(\tau)$的连续谱. $y_1(\tau)$可表示为

$$\begin{aligned}y_1(\tau) &= \sum_{i=1}^{\infty} h_i^2\delta(\tau - iT_\mathrm{b}) \cdot \sum_{i=1}^{\infty}\alpha_i^2\delta(\tau - iT_\mathrm{b}) \\ &= h_T(\tau)\cdot m(\tau)\end{aligned} \tag{33}$$

其功率谱为

$$P_1(f) = P_{h_T}(f)\otimes P_m(f) \tag{34}$$

因 $h_T(\tau)$是调制指数序列 $h(\tau)=\{h_1,h_2,\cdots,h_N\}$按照周期 NT_b 延拓而来,记 $h(\tau)$的功率谱为 $S_h(f)$,则 $h_T(\tau)$功率谱为

$$P_{h_T}(f) = \left(\frac{2\pi}{NT_\mathrm{b}}\right)^2\sum_k S_h\left(\frac{k}{NT_\mathrm{b}}\right)\delta\left(f - \frac{k}{NT_\mathrm{b}}\right) \tag{35}$$

由文献[15]可知,等概单极性序列 $m(\tau)$可被分解为稳态波和交变波,其中稳态波构成离散谱,交变波构成连续谱,用 G_1 表示连续谱系数,G_2 表示离散谱系数,则 $m(\tau)$可以表示为

$$P_m(f) = G_1(f) + \sum_k G_2\left(\frac{k}{T_\mathrm{b}}\right)\delta\left(f - \frac{k}{T_\mathrm{b}}\right) \tag{36}$$

综合式(34)~(36)可得

$$\begin{aligned}P_1(f) &= \left(\frac{2\pi}{NT_\mathrm{b}}\right)^2\Bigg[\sum_k S_h\left(\frac{k}{NT_\mathrm{b}}\right)G_1\left(f - \frac{k}{NT_\mathrm{b}}\right) + \\ &\sum_{k1}\sum_{k2} S_h\left(\frac{k1}{T_\mathrm{b}} + \frac{k2}{NT_\mathrm{b}}\right)\cdot G_2\left(\frac{k1}{T_\mathrm{b}} + \frac{k2}{NT_\mathrm{b}}\right)\delta\left(f - \frac{k1}{T_\mathrm{b}} - \frac{k2}{NT_\mathrm{b}}\right)\Bigg]\end{aligned} \tag{37}$$

由式(32)可得

$$y_2(\tau) = y_1(\tau - T_\mathrm{b}) \tag{38}$$

则其功率谱

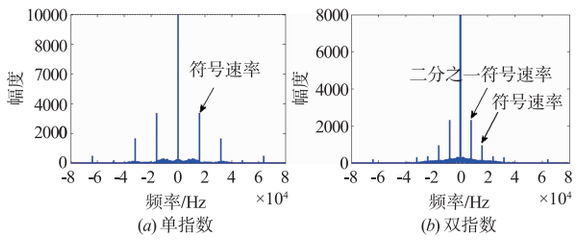
$$P_2(f) = P_1(f) \tag{39}$$

故 $y(\tau)$的功率谱为

$$P(f) = \mathrm{A}\cdot(2P_1(f) - P_3(f)) \tag{40}$$

其中,$P_3(f)$为 $y_3(\tau)$的功率谱. 由式(37)可知,$P_1(f)$在 $f=k1/T_\mathrm{b}+k2/T_\mathrm{b}$($k1$,$k2$ 为任意整数)时,存在离散分量,所以 $P(f)$在 $f=\pm 1/(NT_\mathrm{b})$,$\pm 2/(NT_\mathrm{b})$,$\cdots$,$\pm 1/T_\mathrm{b}$,$\cdots\pm n/T_\mathrm{b}$ 时存在离散分量,该离散分量位置反映了调制指数变换周期和符号周期信息,据此可实现符号速率估计.

图 5 分别为单、双指数下的 $P(f)$. 图 5(a)表明,单



(a) 单指数　(b) 双指数

图5　二进制全响应CPM信号

指数下,离散谱线间隔为符号速率整数倍处;图 5(*b*)显示对于双指数,在二分之一符号速率、符号速率处有离散谱线,与前文理论分析一致.

3.4　算法流程

根据以上分析,对 CPM 信号进行 DWT 分解预降噪处理后,由小波脊提取其瞬时频率,再由 Haar 小波变换提取瞬时频率的变化时刻,从而实现符号速率的估计,如算法 1.

算法 1　CPM 符号速率估计算法

步骤 1　对含噪混合信号,做一层 DWT 分解预降噪,选取最佳分解信号 A_1;

步骤 2　粗估信号载频带宽信息,根据参数选取要求选择合适的小波参数,对分解信号进行多尺度小波变换,得小波二维模值矩阵;

步骤 3　根据小波能量特征的模值极大值在信号脊线对应的尺度范围内提取小波脊线;

步骤 4　选取合适的 Haar 小波尺度对提取的小波脊线进行连续小波变换;

步骤 5　对变换后的小波系数模方值进行傅里叶变换得 $C(f)$,并运用 MAC 滤波法[16]进行滤波处理,突出离散谱线;

$$P(f)=\frac{|C(f)|}{\sum_{n=1}^{w}c(n)\cdot|C(f+n)|},\quad c(n)=\begin{cases}\dfrac{1}{w}, & 1\leqslant n\leqslant w\\ 0, & \text{else}\end{cases}$$

步骤 6　在粗估带宽范围内,提取离散谱线,设谱线的个数为 $\hat{N}$、谱线间隔为 d,则符号速率为 $\hat{N}d$.

4　仿真及性能分析

为了验证算法性能,以下实验均与文献[1]JE 算法、文献[3] ME 算法、文献[5] WE 算法作对比;仿真实验中,CPM 信号的部分参数如下:采样率为 16MHz;符号速率为 0.2MBps;载波频率为 4MHz;脊线提取采用 cmor4-5 的 Morlet 小波,小波尺度为:9:0.005:11;Haar 小波尺度为 16.

4.1　算法估计性能分析

为了分析算法的估计性能,以下将从信噪比、数据量、相位约束长度、调制指数大小四个方面对算法进行对比讨论. 性能的衡量指标为 500 次蒙特卡罗实验下估计的归一化均方差.

实验 1　信噪比对算法性能的影响

本实验主要探讨算法在不同信噪比 E_b/N_0 下的估计性能. 实验条件为:二、四进制全响应 CPM 信号,单调制指数为 0.5,双调制指数为 12/16、9/16,符号数为 100,矩形脉冲成型,估计性能如图 6(*a*)、6(*b*). 实验结果表明,其他参数一定时,算法性能随着信噪比的提高线性提升,本文算法性能明显优于其他算法;固定调制指数下,调制阶数越高,算法性能越好,这是由于阶数越高,瞬时频率跳变越明显,更有利于跳变速率的提取. 当信号由单指数调制变为双指数调制时,其他算法出现性能退化或失效,而本文算法性能保持稳定,鲁棒性更优.

实验 2　数据量对算法性能的影响

本实验主要讨论不同的数据量下算法的估计性能. 实验条件为:二、四进制全响应 CPM 信号,单调制指数为 0.5,双调制指数为 12/16、9/16,$E_b/N_0=5$dB,矩形脉冲成型,性能曲线如图 6(*c*)、6(*d*)所示. 从图 6 中可以看出,固定信噪比下,随着符号数量的增加,本文算法性能持续提升,且优于其他算法;与实验 1 的结果一致,其他参数一定时,调制阶数越高,算法性能越好,且信号由单指数变为双指数调制时,性能保持稳定.

实验 3　相位约束长度对算法性能的影响

本实验主要讨论不同相位约束长度下算法的估计性能. 实验条件为:二进制 CPM 信号,单调制指数为 0.5,$E_b/N_0=15$dB,矩形脉冲成型、升余弦脉冲成型,性能曲线如图 6(*e*). 从图 6 可知,固定信噪比下,随着相位约束长度的增加,算法性能逐渐退化,这是由于相位约束长度越大,频率成型脉冲的积分区间越长,瞬时频率跳变的周期性越弱,不利于跳变速率的提取. 此外,算法适用于不同频率成型脉冲,性能略有差异. 其他参数一定下,针对全响应、部分响应 CPM 信号,本文算法性能均优于其他算法.

实验 4　调制指数值对算法性能的影响

本实验主要单指数调制下调制指数值的改变对算法估计性能的影响. 实验条件为:二进制全响应 CPM 信号,$E_b/N_0=11$dB,矩形脉冲成型、升余弦脉冲成型,性能曲线如图 6(*f*)所示. 实验结果表明,固定信噪比下,随着调制指数值的增加,算法性能逐渐提升,且始终优于其他算法. 这是由于调制指数值越大,瞬时频率跳变越明显,更有利于瞬时频率的提取. 与实验 3 结果一致,算法适用于不同频率成型脉冲,估计性能稳定.

4.2　算法复杂度分析

为了进一步分析算法复杂度,本文以算法在 MATLAB R2013a 上的运行时间来衡量. 硬件环境为:Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @ 3.60GHz(内存 8.00GB). 表 1 为四种算法在符号数相同、调制指数不同的情况下的运行时间. 表 2 为控制信号调制参数相同、改变符号数量时算法的运行时间.

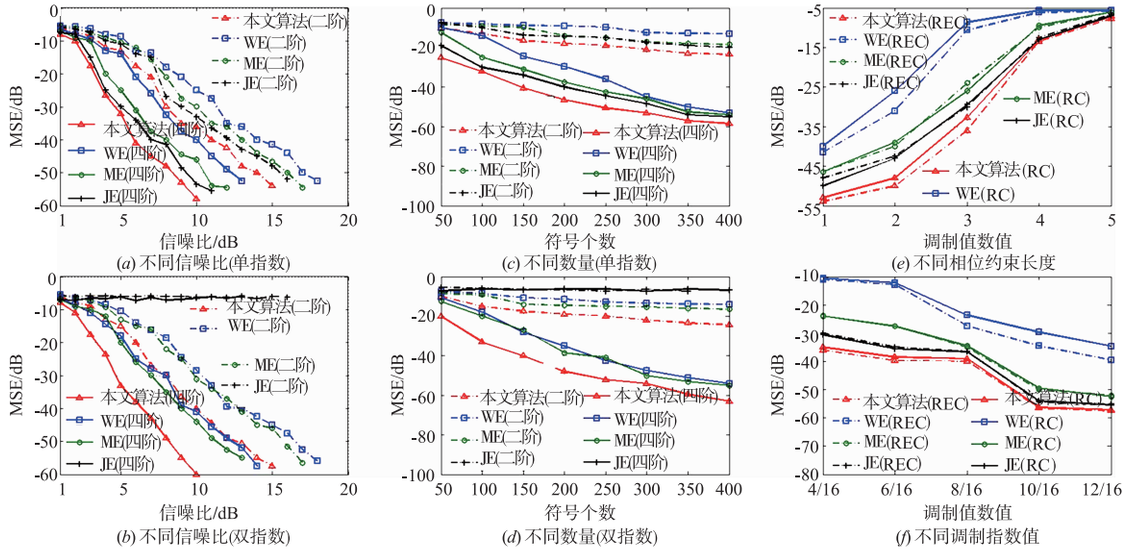


图6 归一化均方误差

表 1 不同调制指数值下的运行时间(单位:s)

调制指数	本文算法	JE 算法	ME 算法	WE 算法
2/16	0. 542	0. 891	0. 071	0. 025
4/16	0. 543	0. 776	0. 072	0. 025
6/16	0. 542	0. 611	0. 071	0. 024
8/16	0. 543	0. 497	0. 071	0. 025

表 1 表明,JE 算法所需时间最长,且随着调制指数的减小呈递增趋势,这是由于该算法需在三维空间内遍历搜索代价函数的最大值,且调制指数越小,搜索空间越大,算法的复杂度越高,耗时越长. 本文算法与其它两种算法的时间则相对稳定.

表 2 不同符号数下的运行时间(单位:s)

符号数	本文算法	JE 算法	ME 算法	WE 算法
100	0. 543	0. 776	0. 072	0. 025
1000	1. 710	2. 210	0. 097	0. 042
2000	3. 779	4. 587	0. 173	0. 098
3000	6. 160	7. 250	0. 328	0. 141

由表 2 可知,随着符号数的增加,四种算法基本均呈线性递增趋势. 此外,本文算法时间低于 JE 算法,但高于算法 ME、WE,主要是因为本文算法在提取小波脊时,需要在小波尺度因子范围内,以一定间隔,遍历所有尺度因子对信号做小波变换. 但由 4. 1 节可知,算法 ME、WE 估计精度远低于本文算法. 因此,综合来看,本文算法性能较优.

5 结论

本文提出一种基于离散小波分解和频率脊线分析的 CPM 信号符号速率盲估计算法. 首先采用 DWT 对信号做分解,找到保留原信号特征最多的分量信号,实现降噪预处理. 之后利用小波脊的抗噪特性实现了信号瞬时频率的提取. 最后利用连续小波变换提取瞬时频率的跳变时刻,从而实现了低信噪比下 CPM 信号符号速率盲估计. 通过仿真实验验证了算法的性能优势和对不同调制参数信号的适应性. 算法不需要任何先验信息,适合非合作接收条件.

参考文献

[1] Bianchi P,Loubaton P,Sirven F. On the blind estimation of the parameters of continuous phase modulated signals[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2005,23(5):944 – 962.

[2] 王宁,彭华,崔伟亮. 一种非数据辅助的连续相位调制信号符号速率估计算法[J]. 信号处理,2010,26(12):1864 – 1869.

[3] 张韬. 一种新颖的 Multi-h CPM 信号符号速率盲估计算法[J]. 电讯技术,2012,52(9):1448 – 1451.

[4] 吴厚明,无量,江桦. 一种基于循环平稳性的 CPM 信号符号速率盲估计算法[J]. 信息工程大学学报,2012,13(2):224 – 228.

[5] 彭华甫. 连续相位调制信号识别与参数估计[D]. 郑州:解放军信息工程大学,2013.

[6] 孙锦华,何恒. 现代调制解调技术[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2014. 95 – 96.

[7] 张贤达. 现代信号处理(第三版)[M]. 北京:清华大学出版社,2015. 281 – 322.

[8] 樊昌信,曹丽娜. 通信原理(第 6 版)[M]. 北京:国防工业出版社,2015. 22 – 147.

[9] Mallat S G,Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans on Signal Processing,1993,41(12):3397 - 3415.
[10] Bargmann V. On a Hilbert space of analytic functions and an associated integral transform. Part1[J]. Communications on Pure & Applied Mathematics,1961,14(3):187 - 214.
[11] 马拉特. 信号处理的小波导引[M]. 杨力华,等,译. 北京:机械工业出版社,2002. 281 - 282.
[12] J G Proakis. Digital Communications[M]. 4th ed. New York:McGraw-Hill,2003.
[13] 陈建文. 基于小波脊的数字信号的调制识别[D]. 郑州:解放军信息工程大学,2007.
[14] Ho K C,Prokopiw W,Chan Y T. Modulation identification of digital signals by the wavelet transform[J]. IEE Proceedings Radar,Sonar and Navigation (S1350-2395),2000,147(4):169 - 176.
[15] 邱钊洋,黄焱,欧阳喜. 基于时频修正与波形变换的 MFSK 信号调制参数盲估计[J]. 电子与信息学报,2017,39(10):254 - 258.
[16] 刘双平,闻翔,金梁. 一种抑制符号速率估计背景色噪声的非线性滤波算法[J]. 电子学报,2007,35(1):95 - 99.
LIU Shuang-ping,WEN Xiang,JIN Liang. A new filtering algorithm for colored background self-noise suppressing of symbol rate estimation[J]. Acta Electronica Sinica,2007,35(1):95 - 99. (in Chinese)

作者简介

刘秋红　女,1991 年出生,江苏连云港人,现为战略支援部队信息工程大学研究生. 研究方向为通信信号分析与处理.
E-mail:1217283177@ qq. com

李天昀　男,1979 年出生,江西萍乡人,现为战略支援部队信息工程大学副教授、硕士生导师. 研究方向为软件无线电、通信信号处理.

王　彬　女,1971 年出生,河南郑州人,现为战略支援部队信息工程大学副教授、硕士生导师. 研究方向为软件无线电、无线通信中信道盲辨识、盲均衡等.

许漫坤　女,1977 年出生,河南安阳人. 现为战略支援部队信息工程大学副教授. 研究方向为智能信号处理、图像处理与模式识别.

邱钊洋　男,1991 年出生,河南许昌人,现为战略支援部队信息工程大学博士. 研究方向为通信信号分析与处理.