

噪声模态单元预判的经验模态分解脉冲星信号消噪*

王文波^{1)2)†} 汪祥莉³⁾

1) (武汉科技大学信息与计算科学系, 武汉 430065)

2) (遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

3) (武汉理工大学计算机科学与技术学院, 武汉 430063)

(2013年6月6日收到; 2013年7月18日收到修改稿)

为了改善脉冲星辐射脉冲信号的消噪效果, 提出了一种基于噪声模态单元预判的经验模态分解 (EMD) 消噪声方法. 该方法首先利用 EMD 将含噪辐射脉冲信号分解为一组内蕴模态函数 (IMF), 根据 IMF 系数的统计特性采用局部均方差准则进行噪声模态单元预判, 并将噪声模态单元置零; 然后对噪声模态单元预判处理后的 IMF 以模态单元为基本单位进行最优比例萎缩消噪, 从而达到抑制噪声、保留信号的目的. 实验结果表明: 与 Sure Shrink 小波阈值法、Bayes Shrink 小波阈值法和 EMD 模态单元比例萎缩法相比, 基于噪声模态单元预判的 EMD 消噪方法可以更加有效地去除脉冲辐射信号中的噪声, 同时更好地保留信号突变处的细节信息特征, 在信噪比、均方误差、峰值相对误差、峰位误差和相位误差等方面都有一定程度的改善

关键词: 脉冲星信号消噪, 经验模态分解, 噪声模态单元预判, 局部均方误差

PACS: 97.60.Gb, 98.70.Qy

DOI: 10.7498/aps.62.209701

1 引言

脉冲星是一种高速自传且具有强磁场的中子星, 其最显著的特征是自传具有超高的稳定性^[1,2]. 由于它显著的优良特性, 近年来脉冲星在计时、导航、定位、天体物理和电波传播学等领域展现出巨大的应用前景^[3-8]. 然而, 由于脉冲星在距离地球非常遥远的深空中, 其辐射脉冲信号在超长距离的传播过程中不可避免地受到星际空间物质、大气色散延迟等因素的影响, 因此地面接收站接收到的脉冲星信号往往被淹没在很强的噪声之中^[9,10]. 所以, 脉冲星信号的消噪效果将直接影响到脉冲辐射信号到达时间的观测精度和脉冲累积轮廓的观测结果, 脉冲辐射信号的消噪是后继科学研究、实际应用的前提与基础^[11,12].

经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种完全数据驱动的自适应分解算法^[13], 非常适合非线性、非平稳信号的处理^[13,14]. 脉冲星信号是典型的非平稳信号^[10], 文献^[15, 16]利用

EMD 系数阈值法对脉冲星信号进行消噪, 获得了较好的消噪效果, 但其直接对 EMD 分解后的内蕴模态函数系数进行阈值处理, 破坏了内蕴模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 中模态单元的完整性. 文献^[17]将 IMF 中两个过零点间的模态单元作为一个整体, 以模态单元为基本单位提出了一种基于模态单元比例萎缩的脉冲星信号消噪方法, 在去噪的过程中保持了模态单元的完整性. 但在该算法中, 所有的模态单元经比例萎缩后都被保留, 由于极值较小的模态单元基本是由噪声构成^[18,19], 因此对比例萎缩后的所有模态单元不加区分地全部进行保留, 势必造成脉冲星信号中的噪声不能被完整去除. 为了进一步提高 EMD 对脉冲星信号的消噪效果, 本文在文献^[17]的基础上提出了一种基于噪声模态单元预判的脉冲星信号消噪方法: 首先构造噪声模态单元的判别准则, 将 IMF 中的噪声模态单元去除, 信号模态单元保留; 然后对处理后的 IMF 进行基于模态单元的最优比例萎缩消噪, 在保持信号模态单元完整性的基础上, 尽可能地去除 IMF

* 国家自然科学基金 (批准号: 41071270, 11201354) 和遥感科学国家重点实验室开放基金 (批准号: 11R01) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: wwb0178@163.com

中的噪声成分. 分别采用 SureShrink 小波阈值法、BayesShrink 小波阈值法、EMD 模态单元比例萎缩法和本文提出的方法对 B1953 + 29 和 J1034 - 3224 脉冲星的辐射脉冲信号进行消噪对比实验, 结果表明本文所提出的方法能更有效地去除噪声, 而且能更好地保留脉冲累积轮廓的细节特征.

2 噪声模态单元预判的脉冲星信号消噪模型

2.1 模态单元的定义

EMD 算法的基本思想是将复杂信号分解为从高频到低频的若干阶基本信号, 即 IMF. EMD 分解结束后, 脉冲星信号 $x(t)$ 可被表示为一组 IMF 和一个余项之和 [13]:

$$x(t) = \sum_{k=1}^n \text{imf}_k(t) + r_n(t),$$

其中 imf_k 表示第 k 个 IMF 分量, $r_n(t)$ 表示余项. 从 EMD 的分解过程可以看出, EMD 的本质是将脉冲星信号中不同尺度的信号逐级分解出来, 产生一系列具有不同时间特征尺度的平稳窄带信号.

脉冲星信号经 EMD 分解后所得到的各层 IMF 中, 一次完整的振荡是由一个波峰、一个波谷和三个过零点构成的. 而相邻两个过零点间所包含的一个波峰 (或波谷), 是构成 IMF 的最基本的振荡单元, 它反映了信号的局部固有波动特性. 通常称其为构成 IMF 的模态单元 [19]. 在利用 EMD 对信号进行去噪时, 应尽量保持 IMF 模态单元的完整性, 否则会造成信号细节信息的流失 [18,19]. IMF 模态单元中极大 (或极小) 点幅值的绝对值称为模态振幅, 记为 α .

如果把第 k 层内蕴模态函数 imf_k 中的第 i 个模态单元记为 $m_k^{(i)}$, 则可将 imf_k 表示为 $\text{imf}_k = \{m_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}$, 其中 I 表示 imf_k 中模态单元的总个数, 本文中模态单元 $m_k^{(i)}$ 的模态振幅记为 $a_k^{(i)}$, 模态振幅 $a_k^{(i)}$ 所对应的极值点记为 $e_k^{(i)}$.

2.2 噪声模态单元预判的 EMD 比例萎缩消噪模型

基于模态单元比例萎缩的脉冲星消噪算法中 [17], 对 IMF 中的各个模态单元进行最优比例萎缩, 比例萎缩处理后各模态单元被完整保留 (如图 1(b) 所示), 没有破坏 IMF 中局部固有

振荡的完整性, 取得了较好的消噪效果. 假设 $\text{imf}_k = \{m_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}$ 中模态单元 $m_k^{(i)}$ 的比例萎缩因子为 $\theta_k^{(i)}$, 则基于模态单元比例萎缩的消噪方法可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{m}_k^{(i)} &= \theta_k^{(i)} \cdot m_k^{(i)}, \\ \text{imf}_k^d &= \{\tilde{m}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}. \end{aligned}$$

但文献 [18, 19] 的研究表明, IMF 中模态振幅很小的模态单元基本是由噪声构成的振荡. 在模态单元比例萎缩消噪算法中, 对振幅较大的模态单元和振幅较小的模态单元进行比例萎缩后不加区分地都予以保留 (如图 1(b) 中矩形框内所示), 必将导致部分噪声模态单元也被保留, 使得 IMF 中的噪声不能被完整有效地去除.

为了进一步提高 EMD 对脉冲星信号的消噪效果, 本文对脉冲星信号的 IMF 首先进行噪声模态单元预判处理: 根据 IMF 的统计特性和局部均方误差原理构造噪声模态单元判断准则, 将模态单元分为噪声模态单元和信号模态单元, 信号模态单元保留而噪声模态单元置零; 然后对处理后的 IMF 进行模态单元最优比例萎缩消噪. 设 $\text{imf}_k = \{m_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}$ 的噪声模态单元判断准则为 T_k , 则基于噪声模态单元预判的 EMD 比例萎缩消噪方法可表示为

$$\begin{aligned} \tau_k^{(i)} &= \begin{cases} m_k^{(i)} & T_k[m_k^{(i)}] \in \text{signal} \\ 0 & T_k[m_k^{(i)}] \in \text{noise} \end{cases}, \\ \tilde{m}_k^{(i)} &= \theta_k^{(i)} \cdot \tau_k^{(i)}, \\ \text{imf}_k^d &= \{\tilde{m}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}, \end{aligned} \quad (1)$$

基于噪声模态单元预判的 EMD 消噪方法没有破坏 IMF 中模态单元局部固有振荡的完整性, 而且对振幅较小的模态单元进行了相应的置零处理 (如图 1(c) 中矩形框内所示), 进一步剔除了 IMF 中的噪声, 改善了模态单元比例萎缩消噪算法的不足, 可以更好地去除脉冲星信号中的噪声并保留细节信息. 脉冲星信号经本文方法消噪后可表示为

$$\tilde{x}(t) = \sum_{k=1}^{K_d} \text{imf}_k^d(t) + \sum_{k=K_d+1}^K \text{imf}_k(t) + r_K(t),$$

式中, K_d 表示需要消噪的 IMF 个数, 本文中取 $K_d = \min(9, K)$. 在噪声模态单元预判的 EMD 消噪中, 针对 imf_k 构造合适的噪声模态单元判断准则 T_k 非常关键. 本文在下一节中根据脉冲星信号 IMF 的统计特性, 利用局部均方误差原理构造噪声模态单元的预判准则.

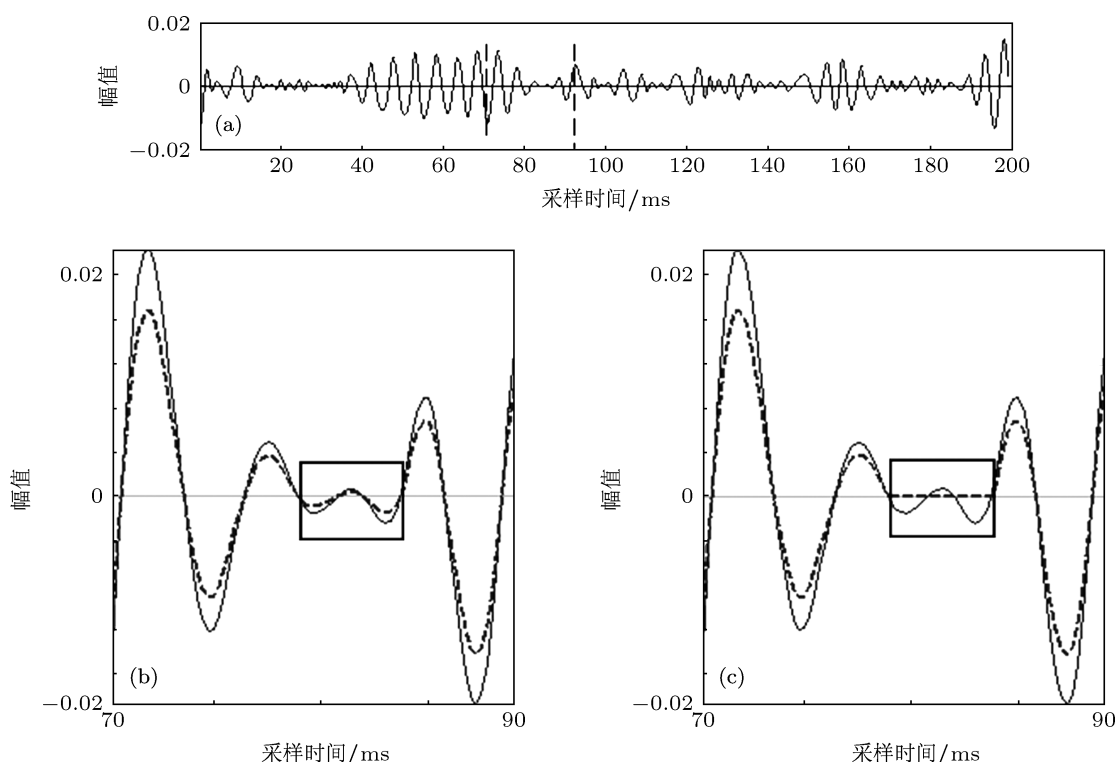


图1 噪声模态单元预判的EMD消噪模型 (a)含噪脉冲星信号B1953+29的第3层IMF(imf 3); (b)模态单元比例萎缩消噪; (c)噪声模态单元预判的比例萎缩消噪;图(b)和(c)为图(a)中所选部分的放大图,其中实线表示原IMF,虚线表示消噪后的IMF

3 噪声模态单元预判准则

$$v_1^2 > v_0^2,$$

3.1 脉冲星信号IMF系数分布模型

其中 $\gamma_k(t)$ 服从伯努利分布, 其先验分布概率满足

经消色散处理后, 脉冲星信号可近似看作是有用信号信息与高斯白噪声叠加而成, 即 $y(t) = x(t) + d(t)$, 式中 y 表示实际观测的含噪脉冲星信号, x 为有用脉冲星信号信息, d 为高斯白噪声. 由文献 [19, 20] 可知, y 经 EMD 分解后各层 IMF 中的噪声仍服从加性分布, 因此, 含噪脉冲星信号第 k 层内蕴模态函数 \mathbf{imf}_k 可表示为

$$P(\gamma_k(t) = 1) = 1 - P(\gamma_k(t) = 0) = p_k,$$

该模型中 $N(0, v_0^2)$ 用来描述 \mathbf{imf}_k 中幅值较小的系数的分布, $N(0, v_1^2)$ 用于描述 \mathbf{imf}_k 中幅值较大的系数的分布. 模型中有三个先验参数: 大系数概率 p_k , 大系数方差 v_1^2 和小系数 v_0^2 , p_k , $v_{1,k}^2$ 和 $v_{0,k}^2$ 需随尺度 k 自适应改变, 但在同一层内蕴模态函数 \mathbf{imf}_k 中三个参数的取值固定. 为了得到自适应调整的参数, 首先需要对内蕴模态函数系数进行分类, 也即必须区分出哪些系数属于“幅值较小”的系数, 哪些系数属于“幅值较大”的系数. 文献 [23] 提出了一种小波域子带空间自适应阈值, 利用该阈值可以对小波系数实现很好的划分, 本文借鉴该方法对 \mathbf{imf}_k 中的系数进行分类, 即 \mathbf{imf}_k 中系数分类的阈值取为 $T_k = \frac{\sigma_{n,k}^2}{\sigma_{s,k}}$, 式中, $\sigma_{n,k}^2$ 表示 \mathbf{imf}_k 中的噪声方差, $\sigma_{s,k}$ 表示 \mathbf{imf}_k 中所含信号 s_k 的标准差, $\sigma_{s,k}$ 可按下式进行估计:

其中 n_k 表示所含噪声, s_k 表示 \mathbf{imf}_k 中所含的有用信号信息, 噪声 n_k 近似服从零均值正态分布, 且 s_k 和 n_k 相互独立 [20].

脉冲星信号 $x(t)$ 一般可用多个高斯分布逼近 [21,22], 根据 EMD 对信号分解后的概率特性可知, 脉冲星信号的内蕴模态函数系数可采用高斯混合分布模型进行较好的描述. 本文中采用两个均值为 0、方差不同的高斯分布之和作为 \mathbf{imf}_k 的概率分布模型, 即

$$\mathbf{imf}_k(t) | \gamma_k(t) \sim \gamma_k(t)N(0, v_1^2) + (1 - \gamma_k(t))N(0, v_0^2),$$

$$\sigma_{s,k} = \left\{ \max \left[\frac{1}{|\mathbf{imf}_k|} (\mathbf{imf}_k \cdot \mathbf{imf}_k^T) - \sigma_n^2, 0 \right] \right\}^{1/2},$$

其中 $|\mathbf{imf}_k|$ 表示 \mathbf{imf}_k 的长度值. 定义二值掩模标记

$$\Gamma_k(t) = \begin{cases} 1 & |\mathbf{imf}_k(t)| \geq T_k \\ 0 & |\mathbf{imf}_k(t)| < T_k \end{cases},$$

将 \mathbf{imf}_k 中系数按照其幅值分为两类, 设 $\Omega_{1,k}, \Omega_{0,k}$ 分别是 \mathbf{imf}_k 中掩模值为 1, 0 的系数组成的集合, 则参数 $p_k, v_{1,k}^2, v_{0,k}^2$ 可根据分类结果分别进行有效的估计. p_k 代表 \mathbf{imf}_k 中“幅值较大”的点的概率, 因此集合 $\Omega_{1,k}$ 中点所占的比例是 p_k 的一个简单却非常有效的估计, 即可令

$$p_k = \frac{|\Omega_{1,k}|}{|\mathbf{imf}_k|}.$$

大系数方差 v_1^2 和小系数方差 v_0^2 也可分别利用集合 $\Omega_{1,k}, \Omega_{0,k}$ 进行有效估计:

$$v_{1,k}^2 = \max \left\{ \frac{1}{|\Omega_{1,k}|} \sum_{\mathbf{imf}_k(t) \in \Omega_{1,k}} [\mathbf{imf}_k(t)]^2 - \sigma_n^2, 0 \right\},$$

$$v_{0,k}^2 = \max \left\{ \frac{1}{|\Omega_{0,k}|} \sum_{\mathbf{imf}_k(t) \in \Omega_{0,k}} [\mathbf{imf}_k(t)]^2 - \sigma_n^2, 0 \right\}.$$

模型参数 $p_k, v_{1,k}^2, v_{0,k}^2$ 确定后, 可写出 \mathbf{imf}_k 所满足的高斯混合分布模型:

$$\mathbf{imf}_k(t) \sim p_k N(0, v_1^2) + (1 - p_k) N(0, v_0^2).$$

3.2 IMF 噪声模态单元预判准则

为了表示方便, 令 $f_k = \mathbf{imf}_k$, 即

$$f_k(t) = s_k(t) + n_k(t). \quad (2)$$

按照 Wiener 滤波算法对 f_k 进行最优比例萎缩消噪, 有

$$\tilde{f}_k(t) = \theta_k(t) \times f_k(t),$$

$$\theta_k(t) = \frac{E[s_k^2(t)]}{E[f_k^2(t)]}, \quad (3)$$

式中, $\theta_k(t)$ 表示最优比例萎缩因子. 由于 s_k 与 n_k 都服从零均值分布且相互独立, 所以

$$E[s_k^2(t)] = E[f_k^2(t)] - \sigma_{n,k}^2, \quad (4)$$

其中 $\sigma_{n,k}^2$ 表示噪声 n_k 的方差. 在计算 $E[f_k^2(t)]$ 时, 需选择系数 $f_k(t)$ 的一个合适的邻域区域对其进行估计, 通常所选的邻域是以 $f_k(t)$ 为中心的一个对称邻域: $\{f_k(t') | |t' - t| \leq R\}$, 令 $\Omega_1(t'), \Omega_0(t')$ 分别表示 $\{f_k(t') | |t' - t| \leq R\}$ 中掩模值为 1 和 0 的系数的

集合, 设

$$B_k(t) = p_k \left(\frac{v_{1,k}^2 - \sigma_{n,k}^2}{v_{1,k}^2} \right)^2 \sum_{f_k(t') \in \Omega_{1,k}(t')} f_k^2(t')$$

$$+ (1 - p_k) \left(\frac{v_{0,k}^2 - \sigma_{n,k}^2}{v_{0,k}^2} \right)^2 \sum_{f_k(t') \in \Omega_{0,k}(t')} f_k^2(t'),$$

$$b_k(t) = \frac{B_k(t)}{M} (M = 2R + 1), \quad (5)$$

则 $E[f_k^2(t)] \approx b_k(t)$. 由 (4) 式可知,

$$E[s_k^2(t)] = b_k(t) - \sigma_{n,k}^2, \quad (6)$$

所以由 (3) 式可知, 最优比例萎缩因子 $\theta_k(t)$ 相应地可表示为

$$\theta_k(t) = \frac{b_k(t) - \sigma_{n,k}^2}{b_k(t)}. \quad (7)$$

下面考虑脉冲星信号的内蕴模态函数 $f_k(t)$ 经比例萎缩消噪后的局部均方误差 (local mean square error, LMSE):

$$\text{LMSE} = E\{[f_k(t) - \theta_k(t)f_k(t)]^2\}, \quad (8)$$

将 (2) 和 (7) 式代入 (8) 式得

$$\text{LMSE} = E \left\{ \left[\frac{\sigma_{n,k}^2}{b_k(t)} (s_k(t) + n_k(t)) \right]^2 \right\}.$$

设 $u_k(t) = \frac{\sigma_{n,k}^2}{b_k(t)}$, 则上式可写为

$$\text{LMSE} = E\{[s_k(t) - (1 - u_k(t))(s_k(t) + n_k(t))]^2\}. \quad (9)$$

为了方便, 在下面推导中省略位置变量 t , 则 (9) 式可简写为

$$\text{LMSE} = E\{[b_k(s_k + n_k) - n_k]^2\}, \quad (10)$$

可以证明, u_k 和 s_k, n_k 相互独立^[20]. 由 (6) 式可知 $b_k = E(s_k^2) + \sigma_{n,k}^2$, 所以

$$\text{LMSE} = E(u_k^2)b_k + \sigma_{n,k}^2[1 - 2E(u_k)]. \quad (11)$$

为了计算局部均方误差 LMSE, 需要求出 $E\{u_k^2\}$ 和 $E\{u_k\}$, 由概率知识可知

$$E(u_k^2) = \text{var}(u_k) + [E(u_k)]^2,$$

由 (5) 式和 $u_k = \frac{\sigma_{n,k}^2}{b_k}$ 可知, $u_k = M \frac{\sigma_{n,k}^2}{B_k}$, 所以

$$E(u_k) = E \left(M \frac{\sigma_{n,k}^2}{B_k} \right) = M \sigma_{n,k}^2 E \left(\frac{1}{B_k} \right),$$

$$\text{var}(\mathbf{u}_k) = \text{var}\left(M\frac{\sigma_{n,k}^2}{\mathbf{B}_k}\right) = M^2\sigma_{n,k}^4\text{var}\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right), \quad (12)$$

可以看出为了计算 $E(\mathbf{u}_k)$ 和 $\text{var}(\mathbf{u}_k)$, 必须求出 $\frac{1}{\mathbf{B}_k}$ 的期望 $E\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right)$ 和方差 $\text{var}\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right)$. \mathbf{s}_k 是零均值高斯混合变量, \mathbf{n}_k 是零均值高斯变量, 所以 $\mathbf{f}_k = \mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k$ 也为零均值高斯变量. 由 (5) 式可知, \mathbf{B}_k 服从自由度为 M 的 χ^2 分布, 由 χ^2 分布性质可推出

$$\begin{aligned} E(\mathbf{B}_k) &= M\mathbf{b}_k, \\ \text{var}(\mathbf{B}_k) &= 2M\mathbf{b}_k^2, \end{aligned} \quad (13)$$

为了计算 $E\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right)$ 和 $\text{var}\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right)$, 令 $f(\mathbf{B}_k) = \frac{1}{\mathbf{B}_k}$, 对 $f(\mathbf{B}_k)$ 在 $\mathbf{B}_k^0 = M\mathbf{b}_k$ 处进行 Taylor 展开, 取展开式前两项作为 $f(\mathbf{B}_k)$ 的近似值, 得到

$$\begin{aligned} \frac{1}{\mathbf{B}_k} &\approx \frac{1}{M\mathbf{b}_k} \left[1 - \frac{\mathbf{B}_k - M\mathbf{b}_k}{M\mathbf{b}_k} \right] \\ &= \frac{2}{M\mathbf{b}_k} - \frac{\mathbf{B}_k}{(M\mathbf{b}_k)^2}. \end{aligned}$$

将上式代入 (12) 式, 并根据 (13) 式可得

$$\begin{aligned} E(\mathbf{u}_k) &= M\sigma_{n,k}^2 E\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right) \\ &= M\sigma_{n,k}^2 E\left(\frac{1}{M\mathbf{b}_k} - \frac{\mathbf{B}_k}{(M\mathbf{b}_k)^2}\right) \\ &= \frac{\sigma_{n,k}^2}{\mathbf{b}_k}, \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{var}(\mathbf{u}_k) &= M^2\sigma_{n,k}^4\text{var}\left(\frac{1}{\mathbf{B}_k}\right) \\ &= M^2\sigma_{n,k}^4\text{var}\left(\frac{1}{M\mathbf{b}_k} - \frac{\mathbf{B}_k}{(M\mathbf{b}_k)^2}\right) \\ &= \frac{2}{M}\frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k^2}, \end{aligned}$$

从而

$$\begin{aligned} E(\mathbf{u}_k^2) &= \text{var}(\mathbf{u}_k) + [E(\mathbf{u}_k)]^2 \\ &= \frac{2}{M}\frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k^2} + \frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k^2}. \end{aligned} \quad (15)$$

将 (14) 和 (15) 式代入 (11) 式, 可得到

$$\text{LMSE} = \frac{2}{M}\frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k} + \sigma_{n,k}^2 - \frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k}. \quad (16)$$

由文献 [20] 可知, 如果去噪后信号和原始信号之间的局部均方误差 LMSE 比 \mathbf{y}_k 中所包含的有用信息 \mathbf{s}_k 的能量值 $E(\mathbf{s}_k^2)$ 还要大, 即

$$\text{LMSE} > E(\mathbf{s}_k^2), \quad (17)$$

则表明此时原始信号 \mathbf{y}_k 基本由噪声构成, 比例萎缩后的值应置零去除, 即令 $\mathbf{s}_k = 0$. 将 (6) 和 (16) 式代入 (17) 式, 有

$$\frac{2}{M}\frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k} + 2\sigma_{n,k}^2 - \frac{\sigma_{n,k}^4}{\mathbf{b}_k} > \mathbf{b}_k,$$

化简可得

$$\mathbf{b}_k < \left(1 + \sqrt{\frac{2}{M}}\right)\sigma_{n,k}^2. \quad (18)$$

在计算出噪声系数的判断标准后, 如果对 imf_k 中的每个系数都进行噪声判别并置零, 则会破坏模态单元固有振荡的完整性, 因此本文中以模态单元为单位进行噪声模态单元判断, 将满足条件的噪声模态单元置零.

在一个模态单元 $\mathbf{m}_k^{(i)}$ 内, 极值点 $e_k^{(i)}$ 代表了模态单元最本质的振荡特征和信息, 因此可将极值点 $e_k^{(i)}$ 的噪声特征作为整个模态单元 $\mathbf{m}_k^{(i)}$ 的噪声特征, 按此方法求出 imf_k 中的噪声模态单元, 即如果模态单元极值点 $e_k^{(i)}$ 处的 $\mathbf{b}_k(e_k^{(i)})$ 满足

$$\mathbf{b}_k(e_k^{(i)}) < \left(1 + \sqrt{\frac{2}{M}}\right)\sigma_{n,k}^2, \quad (19)$$

则该模态单元为噪声模态单元, 应将其置零, 即令 $\mathbf{m}_k^{(i)} = 0$.

4 基于噪声模态单元预判的比例萎缩消噪方法

基于噪声模态单元预判的 EMD 比例萎缩消噪主要分为两步.

1) 对 imf_k 进行噪声模态单元预判, 预判处理后 imf_k 中模态单元变为

$$\tau_k^{(i)} = \begin{cases} \mathbf{m}_k^{(i)} & \mathbf{b}_k(e_k^{(i)}) \geq (1 + \sqrt{2/M})\sigma_{n,k}^2 \\ 0 & \mathbf{b}_k(e_k^{(i)}) < (1 + \sqrt{2/M})\sigma_{n,k}^2 \end{cases} \quad (1 \leq i \leq I), \quad (20)$$

其中 $e_k^{(i)}$ 表示模态单元 $\mathbf{m}_k^{(i)}$ 的极值点.

2) 对预判置零处理后的模态单元 $\tau_k^{(i)}$ 按照 (3) 式进行最优比例萎缩消噪. 在进行比例萎缩时, 为了保持模态单元 $\tau_k^{(i)}$ 的完整性, 仍将其极值点 $e_k^{(i)}$ 的比例萎缩因子 $\theta(e_k^{(i)})$ 作为整个模态单元 $\tau_k^{(i)}$ 的萎缩因子, 实现 imf_k 的比例萎缩, 即

$$\begin{aligned} \theta_k^{(i)} &= \theta(e_k^{(i)}), \\ \tilde{\mathbf{m}}_k^{(i)} &= \theta_k^{(i)} \cdot \tau_k^{(i)}, \end{aligned}$$

$$\mathbf{imf}_k^d = \{\tilde{m}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}. \quad (21)$$

考虑到 $E[s_k^2(t)] \geq 0$, 所以按照 (7) 式计算比例萎缩因子 $\theta(e_i^{(k)})$ 时, 计算公式取为

$$\theta_k(e_i^{(k)}) = \frac{\max(b_k(e_i^{(k)}) - \sigma_{n,k}^2, 0)}{b_k(e_i^{(k)})}.$$

对 \mathbf{imf}_k 先按照 (20) 式进行噪声模态单元判断, 再按照 (21) 式进行模态单元最优比例萎缩的方法即为本文提出的基于噪声模态单元预判的 EMD 脉冲星信号消噪方法. 脉冲星信号的内蕴模态函数按 (20) 和 (21) 式进行消噪处理后, \mathbf{imf}_k 中极值较小的部分模态单元被置零, 保证了噪声模态单元中的噪声被彻底去除, 增强了消噪的效果; 而且在整个模态单元 $\tau_k^{(i)}$ 内使用相同的比例萎缩因子 $\theta_k(e_i^{(k)})$, 没有破坏模态单元固有振荡的完整性. 本文中取 $M = 25$, 噪声标准差 $\sigma_{n,k}$ 采用文献 [23] 中的方法进行计算, 即 $\sigma_{n,k} = \text{median}(|HH|)/0.6745$, 其中 HH 表示 \mathbf{imf}_k 的高频子带小波系数. 基于噪声模态单元预判的 EMD 脉冲星信号消噪方法的具体步骤如下

步骤 1 对脉冲星信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解, 设分解后的 IMF 为 $\text{imf}_1, \text{imf}_2, \dots, \text{imf}_K$, 余项为 r_K ;

步骤 2 对 \mathbf{imf}_k , 取 $M = 25$, 按 (5) 式计算 $b_k(e_k^{(i)})$, 并根据 (20) 式对 \mathbf{imf}_k 中的模态单元进行噪声预判处理;

步骤 3 根据公式

$$\theta_k(e_k^{(i)}) = \max(b_k(e_k^{(i)}) - \sigma_{n,k}^2, 0) / b_k(e_k^{(i)})$$

计算 \mathbf{imf}_k 中模态单元极值点处的最优比例萎缩因子 $\theta_k^{(i)}$, 对噪声预判后的模态单元 $\tau_k^{(i)}$ 进行比例萎缩消噪, 即 $\tilde{m}_k^{(i)} = \theta_k^{(i)} \cdot \tau_k^{(i)}$;

步骤 4 组合比例萎缩后的模态单元 $\tilde{m}_k^{(i)}$, 得到 imf_k 消噪后的值 $\mathbf{imf}_k^d = \{\tilde{m}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}$;

步骤 5 累加全部 $\mathbf{imf}_k^d (1 \leq k \leq K)$ 和余项 r_K , 得到消噪后的脉冲星信号 $\tilde{x}(t)$.

5 实验分析

本文选取 B1953+29 和 J1034-3224 脉冲星信号进行消噪实验, 所选数据来自欧洲脉冲星 EPN 网络数据库 (the European Pulsar Network Data Archive). 脉冲星 B1953+29 和 J1034-3224 信号的标准轮廓分别如图 2(a) 和图 3(a) 所示. 实验中, 对脉冲星信号的标准轮廓添加一定程度的高

斯白噪声来模拟含噪脉冲星信号 (B1953+29 添加噪声后的信号如图 2(b) 所示, 其信噪比为 3 dB; J1034-3224 添加噪声后的信号如图 3(b) 所示, 其信噪比为 5 dB). 分别采用 SureShrink 小波阈值法 (SSW)^[24], BayesShrink 小波阈值法 (BSW)^[23], EMD 模态单元比例萎缩法 (EMD mode cell proportion shrinking, EMCPS)^[17] 和本文方法 (EMD noise mode cell predicting, ENMCP) 对含噪脉冲星信号进行消噪, 消噪处理后的脉冲星辐射信号如图 3(c)—(f) 和图 4(c)—(f) 所示. 实验在 Matlab2012Ra 环境下进行, 在 SureShrink 和 BayesShrink 小波消噪方法中, 采用 ‘sym8’ 小波对含噪脉冲星信号进行 9 层分解, 阈值方法选用硬阈值法, 程序来自 WaveLab 的程序包 (<http://playfair.stanford.edu/~wavelab>). 在 EMD 消噪方法中, 采用 EMD 对脉冲星信号进行自适应分解, 程序采用 flandrin 提供的 EMD 程序包 (<http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/emd.html>). 选用以下 5 个参数对脉冲星信号的消噪效果进行综合评价^[10]: 均方根误差 (RMSE)、信噪比 (SNR)、峰值相对误差 (REPV)、峰位误差 (EPP) 和相位误差 (PE)^[25]. 峰值相对误差及峰位误差的定义分别为:

$$1) \text{REPV} = \frac{|V_o - V_d|}{V_o} \cdot 100\%, \text{ 其中 } V_o, V_d \text{ 分别表示}$$

脉冲星信号标准轮廓的脉冲峰值和消噪后的脉冲峰值, REPV 的值描述了消噪后脉冲星信号的峰值与标准轮廓峰值之间的误差程度;

2) $\text{EPP} = |P_o - P_d|$, 其中 P_o, P_d 分别表示脉冲星信号标准轮廓波的脉冲尖峰位置值和消噪后的脉冲尖峰位置值, EPP 描述了消噪后脉冲星信号的峰位位置与标准轮廓峰位位置之间的误差.

显然, 消噪后信号的信噪比越大, 均方根误差、峰位误差、峰值相对误差越小, 表明消噪的效果越好. 不同方法对脉冲星信号消噪后的参数指标如表 1 所示. 从图 2(c)—(f) 和图 3(c)—(f) 可以直观地看出, 四种方法都较好地去除了脉冲星信号中的噪声. SureShrink 和 BayesShrink 小波阈值方法的消噪效果相当 (图 2(c), (d) 和图 3(c), (d)), 小波方法消噪后, 消噪信号的平滑部分与标准轮廓基本符合, 但在信号激烈振荡的部分与标准轮廓的符合度较差, 而且在几个脉冲峰值处与标准轮廓之间都存在一定的误差, 这表明小波消噪后信号中还残留部分噪声. EMD 模态单元比例萎缩方法的消噪效果要优于小

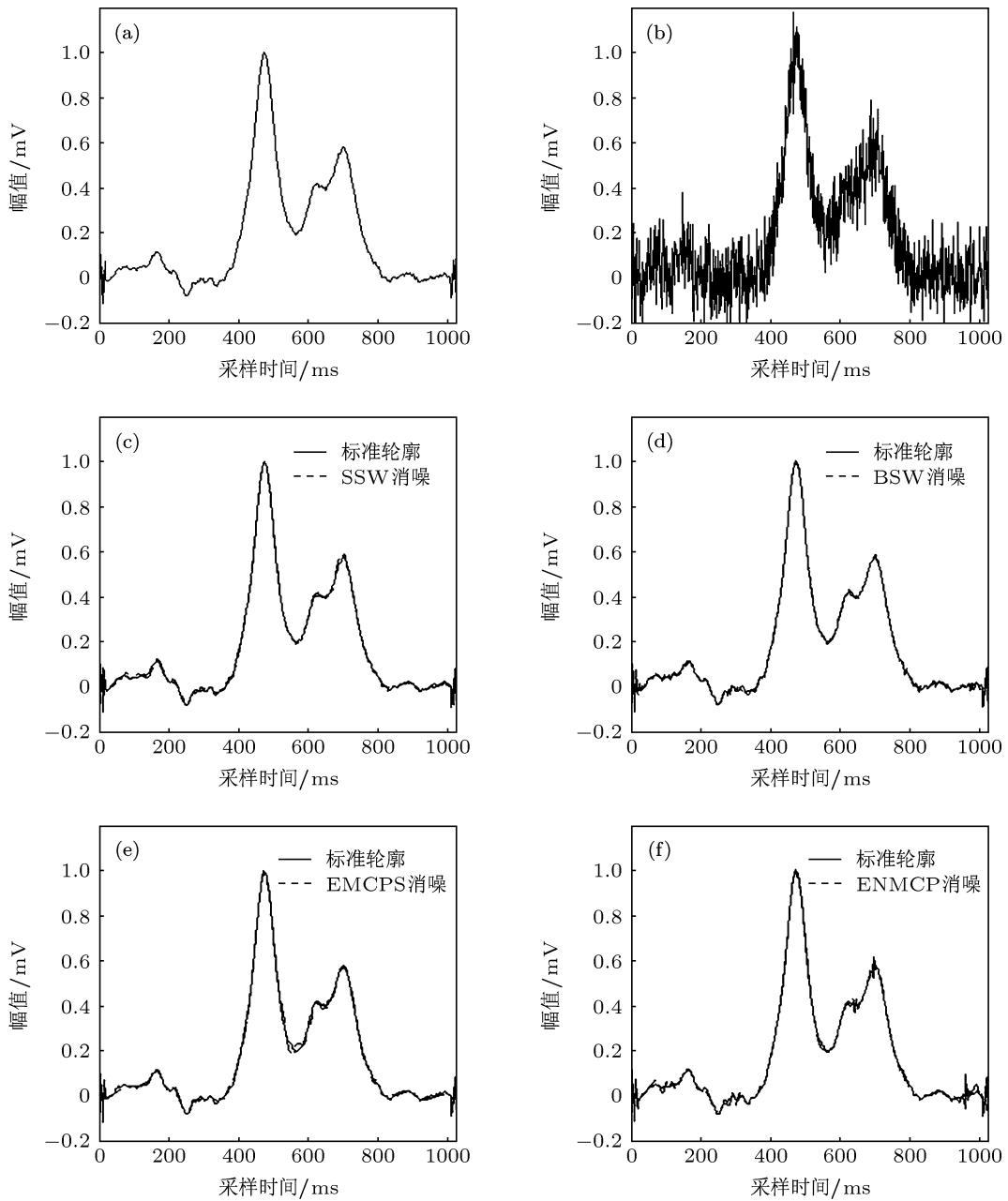


图2 含噪脉冲星信号 B1593+29 消噪结果比较 (a) 脉冲星信号标准轮廓; (b) 含噪脉冲星信号; (c) SSW 法消噪; (d) BSW 法消噪; (e) EMCPS 法消噪; (f) 本文 ENMCP 法消噪

波消噪法(图 2(e) 和 3(e)), 消噪后信号的平滑部分与标准轮廓符合得更好, 振荡激烈部分与标准轮廓的符合度也有一定程度的提高, 但在脉冲峰值处仍与标准轮廓存在偏差, 这表明该脉冲星信号经该方法消噪后, 在峰值突变部分仍存在部分噪声, 干扰了信号中的突变尖峰成分, 使脉冲峰的高度和位置产生了一定的偏差, 损失了突变点处可能携带的重要细节信息. 本文方法消噪后信号(图 2(f) 和 3(f))的平滑部分与 EMD 模态单元消噪法基本相同, 但

通过对比可以看出, 在脉冲峰值和剧烈振荡的突变点处, 本文方法与标准轮廓有更好的逼近度, 脉冲峰值的高度及位置偏差明显减小, 这表明经本文方法消噪后, 脉冲星信号突变点处的噪声干扰更小. 因此从直观上来看, 本文方法消噪效果要优于经典的小波阈值法和 EMD 模态单元比例萎缩法, 在有效去除噪声的同时, 更好地保留了脉冲星信号中突变点处的细节信息, 去噪后信号的剧烈振荡部分和脉冲峰都与标准轮廓具有更好的符合度.

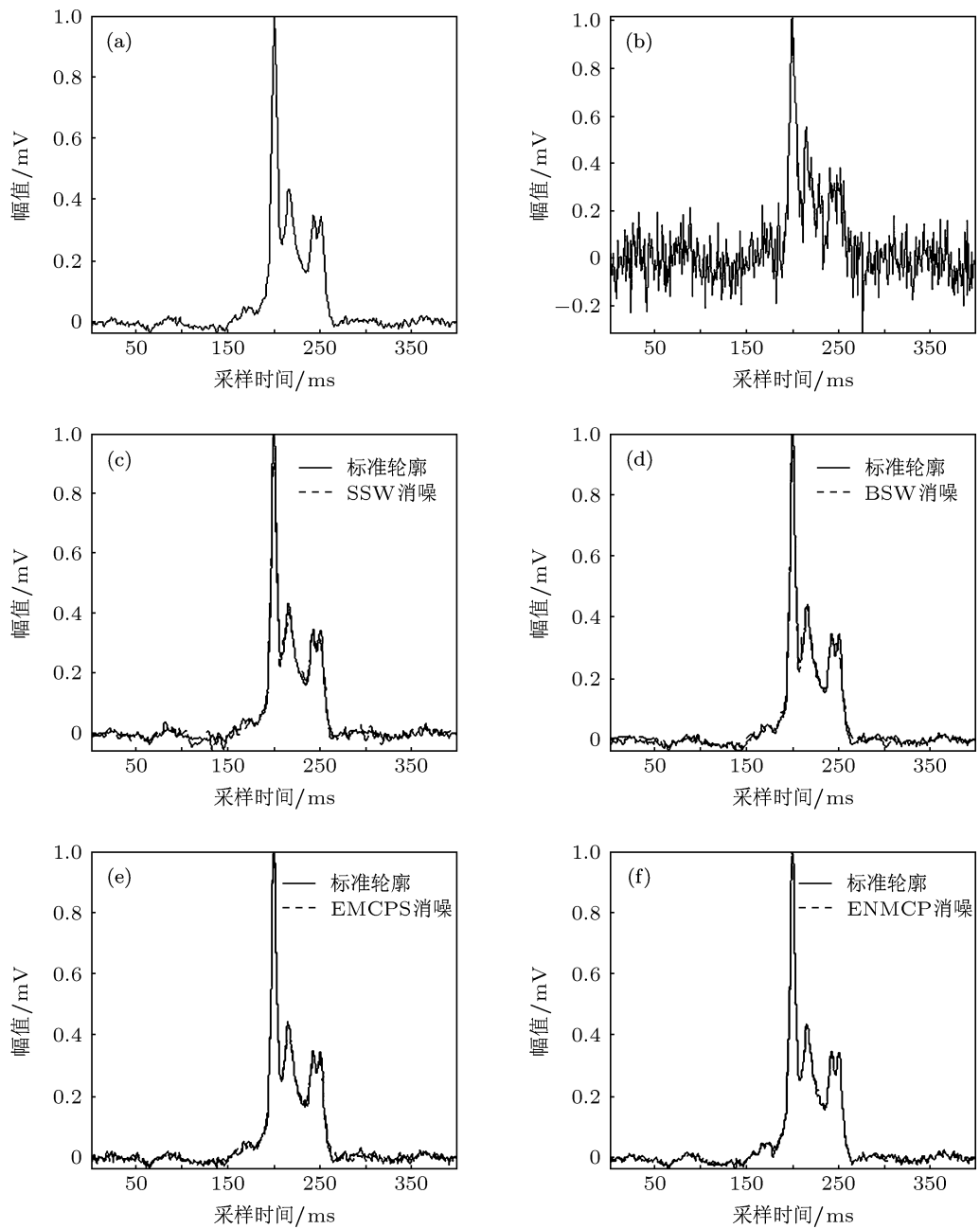


图3 含噪脉冲星信号 J1032-3224 消噪结果比较 (a) 脉冲星信号标准轮廓; (b) 含噪脉冲星信号; (c) SSW 法消噪; (d) BSW 法消噪; (e) EMCPS 法消噪; (f) 本文 ENMCP 法消噪

表1 不同方法消噪后的结果参数比较

指标		SSW	BSW	EMCPS	ENMCP
SNR/dB	B1953+29	24.0324	24.7206	26.2170	29.2021
	J1034-3224	21.5057	22.7390	23.6538	26.0732
RMSE	B1953+29	0.0188	0.0185	0.0131	0.0076
	J1034-3224	0.0131	0.0124	0.0115	0.0041
REPV	B1953+29	0.9865%	0.9737%	0.8927%	0.5538%
	J1034-3224	1.2039%	0.8505%	0.5354%	0.2673%
EPP/ms	B1953+29	0.0027	0.0025	0.0024	0.0019
	J1034-3224	0.0035	0.0039	0.0032	0.0022
PE/rad	B1953+29	0.0334	0.0319	0.0214	0.0121
	J1034-3224	0.0244	0.0218	0.0127	0.0099

再根据表 1 对四种方法消噪后的效果进行参数比较,可以看出两种 EMD 方法的消噪效果要优于两种经典的小波阈值消噪法. 而将本文方法的消噪结果与 EMD 模态单元比例萎缩法相比可以发现,本文方法在信噪比、均方根误差、峰值相对误差、峰位误差和相位误差方面都有较好的提升,信噪比增大、均方根误差减小表明本文方法消噪后的信号比 EMD 模态单元比例萎缩法消噪后的信号具有更少的噪声、能更好地逼近脉冲星标准轮廓. 而峰位误差、峰值相对误差和相位误差同时减小,表明本文方法中通过噪声模态单元预判将部分噪声模态单元置零,确实进一步减少了信号尖峰部分的噪声,降低了噪声对脉冲尖峰部分的干扰,而且没有过多地损失信号细节,更好地保持了脉冲尖峰处的重要细节信息特征. 与 EMD 模态单元比例萎缩法相比,本文方法消噪后,信噪比提高了约 2.70225 dB,均方根误差、峰值相对误差、峰位误差和相位误差分别下降了约 0.0065, 0.3035%, 0.0007 ms, 0.0081 rad. 综合比较可知,本文方法进

一步提高了消噪效果,既能较好地抑制脉冲星信号中的噪声,又能较好地保留脉冲尖峰细节信息,去噪后的视觉效果及参数指标较经典的小波阈值法和 EMD 模态单元比例萎缩法都有一定程度的提高.

6 结论

本文提出了一种基于噪声模态单元预判的 EMD 脉冲星信号消噪方法,含噪脉冲星信号经 EMD 分解后,根据其内蕴模态函数 IMF 中有效信号和噪声的分布统计特性,以局部均方误差为准则对 IMF 中的噪声模态单元进行预判,并将噪声模态单元置零,对处理后的 IMF 以模态单元为基本单位进行比例萎缩消噪. 将本文方法与经典的小波消噪法和模态单元比例萎缩消噪法进行比较,实验结果表明,本文方法对脉冲星信号具有更好的消噪效果,在充分去除噪声的同时,能有效地保留原始信号中的尖峰等突变细节特征,具有一定的实用价值.

- [1] Sheikh S I, Pines D J, Ray P S, Wood K S, Michael N L, Wolff M T 2006 *J. Guid. Control Dynam.* **29** 49
- [2] Xie Q, Xu L P, Zhang H, Luo N 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 119701 (in Chinese) [谢强, 许录平, 张华, 罗楠 2012 物理学报 **61** 119701]
- [3] Ji P Y, Zhu J 2008 *Chin. Phys. B* **17** 356
- [4] Wang P, Zhao B S, Sheng L Z, Hu H J, Yan Q R 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 209702 (in Chinese) [王朋, 赵宝升, 盛立志, 胡慧君, 鄢秋蓉 2012 物理学报 **61** 209702]
- [5] Hu H J, Zhao B S, Sheng L Z, Yan Q R 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 029701 (in Chinese) [胡慧君, 赵宝升, 盛立志, 鄢秋蓉 2011 物理学报 **60** 029701]
- [6] Su Z, Xu L P, Wang T 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 119701 (in Chinese) [苏哲, 许录平, 王婷 2011 物理学报 **60** 119701]
- [7] Bian X, Mei D C, Zhang L 2001 *Chin. Phys. Lett.* **10** 662
- [8] Yu H, Jiang Z J 2010 *Chin. Phys. Lett.* **27** 089701
- [9] Hu H J, Zhao B S, Sheng L Z, Yan Q R, Yang H, Chen B M 2011 *Sci. Sin. Phys. Mech. Astron.* **41** 1015 (in Chinese) [胡慧君, 赵宝升, 盛立志, 鄢秋蓉, 杨颢, 陈宝梅 2011 中国科学: 物理学力学天文学 **41** 1015]
- [10] Gao G R, Liu Y P, Pan Q 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 139701 (in Chinese) [高国荣, 刘艳萍, 潘琼 2012 物理学报 **61** 139701]
- [11] Zhu X M, Liao F C, Tang Y Y 2006 *Acta Astron. Sin.* **47** 328 (in Chinese) [朱晓明, 廖福成, 唐远炎 2006 天文学报 **47** 328]
- [12] Yan D, Xu L P, Xie Z H 2007 *J. Xi'an Jiaotong Univ.* **41** 1193 (in Chinese) [阎迪, 徐录平, 谢振华 2007 西安交通大学学报 **41** 1193]
- [13] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q, Yen N C, Tung C C, Liu H H 1998 *Proc. Roy. Soc. Lond. A* **454** 903
- [14] Gong Z Q, Zou M W, Gao X Q, Dong W J 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 3948 (in Chinese) [龚志强, 邹明玮, 高新全, 董文杰 2005 物理学报 **54** 3948]
- [15] Liu J, Ma J, Tian J W 2008 *Comput. Engin. Appl.* **44** 212 (in Chinese) [刘劲, 马杰, 田金文 2008 计算机工程与应用 **44** 212]
- [16] Sun S M 2011 *Ph. D. Dissertation* (Changsha: National University of Defense Technology) (in Chinese) [孙守明 2011 博士学位论文 (长沙: 国防科学技术大学)]
- [17] Wang W B, Zhang X D, Wang X L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 069701 (in Chinese) [王文波, 张晓东, 汪祥莉 2013 物理学报 **62** 069701]
- [18] Qu C S, Lu T Z, Tan Y 2010 *Acta Autom. Sin.* **36** 67 (in Chinese) [曲从善, 路延镇, 谭莹 2010 自动化学报 **36** 67]
- [19] Kopsinis K, Mclaughlin S 2009 *IEEE Trans. Signal Proc.* **57** 1351
- [20] Wu Z, Huang N E 2004 *Proc. Roy. Soc. Lond. A* **460** 1597
- [21] Xu X, Wu X 2003 *Sci. China G* **46** 104
- [22] Ge M Y, Lu F J, Qu J L, Zheng S J, Chen Y, Han D W 2012 *Astrophys. J. Suppl. Ser.* **199** 1
- [23] Chang S, Yu B, Vetterli M 2000 *IEEE Trans. Image Proc.* **9** 1532
- [24] Donoho D L, Johnstone I M 1995 *J. Am. Statist. Associat.* **90** 1200
- [25] Du N W, Guo L Q 2007 *J. Electron. Measur. Instrum.* **21** 15 (in Chinese) [杜念文, 郭利强 2007 电子测量与仪器学报 **21** 15]

Empirical mode decomposition pulsar signal denoising method based on predicting of noise mode cell*

Wang Wen-Bo^{1)2)†} Wang Xiang-Li³⁾

1) (School of Science, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China)

2) (State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing 100101, China)

3) (School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

(Received 6 June 2013; revised manuscript received 18 July 2013)

Abstract

In order to improve the de-noising effect of the pulsar signal, an empirical mode decomposition (EMD) denoising algorithm based on the prediction of noise mode cell is put forward. The core steps of the proposed method is as follows: firstly, the noisy pulsar signal is decomposed into a group intrinsic mode function (IMF) by EMD, and the noise mode cell is predicted according to the IMF coefficients statistics and local minimum mean square error criteria. The selected noise mode cells are set to be zero. Then the IMF which has been processed according to noise mode cell prediction is denoised by optimal mode cell proportion shrinking, for removing the noise and retaining the signal details. The experimental results show that compared with the Sure Shrink wavelet threshold algorithm, Bayes Shrink wavelet threshold algorithm and the EMD mode cell proportion shrinking algorithm, the proposed method performs well in removing the pulsar signal noise and retaining the signal details information. The proposed method can achieve a higher signal-to-noise, the lower root mean square error, error of the peak position, relative error of the peak value and phase error.

Keywords: pulsar signal denoising, empirical mode decomposition, noise mode cell predicting, local mean square error

PACS: 97.60.Gb, 98.70.Qy

DOI: 10.7498/aps.62.209701

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41071270, 11201354) and the Open Fund of State Key Laboratory of Remote Sensing Science, China (Grant No. 11R01).

† Corresponding author. E-mail: wwb0178@163.com