

# 脉冲星信号的经验模态分解模态单元比例 萎缩消噪算法\*

王文波<sup>1)2)†</sup> 张晓东<sup>3)</sup> 汪祥莉<sup>4)</sup>

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) (国家海洋局第二研究所, 卫星海洋环境动力学国家重点实验室, 杭州 310012)

4) (武汉理工大学计算机科学与计算学院, 武汉 430063)

(2012年8月14日收到; 2012年10月24日收到修改稿)

针对脉冲星信号的消噪问题, 提出了一种基于模态单元比例萎缩的经验模态分解 (EMD) 消噪方法. 利用经验模态分解将含噪脉冲星信号分解为一组内蕴模态函数 (IMF), 将 IMF 中两个过零点间的部分定义为模态单元, 以模态单元为基本单位构造最优比例萎缩因子, 对 IMF 中的每个模态单元进行比例萎缩去噪, 进而建立基于模态单元比例萎缩的脉冲星信号滤波模型. 对含噪脉冲星信号进行了消噪实验分析, 实验结果表明, 与小波硬阈值消噪法、比例萎缩小波消噪法和基于模态单元阈值的 EMD 消噪法相比, 该方法可以更有效地去除脉冲星信号中的噪声, 同时更好地保留了原信号中的有用细节信息.

**关键词:** 经验模态分解, 脉冲星信号, 模态单元比例萎缩, 消噪

**PACS:** 97.60.Gb, 43.60.Hj

**DOI:** 10.7498/aps.62.069701

## 1 引言

脉冲星是一种高密度、高速自转且具有强磁场的中子星, 其最重要的特征是自转具有超高的稳定性和均匀性, 其毫秒级的脉冲辐射周期被称为是自然界中最稳定的时钟<sup>[1]</sup>. 近年来, 脉冲星在计时、定位、导航、电波传播学和天体物理学等多个领域日益展现出巨大的应用潜力, 受到越来越广泛的关注和研究<sup>[2-4]</sup>. 然而, 由于脉冲星在距离地球上千甚至几十万光年的遥远深空中, 其辐射脉冲信号在传播和接收过程中不可避免地受到空间介质、宇宙辐射、大气层色散延迟以及地球运动等众多因素的影响, 导致所接收到的脉冲辐射信号极弱且常常淹没在噪声之中<sup>[5,6]</sup>. 因此, 对脉冲辐射信号中

的噪声进行有效滤除将直接影响到脉冲累积轮廓和脉冲到达时间的计算精度, 是脉冲星信号后继研究、应用最根本的前提和基础.

小波分析由于具有良好的时频局域化特性、多分辨率、去相关性等特点, 被广泛应用于脉冲星信号的消噪中, 取得了较好的消噪效果<sup>[7,8]</sup>. 但在应用小波方法消噪时, 需要预先选定小波基和分解层数, 相同条件下选用不同的小波基和分解层数, 对去噪结果影响很大, 特别是小波基函数的选择, 对去噪结果有决定性的影响. 而如何选择小波基和最优分解层数是小波分解中一个很难解决的问题, 这给利用小波进行信号去噪带来了很大的不便<sup>[9,10]</sup>. 经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种新的完全数据驱动的自适应信号分解算法<sup>[11]</sup>, 可以把数据分解成具有物理意义的一组

\* 国家自然科学基金 (批准号: 41071270, 11201354)、测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金 (批准号: 11R01)、遥感科学国家重点实验室开放基金 (批准号: OFSLRSS201209)、中央高校基本科研业务费专项基金 (批准号: 2012-IV-043)、湖北省自然科学基金 (批准号: 2010CDB03305) 和武汉市晨光计划 (批准号: 201150431096) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: ww0178@163.com

内蕴模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量. EMD 在分解信号时, 不需要预先确定基底和分解层数, 而是根据信号自身特性, 自适应地确定基底和最优分解层数. 对于非线性和非平稳信号, EMD 的分解结果比小波分解结果更清晰、准确 [12,13], 分解出的 IMFs 能够充分保留信号本身所固有的非线性和非平稳特征.

对于非线性和非平稳信号, EMD 消噪可以获得比小波消噪更好的效果 [14-17], 脉冲星信号是典型的非平稳信号 [18], 本文将 EMD 应用于脉冲星信号的消噪中. 利用 EMD 对非线性、非平稳信号消噪已得到了较多的研究. Boudraa 和 Cexus [15] 提出了部分重构的 EMD 消噪算法, 但部分重构消噪算法中将前几项 IMF 当作噪声项直接删除, 丢失了较多的细节信息而且噪声不能被有效去除. Olufemi 等 [16] 提出了基于系数阈值的 EMD 消噪算法, 但基于系数阈值的消噪算法破坏了 IMF 中模态单元的完整性, 影响了去噪的效果. 文献 [17, 19] 提出了基于模态单元阈值的 EMD 消噪算法, 将 IMF 中两个过零点间的波动单元 - 模态单元作为一个整体, 以模态单元作为基本单位, 利用阈值方法进行去噪, 保持了 IMF 中模态单元的完整性, 有效提高了去噪效果. 但该算法中对极值小于阈值的模态单元直接删除, 不考虑其中所包含的细节信息; 对于极值大于阈值的模态单元直接保留, 不考虑其中所包含的噪声, 势必导致部分信号细节信息被误删且噪声不能被完整去除, 影响了去噪效果的进一步提高. 本文在 EMD 模态单元阈值去噪算法的基础上, 提出了一种基于模态单元比例萎缩的 EMD 去噪方法, 并应用于脉冲星信号的消噪处理. 所提出的方法中以模态单元为基本单位构造最优比例萎缩因子, 对 IMF 中的每个模态单元都进行比例萎缩去噪, 在保持模态单元完整性的基础上, 有效去除每个模态单元中所含的噪声. 分别采用小波硬阈值去噪、比例萎缩小波去噪、EMD 模态单元阈值去噪和本文方法对脉冲星信号进行消噪对比实验, 结果表明本文方法在噪声去除和信号细节特征保持两方面都有较好的提高.

## 2 基于模态单元比例萎缩的 EMD 去噪模型

EMD 的主要目的是将待分析信号分解为一系列表征时间尺度的 IMF 分量, 要求 IMF 分量必须

满足两个条件: IMF 的极值点个数与过零点个数不超过 1; 由极大值点和极小值点确定的包络线均值为零. EMD 分解结束后, 原始信号  $x(t)$  可被表示为一组 IMF 和一个余项之和:

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

其中  $\text{imf}_k$  表示第  $k$  个 IMF 分量,  $r_K(t)$  表示余项,  $K$  表示分解出的 IMF 的总层数. 每个 IMF 的极大、极小值点形成的上、下包络线关于时间轴局部对称, 反映了信号内部的固有波动特性.

在 IMF 中, 一次完整的波动由三个过零点和一个波峰、一个波谷构成, 相邻的两个过零点之间只有一个极值点. 由两个过零点和一个极值点所构成的信号部分是 IMF 最基本的组成单元, 它是构成信号固有波动的最小完整单元, 一般将其称为 IMF 的模态单元 [16], 模态单元中极值点的系数绝对值称为模态振幅. 对于第  $k$  层内蕴模态函数  $\text{imf}_k$ , 如果把  $\text{imf}_k$  中的第  $i$  个模态单元记为  $z_i^{(k)}$ , 则  $\text{imf}_k$  可被表示为  $\text{imf}_k = \{z_i^{(k)}, 1 \leq i \leq I\}$ , 其中  $k = 1, 2, \dots, K$ , 本文中模态单元  $z_i^{(k)}$  的模态振幅记为  $a_i^{(k)}$ ,  $z_i^{(k)}$  的极值点记为  $e_i^{(k)}$ .

在基于系数阈值的 EMD 去噪算法中 [19], 借鉴小波阈值去噪的思想构造  $\text{imf}_k$  的去噪阈值  $T_k$ , 然后利用该阈值对  $\text{imf}_k$  系数进行处理. 若令  $h_k(t) = \text{imf}_k(t)$ , 基于 IMF 系数的硬阈值去噪算法可表示为

$$\tilde{h}_k(t) = \begin{cases} h_k(t) & |h_k(t)| \geq T_k \\ 0 & |h_k(t)| < T_k \end{cases},$$

$$k = 1, 2, \dots, K,$$

在基于 IMF 系数的阈值去噪算法中, IMF 中所有小于阈值的系数都被置 0, 导致模态振幅较大的模态单元中的部分点也被置零 (如图 1(c) 所示), 破坏了模态单元局部固有波动的完整性, 影响了去噪的效果.

基于模态单元阈值的 EMD 去噪算法中 [16,20], 将模态单元作为基本单位, 针对模态单元构造阈值  $T_k$ , 利用  $T_k$  对  $\text{imf}_k$  中的模态单元进行阈值处理. 基于模态单元的阈值去噪法可表示为

$$\tilde{z}_k^{(i)} = \begin{cases} z_k^{(i)} & a_k^{(i)} \geq T_k \\ 0 & a_k^{(i)} < T_k \end{cases},$$

$$\tilde{h}_k = \{\tilde{z}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\},$$

$$k = 1, 2, \dots, K.$$

可以看出在该算法中, 模态振幅小于阈值的模态单元被置零, 而模态振幅大于阈值的模态单元被完整保留 (如图 1(d) 所示), 没有破坏 IMF 中模态单元局部固有波动的完整性, 较好地提高了 EMD 的去噪效果.

但文献 [10, 17] 的研究表明,  $\text{imf}_k$  的每个部分都分布有不同程度的噪声: 模态振幅较大的模态单元主要由信号的波动构成, 但仍含有少量噪声, 直接保留会导致噪声不能完全去除; 而模态振幅较小的模态单元虽然主要由噪声的波动构成, 但仍含有部分信号细节信息, 直接置零将不可避免地会损失部分信号细节. 为了进一步提高 EMD 的去噪效果, 本文借鉴小波比例萎缩去噪的思想, 以模态单元为基本单位, 构造合适的比例萎缩因子, 对 IMF 中的每个模态单元进行比例萎缩去噪.

假设  $\mathbf{h}_k = \text{imf}_k = \{z_i^{(k)}, 1 \leq i \leq I\}$  中模态单元  $z_i^{(k)}$  的比例萎缩因子为  $\theta_i^k$ , 则基于模态单元的比例萎缩去噪方法可表示为

$$\tilde{z}_k^{(i)} = \theta_i^k \cdot z_k^{(i)},$$

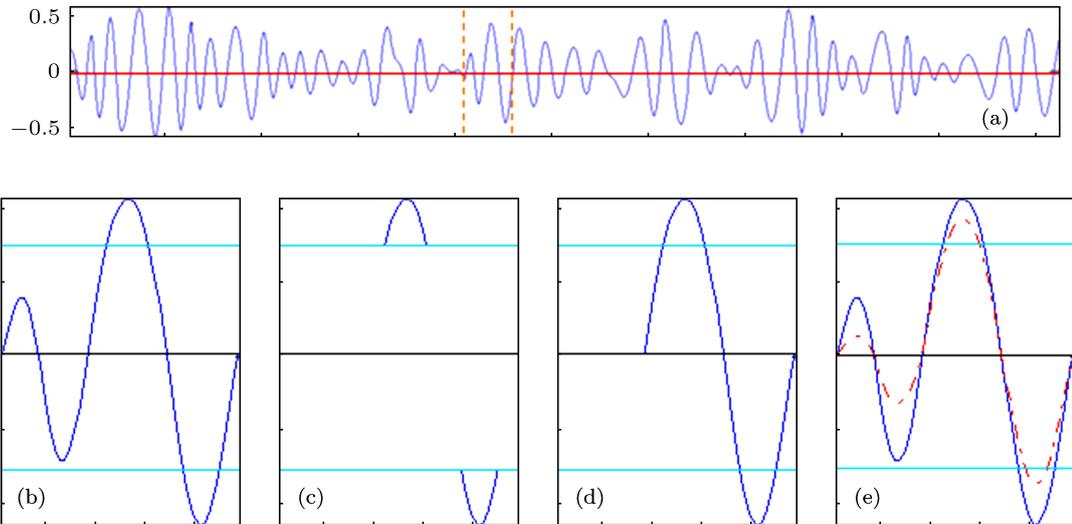


图 1 EMD 去噪算法模型 (a) 测试信号 Doppler 第 4 层 IMF ( $\text{imf}_4$ ); (b)  $\text{imf}_4$  中所选部分放大图; (c) 系数阈值去噪; (d) 模态单元阈值去噪; (e) 模态单元比例萎缩去噪

### 3 含噪脉冲星信号 IMF 的统计特性分析

#### 3.1 含噪脉冲星信号 IMF 中噪声分布形式

含噪脉冲星辐射信号  $\mathbf{y}$  经消色散处理后, 可以近似看作是有用信号与高斯白噪声混合组成, 即

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{d},$$

$$\tilde{\mathbf{h}}_k = \{\tilde{z}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}. \quad (1)$$

基于模态单元比例萎缩的去噪算法没有破坏模态单元局部固有波动的完整性, 而且对振幅较大的模态单元和振幅较小的模态单元都进行了相应的萎缩去噪处理 (如图 1(e) 所示), 在一定程度上改善了模态单元阈值去噪算法的不足, 可以更好地去除噪声并保留信号细节信息. 信号经 EMD 模态单元比例萎缩去噪后可表示为

$$\tilde{\mathbf{x}}(t) = \sum_{k=1}^{K_d} \tilde{\mathbf{h}}_k(t) + \sum_{k=K_d+1}^K \mathbf{h}_k(t) + \mathbf{r}_K(t),$$

式中,  $K_d$  表示需要滤波的 IMF 数目, 对于高斯白噪声, 通常取  $K_d = \min(8, K)$ , 即去噪时仅对前 8 个 IMF 进行滤波, 而其余的 IMF 直接保留. 在基于模态单元的比例萎缩去噪中, 构造合适的模态单元比例萎缩因子  $\theta_i^k$  非常关键. 若想构造合适的比例萎缩因子, 最大程度的恢复原始信号, 必须了解 IMF 的统计模型. 本文在下一节中对含噪脉冲星信号 IMF 的统计特性进行讨论.

式中,  $\mathbf{x}$  为有用脉冲星信号,  $\mathbf{d}$  为服从正态分布的高斯白噪声. 含加性高斯白噪声的信号经 EMD 分解后, IMF 中噪声的分布形态尚没有完善的理论体系, 但通过大量的实验分析, 一般认为 IMF 中的噪声仍服从加性分布 [13,21]. 因此, 脉冲星辐射信号经 EMD 分解后, 第  $k$  层内蕴模态函数  $\mathbf{h}_k = \text{imf}_k$  可设为

$$\mathbf{h}_k = \mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k, \quad (2)$$

其中  $\mathbf{s}_k$  表示  $\text{imf}_k$  中所含的信号信息,  $\mathbf{n}_k$  表示所含噪声, 且  $\mathbf{s}_k$  和  $\mathbf{n}_k$  相互独立.

### 3.2 含噪脉冲星信号 IMF 中信号项和噪声项的统计模型

为了对  $\text{imf}_k$  中的模态单元构造最优比例萎缩因子, 需要知道信号项  $s_k$  和噪声项  $n_k$  的分布形式. 纯零均值高斯白噪声经 EMD 分解后, 其 IMF 系数仍服从零均值正态分布 [17], 即

$$n_k \sim N(0, \sigma_{n,k}^2), \quad (3)$$

式中  $\sigma_{k,n}^2$  为  $n_k$  的方差. 但  $\text{imf}_k$  中信号项部分  $s_k$  的分布形式尚没有具体的研究结果, 本文通过实验的方式分析  $s_k$  的统计特性. 由于 EMD 分解后 IMF 中信号和噪声混杂在一起, 难以直接对信号项的统计特性进行分析, 本文从含噪脉冲星信号的 IMF 系数  $h_k$  出发, 对信号项  $s_k$  的统计特性进行间接分析.

在脉冲星信号 B1953+29 的标准轮廓中添加白噪声后进行 50 次 EMD 分解, 取 50 次分解结果的平均值作为最终结果, 统计各层 IMF 的系数分布, 并与高斯分布进行比较. 图 2 给出了含噪脉冲星信号第 2—5 层 IMF 系数的直方图和相应的高斯

分布模拟逼近曲线, 直观上可以看出高斯分布可以较好地逼近 IMF 系数的分布. 为了进一步验证零均值高斯分布对含噪脉冲星信号 IMF 系数的逼近程度, 对 IMF 的系数分布进行偏度、峰度检验 [22]. 偏度、峰度检验法是正态性检验的经典方法, 随机变量  $S$  的偏度  $v_1$  和峰度  $v_2$  是指  $S$  的标准变化量  $[S - E(S)]/\sqrt{D(S)}$  的三阶和四阶矩, 即

$$v_1 = E \left[ \left( \frac{S - E(S)}{\sqrt{D(S)}} \right)^3 \right],$$

$$v_2 = E \left[ \left( \frac{S - E(S)}{\sqrt{D(S)}} \right)^4 \right],$$

其中,  $E(S)$  和  $D(S)$  分别表示  $S$  的期望和方差. 当随机变量  $S$  服从正态分布时,  $v_1 = 0$  且  $v_2 = 3$ . 设  $S_1, S_2, \dots, S_n$  是来自总体  $S$  的样本, 则样本偏度  $v_1$  和样本峰度  $v_2$  可由下式进行简单计算:  $v_1 = B_3/B_2^{3/2}$ ,  $v_2 = B_4/B_2^2$ , 式中  $B_k$  ( $k = 2, 3, 4$ ) 表示样本的  $k$  阶中心矩.

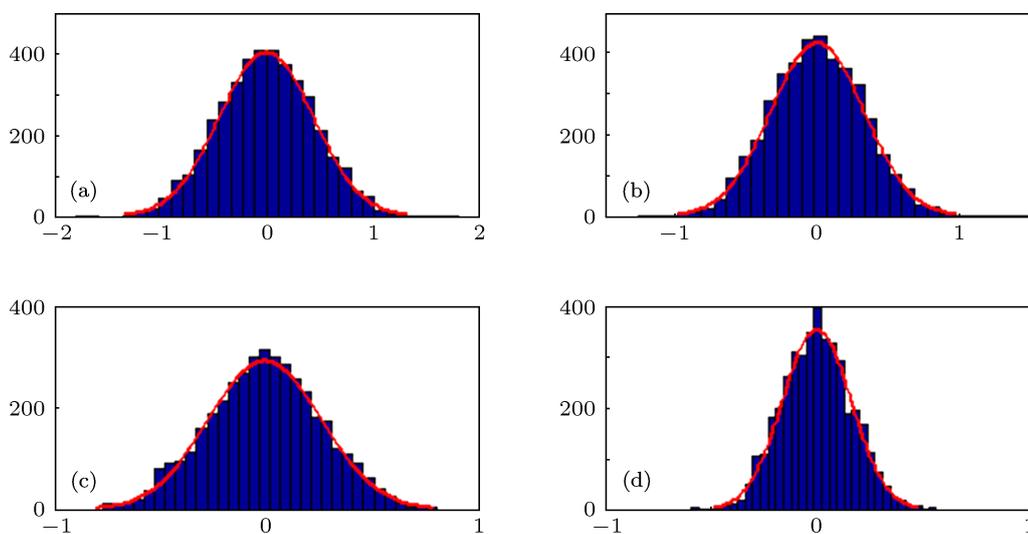


图 2 含噪脉冲星信号 IMF 系数的高斯逼近 (a)  $\text{imf}_2$  系数直方图及高斯逼近; (b)  $\text{imf}_3$  系数直方图及高斯逼近; (c)  $\text{imf}_4$  系数直方图及高斯逼近; (d)  $\text{imf}_5$  系数直方图及高斯逼近

如果含噪脉冲星信号的 IMF 系数符合零均值高斯分布, 则其样本偏度接近于 0, 而样本峰度接近于 3, 计算其第 2—5 层 IMF 的样本偏度和样本峰度, 结果如表 1 所示.

表 1 含噪脉冲星信号 IMF 的样本偏度和峰度

偏度和峰度值	$\text{imf}_1$	$\text{imf}_2$	$\text{imf}_3$	$\text{imf}_4$
偏度	-0.0208	0.0095	-0.0225	-0.0139
峰度值	3.0243	3.0365	2.9745	2.9700

从表 1 可以看出, 含噪信号各层 IMF 的样本偏度和样本峰度都比较接近于 0 和 3, 样本偏度绝对值的均值约为 0.0167, 样本峰度的平均值约为 3.0013. 因此, 高斯模型可以较好地模拟含噪脉冲星信号 IMF 系数的分布特性. 本文对 B2351+61 和 B1953+29 等脉冲星信号分别添加不同强度的白噪声进行多次实验, 得到了类似的实验结果, 所以可假设含噪脉冲星信号的 IMF 系数近似服从零均值高斯分布, 即  $h_k \sim N(0, \sigma_{h,k}^2)$ . 由于  $s_k = h_k - n_k$ , 且

$\mathbf{h}_k, \mathbf{n}_k$  都服从零均值高斯分布, 由概率知识可知  $\text{imf}_k$  中信号项部分  $\mathbf{s}_k$  也服从零均值高斯分布, 即

$$\mathbf{s}_k \sim N(0, \sigma_{s,k}^2), \quad \sigma_{s,k}^2 = \sigma_{h,k}^2 + \sigma_{n,k}^2. \quad (4)$$

#### 4 模态单元比例萎缩因子的确定

本文采用线性最小均方误差 (linear minimum mean square error estimation, LMMSE) 准则计算  $\text{imf}_k$  去噪时的最优比例萎缩因子<sup>[22]</sup>. 令  $\mathbf{h}_k = \text{imf}_k$ , 由 (2) 式可知  $\mathbf{h}_k = \mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k$ , 设去噪时的比例萎缩因子为  $\theta_k$ , 则去噪后的信号

$$\tilde{\mathbf{h}}_k = \theta_k \times \mathbf{h}_k,$$

为了使  $\tilde{\mathbf{h}}_k$  与原始真实信号  $\mathbf{s}_k$  间的均方误差  $E[(\mathbf{s}_k - \tilde{\mathbf{h}}_k)^2]$  最小, 根据 LMMSE 理论, 应有  $E[(\mathbf{s}_k - \tilde{\mathbf{h}}_k)\mathbf{h}_k^T] = 0$ , 从而可求出

$$\theta_k = \frac{E[\mathbf{h}_k \mathbf{s}_k]}{E[\mathbf{h}_k^2]} = \frac{E[\mathbf{s}_k(\mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k)]}{E[(\mathbf{s}_k + \mathbf{n}_k)^2]}.$$

考虑到信号  $\mathbf{s}_k$  与噪声  $\mathbf{n}_k$  都服从零均值高斯分布且相互独立, 所以

$$\begin{aligned} E(\mathbf{s}_k^2) &= D(\mathbf{s}_k) + [E(\mathbf{s}_k)]^2 = \sigma_{s,k}^2, \\ E(\mathbf{n}_k^2) &= D(\mathbf{n}_k) + [E(\mathbf{n}_k)]^2 = \sigma_{n,k}^2, \\ E[\mathbf{s}_k \mathbf{n}_k] &= E[\mathbf{s}_k]E[\mathbf{n}_k] = 0, \end{aligned}$$

因此

$$\theta_k = \frac{E[\mathbf{s}_k^2]}{E[\mathbf{s}_k^2] + E[\mathbf{n}_k^2]} = \frac{\sigma_{s,k}^2}{\sigma_{s,k}^2 + \sigma_{n,k}^2}.$$

但如果对  $\text{imf}_k$  中的每个系数都按照自身的比例萎缩因子进行去噪, 会造成一个模态单元内出现多个极值的情况, 将破坏模态单元固有波动的完整性. 在模态单元  $\mathbf{z}_i^k$  内, 极值点  $e_i^{(k)}$  反映了模态单元最本质的波动特征和信息, 因此可将极值点  $e_i^{(k)}$  的萎缩因子  $\theta(e_i^{(k)})$  作为整个模态单元  $\mathbf{z}_i^k$  的萎缩因子, 按此方法对  $\text{imf}_k$  进行比例萎缩去噪, 即

$$\begin{aligned} \theta_k^{(i)} &= \theta(e_i^{(k)}), \quad \tilde{\mathbf{z}}_k^{(i)} = \theta_k^{(i)} \cdot \mathbf{z}_k^{(i)}, \\ \tilde{\mathbf{h}}_k &= \{\tilde{\mathbf{z}}_k^{(i)}, 1 \leq i \leq I\}. \end{aligned}$$

此时, 由于整个模态单元  $\mathbf{z}_i^k$  内采用相同的萎缩因子  $\theta(e_i^{(k)})$ , 因此不会破坏模态单元局部固有波动的完整性. 本文中噪声标准差  $\sigma_{n,k}$  采用 (5) 式进行估计,

$$\sigma_{n,k} = \text{median}(|HH|)/0.6745, \quad (5)$$

式中  $HH$  表示  $\mathbf{h}_k$  的高频子带小波系数, 而信号方差  $\sigma_{s,k}^2$  采用文献 [24] 中提出的方法进行估计, 即

$$\sigma_{s,k}^2 = \max \left[ 0, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M h_k^2(i) - \sigma_{n,k}^2 \right],$$

这里  $M$  表示所选窗口中信号的长度, 本文中取  $M = 5$ .

#### 5 实验分析

本文中选用 B1953+29 和 B2351+61 脉冲星辐射信号进行实验分析, 数据来源于欧洲脉冲星网络数据库 EPN (the European Pulsar Network Data Archive). 脉冲星信号 B1953+29 和 B2351+61 的标准轮廓如图 3(a) 和图 4(a) 所示, 在标准轮廓中分别添加一定量的高斯白噪声模拟含噪脉冲星信号, B1953+29 加噪后的信号如图 3(b) 所示, 其信噪比为 10; B2351+61 加噪后的信号如图 4(b) 所示, 其信噪比为 20. 分别采用硬阈值小波去噪法<sup>[24]</sup> (wavelet hard threshold denoising, WHD)、比例萎缩小波去噪法<sup>[23]</sup> (wavelet proportion shrinking denoising, WPSD)、EMD 模态单元阈值去噪法 (mode-cell threshold denoising, MTD) 和本文提出的 EMD 模态单元比例萎缩去噪法 (mode-cell proportion shrinking denoising, MSD) 分别对含噪脉冲星信号进行消噪处理, 消噪后的信号如图 3(c)—(f) 和图 4(c)—(f) 所示. 对消噪结果采用以下四个参数进行联合评价<sup>[7]</sup>: 信噪比、均方根误差、峰值相对误差、峰位误差. 其中峰值相对误差和峰位误差的定义公式如下.

1) 峰值相对误差:  $\text{REPV} = (V_0 - V_d)/V_0 \cdot 100\%$ , 式中  $V_0, V_d$  分别表示脉冲星辐射信号标准轮廓的脉冲峰值和消噪后信号的脉冲峰值.

2) 峰位误差:  $\text{EPP} = |P_0 - P_d|$ , 式中  $P_0, P_d$  分别表示脉冲星辐射信号标准轮廓波的脉冲峰位值和消噪后辐射信号的脉冲峰位值.

首先从视觉效果上对四种消噪方法进行比较. 从图 3(c) 和图 4(c) 可以看出, WHD 算法较好地去除了脉冲星信号中的噪声, 消噪后信号的平滑部分与标准轮廓基本符合, 但由于对小波阈值的系数全部去除, 使得在去除噪声的同时也损失了较多的细节信息, 导致信号的突变部分去噪后与标准轮廓之间的符合程度较差. WPSD 算法的去噪效果要优于 WHD (如图 3(d) 和图 4(d) 所示), 消噪后信号的平滑部分与标准轮廓符合较好, 突变部分与标准轮廓的

符合度有一定程度的提高. MTD 的消噪效果 (如图 3(e) 和图 4(e) 所示) 与 WPSD 比较接近, 在平滑部分和几个大的波峰处, 两种方法去噪都取得了较好的效果, 但在信号剧烈振荡的地方, MTD 比 WPSD 具有更好的符合效果. 本文方法消噪后的结果如图 3(f) 和图 4(f) 所示, 通过比较可以看出, 本文方法消噪后平滑部分与 WPSD 和 MTD 基本相同,

但在脉冲峰值和剧烈振荡的突变点处, 与标准轮廓有更好的逼近、误差更小, 减小了脉冲峰高度值和位置值的偏差, 突变点处的细节信息损失更小. 因此从视觉分析来看, 本文方法去噪效果优于 WPSD 和 MTD, 更好地保留了脉冲星信号的细节信息, 在信号的突变点处与标准轮廓具有更好的吻合度.

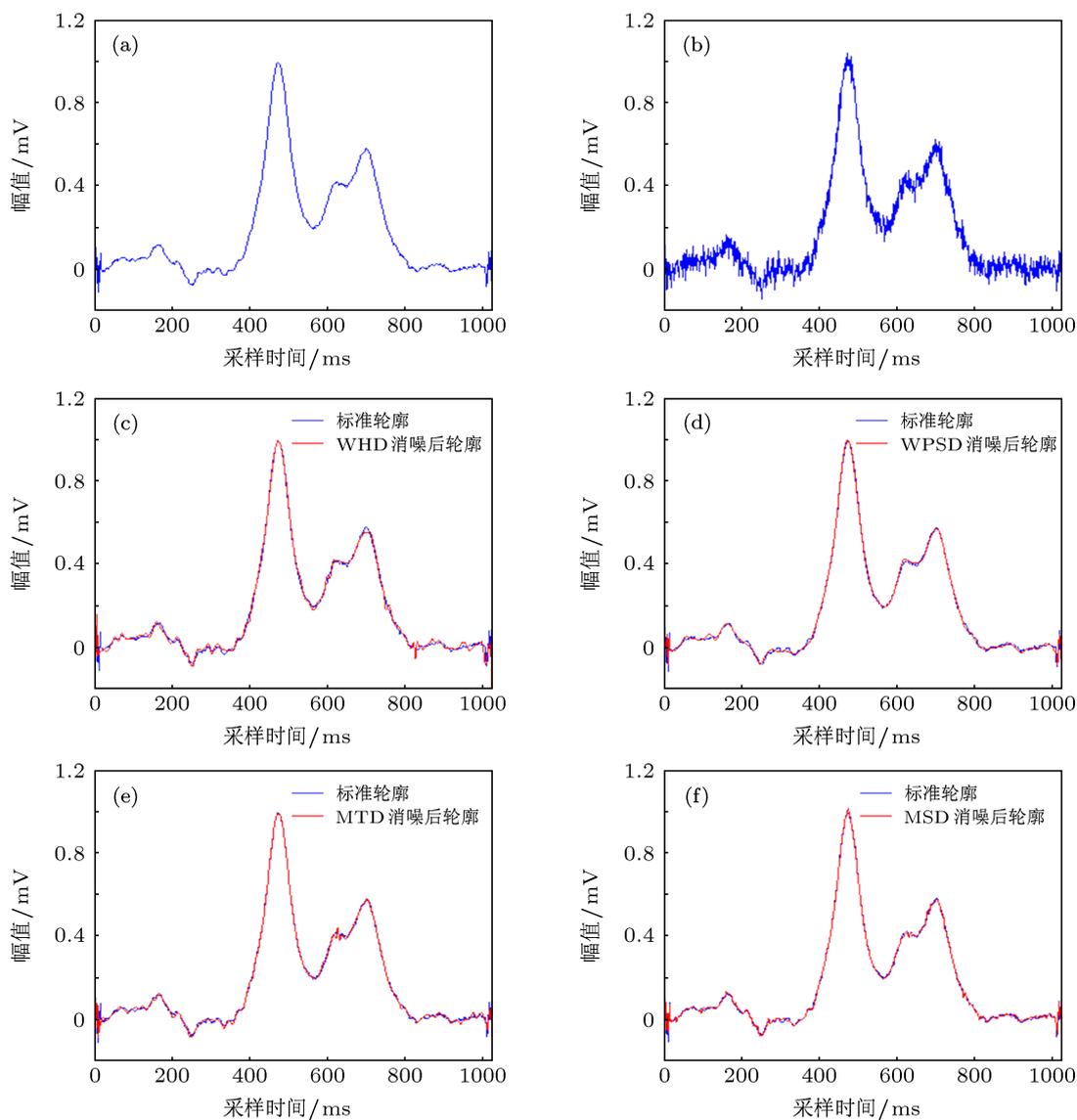


图 3 含噪脉冲星信号 B1593+29 消噪结果比较 (a) 脉冲星信号标准轮廓; (b) 含噪脉冲星信号; (c) WHD 消噪; (d) WPSD 消噪; (e) MTD EMD 消噪; (f) 本文方法消噪

表 2 不同方法消噪后的参数比较

消噪方法	SNR/dB		RMSE		REPV		EPP/ms	
	B1953+29	B2351+61	B1953+29	B2351+61	B1953+29	B2351+61	B1953+29	B2351+61
WHD	26.5738	16.3436	0.0140	3.1772	0.8334%	2.3077%	0.0020	0.0186
WPSD	27.7222	17.8261	0.0123	3.1250	0.7871%	2.0225%	0.0020	0.0181
MTD	28.7037	16.4441	0.0110	3.1011	0.5545%	1.9989%	0.0020	0.0178
MSD	30.2297	19.8116	0.0092	2.1045	0.4451%	1.6917%	0.0020	0.0175

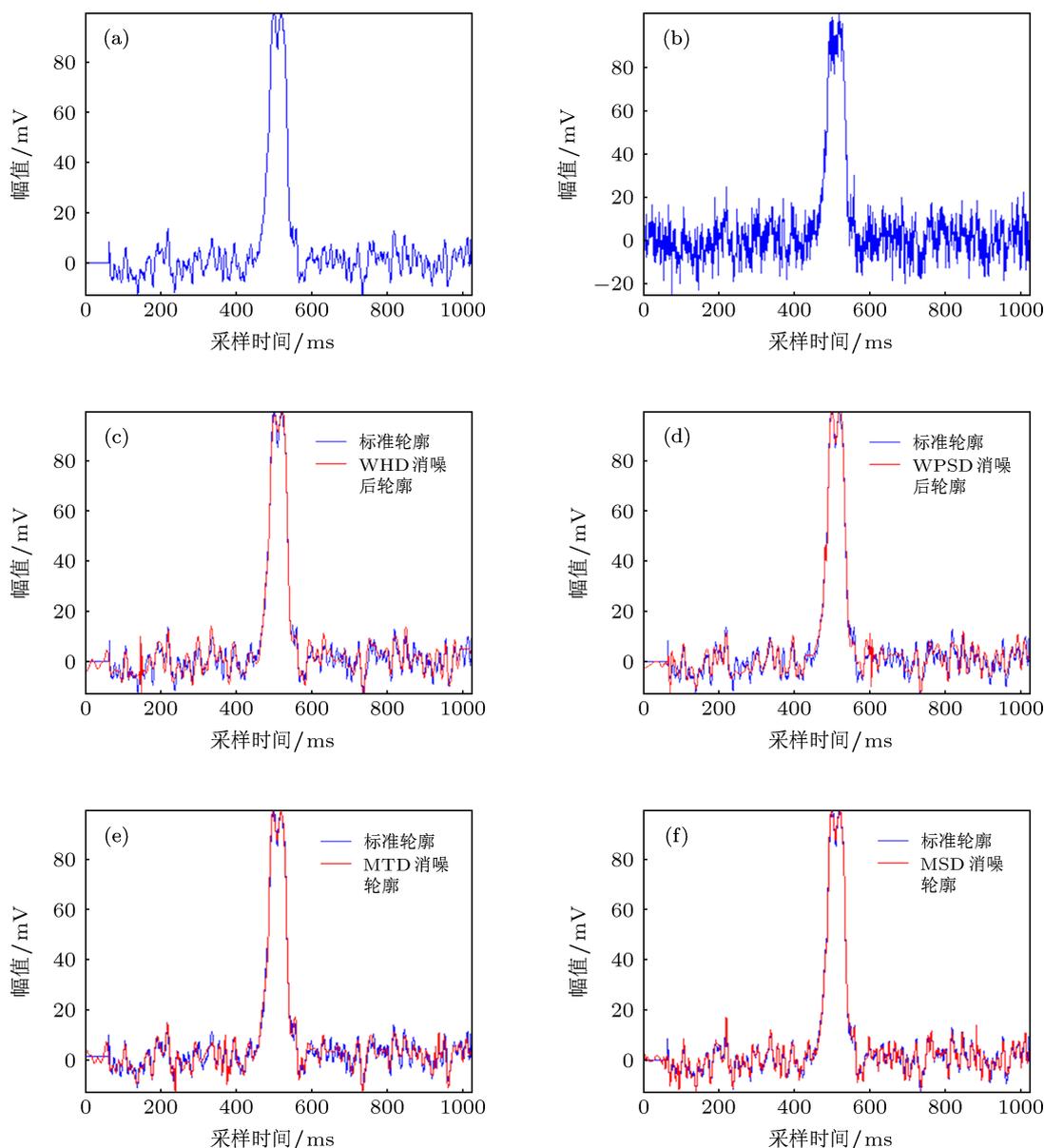


图4 含噪脉冲星信号 B2351+61 消噪结果比较 (a) 脉冲星信号标准轮廓; (b) 含噪脉冲星信号; (c) WHD 消噪; (d) WPSD 消噪; (e) MTD EMD 消噪; (f) 本文方法消噪

再对四种方法消噪后的参数进行比较, 当消噪后信号的信噪比 (SNR) 越大, 而均方根误差 (RMSE), REPV 和 EPP 越小时, 表明消噪效果越好. 不同方法消噪后的 SNR, RMSR, REPV 和 EPP 如表 2 所示. 从表 2 可以看出, WHD 的效果稍差, 除了峰位误差其他三项指标都不如另外三种方法. WPSD 的参数与 EMD, MTD 相差不大, MTD 消噪后的均方根误差和峰值相对误差略优于 WPSD. 本文方法消噪后的脉冲星信号信噪比最大、均方根误差最小, 表明本文方法消噪后的信号能更好地逼近脉冲星标准轮廓; 本文方法消噪后的峰位误差与另外三种方法基本相等, 但峰值相对误差小于另三

种方法, 表明本文方法去除噪声的同时较好地保留了信号中脉冲尖峰部分的有用细节信息, 能更好地减小脉冲峰值处重要信息的损失. 整体比较可知, 本文方法取得了更好的消噪效果, 在噪声抑制和脉冲尖峰重要信息的保持等方面都有一定程度的提高, 去噪后的参数指标优于 WPSD 和 MTD.

## 6 结论

将一种基于模态单元比例萎缩的 EMD 滤波方法应用到脉冲星信号的消噪处理中. 脉冲星信号经 EMD 分解后, 通过分析其 IMF 中信号项和噪声

项的统计特性,以模态单元为基本单位在最小均方误差准则下构造最优比例萎缩因子,对 IMF 进行比例萎缩降噪.实验结果表明:与硬阈值小波消噪法、比例萎缩小波消噪法和基于模态阈值的 EMD 消噪法相比,本文方法能获得更好的消噪效果,可以在有效滤除噪声的同时更好地保留原信号中有用的细节信息,脉冲星信号经本文方法消噪后,具有更高的信噪比和更低的均方根误差、峰值相对误差.

本文在分析脉冲星信号 IMF 中噪声的分布时采用的是加性噪声模型,尚缺少完善的理论证明,通过理论分析研究 IMF 中噪声的分布形式是今后研究的重点;本文中对 IMF 中信号项部分采用高斯分布进行拟合,是否可以采用其他分布如广义高斯分布、混合高斯分布等对其进行更精确的拟合逼近,也是今后将继续探讨的一个方向.

- [1] Taylor J H 1991 *Proc. IEEE* **79** 1054
- [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] Sheikh S I, Pines D J, Ray P S, Wood K S, Michael N L, Wolff M T 2006 *J. Guidance, Control and Dynamics* **29** 49
- [4] Zhu J, Li P Y 2008 *Chin Phys. B* **17** 356
- [5] Zhao B S, Hu H J, Sheng L Z, Yan Q R 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 029701 (in Chinese) [赵宝升, 胡慧君, 盛立志, 鄢秋荣 2011 物理学报 **60** 029701]
- [6] 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, 鄢秋荣, 杨颢, 陈宝梅 2011 中国科学: 物理学、力学、天文学 **41** 1015]
- [7] 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]
- [8] 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]
- [9] Zhang H, Xu L P, Xie Q, Luo N 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 049701 (in Chinese) [张华, 许录平, 谢强, 罗楠 2011 物理学报 **60** 049701]
- [10] Li Y Q, Li P, Yan X P, Chen H M 2008 *Transactions of Beijing Institute of Technology* **28** 723 (in Chinese) [李月琴, 栗苹, 闫晓鹏, 陈慧敏 2008 北京理工大学学报 **28** 723]
- [11] Zhang H, Chen X H, Yang H Y 2011 *OGP* **46** 70 (in Chinese) [张华, 陈小宏, 杨海燕 2011 石油地球物理勘探 **46** 70]
- [12] 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. of the Royal Society of London A* **454** 903
- [13] Flandrin P, Paulo G 2004 *Int. J. Wavel. Multiresol. Inform. Proc.* **2** 1
- [14] Gao X Q, Dong W J, Gong Z Q, Zou M W 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 3948 (in Chinese) [高新全, 董文杰, 龚志强, 邹明玮 2005 物理学报 **54** 3948]
- [15] Boudraa A, Cexus J 2007 *IEEE Trans. Instrum. Measur.* **56** 2196
- [16] Olufemi A, Vladimir A, Auroop R 2011 *IEEE Sens. J.* **11** 2565
- [17] Kopsinis K, McLaughlin S 2009 *IEEE Trans. Signal Proc.* **57** 1351
- [18] Wu Y F, Qiu Y, Yang Y F, Ren X M 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3778 (in Chinese) [吴亚锋, 裘炎, 杨永锋, 任兴民 2010 物理学报 **59** 3778]
- [19] Qu C S, Lu T Z, Tan Y 2010 *Acta Autom. Sin.* **36** 67 (in Chinese) [曲从善, 路廷镇, 谭莹 2010 自动化学报 **36** 67]
- [20] Jenet F A, Anderson S B 1998 *Publica. Astrono. Soc. Pacific* **100** 1467
- [21] Wu Z H, Norden E H 2004 *Proc. R. Soc. Lond. A* **460** 1597
- [22] Sheng Z, Xie S Q, Pan C Y 2006 *Probability Theory and Mathematical Statistics* (Beijing: Higher Education Press) p350 (in Chinese) [盛骤, 谢式千, 潘承毅 2006 概率论与数理统计 (北京: 高等教育出版社) 第 350 页]
- [23] Chang S, Yu B, Vetterli M 2000 *IEEE Ttrans. Image Proc.* **9** 1532
- [24] Marian K 2003 *IEEE Signal Proc. Lett.* **10** 324
- [25] Donoho D L, Johnstone I M 1995 *J. Am. Statist. Association* **90** 1200

# Pulsar signal denoising method based on empirical mode decomposition mode cell proportion shrinking\*

Wang Wen-Bo<sup>1)2)†</sup> Zhang Xiao-Dong<sup>3)</sup> Wang Xiang-Li<sup>4)</sup>

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

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

3) (*State Key Laboratory of Satellite Ocean Environment Dynamics, Second Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Hangzhou 310012, China*)

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

(Received 14 August 2012; revised manuscript received 24 October 2012)

## Abstract

In order to improve the denoising quality of the pulsar signal, an empirical mode decomposing method (EMD) of pulsar signal denoising based on mode cell proportion shrinking is proposed. Firstly, the pulsar signal is decomposed into a series of intrinsic mode functions (IMF), and the part between the two adjacent zero-crossing within IMF is defined as a mode cell. Then, the optimal proportional shrinking factor is constructed by treating mode cell as the basic unit of analysis. Finally, the all mode cells within IMF are denoised by proportion shrinking, and the mode cell proportion shrinking denoising model is established. The experimental results show that compared with the two EMD denoising algorithms based on coefficient threshold and mode cell threshold, the proposed method can more effectively remove the pulsar signal noise, with better preserving the useful detail information in the original signal.

**Keywords:** empirical mode decomposition, pulsar signal, mode cell proportion shrinking, denoising

**PACS:** 97.60.Gb, 43.60.Hj

**DOI:** 10.7498/aps.62.069701

---

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41071270, 11201354), the Open Fund of State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing of China (Grant No. 11R01), the Open Fund of State Key Laboratory of Remote Sensing Science of China (Grant No. OFSLRSS201209), the Central University Basic Research Fund of China (Grant No. 2012-IV-043), Natural Science Foundation of Hunan Province, China (Grant Nos. 2010CDB03305) and the Chenguang Foundation of Wuhan City, China (Grant Nos. 201150431096).

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