

提升小波的 X 射线脉冲星信号降噪

刘秀平¹ 李小平¹ 孙海峰²

(¹ 西安电子科技大学机电工程学院, 陕西 西安 710071)
(² 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要 对于短时间内 X 射线脉冲星信号形成的脉冲轮廓的信噪比低, 提出基于提升小波的 X 射线脉冲星信号的降噪方法。分析了基于提升小波的信号降噪理论模型。在周期叠加的基础上, 利用探测设备及空间环境的先验信息建立预降噪模型, 并对 X 射线脉冲星的脉冲轮廓做降噪预处理。通过选择小波和自适应的阈值函数, 利用提升小波对脉冲轮廓降噪。通过对多组罗西 X 射线计时探测器 (RXTE) 卫星探测的实测 X 射线脉冲星数据的仿真分析, 结果表明, 降噪后的脉冲轮廓信噪比得到提高, 且算法有更快的处理速度。

关键词 测量; X 射线脉冲星; 降噪; 提升小波; 周期叠加

中图分类号 P128.4; TN151+.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0304002

X-Ray Pulsar Signal De-noising Using Lifting Scheme Wavelet

Liu Xiuping¹ Li Xiaoping¹ Sun Haifeng²

(¹ School of Mechano-Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)
(² School of Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract As the pulsar profile obtained through the folding of X-ray signal in a short time has low signal-to-noise ratio, a de-noising method based on lifting scheme is proposed for the X-ray pulsar signal. The model of noise reduction based lifting scheme is analyzed. And the pulsar profile is preprocessed by using the pre-denoising model. The noise of the pulsar profile is reduced based on the lifting scheme with wavelet and the adaptive thresholding function. Some groups of measure data explored by Rossi X-ray timing explorer (RXTE) are applied for simulation analysis. The simulation results show that the signal-to-noise ratio of pulse profile can be improved, and that the proposed method has fast computational speed.

Key words measurement; X-ray pulsar; de-noising; lifting scheme wavelet; epoch folding

OCIS codes 040.7480; 250.0040; 120.1880

1 引 言

脉冲星 (PSR) 是一种快速旋转且周期性发射多频段电磁波的星体。利用脉冲星辐射的 X 射线信号为信息输入, 可为近地空间或深空的航天器提供导航信息。X 射线脉冲星的信号处理是 X 射线脉冲星导航的前提, 也是导航领域的研究热点之一。

Sheikh^[1] 系统论证了 X 射线脉冲星导航的原理和可行性, 阐述了光子脉冲到达时间 (TOA) 是 X

射线脉冲星导航的基本输入信息, 信号处理后得到高信噪比的脉冲轮廓, 通过比较观测的脉冲轮廓和标准脉冲轮廓得到导航的重要参数。脉冲轮廓的信噪比 (SNR) 决定了导航参数的精度。快速地获取高信噪比的脉冲轮廓是 X 射线脉冲星导航的关键技术之一。通过地面射电望远镜可观测到脉冲星的射电信号, 研究人员对射电脉冲轮廓的降噪和提取进行了大量研究。特别地, 利用小波变换和小波的扩

收稿日期: 2012-09-26; **收到修改稿日期**: 2012-11-29

基金项目: 国防预研基金资助课题。

作者简介: 刘秀平 (1981—), 男, 博士研究生, 主要从事 X 射线脉冲星信号处理和导航等方面的研究。

E-mail: liuxiuping8@126.com

导师简介: 李小平 (1964—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事信号处理及空间测控通信和导航等方面的研究。

E-mail: xpli@xidian.edu.cn

展方法对射电脉冲信号的降噪获得了好的效果^[2]。X 射线脉冲信号与射电不同,由于容易被大气层吸收,地面设备难以探测到脉冲星的 X 射线。学者们通过光电控制激光或可见光来模拟 X 射线脉冲星的信号产生过程^[3],并利用泊松滤波的方法对产生的 X 射线脉冲信号进行了降噪研究^[4]。空间宇宙环境本身和受强辐射的探测器元件都会干扰 X 射线脉冲星信号,难以建立精确的干扰模型,使得地面装置模拟的信号过于理想。另外,X 射线脉冲星信号主要在空间飞行器上处理,不能忽略算法的复杂性,必须权衡降噪的性能与计算复杂度。X 射线脉冲信号是典型的非平稳信号,小波对非平稳的信号有好的分析能力,但传统的小波变换的计算复杂度,不利于资源受限的空间航天器。本文提出基于提升小波的 X 射线脉冲星信号的降噪方法,结果表明所提出的方法在保证降噪性能的前提下,极大地降低了计算的复杂度,具有一定的优势。

2 提升小波变换

传统小波的实现依赖于傅里叶变换,计算复杂且硬件实现难度大等制约了其应用。提升小波(LS)是 1996 年 Sweldens 提出的一种快速实现小波变换的技术,极大地提高了计算速度,同时,在时空域内仍可获得时频局部特性,在信号和图像处理中得到了广泛的应用^[5]。提升小波的实现包括分解和重构过程。分解过程为:

1) 分裂。按照分裂规则将信号的数据集合 $x = (x_0, x_1, \dots, x_{N-1})$ 分裂为偶序列 s_l^0 和奇序列 d_l^0

$$s_l^0 = x_{2l}, \quad d_l^0 = x_{2l+1}, \quad (1)$$

式中 $l = 0, 1, \dots, N/2 - 1$ 为数据序列的下标,上标 0 表示提升小波的原数据。

2) 预测。利用偶序列 s_l^{i-1} 预测 d_l^i , 预测算子 P 反映了原始数据间的相关程度。 d_l^i 表示为

$$d_l^i = d_l^{i-1} - P(s_l^{i-1}). \quad (2)$$

3) 更新。由于 s_l^{i-1} 很难精确地预测 d_l^i , 且希望子集 s_l^i 仍能保持原数据的某些特性,即 $Q(s_l^i) = Q(x)$ 。利用预测值 d_l^i 更新 s_l^i

$$s_l^i = s_l^{i-1} + U(d_l^i), \quad (3)$$

式中 i 为小波变换的级数, U 为更新算子。 L 步提升后,信号为 $\{s_l^L, d_l^L, \dots, s_l^0, d_l^0\}$ 。

提升小波有可逆性^[6],其重构过程只需改变正负号:

$$\begin{aligned} s_l^{i-1} &= s_l^i - U(d_l^i), \\ d_l^{i-1} &= d_l^i + P(s_l^{i-1}), \end{aligned}$$

$$x_{2l} = s_l^0, x_{2l+1} = d_l^0. \quad (4)$$

3 提升小波的 X 射线脉冲星信号降噪方法

Daubechies 等^[7]证明了所有传统的小波变换均可用提升小波实现,且与 Mallat 算法相比,计算效率提高 1 倍以上。提高提升小波的降噪性能,小波基和阈值的选择仍是算法的关键。

小波基的选取是尚无定论的难题,主要根据具体应用和经验来选取。Daubechies 小波是具有紧支撑光滑的正交小波基,其滤波器是有限长的,没有显式的表达式,而不需要人为地切断,具有精度高的特点^[8]。提升 Daubechies 小波不仅保证了小波基本身的特性,而且降低了计算复杂度。在小波域内,信号的能量主要集中在少数幅值较大的系数中,而噪声的系数值较小。因此,选择合理的阈值可滤除 X 射线脉冲星信号的噪声。阈值的选取决定了降噪性能的优劣,阈值过大,信号过于平滑,反之,又会保留噪声。

基于提升小波的 X 射线脉冲星信号降噪方法:

1) 构造提升小波函数。多相位矩阵因子分解定理是提升小波实现的基础。若 $\det \mathbf{P}(z) = 1$, 则存在 Laurent 多项式 $u_i(z)$ 和 $p_i(z)$ 及非零常数 K , 使得

$$\mathbf{P}(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & u_i(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ p_i(z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K & 0 \\ 0 & \frac{1}{K} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中 $p_i(z) = 0$, 更新算子 $u_i(z) = \sum_k p_k^i s_{l-k}^{i-1}$, 预测算子 $p_i(z) = \sum_k u_k^i d_{l-k}^i$, K 为缩放因子。常用的 D4 小波滤波器的提升实现:

$$\begin{aligned} h(z) &= h_0 + h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + h_3 z^{-3}, \\ g(z) &= -h_3 z^2 + h_2 z^1 - h_1 + h_0 z^{-1}, \end{aligned} \quad (6)$$

式中 $h_0 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_1 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_2 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_3 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$ 。

滤波器 $\{h, g\}$ 的多相位矩阵为

$$\mathbf{P}(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 + h_2 z^{-1} & -h_3 z^1 - h_1 \\ h_1 + h_3 z^{-1} & h_2 z^1 + h_0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

取 $a(z) = h_0 + h_2 z^{-1}$, $b(z) = h_1 + h_3 z^{-1}$, 应用 Euclid 算法可得到

$$q_1(z) = -\sqrt{3}, \quad b_1(z) = \frac{\sqrt{3}+1}{\sqrt{2}} = \alpha, \quad q_2(z) = -\frac{\sqrt{3}}{4} - \frac{\sqrt{3}-2}{4}z^{-1}, \quad b_2(z) = 0, \quad K = \alpha. \quad (8)$$

于是有

$$\begin{bmatrix} h_0 + h_2 z^{-1} \\ h_1 + h_3 z^{-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & q_1(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ q_2(z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -h_3 z^{-1} - h_1 \\ h_2 z^{-1} + h_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & q_1(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ q_2(z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & s(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{\alpha} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

可得到

$$s(z) = -\alpha \{ [h_1 + h_0 q_1(z)] + [h_3 + h_2 q_1(z)] z \} = z. \quad (10)$$

因此, D4 相应的提升结构

$$\mathbf{P}(z) = \begin{bmatrix} 1 & -\sqrt{3} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{\sqrt{3}}{4} - \frac{\sqrt{3}-2}{4}z & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & z \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{3}+1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{3}-1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

显然, $u_1(z) = -\sqrt{3}$, $p_1(z) = -\frac{\sqrt{3}}{4} - \frac{\sqrt{3}-2}{4}z$, $K = \frac{\sqrt{3}+1}{\sqrt{2}}$, $u_2(z) = z$, $p_2(z) = 0$. 则对应的提升实现算法为

$$\begin{aligned} s_i^0 &= x_{2i}, d_i^0 = x_{2i+1}, \\ d_i^1 &= d_i^0 - \sqrt{3}s_i^0, \\ s_i^1 &= s_i^0 + \frac{\sqrt{3}}{4}d_i^1 + \frac{(\sqrt{3}-2)}{4}d_{i+1}^1, \\ d_i^2 &= d_i^1 + s_{i-1}^1, \\ s_i &= \frac{(\sqrt{3}+1)}{\sqrt{2}}s_i^1, d_i = \frac{(\sqrt{3}-1)}{\sqrt{2}}d_i^2. \end{aligned} \quad (12)$$

提升小波分解后得到低频分量 s_i 和 高频分量 d_i .

2) 选取合适的阈值对高频系数 d_i 做阈值处理. 为了保证估计的小波系数与原信号系数的偏差最小, 且小波域连续, 自适应的阈值函数得到了广泛应用^[9], 即

$$\eta(x, t_{\text{thr}}, m, n, k) = \begin{cases} x - 0.5 \frac{t_{\text{thr}}^m \times k}{x^{m-1}} + (k-1)t_{\text{thr}} & x > t_{\text{thr}} \\ 0.5 \frac{t_{\text{thr}}^n \times |x|^n}{t_{\text{thr}}^{n-1}} \text{sign}(x) & |x| \leq t_{\text{thr}}, \\ x + 0.5 \frac{(-t_{\text{thr}})^m \times k}{x^{m-1}} - (k-1)t_{\text{thr}} & x < -t_{\text{thr}} \end{cases} \quad (13)$$

式中 $t_{\text{thr}} = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ 为阈值. N 为样本长度, σ 为噪声的标准方差. 由于 X 射线脉冲信号的噪声方差没有先验信息, 通过估计获得 $\hat{\sigma}^2 = \frac{S_{\text{median}}}{0.6745}$, 其中 S_{median} 为信号的中值. x 为被污染的信号, m 和 n 为调整阈值函数的因子; k 为确定函数的渐近线, 当 $k \rightarrow 0$, 则 η 趋向于软阈值函数; 当 $k \rightarrow 1$, 则 η 趋向于硬阈值函数.

3) 对低频系数和阈值处理后的高频系数重构信号, 其逆提升算法为

$$\begin{aligned} s_i^1 &= \frac{(\sqrt{3}-1)}{\sqrt{2}}s_i, \quad d_i^2 = \frac{(\sqrt{3}+1)}{\sqrt{2}}d_i, \\ d_i^1 &= d_i^2 - s_{i-1}^1, \\ s_i^0 &= s_i^1 - \frac{\sqrt{3}}{4}d_i^1 - \frac{(\sqrt{3}-2)}{4}d_{i+1}^1, \\ d_i^0 &= d_i^1 + \sqrt{3}s_i^0, \\ x_{2i} &= s_i^0, x_{2i+1} = d_i^0. \end{aligned} \quad (14)$$

因此, 通过小波的提升实现算法分解成低频信息和 高频信号, 利用自适应阈值函数进行去噪, 最后对降噪后的信号重构, 使得信噪比得到提高.

4 仿真结果与分析

4.1 实测数据的分析

罗西 X 射线计时探测器 (RXTE) 运行在约 750 km 的近地低轨道, 探测了大量 X 射线脉冲星的实测数据。RXTE 探测设备有三部分: 全天空监视器 (ASM)、高能 X 射线计时探测器 (HEXTE) 和正比计数阵列 (PCA)。PCA 的时间分辨率为 $1 \mu\text{s}$, 能获取较

表 1 PSR B1509-58 的 6 组观测数据

Table 1 6 sets of observation data for PSR B1509-58

Index	Observation ID	Start time	Observation time /s
1	96803-01-04-000	04-15 14:27:25	1598
2	96803-01-04-001	04-15 12:56:50	3313
3	96803-01-10-000	09-27 2:47:25	1058
4	96803-01-10-001	09-27 3:33:17	3946
5	96803-01-12-000	11-21 22:41:17	1656
6	96803-01-12-001	11-21 23:43:25	3758

在获取 X 射线脉冲星信号时, 探测器无法避免背景噪声、空间环境“突发”的噪声和探测设备噪声等干扰, 影响了脉冲轮廓的信噪比。因此, RXTE PCA 的观测数据预降噪处理可形式化表示为

$$\begin{cases} \theta_{\text{ELV}} \geq 10 \\ O_{\text{offset}} < 0.02 \\ T_{\text{SINCE_SAA}} > 30 \\ E_2 > 0.1 \end{cases}, \quad (15)$$

式中 θ_{ELV} 为探测器与脉冲星的仰角; O_{offset} 为探测器与脉冲星方位之间的偏差; $T_{\text{SINCE_SAA}}$ 为最近高能异常区 (SAA) 峰值处以后的时间; E_2 为探测器的电子噪声^[10]。

X 射线脉冲信号的噪声产生机制不同, 因此采用分级降噪方法更合理。利用探测器设备和宇宙空间环境的先验信息实现预降噪处理, 利用提升小波算法降噪能得到好的降噪效果。

4.2 脉冲轮廓叠加

X 射线脉冲轮廓是经过若干个周期叠加 (EF) 而得到。影响脉冲轮廓信噪比的参数主要有脉冲星周期 P 、能量范围 E 和 bin 块的数量 N_{bin} 。周期 P 是通过 Jodrell Bank 射电望远镜观测的大量数据处理而得到的, X 射线脉冲星导航利用软 X 射线, 即 $E \in [2, 16]$; N_{bin} 为 1000。对 PSR B1509-58 的两组不同观测时间间隔的数据进行叠加的效果, 如图 1 所示。

图 1(a) 和 (b) 为表 1 的第 5 组和第 6 组数据的周期叠加效果。从图 1(a) 看出, 经过 1656 s 的周期叠加, PSR B1509-58 的单峰脉冲轮廓已基本形成,

高精度的 TOA, 因此, PCA 探测的数据是研究 X 射线脉冲星信号的首选数据。适合于导航的高流量和低旋转周期的 X 射线脉冲星约有 20 颗。选用 PSR B1509-58 ($P = 0.15023\text{s}$, $f_{\text{flux}} = 0.0162 \text{ (ph/cm}^2\text{/s)}$)。通过美国国家航天局 (NASA) 提供的 heasoft v6.11 软件平台提取了 2011 年探测的六组 PSR B1509-58 数据, 如表 1 所示。

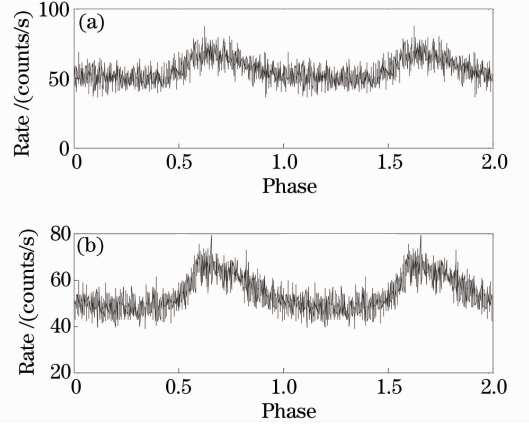


图 1 经过 (a) 1656 s 和 (b) 3758 s 叠加后的脉冲轮廓
Fig. 1 Pulsar profiles obtained folding over (a) 1656 s and (b) 3758 s observation time

脉冲轮廓的信噪比较低, 也无法精确的识别轮廓的峰值。在图 1(a) 基础上, 又经过 3758 s (即第 6 组数据, 约 1.04 h) 的观测数据叠加的脉冲轮廓的信噪比明显提高, 但峰值仍难以识别 [图 1(b)]。可见, 仅依赖脉冲轮廓叠加形成高信噪比的脉冲轮廓, 长时间的开销会影响深空导航的实时性。

为了说明 X 射线脉冲星导航信号降噪算法的必要性, 通过对多组数据周期叠加, 研究了周期叠加时间和脉冲轮廓 SNR 的关系 (如图 2 所示)。从图 2 看出, 随着叠加时间的增加, 峰值信噪比 (PSNR) 提高的幅度较小, 然而, 有的观测数据 (如 96803-01-01-00) 峰值信噪比反而降低。可见, 叠加时间与 SNR 不成正比, 主要原因是增加信号强度的同时, 也增加了噪声的强度。因此, 在周期叠加的基础上降噪是必要的。

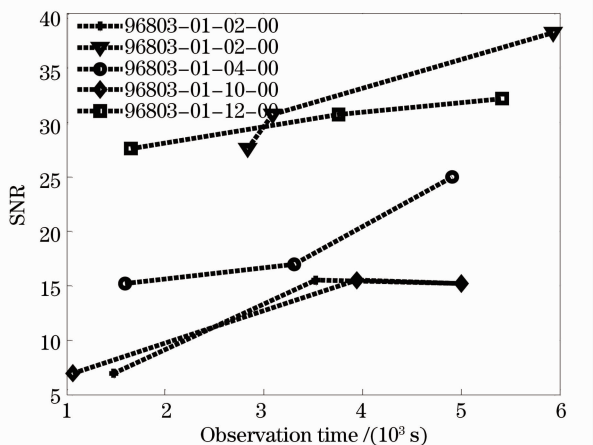


图 2 峰值信噪比与观测时间的关系

Fig. 2 Relationship between PSNR and observation time

4.3 降噪效果的评价

为了评价提升 Daubechies 小波对 X 射线脉冲星的降噪效果,这里的评价参数为:峰值信噪比^[10],噪声标准差(NSD)和均方差(MSD)。

$$P_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2}{N^2 \max(y)^2} \right],$$

$$N_{\text{NSD}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \left(\hat{y} - \frac{\sum_{i=1}^N \hat{y}}{N} \right)^2}{N}},$$

$$M_{\text{MSD}} = \frac{\sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2}{N}, \quad (16)$$

式中 y 为原始信号, \hat{y} 为降噪后信号; N 为信号长度。MSD 表示原信号与降噪信号的平均差。MSD 越大,表明降噪算法越有效。NSD 越小,降噪效果越好; PSNR 越大,降噪性能越好。

小波分析的消失矩和分解层数是影响降噪效果的重要参数。消失矩和分解尺度越大,分辨率越高,而计算复杂度和计算量也会越大。因此,分析了提升小波的消失矩和分解层次对降噪的性能影响。通常,分解层数达到某一程度时,增加分解层数改善降噪效果并不显著,一般分解层数为 5 时较合理^[11]。同时,分析了提升 Daubechies 小波的消失矩阶数对不同信噪比的脉冲轮廓的降噪效果(如图 3 所示)。

从图 3 看出,提升 Daubechies 小波的降噪效果的峰值信噪比均有提高,降噪后的峰值信噪比在 45 dB 左右,且当消失矩为 4 时,降噪效果最好,其值达到了 57。

与传统小波相比,提升小波有计算复杂度低、计

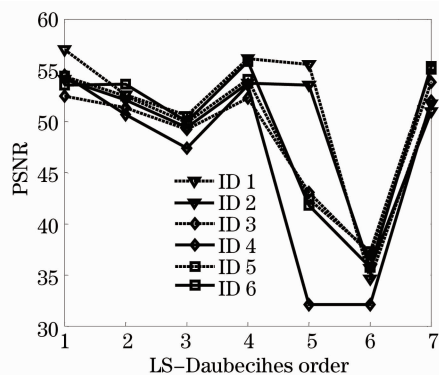


图 3 基于提升 Daubechies 降噪的 PSNR

Fig. 3 PSNR based on LS Daubechies

算量小的特点。以第 6 组数据为例,分析了两者之间的降噪效果(如图 4 所示)。

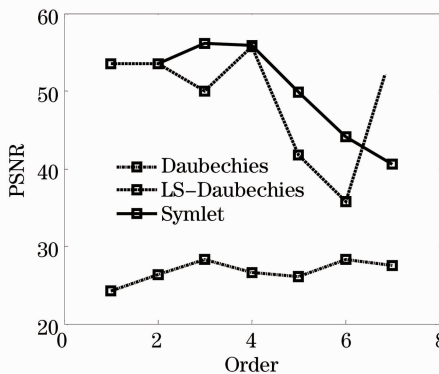


图 4 提升 Daubechies 小波与传统小波降噪的峰值信噪比

Fig. 4 Comparison of PSNR between LS-Daubechies and traditional wavelet

可见,提升 Daubechies 小波对 X 射线脉冲轮廓不仅计算量小,而且有好的降噪效果。Symlet 小波降噪效果也较好,但计算量较大。传统的 Daubechies 小波的降噪效果较差。以图 5(a)和(b)为例,分析了不同降噪方法的降噪效果。

从图 5 看出, Daubechies 小波和 Symlet 都能有效的滤除噪声,而提升小波不仅能有效地滤除噪声部分,还保存了信号的部分细节。分析了自适应阈值函数与其它阈值函数对降噪性能的影响。其参数 $m=n=2, k=0.8$ 。利用第 6 组数据分析了各种阈值的降噪效果如表 2 所示。

从表 2 看出,本文采用的阈值函数的降噪指标 PSNR、MSD 都较高, NSD 也相对比较低。可见,自适应阈值函数对 X 射线脉冲信号的降噪能达到较好的效果。除小波基和阈值的选取外,提升小波降噪效果优于其他传统小波的原因主要有: 1) 提升小波是传统小波的一种快速实现,仍保持传统小波的

特性;2) X 射线脉冲轮廓的形成是通过光子叠加而成,脉冲轮廓的原始数据为整数值,因此,采用了整数到整数的变换实现提升小波,这更符合脉冲轮廓

形成的特性。虽然在一定程度上平滑部分信号细节,而对峰值的影响不大,仍能保证 TOA 的精确估计。

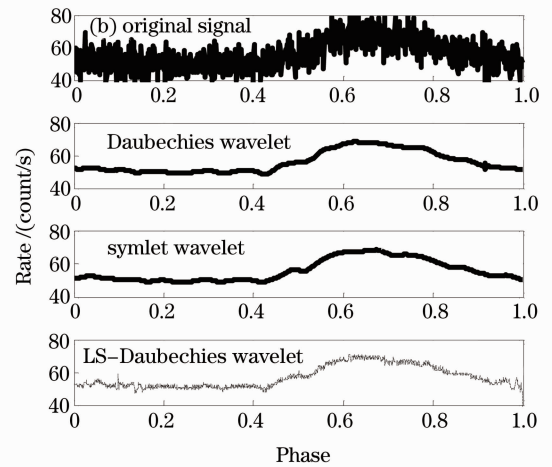
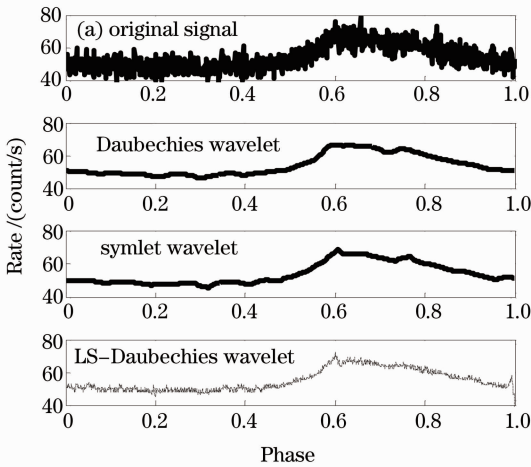


图 5 提升 Daubechies 小波与传统小波降噪的脉冲轮廓比较

Fig. 5 Comparison of pulsar profiles between LS Daubechies and traditional wavelet

表 2 阈值函数对降噪效果的比较

Table 2 De-noising results for different thresholds

	PSNR	NSD	MSD
Soft thresholding	55.7685	6.4663	16.5350
Hard thresholding	56.1556	6.6026	15.1250
Zhang ^[12]	56.8055	6.6219	13.0228
Zhang ^[13]	56.6828	6.6357	13.3960
Adaptive thresholding	58.9311	6.6042	19.2017

表 3 不同算法的处理时间

Table 3 Processing time of different algorithms

Type	Db4	LS-Db4	Sym4
Processing time /ms	14.852	6.4228	9.551

4.4 计算复杂性分析

对提升小波的计算复杂性进行分析。提升小波的滤波器被预先采样,而节省了由计算机采样带来的计算开销。提升小波的一个滤波器的开销为 $|h|+1$ 个乘法和 $|h|$ 个加法运算,而经典算法为 $2(|h|+|g|)+2$ 。假设 $|h|=2N$, $|G|=2M$,经典算法的开销为 $2(|h|+|g|)+2=4(N+M)+2$ 。同样,假定提升小波 $|h_c|=N$, $|h_o|=N-1$, $|g_c|=M$, $|g_o|=M-1$,则提升算法的计算总开销为 $2(N+M+2)$ 。经典 D4 小波滤波器有 14 次运算,其提升小波有 9 次,比经典 D4 提高了 56%,并且重构过程只需符号改变即可。因此,利用提升 Daubechies 小波会极大地降低计算复杂性。降低计算复杂度使得算法的处理时间缩短,比较了该算法与其他算法所用的处理时间。在同样仿真环境条件下,对 1000 个 bin 块的 X 射线脉冲星信号进行多次仿真,并平均仿真时间,如表 3 所示。

5 结 论

在 X 射线脉冲星信号叠加的基础上,提出了提升小波的 X 射线脉冲星信号降噪方法,并分析了小波基的选择和阈值函数对 X 射线脉冲星信号降噪的影响。通过对 RXTE 卫星的实测数据进行了仿真验证,结果表明 X 射线脉冲星的脉冲轮廓的信噪比得到提高,并且缩短了处理时间。这不仅有利于降低空间飞行器的计算负荷,而且有助于提高 X 射线脉冲星导航的精度和效率。

参 考 文 献

- 1 I. S. Sheikh. The Use of Variable Celestial X-Ray Sources for Spacecraft Navigation [D]. Maryland: University of Maryland, 2005
- 2 Su Zhe, Xu Luping, Wang Yong *et al.*. Pulsar weak signal denoising based on improved wavelet spatial correlation filtering [J]. *Systems Engineering and Electronic*, 2010, **32** (12): 2500~2505
苏 哲, 许录平, 王 勇 等. 改进小波空域相关滤波的脉冲星微弱信号降噪 [J]. *系统工程与电子技术*, 2010, **32** (12): 2500~2505
- 3 Chen Baomei, Zhao Baosheng, Hu Huijun *et al.*. Detection and fitting of pulse profile for X-ray pulsar navigation system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(5): 0534002
陈宝梅, 赵宝升, 胡慧君 等. X 射线脉冲星导航系统中脉冲轮廓的探测与拟合 [J]. *光学学报*, 2011, **31**(5): 0534002
- 4 Hu Huijun, Zhao Baosheng, Sheng Lizhi *et al.*. Poisson noise

- removal for X-ray pulsar integrated pulse profile [J]. *Acta Optical Sinica*, 2011, **31**(8): 0804002
- 胡慧君, 赵宝升, 盛立志等. X 射线脉冲星累积脉冲轮廓泊松噪声去除的研究[J]. *光学学报*, 2011, **31**(8): 0804002
- 5 Wang Zhiwu, Ding Guoqing, Yan Guozheng *et al.*. Adaptive lifting wavelet transform and image denoise [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2002, **21**(6): 447~450
- 王志武, 丁国清, 颜国正等. 自适应提升小波变换与图像去噪[J]. *红外与毫米学报*, 2002, **21**(6): 447~450
- 6 W. Sweldens. The lifting scheme: a new philosophy in biorthogonal wavelet construction [C]. *SPIE*, 1995, **25**(1): 68~79
- 7 I. Daubechies, W. Swenldens. Factoring wavelet transform into lifting steps[J]. *J. Fourier Anal. Appl.*, 1998, **4**(3): 247~269
- 8 Shao Yongshe, Li Jing, He Xiangchen *et al.*. Speckle noise of SAR images based on the lifting wavelet-domain HMM model [J]. *Systems Engineering and Electronic*, 2008, **30**(6): 828~831
- 邵永社, 李晶, 何向晨等. 提升小波与隐马尔科夫模型的 SAR 图像噪声滤波[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, **30**(6): 828~831
- 9 M. Nasri, H. Nezamabadi-pour. Image denoising in the wavelet domain using a new adaptive thresholding function [J]. *Neurocomputing*, 2009, **72**(4): 1012~1025
- 10 F. Favata, A. N. Parmar, U. Lamers *et al.*. The SAX-LEGSPC data reduction and analysis system: an example of a minimalist approach [C]. *Astronomical Data Analysis Software and Systems IV*, 1995, **77**: 383
- 11 Liu Yunxia, Yang Guoshi, Jia Qun. Adaptive noise reduction for chaotic signals based on dual-lifting wavelet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(1): 13~17
- 刘云侠, 杨国诗, 贾群. 基于双提升小波的自适应混沌信号降噪[J]. *电子学报*, 2011, **39**(1): 13~17
- 12 X.-P. Zhang, M. D. Desai. Addaptive denoising based on SURE risk [J]. *IEEE Signal Processing Lett.*, 1998, **5**(10): 265~267
- 13 X.-P. Zhang. Thresholding neural network for adaptive noise reduction [J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 2001, **12**(3): 567~584

栏目编辑：李文喆