

太阳射电爆发中图像网纹消除的小波 NeighShrink 方法

赵瑞珍¹, 胡占义²

1. 北京交通大学计算机与信息技术学院, 北京 100044

2. 中国科学院自动化研究所, 模式识别国家重点实验室, 北京 100080

摘要 绝大多数观测得到的太阳爆发数据中均含有大量的噪声, 这给数据的后续处理带来极大的困难。文章分析和研究了 NeighShrink 阈值函数的特点以及邻域窗口大小的选择依据, 在此基础上提出了一种新的小波 NeighShrink 平方根阈值方法用于图像去噪。首先对太阳爆发灰度图中的每一通道作了规范化处理, 在一定程度上去除由于通道间的差异造成的横条纹, 然后将预处理后的图像进行小波分解, 采用小波 NeighShrink 平方根阈值函数对其小波系数作阈值处理, 最后利用小波反变换恢复图像。实验结果表明该方法可以有效地实现去除干扰、增强有用信息的目的。

关键词 小波变换; NeighShrink; 噪声消除; 图像增强

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-0593(2007)01-0198-04

引言

太阳射电就是用射电天文方法来研究太阳, 或者说是研究太阳无线电波段的物理特性。由于仪器的偏振效应、非线性效应等的影响, 以及地面及空间中电磁波辐射和热辐射的干扰, 使得采集到的太阳爆发数据中含有大量的噪声^[1], 体现在射电数据灰度图中存在一些纵横交错的干扰网纹, 这对进一步分析它的精细结构带来很大的困难。为此, 我们选择小波变换这一新的时频分析工具, 来分析和处理这种具有明显非平稳特性的太阳爆发图像, 从而实现该图像数据中的网纹去除与图像增强^[2-4]。

小波去噪共有3种方法, 即模极大值方法、阈值方法以及相关方法。其中由于阈值方法简单有效, 在近年来得到了非常广泛的应用。本文主要研究基于相邻系数的小波阈值(简称为 NeighShrink 阈值)去噪方法, 分析和研究了 NeighShrink 阈值函数的特点以及邻域窗口大小的选择依据, 并得到一种新的小波 NeighShrink 平方根阈值函数用于图像去噪。另外在小波滤波之前, 先对每一通道作了规范化处理, 即每一通道的数据同时除以该通道的平均流量, 这样可以在一定程度上去除由于通道间的差异造成的横条纹。文末的实验证明, 本文提出的方法是十分有效的, 这对进一步分析太阳爆发事件的精细结构以及更加精确地计算相应的参数具有重要的意义。

1 二维小波分解与软阈值处理

图像经二维小波变换分解之后, 分别得到图像的低频分量和高频细节成分^[5]。我们一般考虑3层分解, 记 C_3 为图像的低频部分, 集中了其主能量, $D_j^\delta (j = 1, 2, 3; \delta = h, v, d)$ 分别为水平、垂直与对角分量, 它们包含了图像的一些细节和大部分的噪声, 其中竖条纹主要集中在垂直分量 $D_j^v (j = 1, 2, 3)$ 上, 横条纹主要集中在水平分量 $D_j^h (j = 1, 2, 3)$ 上, 因此, 在小波反变换前先对 $D_j^v (j = 1, 2, 3)$ 和 $D_j^h (j = 1, 2, 3)$ 上的小波系数进行阈值处理^[6], 即可得到去掉干扰的图像。

通常的阈值去噪方法是选取一阈值 λ , 把低于 λ 的小波系数 $w_{j,k}$ (主要由噪声引起) 设为零, 而保留高于 λ 的 $w_{j,k}$ (主要由信号引起), 经过这样处理之后的 $w_{j,k}$ 就可理解为基本上是由信号引起的, 然后再进行信号重构。令 $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(N)}$, 软阈值方法为^[6]

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} (1 - \text{sign}(w_{j,k}) \cdot \lambda / |w_{j,k}|), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

该方法计算简单, 但它是一种相对粗略的去噪方法, 容易产生 Gibbs 现象, 并且会过多地去掉有用信息对应的小波系数, 造成小波系数的“过处理”。

2 小波 NeighShrink 方法

由于小波变换实际上是对同一信号分别进行各尺度的低

收稿日期: 2005-10-19, 修订日期: 2006-03-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60402041)和北京交通大学科技基金项目(2005SM011)资助项目

作者简介: 赵瑞珍, 1975年生, 北京交通大学计算机与信息技术学院副教授

e-mail: rzzhao@bjtu.edu.cn

©1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

通和高通滤波, 所以由此得到的小波系数在一个较小邻域内应该有一定的相关性。换句话说, 一个大的小波系数, 其邻域内出现大的小波系数的可能性较大。因此, Cai 等人^[7]提出了以下针对一维信号的基于相邻系数的小波阈值去噪方法:

设 $w_{j,k}$ 是一维含噪信号的小波系数, 令 $N_{j,k}^2 = w_{j,k-1}^2 + w_{j,k}^2 + w_{j,k+1}^2$, 则阈值函数为

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} \cdot (1 - \lambda^2/N_{j,k}^2), & N_{j,k}^2 \geq \lambda^2 \\ 0, & N_{j,k}^2 < \lambda^2 \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\lambda = \sigma \sqrt{2\log(N)}$, N 为一维信号的长度。

Chen 等人^[8] 将其推广到二维情况, 对于大小为 $M \times N$ 的二维图像而言, 对每一个小波系数 $w_{j,k}$, 需要考虑以它为中心的一个邻域窗 $B_{j,k}$, 设其大小为 $L \times L$, 为了四周对称, 一般取 $L = 3, 5, 7 \dots$ 。设 $N_{j,k}^2 = \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$, 则针对二维图像的阈值函数, 从形式上看和式(2) 完全相同, 所不同的是 $\lambda = \sigma \sqrt{2\log(MN)}$ 。

文献[8]中通过实验得到以下两个结论: 第一, 对于绝大多数数情况, $L = 3$ 时去噪效果最好; 第二, 将 $N_{j,k}^2 = \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$ 用计算平均值公式 $N_{j,k}^2 = \frac{1}{L \times L} \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$ 取代后, 去噪效果变差。然而文中对出现以上现象的原因缺乏理论分析, 为此, 本文在下一部分将对此进行较为详细的讨论。

Table 1 Influence of neighboring window size on threshold function

$w_{j,k}$	$\lambda/3$	$\lambda/2$	λ	2λ	3λ	5λ
$\hat{w}_{j,k}/w_{j,k} (L = 1)$	0	0	0	1/2	2/3	4/5
$\hat{w}_{j,k}/w_{j,k} (L = 3)$	0	5/9	8/9	35/36	80/81	224/225
$\hat{w}_{j,k}/w_{j,k} (L = 5)$	16/25	21/25	24/25	99/100	224/225	624/625

以上讨论的是在 $w_{j,k} \approx w_{i,l}, (i,l) \in B_{j,k}$ 假设下的一种特殊情况, 而在一般情况下, 由于每一个小波系数 $w_{j,k}$ 的大小不同, 从而导致阈值函数(2) 针对每一小波系数的实际阈值大小存在差异, 没有办法比较窗口大小对阈值函数的影响, 但从统计学的意义来分析, 以上结论可以应用到一般情况。

下面讨论 $N_{j,k}^2$ 的计算对 NeighShrink 阈值函数的影响。在图像处理的很多算法中, 经常会用到像素某一邻域内的平均值, 因此, 我们很自然地会想到利用计算平均值公式 $N_{j,k}^2 = \frac{1}{L \times L} \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$ 来取代 $N_{j,k}^2 = \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$, 相应的阈值函数为

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} \cdot (1 - \lambda^2/N_{j,k}^2), & N_{j,k}^2 \geq \lambda^2 \\ 0, & N_{j,k}^2 < \lambda^2 \end{cases} \quad (4)$$

我们依然考虑一种特殊情况, 假设 $w_{j,k} \approx w_{i,l}, (i,l) \in B_{j,k}$, 则有 $N_{j,k}^2 \approx w_{j,k}^2$, 此时, 阈值函数(4) 等价于

$$\hat{w}_{j,k} \approx \begin{cases} w_{j,k} \cdot (1 - \lambda^2/(w_{j,k}^2)), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (5)$$

显然, 阈值函数(5) 可看作阈值函数(3) 在 $L = 1$ 时的特殊情况, 若 $w_{i,k}$ 不满足假设条件 $w_{j,k} \approx w_{i,l}, (i,l) \in B_{j,k}$ 也有

论。

3 小波 NeighShrink 方法的进一步分析与改进

我们主要讨论二维图像的 NeighShrink 阈值函数, 为简单起见, 先考虑一种特殊情况。假设 $w_{j,k} \approx w_{i,l}, (i,l) \in B_{j,k}$, 则有 $N_{j,k}^2 \approx L^2 w_{j,k}^2$, 此时, 阈值函数(2) 等价于

$$\hat{w}_{j,k} \approx \begin{cases} w_{j,k} \cdot (1 - \lambda^2/(L^2 w_{j,k}^2)), & |w_{j,k}| \geq \lambda L \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda L \end{cases} \quad (3)$$

式(3) 中, 如果 $L = 1$, 则意味着邻域窗内实际上只有 $w_{j,k}$ 一个系数, 此时我们称式(3) 为退化的 NeighShrink 阈值函数。显然 $L = 1$ 时, 小波系数的“过处理” 问题并未得到解决。而当 $L \geq 5$ (比如 $L = 7$) 时, 阈值相当于降为 $\lambda/7$, 此时不能很好地滤掉噪声系数, 会出现“欠处理” 问题。考虑 $L = 3$ 的情况, 当 $w_{j,k} \geq \lambda/3$ 时, 小波系数经阈值处理后保留, 可以看作将阈值由 λ 降为 $\lambda/3$, 在一定程度上解决了全局阈值的“过处理” 问题; 并且当 $w_{j,k} \gg \lambda$ 时, $\hat{w}_{j,k}$ 与 $w_{j,k}$ 相当接近。表 1 给出了利用不同大小的邻域窗口所对应的 NeighShrink 阈值函数对小波系数处理之后, 所得估计小波系数 $\hat{w}_{j,k}$ 与真实系数 $w_{j,k}$ 比值的比较, 可以看出 $L = 3$ 时, 既能有效地去除噪声, 又可以较为精确地保留有用信息。

类似的结论, 这就是 $N_{j,k}^2 = \frac{1}{L \times L} \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$ 所对应的阈值函数效果欠佳的原因所在。

基于以上分析, 我们对二维图像的小波 NeighShrink 方法作了改进, 提出了一种小波 NeighShrink 平方根法, 相应的阈值函数定义为:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} \cdot \sqrt{1 - \lambda^2/N_{j,k}^2}, & N_{j,k}^2 \geq \lambda^2 \\ 0, & N_{j,k}^2 < \lambda^2 \end{cases} \quad (6)$$

其中 $N_{j,k}^2 = \sum_{(i,l) \in B_{j,k}} w_{i,l}^2$, $\lambda = \sigma \sqrt{2\log(MN)}$ 。该方法兼有软阈值和硬阈值各自的优点, 并且体现了自适应阈值的特点, 克服了全局阈值的不足。与式(2) 相比较, 其优越性在于当 $w_{j,k}$ 较大时小波 NeighShrink 平方根法估计得到的小波系数 $\hat{w}_{j,k}$ 更接近于图像的真实小波系数 $w_{j,k}$ 。

下面给出小波 NeighShrink 平方根阈值方法对太阳爆发灰度图进行处理的具体步骤:

1) 对每一通道作规范化处理, 即每一通道的数据同时除以该通道的平均流量, 这样可以在一定程度上去除由于通道间的差异造成的横条纹。设原始图像为 $f(m, n)$, ($m = 1 \sim M, n = 1 \sim N$), 将每一通道内的平均流量记为 $\text{mean}(m) =$

$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f(m, n)$, 则经规范化处理之后的图像为 $f'(m, n) = f(m, n) / \text{mean}(m)$, 该图像中的横条纹较原始图像有所减弱;

2) 对图像 $f'(m, n)$ 进行 3 层小波分解, 得到 C_3 和 $D_j^\delta (j = 1, 2, 3; \delta = h, v, d)$;

3) 采用阈值函数(6)对 D_j^h 和 D_j^v 中的所有小波系数 $w_{j,k}$ 作阈值处理, 得到 $\tilde{D}_j^h$ 和 $\tilde{D}_j^v$, 其中 $j = 1, 2, 3$;

4) 利用 C_3 , $\tilde{D}_j^h$, $\tilde{D}_j^v$ 和 $D_j^d (j = 1, 2, 3)$ 进行二维小波反变换, 得到去噪之后的图像 $f(m, n)$ 。

4 实验结果与结论

2000 年 7 月 14 日, 国家天文观测中心怀柔观测基地的

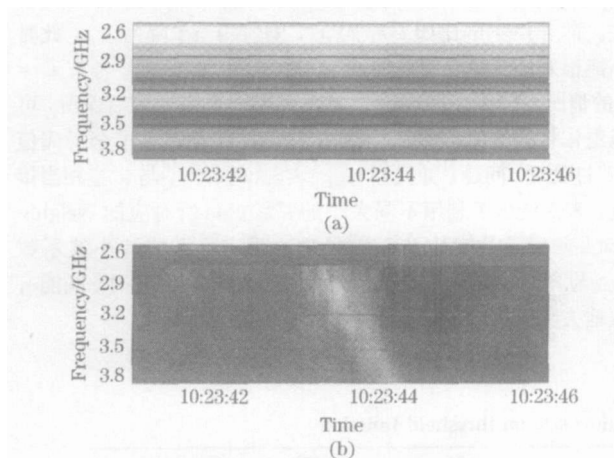


Fig 1 The first example of denoising and enhancement for solar radio burst

两台太阳射电望远镜观测到太阳射电爆发现象, 这是近年来很大的一次太阳射电爆发。我们对 2000 年 7 月 14 日的部分典型观测数据作了处理, 目的是去除网纹, 实现信号和图像增强。

图 1 和图 2 所示均为 2000 年 7 月 14 日不同时间段内观测到的右旋数据, 其中 (a) 表示原始接收数据经定标处理之后的结果, (b) 为采用本文方法进一步去噪和增强的结果。由图 1 和图 2 我们可以清楚地看到, 本文方法不仅有效地去除了原图像中的横竖网纹, 同时也很大程度上对有用信息实现了增强。从增强之后的太阳射电图中可以清楚地看到爆发事件的精细结构, 这对判断爆发类型以及更精确地计算相应参数有着重要的意义。

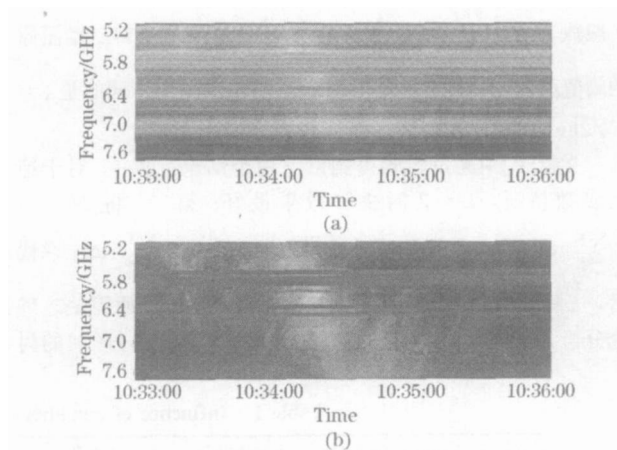


Fig 2 The second example of denoising and enhancement for solar radio burst

参 考 文 献

- [1] NING Zong-jun, FU Qi-jun, LU Quan-kang(宁宗军, 傅其骏, 陆全康). Acta Astrophysics Sinica(天体物理学报), 2000, 20(1): 101.
- [2] CHEN Pu-chun, ZHANG Xi-zhen, XIANG Shou-ping, et al(陈普春, 张喜镇, 向守平, 等). Acta Astronomica Sinica(天文学报), 2000, 41(3): 327.
- [3] ZHAO Rui-zhen, HU Zhan-yi, ZHAO Yong-heng(赵瑞珍, 胡占义, 赵永恒). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2005, 25(1): 153.
- [4] Faghhih F, Smith M. IEEE Trans. on Image Processing, 2002, 11(9): 1062.
- [5] Daubechies I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [6] Donoho D L. IEEE Trans. on Information Theory, 1995, 41(3): 613.
- [7] Cai T T, Silverman B W. The Indian Journal of Statistics, 2001, 63(B): 127.
- [8] Chen G Y, Bui T D, Krzyzak A. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004, II: 917.

Wavelet NeighShrink Method for Grid Texture Removal in Image of Solar Radio Bursts

ZHAO Rui-zhen¹, HU Zhan-yi²

1. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China
2. National Key Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China

Abstract The data received from solar bursts contain a lot of noise, which makes further processing more difficult. To remove the noise and enhance the image, we studied the properties of the NeighShrink threshold function and analyzed the influence of neighborhood window size on the denoising result, on the basis of which a new wavelet NeighShrink square root method for image denoising is presented. Firstly, each channel of the solar burst image is normalized, which can, to some extent, remove the horizontal grid texture in the image. Secondly, the preprocessed image is decomposed by wavelet transform, and the obtained wavelet coefficients are thresholded by NeighShrink square root method. Finally, the denoised image is reconstructed by inverse wavelet transform. The experimental results show that the presented method is effective in noise removal and image enhancement.

Keywords Wavelet transform; NeighShrink; Noise removal; Image enhancement

(Received Oct. 19, 2005; accepted Mar. 11, 2006)