

一种参数优化的混沌信号自适应去噪算法

王梦蛟 吴中堂 冯久超

A parameter optimization nonlinear adaptive denoising algorithm for chaotic signals

Wang Meng-Jiao Wu Zhong-Tang Feng Jiu-Chao

引用信息 Citation: [Acta Physica Sinica](#), 64, 040503 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.040503

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.040503>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I4>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

蔡氏电路的功能全同电路与拓扑等效电路及其设计方法

[Equivalent circuit in function and topology to Chua's circuit and the design methods of these circuits](#)

物理学报.2014, 63(20): 200503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.200503>

基于电流反馈放大器的网格多涡卷混沌电路设计与实现

[Design and implementation of grid multi-scroll chaotic circuit based on current feedback operational amplifier](#)

物理学报.2014, 63(18): 180506 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.180506>

Stadium 型介观器件腔中粒子逃逸率的研究

[Escape rates of particles in Stadium mesoscopic devices](#)

物理学报.2014, 63(17): 170509 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.170509>

简化 Lorenz 多涡卷混沌吸引子的设计与应用

[Design and application of multi-scroll chaotic attractors based on simplified Lorenz system](#)

物理学报.2014, 63(12): 120511 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.120511>

不同类型混沌吸引子的复合

[Compound attractors between different chaotic systems](#)

物理学报.2014, 63(4): 040503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.040503>

一种参数优化的混沌信号自适应去噪算法*

王梦蛟¹⁾²⁾ 吴中堂¹⁾ 冯久超^{1)†}

1)(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641)

2)(湖南人文科技学院信息科学与工程系, 娄底 417000)

(2014年8月11日收到; 2014年9月29日收到修改稿)

针对非线性自适应混沌信号去噪算法的参数优化问题, 考虑到最优滤波窗长受到不同因素的影响, 为提高该算法的自适应性, 提出一种滤波窗长自动最优化的判决准则. 依据混沌信号和噪声自相关函数的不同, 首先采用不同窗长对含噪混沌信号进行去噪, 然后计算每个窗长对应的残差自相关度 (RAD), 最后通过对最小 RAD 所对应的窗长进行一定比例收缩实现窗长的最优化. 仿真结果表明, 该判决准则能够在不同条件下对滤波窗长进行有效的自动最优化, 提高了混沌信号去噪算法的自适应性.

关键词: 混沌, 去噪, 自适应滤波, 相关函数

PACS: 05.45.Ac, 05.40.Ca

DOI: 10.7498/aps.64.040503

1 引言

混沌是一种貌似随机的无规则运动, 是指不外加随机因素的确定性系统中所产生的内秉随机行为^[1]. 1963年Lorenz^[2]发现了第一个混沌模型, 此后混沌得到了科学和工程领域科学工作者的广泛研究. 混沌现象普遍存在于电子、气象、水文以及通信等领域中^[3]. 混沌理论在保密通信^[4,5]、微弱信号检测^[6]和图像加密^[7,8]等领域得到了广泛的应用. 通常实际观测的混沌信号都不同程度地受到噪声污染, 噪声的出现使得Lyapunov指数、关联维和Kolmogorov熵等不变系统参数的计算变得十分困难甚至不可能^[9]. 为了对混沌信号进行有效的分析和处理, 将混沌信号中的噪声进行有效抑制是混沌信号处理的前提. 由于混沌信号具有宽频谱特性与噪声频谱类似, 传统的线性滤波和谱分析方法对混沌信号并不适用^[10,11], 因此开展混沌信号噪声抑制的研究具有重要的意义.

目前, 混沌信号的噪声抑制方法主要有以下几

类: 局部最小二乘多项式拟合 (local least-squares polynomial approximation, LLPA) 方法^[12,13]、小波阈值 (wavelet thresholding, WT) 方法^[14,15]、局部投影 (local projection, LP) 方法^[16,17]、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 方法^[18,19]和卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 方法^[20,21]. 其中, WT方法利用小波变换在时频域对信号局部特征表征的能力和高分辨率分析的特点, 有效地将信号和噪声分离, 但该方法必须先选定小波基和分解层数, 不同的小波基和分解层数对去噪性能将产生很大影响, 这降低了该方法的自适应性. LP方法在高信噪比的情况下能取得很好的效果, 但在低信噪比的情况下, 由于邻域半径增大, 算法的性能将下降, 且适当的邻域半径不易选择. EMD方法利用EMD的数据驱动自适应分解特性, 提高了算法的自适应性, 但存在阈值难以确定的问题. 为了解决该问题, 文献^[19]将EMD和独立成分分析 (ICA) 相结合提出一种新方法, 该方法避免了阈值选取的问题, 但由ICA分离后的信号具有一定的不确定性, 且第一层固有模态函数虽然主要由噪

* 国家自然科学基金 (批准号: 60872123)、国家自然科学基金-广东省自然科学基金联合基金 (批准号: U0835001) 和中央高校基本科研业务费专项资金 (批准号: 2013ZM0080) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: fengjc@scut.edu.cn

声组成但仍然还有一部分的信号成分, 尤其在高信噪比的情况下, 这降低了该算法的去噪性能. KF方法能对混沌流形和映射中的噪声进行有效的抑制, 但该方法必须已知系统的动力学性质, 这限制了该方法的适用范围. 基于LLPA, 文献[12]提出一种非线性自适应滤波算法, 该方法能对各种信噪比条件下混沌流形中的噪声进行有效抑制, 且不需要已知系统动力学性质, 参数设置也相对简单. 在该算法中, 滤波窗长和多项式的阶数是两个重要的参数决定了算法的去噪效果, 文献[12]对这两个参数的选择进行了分析, 但只是根据经验和实验分析给出了参数的取值范围, 并没有给出参数自动最优化的准则, 这降低了该方法的自适应性.

本文针对文献[12]中非线性自适应混沌信号去噪算法的参数优化问题, 提出一个新的判决参数残差自相关度(RAD), 通过计算不同窗长情况下的RAD确定最优滤波窗长, 实现窗长的自动最优化从而达到最优滤波效果. 分析了窗长和多项式阶数对去噪效果的影响及其原因. 通过仿真实验对参数自动最优化准则的可行性进行分析.

2 去噪算法原理

文献[13]首次提出非线性自适应混沌信号去噪算法, 随后作者又在文献[12]中对该算法进行了完善. 该算法的基本原理是: 首先将含噪混沌信号进行分段, 段长即窗长为 $L = 2n + 1$, 最后一段的长度可能小于窗长, 第 i 个数据段为 $S^i(t)$, $t = 1, 2, \dots, 2n + 1$, 相邻段之间有 $n + 1$ 个重合点, 对段与段之间的重叠部分进行平滑处理, 平滑过程如下[12]:

$$S^{(m)}(t) = w_1 S^i(t+n) + w_2 S^{i+1}(t) \quad (t = 1, 2, \dots, n+1), \quad (1)$$

其中, 权值 $w_1 = [1 - (t - 1)/n]$, $w_2 = (t - 1)/n$. 平滑处理保证了相邻段边界处的连续性和平滑性, 也保证了重叠部分的连续性. 将分段并进行平滑处理后的信号用最小二乘多项式进行拟合, 拟合原理如下.

设经过预处理后的第 N 段信号为 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, L = 2n + 1$. 利用多项式对这段信号进行拟合得 (x_i, p_i) , $i = 1, 2, \dots, L$. 多项式

的表达式为

$$p(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_K x^K, \quad (2)$$

其中 K 为多项式的阶数. 设信号的采样间隔为 Δt , 为了便于处理, 对序列的坐标做如下的线性变换:

$$x_i = i\Delta t + \beta, \quad (3)$$

通过选择适当的 β 使得 $i = -n, -n + 1, \dots, 0, 1, 2, \dots, n$. 多项式的表达式变为如下形式:

$$p(i) = b_0 + b_1 i + b_2 i^2 + \dots + b_K i^K. \quad (4)$$

此时多项式最小二乘拟合问题演变为求向量 (b_0, b_1, \dots, b_k) 使得下式最小化,

$$\sum_{i=-n}^n [p(i) - y_i]^2. \quad (5)$$

该求解过程在文献[22]中有详细描述, 向量 (b_0, b_1, \dots, b_k) 可通过求解如下所示的线性方程组得到:

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \mathbf{b} = \mathbf{A}^T \mathbf{Y}, \quad (6)$$

其中, \mathbf{A} 为 Vandermonde 矩阵, \mathbf{Y} 为信号值, 其表达式如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{ij} &= i^j \\ (i &= -n, -n+1, \dots, 0, 1, 2, \dots, n; \\ j &= 0, 1, \dots, K), \end{aligned} \quad (7)$$

$$\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_w)^T. \quad (8)$$

滑动窗口对每段信号进行拟合处理最后得到完整的去噪信号.

3 参数优化准则

非线性自适应混沌信号去噪算法与经典的 Savitzky-Golay (S-G) 滤波算法[23,24]具有相似之处, 两种算法都是基于LLPA的思想, 因此S-G方法中关于滤波参数选择的思想可以作为非线性自适应混沌信号去噪算法参数优化的参考. 基于LLPA的滤波算法都必须解决滤波窗长和拟合多项式阶数的问题, 窗长和多项式阶数决定了滤波的效果[25]. 因为窗长对滤波效果具有更好分辨率, 所以通常的优化方法都是固定多项式阶数对窗长进行最优化[25]. 最优滤波窗长受到信号特征、噪声水平和采样频率等因素的影响[26], 因此在实际应用

中最优滤波窗长是不断变化的, 如何对窗长进行自动最优化决定了滤波算法的自适应性.

非线性自适应混沌信号去噪算法中的两个关键参数滤波窗长 L 和拟合多项式阶数 K 对去噪效果起决定性作用. 文献 [12] 中选定参数的准则为: 首先固定多项式阶数 $K = 2$, 采用不同的窗长 L 对含噪混沌信号进行平滑, 观察信号残差方差的变化. 当随着窗长的增加, 信号残差的方差变化不大, 处于一个平坦区间时, 该区间对应的窗长即为最优滤波窗长; 逐渐增加 K 值, 重复上述过程, 当信号残差的方差随着 K 的增加变化不明显时停止. 文献 [12] 指出通常多项式的阶数取 $K = 2$ 或者 $K = 3$, 参数选定过程如图 1 所示. 由图 1 可知, 平坦区间对应多个窗长, 且文献 [12] 并没有给出怎样确定平坦区间的具体范围. 综上所述, 文献 [12] 中选定参数的准则给出了参数的取值范围, 但没有给出参数最优化的量化标准, 这降低了该算法的自适应性.

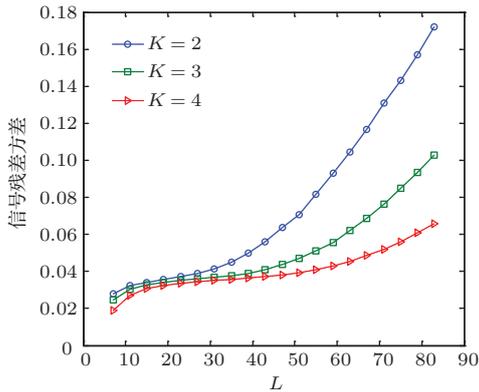


图 1 (网刊彩色) 不同窗长和多项式阶数下, 平滑后信号残差归一化方差

混沌信号具有短期可预测、长期不可预测的性质 [3], 是一种弱相关的信号, 而白噪声是不相关的. 下面对典型混沌信号和白噪声的相关函数进行分析. 对于信号 $x(t)$, 其自相关函数为

$$R_{xx}(\tau) = E[x(t)x(t + \tau)], \quad (9)$$

Lorenz 系统的数学模型为 [2]

$$\begin{cases} \dot{x} = -\sigma x + \sigma y, \\ \dot{y} = -xz + \gamma x - y, \\ \dot{z} = xy - bz. \end{cases} \quad (10)$$

当参数 $\sigma = 10$, $\gamma = 28$, $b = 8/3$ 时系统处于典型的混沌状态. 采用四阶龙格-库塔方法求解系统方程,

初值取 $[0.5, 0.5, 0.5]$, 步长取 0.01, 系统状态变量 x 的自相关函数如图 2 (a) 所示.

Chen 系统的数学模型为 [27]

$$\begin{cases} \dot{x} = a(y - x), \\ \dot{y} = (c - a)x - xz + cy, \\ \dot{z} = xy - bz. \end{cases} \quad (11)$$

当参数 $a = 35$, $b = 3$, $c = 28$ 时系统处于典型的混沌状态. 采用四阶龙格-库塔方法求解系统方程, 初值取 $[0.5, 0.5, 0.5]$, 步长取 0.01, 系统状态变量 x 的自相关函数如图 2 (b) 所示. 方差为 1 的零均值高斯白噪声的自相关函数如图 2 (c) 所示. 由图 2 可知, 混沌信号的自相关函数是逐渐衰减的, 这与混沌信号的弱相关性一致, 而白噪声因其不相关, 自相关函数是一个冲击函数.

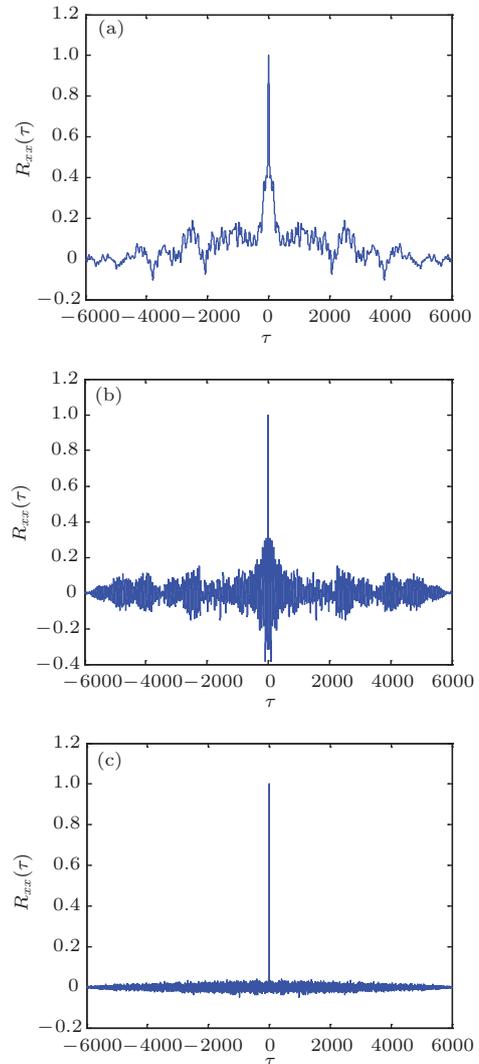


图 2 混沌信号和噪声相关函数 (a) Lorenz 系统 x 变量的相关函数; (b) Chen 系统 x 变量的相关函数; (c) 白噪声相关函数

为了进一步完善非线性自适应混沌信号去噪算法, 提高其自适应性, 利用混沌信号和噪声相关性的区别, 本文提出一个新的判决参数RAD, 依据该参数能对滤波窗长实现自动最优化.

定义 设含噪混沌信号为 $S_n(t)$, 去噪后的信号为 $\hat{S}(t)$, 残差 $r(t) = S_n(t) - \hat{S}(t)$, 则RAD为

$$RAD = \log_2(\text{std}(R_{rr}(\tau))), \quad (12)$$

其中, $R_{rr}(\tau)$ 表示残差 $r(t)$ 的自相关函数, std 表示求标准差. RAD反映了残差中噪声的含量, RAD值越低, 说明残差中噪声含量越高, 去噪效果越好. 因此, 采用不同窗长对含噪混沌信号进行去噪, 计算去噪后的RAD, RAD最小值对应的窗长即为最优滤波窗长. 经试验分析发现, 由最小RAD求得的滤波窗长比实际的最优窗长稍大, 这是因为混沌信号具有类随机性, 对含噪混沌信号轻微的过拟合使得残差的随机性反而增加. 由实验分析知两者存在一定的比例关系, 设最小RAD对应的滤波半窗长为 n_{RAD} , 最优滤波半窗长为 n_{opt} , 两者的关系为

$$n_{opt} = [n_{RAD} \times 80\%], \quad (13)$$

其中符号 $[]$ 表示四舍五入取整. 在实际应用中, 先通过RAD求得 n_{RAD} , 再对其进行80%的收缩即可得到理想的滤波半窗长, 滤波窗长即为 $L_{opt} = 2n_{opt} + 1$.

同理, 可以通过计算采用不同多项式阶数去噪后的RAD来选择最优滤波阶数. 由数值分析理论可知, 采用最小二乘多项式对数据进行拟合时, 多项式阶数选择2次为最佳. 文献[25]指出, 在S-G滤波方法中, 对于含噪信号的平滑多项式阶数建议取奇数. 对于非线性自适应混沌信号去噪算法, 文献[12]得出的结论是多项式阶数取2或者3时能取得满意的去噪效果. 综合实验分析和已有的结论, 非线性自适应混沌信号去噪算法中多项式的阶数通常取3阶.

4 仿真结果与分析

最优滤波窗长受到信号特征、采样频率和噪声水平的影响, 为了验证本文所提方法的有效性, 将其应用于不同采样频率和信噪比条件下的Lorenz信号和Chen信号, 并与文献[12]中原有方法进行比较. 为了便于分析去噪性能, 定义去噪前信号的信噪比为 SNR_{in} , 去噪后信号的信噪比为 SNR_{out} .

4.1 不同信号特征

非线性自适应混沌信号去噪算法本质上是一个低通滤波过程[12]. 由实验经验得滤波窗长和低通截止频率成反比关系[25]. 不同的混沌信号具有不同的频谱宽度, 因此对不同的混沌信号进行去噪时的最优滤波窗长是不同的. 纯净的Lorenz系统 x 信号和Chen系统 x 信号的频谱如图3所示.

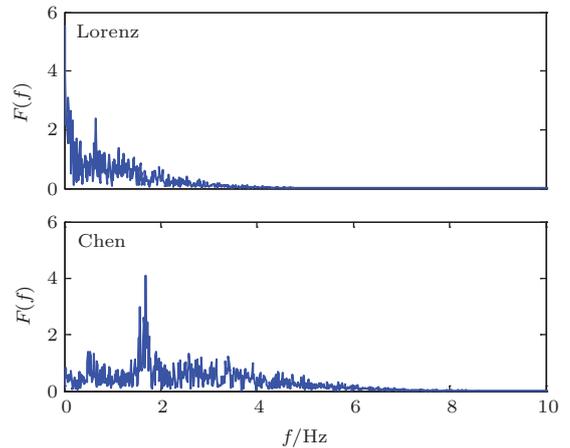


图3 Lorenz系统 x 信号和Chen系统 x 信号的频谱

由图3可知, Chen信号比Lorenz信号具有更宽的频率. 由上述分析可知, Chen信号的滤波窗长应该比Lorenz信号的滤波窗长短. 对Chen信号和Lorenz信号加上零均值高斯白噪声, 信噪比为10 dB, 采样时间为0.01, 采用不同长度的窗长对含噪信号进行去噪, 窗长变量取半窗长 n . 如图4和图5所示, RAD能有效地判决不同窗长的滤波效果, 而原有方法并不能对滤波效果进行量化, 且在当前信噪比条件下平坦区间变得不明显而难以选定滤波窗长. 根据本文所提准则, 在当前采样频率和噪声水平下, 含噪Lorenz信号的最优滤波窗长为

$$\begin{aligned} L_{opt} &= 2 \times [n_{RAD} \times 80\%] + 1 \\ &= 2 \times [22 \times 80\%] + 1 \\ &= 2 \times [17.6] + 1 = 37, \end{aligned} \quad (14)$$

含噪Chen信号的最优滤波窗长为

$$\begin{aligned} L_{opt} &= 2 \times [n_{RAD} \times 80\%] + 1 \\ &= 2 \times [11 \times 80\%] + 1 \\ &= 2 \times [8.8] + 1 = 19. \end{aligned} \quad (15)$$

结果与上述分析相符.

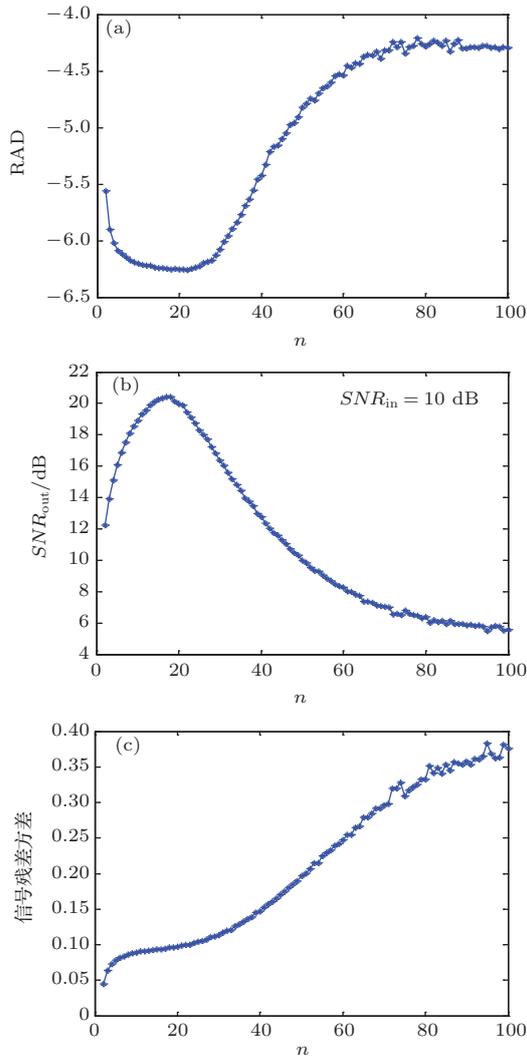


图4 含噪 Lorenz 信号去噪 (a) 不同窗长对应的 RAD; (b) 不同窗长的去噪效果; (c) 不同窗长去噪后信号残差归一化方差

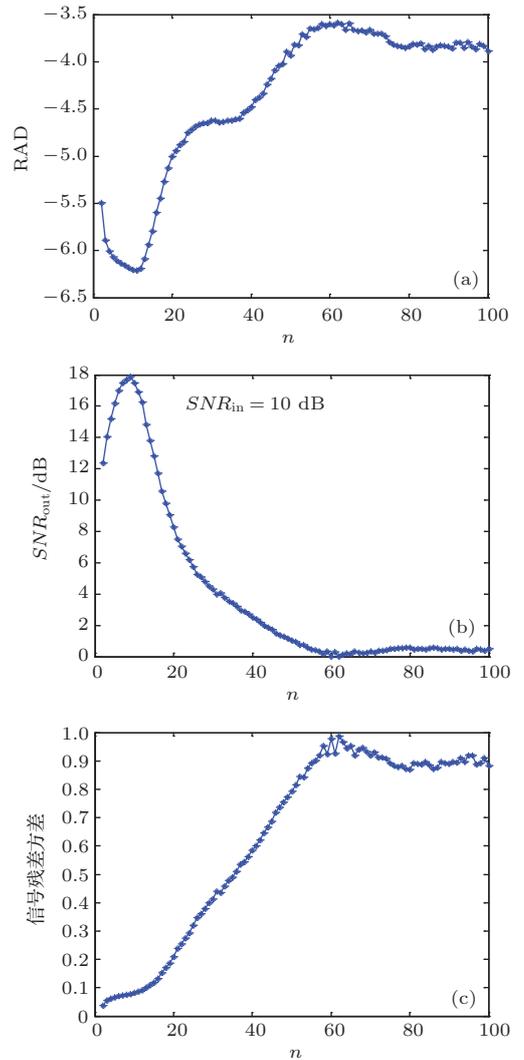


图5 含噪 Chen 信号去噪 (a) 不同窗长对应的 RAD 值; (b) 不同窗长的去噪效果; (c) 不同窗长去噪后信号残差归一化方差

4.2 不同采样频率

采样频率越高, 非线性自适应混沌信号去噪算法的去噪效果越好^[12], 不同的采样频率对应的最优滤波窗长也不同. 对 Chen 信号加上零均值高斯

白噪声, 信噪比为 10 dB, 采样时间 t_s 分别取 0.02, 0.01, 0.0075, 0.005, 0.0025, 采用不同长度的窗长对含噪信号进行去噪, 窗长变量取半窗长 n . 如图 6 和表 1 所示, 随着采样频率的提高去噪性能提升, 最佳滤波窗长也相应地增加.

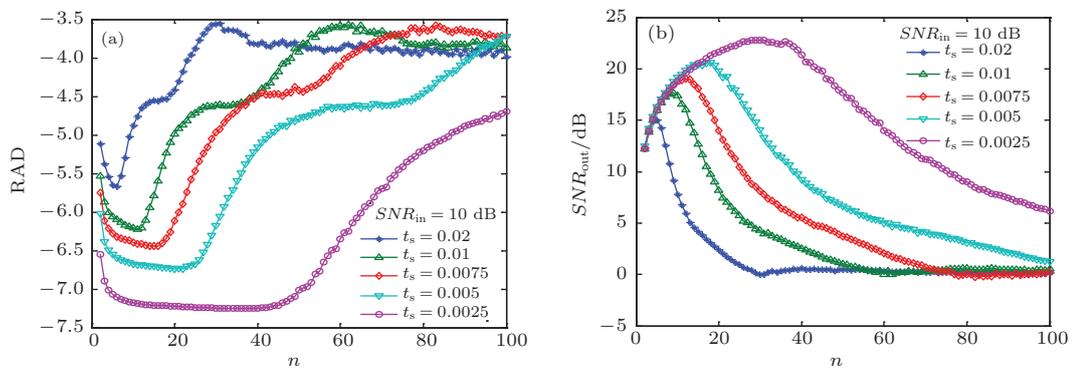


图6 (网刊彩色) 采样频率对窗长的影响 (a) 不同采样频率对应的 RAD 值; (b) 不同采样频率的去噪效果

表 1 不同采样频率下的最优滤波窗长

含噪 Chen 信号 ($SNR_{in} = 10 \text{ dB}$)	采样时间 t_s				
	0.02	0.01	0.0075	0.005	0.0025
L_{opt}	11	19	25	37	59

4.3 不同噪声水平

白噪声在频域是均匀分布的,混沌信号在频域不是均匀分布的,通常主要集中在低频部分,而非线性自适应混沌信号去噪算法类似于一个低通滤波器,滤波窗长和低通截止频率成反比,所以高噪声水平情况下的最优滤波窗长比低噪声水平情况下的最优滤波窗长稍长^[23,25].对Chen信号加上零均值高斯白噪声,信噪比分别取5, 10, 15, 20, 25 dB,采样时间取0.01,采用不同长度的窗长对含噪信号进行去噪,窗长变量取半窗长 n .如图7和表2所示,随着噪声水平的增加,最佳滤波窗长也相应地增加.

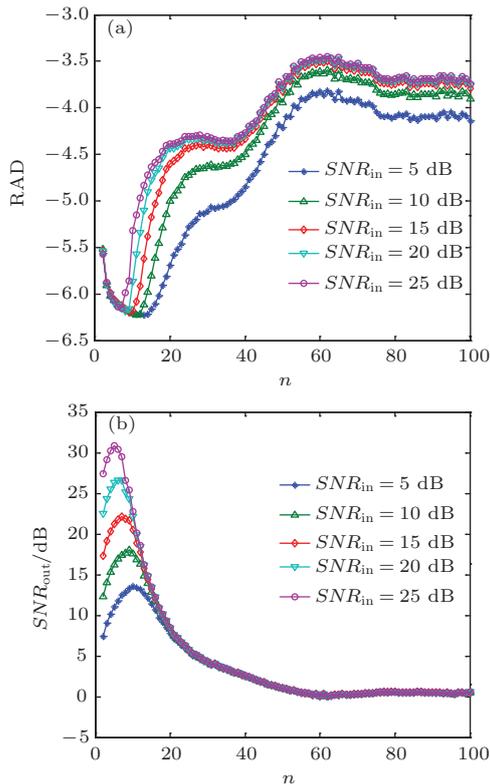


图 7 (网刊彩色) 噪声水平对窗长的影响 (a) 不同噪声水平对应的 RAD 值; (b) 不同噪声水平的去噪效果

表 2 不同噪声水平下的最优滤波窗长

含噪 Chen 信号 ($t_s = 0.01$)	去噪前信号的信噪比 SNR_{in}/dB				
	25	20	15	10	5
L_{opt}	11	13	15	19	21

4.4 算法复杂度分析

为了进一步验证本文所提方法的有效性,将其与原有方法的计算复杂度进行比较.由(10)式产生Lorenz信号,采样时间取0.01,信号长度取 6×10^4 点,加入零均值高斯白噪声,信噪比取10 dB.运行硬件为Intel Core2 E7500,主频2.93 GHz,软件为MATLAB.分别采用本文所提方法和原有方法求最优滤波窗长,窗长变量取半窗长 n ,半窗长 n 取2至30,步长为1.两种方法的运行时间如表3所列,两种方法都能在较短时间内完成,本文所提方法比原有方法执行时间稍长.本文所提方法虽然在计算复杂度上有所增加,但仍能在较短时间内完成,如采用性能更好的处理器将使执行时间更短.

表 3 参数优化算法执行时间

算法	执行时间/s
原有方法	7.982882
本文所提方法	10.602798

上述仿真结果表明,本文所提的判决准则能够在不同的信号特征、采样频率和噪声水平下有效地对滤波窗长实现自动最优化.这使得非线性自适应混沌信号去噪算法更符合实际应用要求,提高了其自适应性.

5 结 论

本文依据混沌信号和噪声相关性的区别,提出了一个新的判决参数RAD.通过计算RAD能够使非线性自适应混沌信号去噪算法的滤波参数自动最优化,而不需要人为干预.该判决准则提高了去噪算法的自适应和实用性.仿真结果表明,虽然滤波参数受到不同因素的影响,但新的判决准则能够有效地对不同情况下滤波参数进行自动最优化.该方法简便易行,在其他自适应滤波算法中具有广泛的应用价值.

参考文献

[1] Lü J H, Lu J A, Chen S H 2002 *The Analysis and Applications of Chaotic Time Series* (Wuhan: Wuhan University Press) pp1-8 (in Chinese) [吕金虎, 陆君安, 陈士华 2002 混沌时间序列分析及其应用 (武汉: 武汉大学出版社) 第1—8页]
 [2] Lorenz E N 1963 *J. Atmos. Sci.* **20** 130

- [3] Han M, Xu M L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 120510 (in Chinese) [韩敏, 许美玲 2013 物理学报 **62** 120510]
- [4] Sun J W, Shen Y, Yin Q, Xu C J 2013 *Chaos* **23** 013140
- [5] Wang X Y, Zhang N, Ren X L, Zhang Y L 2011 *Chin. Phys. B* **20** 020507
- [6] Xing H Y, Zhu Q Q, Xu W 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 100505 (in Chinese) [行鸿彦, 朱清清, 徐伟 2014 物理学报 **63** 100505]
- [7] Wang X Y, Liu L T 2013 *Chin. Phys. B* **22** 050503
- [8] Wang X Y, Bao X M 2013 *Chin. Phys. B* **22** 050508
- [9] Urbanowicz K, Holyst J A 2003 *Phys. Rev. E* **67** 046218
- [10] Feng J C 2012 *Chaotic Signals and Information Processing* (Beijing: Tsinghua University Press) pp32–35 (in Chinese) [冯久超 2012 混沌信号与信息处理 (北京: 清华大学出版社) 第 32—35 页]
- [11] Badii R, Broggi G, Derighetti B, Ravani M 1988 *Phys. Rev. Lett.* **60** 979
- [12] Tung W W, Gao J B, Hu J, Yang L 2011 *Phys. Rev. E* **83** 046210
- [13] Gao J B, Sultan H, Hu J, Tung W W 2010 *IEEE Signal Proc. Lett.* **17** 237
- [14] Donoho D L 1995 *IEEE Trans. Inform. Theory* **41** 613
- [15] Han M, Liu Y H, Xi J H, Guo W 2007 *IEEE Signal Proc. Lett.* **14** 62
- [16] Cawley R, Hsu G H 1992 *Phys. Rev. A* **46** 3057
- [17] Schreiber T, Richter M 1999 *Int. J. Bifurcation Chaos* **9** 2039
- [18] Kopsinis Y, McLaughlin S 2009 *IEEE Trans. Signal Proc.* **57** 1351
- [19] Wang W B, Zhang X D, Wang X L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 050201 (in Chinese) [王文波, 张晓东, 汪祥莉 2013 物理学报 **62** 050201]
- [20] Feng J C 2005 *Chin. Phys. Lett.* **22** 1851
- [21] Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R 2010 *IEEE Trans. Signal Proc.* **58** 4977
- [22] Curtis F, Patrick O (translated by Lü S J) 2006 *Applied Numerical Analysis* (Beijing: China Machine Press) pp164–166 (in Chinese) [柯蒂斯 F, 帕特里克 O 著 (吕淑娟 译) 2006 应用数值分析 (北京: 机械工业出版社) 第 164—166 页]
- [23] Schafer R W 2011 *IEEE Signal Proc. Mag.* **28** 111
- [24] Savitzky A, Golay M J E 1964 *Anal. Chem.* **36** 1627
- [25] Krishnan S R, Seelamantula C S 2013 *IEEE Trans. Signal Proc.* **61** 380
- [26] Vivó-Truyols G, Schoenmakers P J 2006 *Anal. Chem.* **78** 4598
- [27] Chen G R, Ueta T 1999 *Int. J. Bifurcation Chaos* **9** 1465

A parameter optimization nonlinear adaptive denoising algorithm for chaotic signals*

Wang Meng-Jiao¹⁾²⁾ Wu Zhong-Tang¹⁾ Feng Jiu-Chao^{1)†}

1) (*School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China*)

2) (*Department of Information Science and Engineering, Hunan Institute of Humanities, Science and Technology, Loudi 417000, China*)

(Received 11 August 2014; revised manuscript received 29 September 2014)

Abstract

In the parameter optimization issue of nonlinear adaptive denoising algorithm for chaotic signals, the window length is affected by different factors. In this paper, a criterion is proposed for selecting the optimal window length. According to the difference in autocorrelation function between chaotic signal and noise, first, the different window sizes are used for denoising noisy chaotic signals. Then, the residual autocorrelation degree (RAD) of each window length is computed. Finally, the optimal window length is obtained by shrinking the window length corresponding to the minimum RAD. Simulation results show that this criterion can automatically optimize the window length efficiently under different conditions, which improves the adaptivity of the denoising algorithm of chaotic signals.

Keywords: chaos, denoising, adaptive filtering, correlation function

PACS: 05.45.Ac, 05.40.Ca

DOI: [10.7498/aps.64.040503](https://doi.org/10.7498/aps.64.040503)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60872123), the Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China and the Guangdong Provincial Natural Science Foundation (Grant No. U0835001), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (Grant No. 2013ZM0080).

† Corresponding author. E-mail: fengjc@scut.edu.cn