

受污染混沌信号的协同滤波降噪

陈越 刘雄英 吴中堂 范艺 任子良 冯久超

Denoising of contaminated chaotic signals based on collaborative filtering

Chen Yue Liu Xiong-Ying Wu Zhong-Tang Fan Yi Ren Zi-Liang Feng Jiu-Chao

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 66, 210501 (2017) DOI: 10.7498/aps.66.210501

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.210501>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2017/V66/I21>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于磁化电流法的双稳压电悬臂梁磁力精确分析

Accurate analysis of magnetic force of bi-stable cantilever vibration energy harvesting system with the theory of magnetizing currents

物理学报.2017, 66(22): 220502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.220502>

基于心脏腔式结构的心电图元胞自动机建模

A cellular automaton model for electrocardiogram considering the structure of heart

物理学报.2017, 66(20): 200501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.200501>

永磁同步风力发电机随机分岔现象的全局分析

Global analysis of stochastic bifurcation in permanent magnet synchronous generator for wind turbine system

物理学报.2017, 66(19): 190501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.190501>

基于混沌和随机共振的微弱信号检测

Weak signal detection based on chaos and stochastic resonance

物理学报.2012, 61(18): 180501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.180501>

固定关断时间控制 Buck 变换器输出电容等效串联电阻的稳定性分析

Stability analysis of equivalent series resistance of output capacitor in fixed off-time controlled Buck converter

物理学报.2012, 61(16): 160503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.160503>

受污染混沌信号的协同滤波降噪*

陈越¹⁾ 刘雄英^{1)†} 吴中堂¹⁾ 范艺²⁾ 任子良¹⁾ 冯久超¹⁾

1)(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641)

2)(广东技术师范学院电子与信息学院, 广州 510665)

(2017年5月19日收到; 2017年6月18日收到修改稿)

根据混沌吸引子的自相似分形特性, 提出了一种利用协同滤波重构受污染混沌信号的降噪算法. 所设计的降噪算法通过对相似片段的分组将一维混沌信号的降噪转化为一个二维联合滤波问题; 然后, 在二维变换域用阈值法衰减噪声; 最后, 通过反变换获得原始信号的估计. 由于分组中的相似片段具有良好的相关性, 与直接在一维变换域做阈值降噪相比, 分组的二维变换能获得原信号更稀疏的表示, 更好地抑制噪声. 仿真结果表明, 该算法对原始混沌信号的重构精度和信噪比的提升都优于小波阈值、局部曲线拟合等现有的混沌信号降噪方法, 对相图的还原质量也更好.

关键词: 混沌信号, 协同滤波, 噪声抑制

PACS: 05.45.-a, 05.40.Ca

DOI: 10.7498/aps.66.210501

1 引言

混沌行为常存在于生物、电气、机械等物理系统^[1], 从观测数据中检测混沌是认识、分析和预测这些系统的关键. 通常观测信号是被噪声污染的混沌行为, 掩盖了系统真实的动力学特性, 有效抑制噪声是分析和研究这些系统的前提. 混沌信号固有的非周期、宽频谱等特性使得传统的线性和频域滤波方法无法用于这类信号^[2], 因此, 针对混沌信号的非线性动力学行为研究相应的降噪方法具有重要意义.

目前, 受污染混沌信号的降噪问题正在引起学术界的关注, 并提出了一些降噪方法^[3-15]: 梯度下降法对混沌信号降噪能获得一条比原时间序列噪声更小的时间序列轨道^[3], 但不能完全重构混沌信号; 局部投影方法通过在参考点的邻域近似吸引子的局部动力学行为来降噪^[4,5], 噪声较强时由于邻域半径扩大导致性能下降严重; 自然界中多数信号的小波变换是稀疏的, 即只有少量变换系数显著大

于零^[16], 而高斯噪声的能量则均匀分布在全部变换系数中, 小波阈值法通过将较小的变换系数置零实现噪声抑制, 然后用逆变换重构混沌信号^[6,7], 这类方法的降噪效果在很大程度上取决于变换系数的稀疏程度, 因此, 必须选取合适的小波基; 经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种数据驱动的分解方法, EMD阈值降噪^[8]克服了小波阈值必须针对信号特征选取合适小波基的问题, 并在混沌信号降噪中逐渐得到应用^[9-11], 但这类方法仍存在阈值、筛分迭代次数难以确定的问题; 文献^[12]使用压缩感知领域的基追踪降噪技术来处理混沌信号, 但为混沌信号构造“字典”是一个难题, 从实验结果看降噪效果也不理想; 局部曲线拟合法^[13]首先对数据进行分段, 再利用多项式对分段数据做局部近似, 最后通过加权平滑来重构混沌信号, 文献^[14]通过自动搜索最佳拟合窗长进一步完善了这一方法, 但由于混沌的高度非线性, 局部线性近似难以实现精确的重构. 已有算法本质上都是传统非线性降噪方法在混沌信号上的应用, 而不是针对混沌的某些特征专门设计的新方法, 因

* 国家自然科学基金(批准号: 61372008)和广东省科技计划项目(批准号: 2015B010101006, 2014A010103014)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: liuxy@scut.edu.cn

此, 它们在对混沌信号降噪时难以确保获得好的效果.

自然图像中包含大量的相似块, 如局部纹理、相似边沿等, 基于这一特性, Dabov 等^[17]提出了协同滤波的概念和著名的三维块匹配 (block matching 3D, BM3D) 算法, 该算法被认为是目前性能最好的彩色图像降噪算法^[18]. 在 BM3D 中, 相似的二维 (2D) 图像块堆叠在一起形成 3D 分组, 利用分组内图像块间的相似性对 3D 分组联合滤波的过程被称为协同滤波.

分形是混沌运动的基本特征之一, 它在相空间体现为轨道的自相似结构^[19], 这意味着混沌信号在时域上也存在一定程度的自相似性. 文献^[20]在 Mackey-Glass, Lorenz 等信号的时域波形中观察到明显的自相似特征, 并将之归因为混沌吸引子的自相似结构和自仿射分形特性; 文献^[21]发现中心频率附近出现的连续频段导致了 Duffing 信号波形的自相似, 并认为混沌信号具有频率调制的相似性. 本文利用混沌信号的这种自相似特性, 将协同滤波的方法用于受污染混沌信号的降噪. 在设计降噪算法的过程中, 首先在观测信号中搜索相似的片段并建立分组, 然后在二维变换域用阈值法对每个分组做协同滤波, 再经反变换得到分组中各片段的滤波结果, 最后根据所有分组的滤波结果重构原信号. 由于同一分组内的片段具有良好的相关性, 与直接对观测信号做一维变换相比, 分组的二维变换能更稀疏的表示原信号.

2 混沌信号协同滤波降噪算法

混沌的分形特性表现为混沌信号在相空间具有自相似结构, 这意味着其时域波形也存在一定的自相似性. 图 1 是一段被噪声污染的 Lorenz 混沌信号, 可以看到, 信号波形具有自相似性, 图中用不同线型框标示了波形中的部分相似片段.

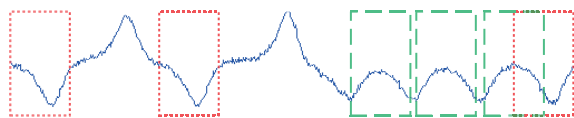


图 1 (网刊彩色) Lorenz 信号的自相似性

Fig. 1. (color online) Self-similarity property of Lorenz signal.

利用混沌信号的这种自相似性抑制噪声的流程如图 2 所示, 它包括分组、协同滤波和重构三个

步骤: 首先, 从观测信号中建立若干相似分组; 然后, 对每个分组进行协同滤波; 最后, 利用各分组的滤波结果重构原信号.

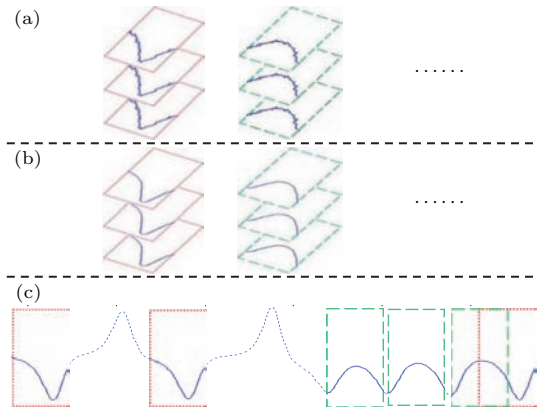


图 2 (网刊彩色) 降噪算法流程图 (a) 分组; (b) 协同滤波; (c) 重构

Fig. 2. (color online) Process of the proposed denoising algorithm: (a) Grouping; (b) collaborative filtering; (c) reconstruction.

2.1 分 组

记参考片段为 \mathbf{R} , 任意片段 \mathbf{S} 与 \mathbf{R} 的相似程度可以用二者的归一化距离来度量^[17]:

$$d(\mathbf{S}, \mathbf{R}) = \frac{\|\mathbf{S} - \mathbf{R}\|_2^2}{w}, \quad (1)$$

其中, w 是片段宽度, 该距离越小, \mathbf{S} 与 \mathbf{R} 的相似程度越高.

以参考片段 \mathbf{R} 为中心在长度为 l ($l \gg w$) 的窗口内搜索, 找到与 \mathbf{R} 距离最小的 m 个片段形成分组 $\text{group}(\mathbf{R})$, 并保存到 m 行 w 列的二维数组中, 即 $\text{group}(\mathbf{R}) \in \mathbb{R}^{m \times w}$. 让参考片段以步长 δ 从观测信号的起始位置开始向后移动, 搜索窗口也随之移动. 记录在每个位置得到的相似分组, 并标记分组中每个片段的位置.

2.2 协同滤波

协同滤波以分组为单位进行, 分组内任一片段的滤波将用到同组其他片段的信息, 因此可以看作是一个相互“协作”的过程^[17]. 协同滤波包括以下步骤.

1) 对分组做二维变换:

$$\mathbf{G}(\mathbf{R}) = \mathcal{T}\{\text{group}(\mathbf{R})\}, \quad (2)$$

其中, $\mathbf{G} = [g_{i,j}] \in \mathbb{R}^{m \times w}$ ($i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, w$) 是变换系数矩阵, $\mathcal{T}[\cdot]$ 是二维离散余弦

变换(DCT)或二维小波等任意等距线性变换. 本文后续将采用DCT变换.

2) 为每个分组选定一个阈值 $\lambda(\mathbf{R})$ 并在变换域做阈值降噪, 将小于阈值的系数置零来衰减噪声, 保留大于阈值的系数. 阈值函数 $\mathcal{H}_T(\cdot)$ 由下式定义:

$$\mathcal{H}_T(g) = \begin{cases} g, & |g| > \lambda(\mathbf{R}), \\ 0, & |g| \leq \lambda(\mathbf{R}), \end{cases} \quad (3)$$

阈值 $\lambda(\mathbf{R})$ 使用Donoho和Johnstone提出的Visu-Shrink方法^[16]确定, 该方法在均方误差意义上是近似最优的, 同时重构信号能保持原信号的光滑性^[22], 特别适合于处理混沌流信号. VisuShrink阈值定义为

$$\lambda(\mathbf{R}) = \sigma \sqrt{2 \log(m \times w)}, \quad (4)$$

其中, σ 是观测信号的噪声标准差, 当噪声强度未知时它可以由系数矩阵 $\mathbf{G}(\mathbf{R})$ 的中位数绝对偏差来估计^[16]:

$$\hat{\sigma}(\mathbf{R}) = \text{median}(\mathbf{G}(\mathbf{R}))/0.6745. \quad (5)$$

3) 对变换系数 $\mathbf{G}(\mathbf{R})$ 做阈值后, 通过逆变换得到分组的滤波结果:

$$\text{group}(\mathbf{R}) = \mathcal{T}^{-1}\{\mathcal{H}_T(\mathbf{G}(\mathbf{R}))\}, \quad (6)$$

它包含了参考片段 \mathbf{R} 对应分组的每个片段的降噪估计.

2.3 信号的重构

由2.1节的描述可知, 片段间存在重叠. 一般来说一个信号点会同时属于多个不同片段, 这些片段在该点的滤波结果也会不同. 最终的降噪结果可以逐点计算, 每个重构信号点由所有包含该点的片段在此处的滤波输出做算术平均得到:

$$x(n) = \frac{\sum_{\mathbf{R}} \sum_{\mathbf{S} \in \text{group}(\mathbf{R})} \mathcal{F}_{\mathbf{S}}(n) x_{\mathbf{S}, \mathbf{R}}(n)}{\sum_{\mathbf{R}} \sum_{\mathbf{S} \in \text{group}(\mathbf{R})} \mathcal{F}_{\mathbf{S}}(n)}, \quad (7)$$

其中, $x_{\mathbf{S}, \mathbf{R}}(n)$ 是 $\text{group}(\mathbf{R})$ 中的片段 \mathbf{S} 在信号点 n 的滤波输出, $\mathcal{F}_{\mathbf{S}}(n) = \begin{cases} 1, & n \in \mathbf{S}, \\ 0, & n \notin \mathbf{S}. \end{cases}$

3 算法参数分析

本节以叠加高斯白噪声的Lorenz信号为例讨论算法参数对性能的影响. Lorenz系统的方程为

$$\begin{cases} dx/dt = \alpha(y - x), \\ dy/dt = \beta x - xz - y, \\ dz/dt = -\gamma z + xy, \end{cases} \quad (8)$$

其中, 参数 $\alpha = 10, \beta = 28, \gamma = 8/3$. 方程通过四阶龙格-库塔法求解, 步长为0.01. 在每次实验中, 方程从混沌区的随机位置开始迭代, 然后由状态变量 x 产生混沌信号. 算法性能通过输出信噪比(SNR_{out})衡量, 在相同的输入信噪比(SNR_{in})下, SNR_{out} 越高表明降噪效果越好. SNR 定义为

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_n s^2(n)}{\sum_n [x(n) - s(n)]^2} \right), \quad (9)$$

其中, $s(n)$ 为纯净的混沌信号, 在计算 SNR_{in} 时 $x(n)$ 是含噪观测信号, 在计算 SNR_{out} 时 $x(n)$ 是降噪算法的输出.

协同滤波降噪算法需要指定的参数有: 片段宽度 w 、搜索窗长 l 、搜索窗移动步长 δ 和分组片段数 m . 分组片段数 m 对性能的影响非常有限, 在后面的讨论中将它固定为 $m = 30$.

3.1 片段宽度 w

取搜索窗长 $l = 4000$, 搜索窗移动步长 $\delta = 30$, 图3显示了片段宽度 w 与降噪效果的关系. 一般, 样点数量不足会导致降噪算法的性能下降, 当 w 较小时 SNR_{out} 偏低, 因此, w 的取值不应小于100.

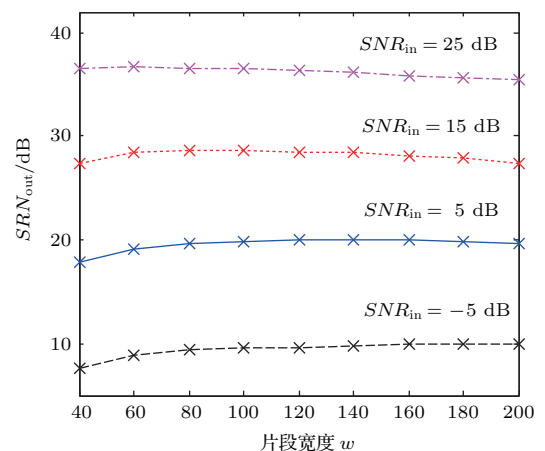


图3 不同 SNR_{in} 下 SNR_{out} 与 w 的关系
Fig. 3. SNR_{out} versus w at different SNR_{in} .

3.2 搜索窗长 l

窗长 l 越长, 分组越能在较大范围内搜集相似片段, 算法性能也就越好, 图 4 ($w = 120, \delta = 30$) 反映了 l 与降噪性能的这一关系. 考虑到 l 增大会增加算法的复杂度, 并且 l 较大后性能提升并不明显, 折中后选取 l 为 4000 左右. 如果要获得最佳性能, 可以将整个观测信号作为搜索范围.

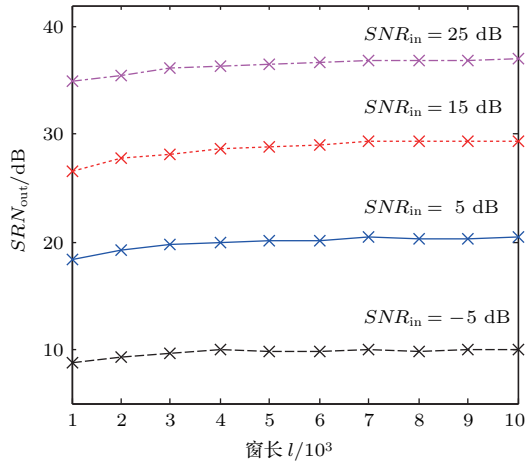


图 4 不同 SNR_{in} 下 SNR_{out} 与 l 的关系

Fig. 4. SNR_{out} versus l at different SNR_{in} .

3.3 搜索窗移动步长 δ

图 5 ($w = 120, l = 4000$) 显示了搜索窗移动步长 δ 与 SNR_{out} 的关系. 步长 δ 越小建立的相似分组就越多, 对观测信号的分析也越精细, 因此, SNR_{out} 随步长 δ 减小逐渐提高. 由于 δ 减小会显著增加算法的复杂度, 一般折中选取 δ 为片段宽度 w 的 1/2 到 1/4 左右.

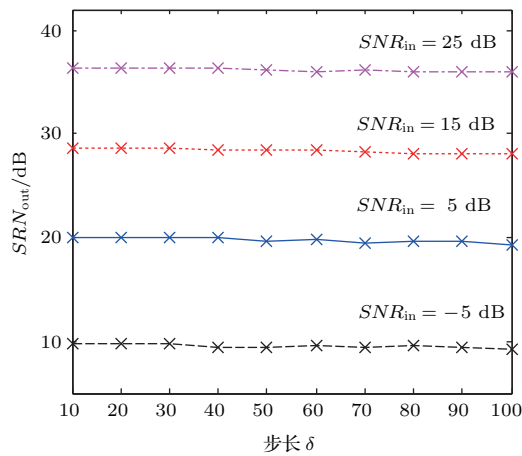


图 5 不同 SNR_{in} 下 SNR_{out} 与 δ 的关系

Fig. 5. SNR_{out} versus δ at different SNR_{in} .

4 实验结果

本节通过仿真实验评估协同滤波降噪算法的性能, 算法参数为 $w = 120, l = 4000, \delta = w/4$, 观测信号由 Lorenz 信号叠加高斯白噪声生成. 为了显示算法的优越性, 还与以下算法进行了比较: 参考文献 [14] 的方法, 自动搜索最佳拟合窗长的局部曲线拟合算法 [13]; 小波阈值降噪算法 [6], 用 db8 小波作基函数, 分解 4 层, 采用软阈值; EMD 迭代区间阈值 (EMD iterative interval thresholding, EMD-IIT) 法 [8], 筛分 9 次, 迭代 15 次. 算法性能通过 SNR_{out} 、重构的均方误差 (root mean square error, RMSE) 和对相图的还原情况进行比较. RMSE 定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(n) - s(n)]^2}, \quad (10)$$

其中, $s(n)$ 是纯净的混沌信号, $x(n)$ 是降噪算法的输出.

取信号长度为 10000, 图 6 显示了不同噪声强度下各种算法降噪后的 SNR_{out} , 图 7 显示了重构信号与纯净混沌信号的均方误差, 结果由 100 次随机实验平均得到. 可以看到, 局部曲线拟合法的性能略好于小波阈值, EMD-IIT 法在低信噪比下性能较差. 本文算法在实验中表现出较好的噪声抑制能力, 其 SNR_{out} 比另外三种方法高 2.5—4 dB, 从 RMSE 来看本文算法的重构精度也明显优于其他方法.

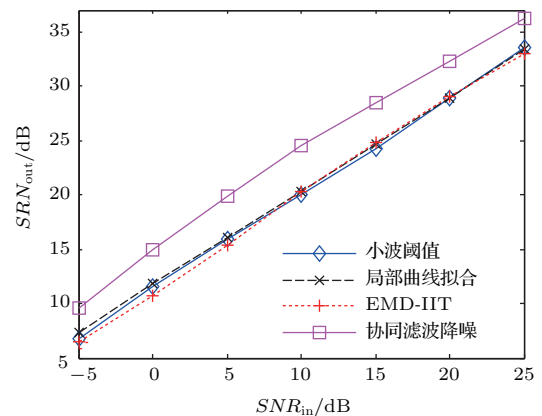


图 6 (网刊彩色) 不同算法的 SNR_{out} 比较

Fig. 6. (color online) SNR_{out} comparison among different algorithms.

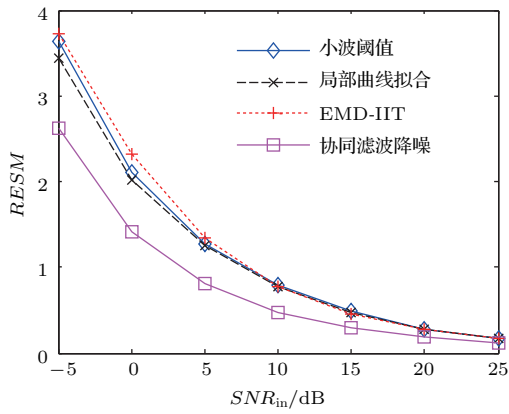


图7 (网刊彩色) 不同算法的均方误差比较

Fig. 7. (color online) RMSE comparison among different algorithms.

对 $SNR_{in} = 10$ dB 的 Lorenz 信号进行降噪实验, 几种算法重构的相图如图 8 所示. 可以看到, 观测信号的分形相空间被噪声湮没, 几乎观察不到分形特征. 如图 8 (c)—(e) 所示, 局部曲线拟合、小波阈值和 EMD-IIT 算法都能大致还原纯净吸引子的相图, 但由于轨道扭曲变形, 使得原本有序的自相似结构显得杂乱无章. 从图 8 (f) 可见, 本文算法重构的相

图具有更光滑的轨道, 吸引子在相空间完整的分形结构也被更好地保留了下来.

5 结 论

结合混沌信号的自相似分形特性, 本文提出了一种基于协同滤波的降噪算法. 该算法的创新之处在于通过对相似片段分组将一维信号的降噪转化为一个二维联合滤波问题. 由于相似片段间具有良好的相关性, 与直接在一维变换域做阈值降噪相比, 对分组的二维变换能获得原信号更稀疏的表示, 从而更好地抑制噪声. 仿真结果表明: 本文算法在信噪比提升和重构精度上明显优于小波阈值、局部曲线拟合等现有的混沌信号降噪算法; 从对相图的还原情况来看, 本文算法重构的吸引子具有更清晰的自相似结构和更光滑的轨道, 对纯净混沌吸引子的还原也更加准确. 所以, 协同滤波结合混沌自相似特性对受污染混沌信号进行降噪, 在重构原始混沌信号方面具有较大的应用潜力.

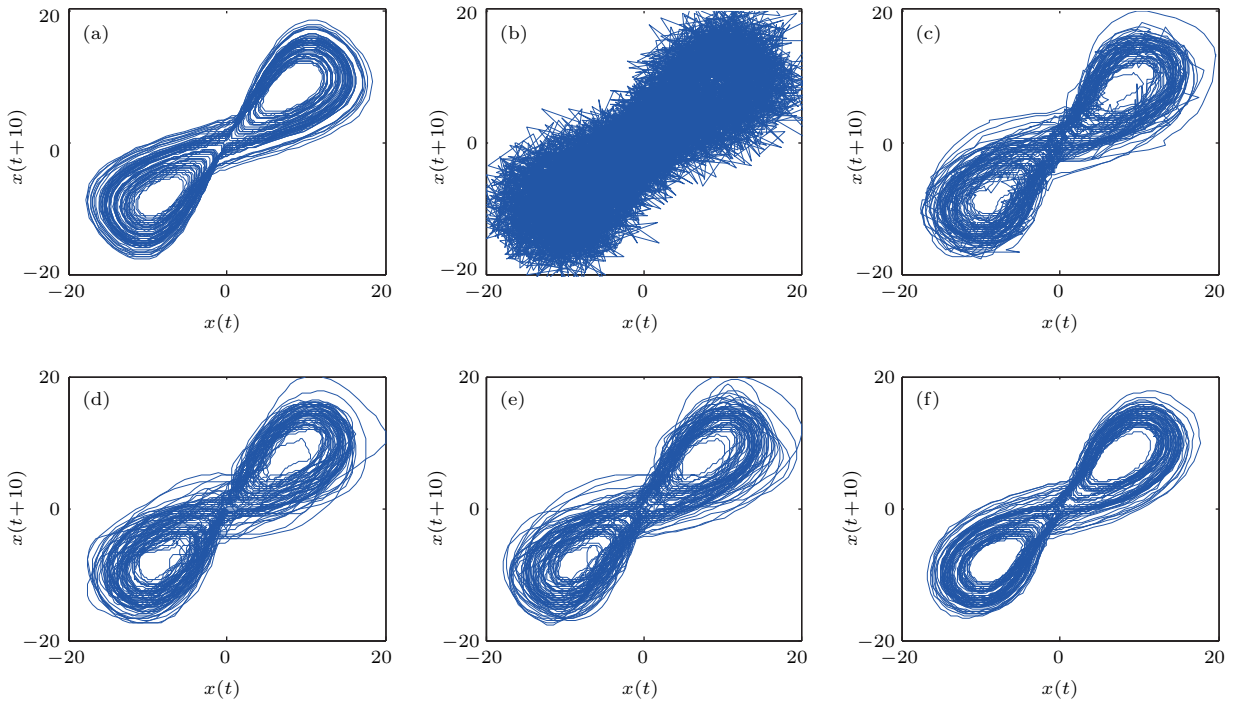


图8 Lorenz 吸引子相图 (a) 无噪声污染; (b) 噪声污染; (c) 局部曲线拟合降噪; (d) 小波阈值降噪; (e) EMD-IIT 降噪; (f) 本文算法降噪

Fig. 8. Phase portraits of Lorenz attractor reconstructed from (a) clean signal, (b) noisy signal, (c) signal denoised by local curve fitting, (d) signal denoised by wavelet thresholding, (e) signal denoised by EMD-IIT, (f) signal denoised by the proposed method.

参考文献

- [1] 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]
- [2] Badii R, Broggi G, Derighetti B, Ravani M, Ciliberto S, Politi A, Rubio M A 1988 *Phys. Rev. Lett.* **60** 979
- [3] Liu X Y, Qiu S S, Lau C M 2005 *J. Syst. Eng. Electron.* **16** 253
- [4] Cawley R, Hsu G H 1992 *Phys. Rev. A* **46** 3057
- [5] Leontitsis A, Bountis T, Pange J 2004 *Chaos* **14** 106
- [6] Han M, Liu Y H, Xi J H, Guo W 2007 *IEEE Signal Proc. Lett.* **14** 62
- [7] Constantine W L B, Reinhall P G 2001 *Int. J. Bifurcat. Chaos* **11** 483
- [8] Kopsinis Y, McLaughlin S 2009 *IEEE Trans. Signal Proc.* **57** 1351
- [9] Wang X F, Qu J L, Gao F, Zhou Y P, Zhang Y X 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 170203 (in Chinese) [王小飞, 曲建岭, 高峰, 周玉平, 张翔宇 2014 物理学报 **63** 170203]
- [10] Wei X L, Lin R L, Liu S Y, Zhang C H 2016 *Shock Vib.* **2016** 1
- [11] 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]
- [12] Li G M, Lü S X 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 160502 (in Chinese) [李广明, 吕善翔 2015 物理学报 **64** 160502]
- [13] Tung W W, Gao J B, Hu J, Yang L 2011 *Phys. Rev. E* **83** 046210
- [14] Wang M J, Wu Z T, Feng J C 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 040503 (in Chinese) [王梦蛟, 吴中堂, 冯久超 2015 物理学报 **64** 040503]
- [15] Hu J F, Zhang Y X, Yang M, Li H Y, Xia W, Li J 2016 *Nonlinear Dynam.* **84** 1469
- [16] Donoho D L, Johnstone I M 1994 *Biometrika* **81** 425
- [17] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K 2007 *IEEE Trans. Image Proc.* **16** 2080
- [18] Lebrun M 2012 *Image Proc. On Line* **2** 175
- [19] Yu S M 2011 *Chaotic Systems and Chaotic Circuits* (Xi'an: Xidian University Press) pp10–12 (in Chinese) [禹思敏 2011 混沌系统与混沌电路 (西安: 西安电子科技大学出版社) 第10—12页]
- [20] He T, Zhou Z O 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 693 (in Chinese) [贺涛, 周正欧 2007 物理学报 **56** 693]
- [21] Tang Y F, Liu S L, Lei N, Jiang R H, Liu Y H 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 170504 (in Chinese) [唐友福, 刘树林, 雷娜, 姜锐红, 刘颖慧 2012 物理学报 **61** 170504]
- [22] Coifman R R, Donoho D L 1995 *Lect. Notes Stat.* **103** 125

Denoising of contaminated chaotic signals based on collaborative filtering*

Chen Yue¹⁾ Liu Xiong-Ying^{1)†} Wu Zhong-Tang¹⁾ Fan Yi²⁾
Ren Zi-Liang¹⁾ Feng Jiu-Chao¹⁾

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

2) (School of Electronic and Information Engineering, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China)

(Received 19 May 2017; revised manuscript received 18 June 2017)

Abstract

Reconstructing chaotic signals from noised data plays a critical role in many areas of science and engineering. However, the inherent features, such as aperiodic property, wide band spectrum, and extreme sensitivity to initial values, present a big challenge of reducing the noises in the contaminated chaotic signals. To address the above issues, a novel noise reduction algorithm based on the collaborative filtering is investigated in this paper. By exploiting the fractal self-similarity nature of chaotic attractors, the contaminated chaotic signals are reconstructed subsequently in three steps, i.e., grouping, collaborative filtering, and signal reconstruction. Firstly, the fragments of the noised signal are collected and sorted into different groups by mutual similarity. Secondly, each group is tackled with a hard threshold in the two-dimensional (2D) transforming domain to attenuate the noise. Lastly, an inverse transformation is adopted to estimate the noise-free fragments. As the fragments within a group are closely correlated due to their mutual similarity, the 2D transform of the group should be sparser than the one-dimensional transform of the original signal in the first step, leading to much more effective noise attenuation. The fragments collected in the grouping step may overlap each other, meaning that a signal point could be included in more than one fragment and have different collaborative filtering results. Therefore, the noise-free signal is reconstructed by averaging these collaborative filtering results point by point. The parameters of the proposed algorithm are discussed and a set of recommended parameters is given. In the simulation, the chaotic signal is generated by the Lorenz system and contaminated by additive white Gaussian noise. The signal-to-noise ratio and the root mean square error are introduced to measure the noise reduction performance. As shown in the simulation results, the proposed algorithm has advantages over the existing chaotic signal denoising methods, such as local curve fitting, wavelet thresholding, and empirical mode decomposition iterative interval thresholding methods, in the reconstruction accuracy, improvement of the signal-to-noise ratio, and recovering quality of the phase portraits.

Keywords: chaotic signal, collaborative filtering, noise reduction

PACS: 05.45.-a, 05.40.Ca

DOI: 10.7498/aps.66.210501

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61372008) and the Science and Technology Planning Project of Guangdong Province, China (Grant Nos. 2015B010101006, 2014A010103014).

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