

基于集成经验模态分解的海杂波去噪

行鸿彦^{1,2,3}, 朱清清^{1,2,3}

(1. 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏南京 210044;

2. 江苏省气象探测与信息处理重点实验室, 江苏南京 210044; 3. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏南京 210044)

摘要: 针对实际海杂波信号非线性非平稳的特点, 提出基于集成经验模态分解(EEMD)的海杂波去噪方法. 利用 EEMD 将含有目标信号的海杂波数据分解成一系列从高频到低频的固有模态函数(IMF), 通过各个 IMF 的自相关, 分选出有用信号和噪声分量, 对噪声占主导作用的 IMF 选用 Savitzky Golay (SG) 滤波方法进行消噪, 将滤波后的模态分量和剩余的分量进行重构得到削噪后的信号. 结合最小二乘支持向量机(LSSVM)建立混沌序列的单步预测模型, 从预测误差中检测淹没在海杂波背景中的微弱信号, 比较去噪前和去噪后的均方根误差, 利用均方根误差评价去噪效果. 实验结果表明, EEMD 算法对海杂波数据去噪是有效的, 去噪后所得的均方根误差 0.0028 比去噪前所得的均方根误差 0.0119 降低了一个数量级.

关键词: 海杂波; 集成经验模态分解; 自相关函数; Savitzky Golay 滤波

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)01-0001-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.01.001

The Sea Clutter De-noising Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition

XING Hong-yan^{1,2,3}, ZHU Qing-qing^{1,2,3}

(1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing

University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

2. Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing of Jiangsu Province, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

3. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China)

Abstract: In view of the nonlinear and non-stationary sea clutter signal, we put forward a de-noising method of sea clutter based on ensemble empirical mode decomposition(EEMD). By EEMD, sea clutter data containing the target signal can be decomposed into a series of intrinsic mode function. Noise component uses the Savitzky Golay filter method for de-noising. The mode components after filtering and the remaining components are reconstructed into a new signal. Combined with least square support vector machine, single-step prediction model of chaotic sequence is set up. Compare the root mean square error before and after de-noising so that we can evaluate the denoising effect from the root mean square error. The experimental results show that EEMD algorithm is effective for the de-noising of the sea clutter. By de-noising, the root mean square error can be reduced by one orders of magnitude, reaching 0.0028, while the model before de-noising can reach only 0.0119.

Key words: the sea clutter; ensemble empirical mode decomposition; autocorrelation function; Savitzky Golay filter

1 引言

海杂波^[1]是指在雷达照射下海面的后向散射回波. 利用海杂波的混沌特性可以有效的检测雷达回波是否含有目标信号. 而实际的海杂波数据会受到噪声的影响, 海杂波的噪声包括雷达的测量噪声和海面的动态噪声. 1998 年, 何建华等^[2]对混沌背景下目标信号检测的抗噪性进行了研究, 结果表明, 当接收信号受到噪声干扰时, 混沌背景信号预测误差显著增加, 检测效果降低. 因此, 去噪是海杂波内在物理特性分析和微弱目标信号检测的首要问题.

海杂波信号的去噪分析和海杂波背景下的微弱目标检测, 对提高海面监测水平有重大意义, 受到国内外学者的高度重视. 在国外, 2002 年, Haykin 等^[3]研究了海杂波的混沌特性以及保障海杂波内在特性不受影响的去噪方法. 2003 年, Flandrin 等^[4]利用经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 方法对分形高斯噪声进行分解, 发现 EMD 分解可等效成窄带滤波器库对信号进行滤波. 2007 年, Boudraa 等^[5]通过对各个固有模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 分别采用不同阈值方法进行滤波重构后实现了信号的去噪. 2009 年, Kurian 等^[6]采用重构动态特性和混沌同步方法对微弱目标信号进行估计和检测, 通过选择合适的耦合系数, 明显地降低了检测结果的均方误差.

在国内, 2002 年, 李士心和刘鲁源^[7]提出了基于小波阈值去噪方法的研究, 系统的分析了小波的软阈值去噪、硬阈值去噪、garrote 阈值去噪以及 semisoft 阈值去噪四种阈值去噪方法, 并把它们应用到典型的含噪信号中进行比较. 2006 年, 姜斌等^[8]提出了一种基于分形布朗运动模型的 S 波段雷达海杂波分形维数提取方法, 计算得到了实测海杂波数据的分形维数与 Lyapunov 指数, 验证了 S 波段雷达海杂波的混沌分形特性, 验证了该方法具有较强的检测能力和抗杂波性能. 2009 年, 徐晓刚等^[9]研究了 EMD 及应用, 总结了一维 EMD 和二维 EMD 的主要工作, 比较了不同方法存在的优点和不足, 并给出了 EMD 研究与应用的发展趋势. 2012 年, 行鸿彦和龚平^[10]提出了海杂波背景下小目标检测的分形方法, 在单尺度分形和多重分形基础上, 实现了不同海情下的小目标检测.

本文对基于集成经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 的海杂波去噪进行了研究, 简要介绍了相空间重构理论、最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machine, LSSVM) 和 EMD 算法, 提出了基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 算法, 并

将 EEMD 算法应用于海杂波数据的去噪中. 结合 LSSVM 建立混沌序列预测模型, 从预测误差中检测淹没在海杂波背景中的微弱信号, 比较去噪前和去噪后的均方根误差, 利用均方根误差衡量去噪效果.

2 相空间重构理论和 LSSVM 算法

传统的低维坐标系无法揭示混沌系统复杂的动力学特性, 所以混沌模型的建立和预测需要结合混沌理论中的相空间重构技术^[11]. 相空间重构的主要研究内容是如何选取适当的嵌入维数和时间延迟, 本文采用经典的 Grassberger Procaccia 算法^[12]求解嵌入维, 用改进的自相关法^[13]求解时间延迟.

对混沌时间序列重构相空间之后, 就需要建立预测模型, 本文采用 LSSVM 方法^[14]. LSSVM 不同于经典的支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 之处在于它将不等式约束改成等式约束, 把经验风险由偏差的一次方改成二次方. LSSVM 可以描述为:

对于一个给定的训练集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l, x_i \in R^n, y_i \in R$, 回归估计函数 $f(x)$ 为

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b \quad (1)$$

其中, ω 的维数为特征空间维数; b 为偏差量, $b \in R$; ϕ 是将训练集映射到一个高维特征空间的非线性映射.

最优化问题为

$$\min_{\omega, b, e} J(\omega, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2$$

约束条件为

$$y_i = \omega \cdot \varphi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

其中, C 为惩罚系数, $C > 0$; e_i 为松弛变量, 采用 Lagrange 乘子法求解这个二次规划问题, 最后得到 LSSVM 回归模型为

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (3)$$

其中, $\alpha_i, i = 1, 2, \dots, l$ 为 Lagrange 乘子, $K(x_i, x) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x)$ 为 Mercer 核函数, 这里 $K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / \sigma^2)$.

3 基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 算法

3.1 自相关特性分析和 SG 滤波

我们采用自相关函数^[15]分选有用信号与噪声分量, 自相关函数是用来揭示信号自身在不同时间点的相关程度. 随机噪声在各个时刻具有弱关联性和随机性, 这就决定了其在零点处的自相关函数值最大, 在其他点处的自相关函数值会迅速衰减到很小. 对于一般信号而言, 其自相关函数在零点处取得最大, 由于信号间存在着关联性, 在其他点处的自相关函数会随着时

间差的变化而变化,变化规律明显有别于噪声的自相关函数。

在噪声起主导作用的模态分量中,除了含有噪声外,也含有少量有用信号的高频部分,此时,我们对噪声模态分量选用 SG 滤波进行削噪。SG 滤波器^[16]的原理为:选取某个数据点长度为 n 的邻域作为滑动窗口,对邻域内的各个数据用一元 p 阶多项式进行拟合,通过最小二乘法求取多项式系数,进而得出滑动窗口中心点的最佳拟合值,该拟合值即为去噪后的值。滑动窗口依次沿着每一点滑动,从而实现了平滑去噪处理。

3.2 EMD 算法

EMD^[17]可以将非线性、非平稳态的信号自适应的分解为有限数目的线性、稳态的 IMF 之和,每个 IMF 都近似为窄带信号,且满足两个条件:(1)信号极值点和过零点的数目相等或者最多相差一个;(2)在任意点处,由局部极大值构成的上包络线和局部极小值构成的下包络线的均值为零^[18]。

对于一个给定的信号 $x(n)$,经过 EMD 处理后,可表示为各模态分量和余量之和:

$$x(n) = \sum_{i=1}^N C_i(n) + R(n) \quad (4)$$

其中, $C_i(n)$ 为第 i 个 IMF 分量, N 为 IMF 总数, $R(n)$ 为余量。

3.3 EEMD 算法

EMD 作为一种时频域信号处理方法,具有自适应特性,适用于非线性、非平稳信号的分析,但是当待分解的信号中有异常干扰信号存在时,EMD 会产生模式混叠^[19]的现象。

本文将 EEMD 算法用于海杂波去噪处理中,有效的弥补了 EMD 算法的缺陷。EEMD 在原始海杂波数据中加入足够多条白噪声,利用白噪声均值为零的特性,对 EMD 分解得到的 IMF 分量求集成平均,以消除白噪声的影响。基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 基本步骤为:

①产生 N 条 (N 足够大)与原始海杂波信号 $x(n)$ 等长的白噪声,将白噪声加入 $x(n)$ 中得到加噪后的信号,即

$$x_i(n) = x(n) + h_i(n), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中, $x_i(n)$ 为第 i 次加入白噪声后的信号, $h_i(n)$ 为第 i 次加入的白噪声。

②对 $x_i(n)$ 分别进行 EMD 分解,得到 M 个 IMF, $C_{ij}(n)$ 和一个余量 $R_i(n)$,其中 $C_{ij}(n)$ 表示第 i 次加入白噪声后分解得到的第 j 个 IMF, $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$ 。

③利用白噪声之间不相关,且均值为零的特性,将 $C_{ij}(n)$ 和 $R_i(n)$ 分别集成平均,当 N 足够大时,添加的白噪声的 IMF 之和将趋于 0。集成平均的结果为:

$$C_j(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_{ij}(n) \quad (6)$$

$$R(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i(n) \quad (7)$$

其中 $C_j(n)$ 为集成平均后的第 j 个 IMF 分量, $R(n)$ 为余量。

④分别计算每个 IMF 的自相关函数值。

⑤根据噪声和信号的自相关特性,判断出噪声占主导作用的模态分量: $C_1(n) \sim C_k(n)$ 。

⑥对噪声占主导作用的模态分量使用 SG 滤波,得到去噪后的各分量: $C'_1(n) \sim C'_k(n)$ 。

⑦将滤波后的模态分量和剩余的分量进行重构得到削噪后的信号,即:

$$x'(n) = \sum_{j=1}^k C'_j(n) + \sum_{j=k}^M C_j(n) + R(n) \quad (8)$$

基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 流程图如图 1 所示。

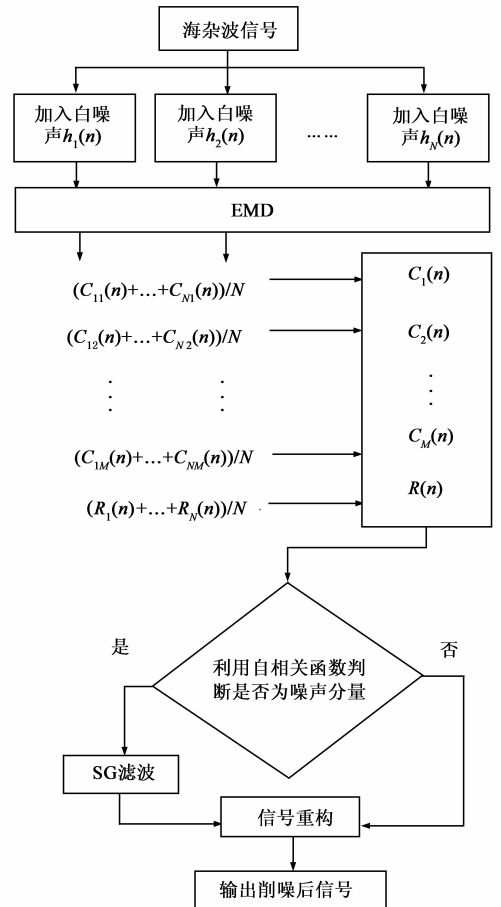


图1 基于自相关和SG滤波的EEMD流程图

4 仿真实验

为了验证本文提出的 EEMD 去噪方法,我们对海杂波数据进行了相空间重构和 LSSVM 单步预测,研究 LSSVM 模型对淹没在海杂波下小目标的检测精度,并比较去噪前和去噪后的均方根误差,利用均方根误差衡量去噪效果.

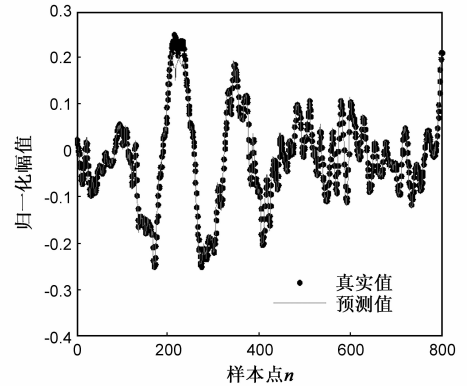
4.1 去噪前的 LSSVM 预测

本文采用的海杂波数据是加拿大 McMaster 大学的 IPIX 雷达海杂波数据,IPIX 雷达的主要参数如表 1 所示.

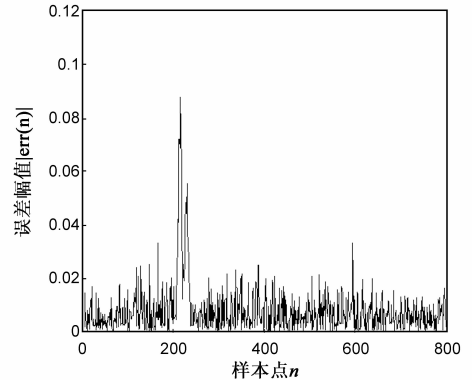
表 1 IPIX 雷达的主要参数

参数
雷达发射频率:9.39GHz
极化方式:HH/VV/HV/VH
脉冲功率:8kW
脉冲宽度:200ns
天线高度:30m
天线增益:45.7dB
天线直径:2.4m
天线类型:抛物面状
距离分辨率:30m

实验选用第#54 组海杂波数据,将 1000 个点作为训练样本,后续的 800 个点作为预测样本,先对数据进行归一化处理,然后进行相空间重构和 LSSVM 单步预测,实验结果如图 2 所示,可以看到在预测误差中存在明显尖峰,这说明 LSSVM 模型能检测出淹没在海杂波背景下的微弱信号,预测结果均方根误差 (Mean Squared Error, RMSE) 为 0.0119.



(a) 海杂波的真实值和预测值



(b) 单步预测误差

图2 第#54组海杂波数据去噪前的检测结果

4.2 海杂波去噪分析

我们采用基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 方法对海杂波数据进行去噪处理.图 3 为基于 EEMD 算法的海杂波信号分解图,从图中可以看出海杂波信号主要

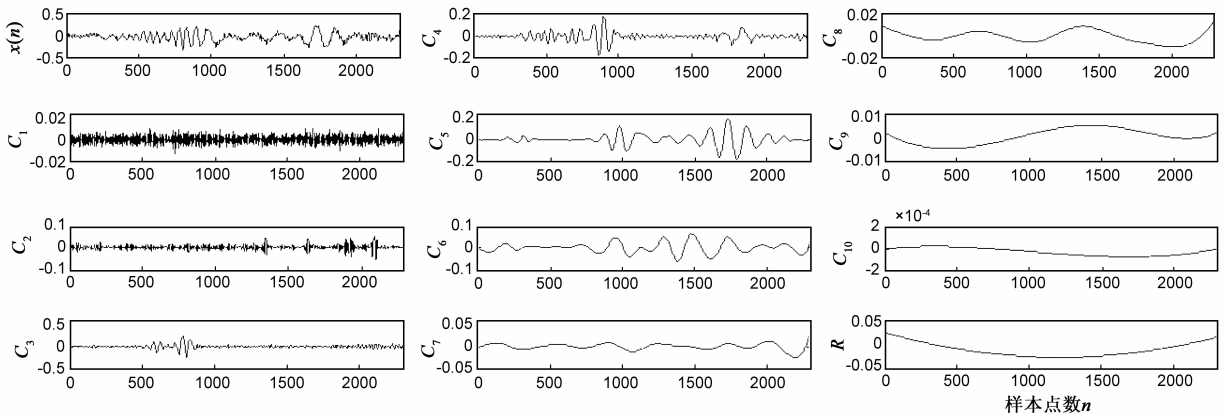


图3 基于EEMD算法的海杂波信号分解图

由 IMF $C_1 \sim C_{10}$ 和余量 R 组成.

海杂波信号经 EEMD 分解得到 10 阶模态分量,分别计算各模态分量的归一化自相关函数,得到的结果如图 4 所示.按照前述噪声和一般信号的自相关特性,

从图 4 可以看出前 4 阶模态分量具有很好的噪声自相关性能,所以我们对 $C_1 \sim C_4$ 的 IMF 进行 SG 滤波消噪处理,再将 SG 滤波后的 4 个模态分量和剩余没有进行滤波处理的模态分量 $C_5 \sim C_{10}$ 重构,得到去噪后的海杂

波数据. 仿真结果如图 5 所示,图 5(a)和(c)对应的是 原始的海杂波数据和噪声部分.

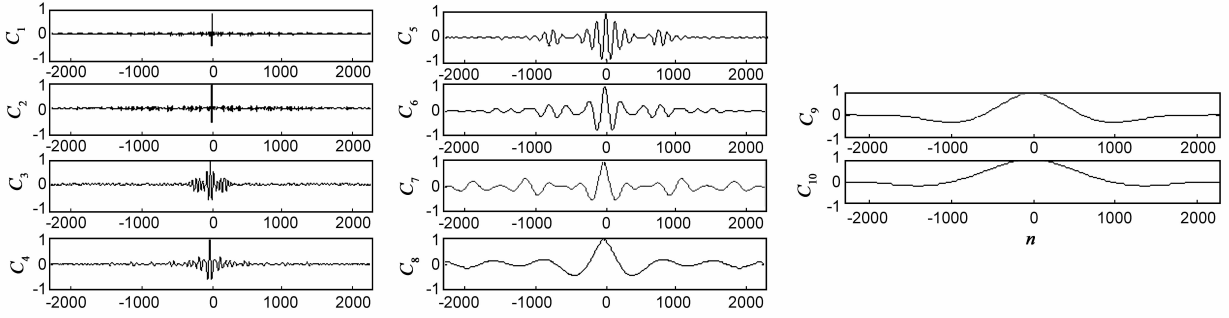


图4 各IMF的归一化自相关函数

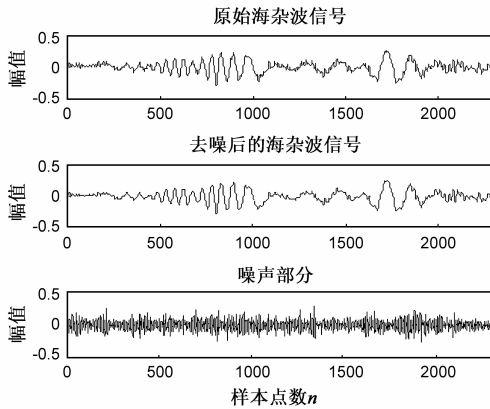
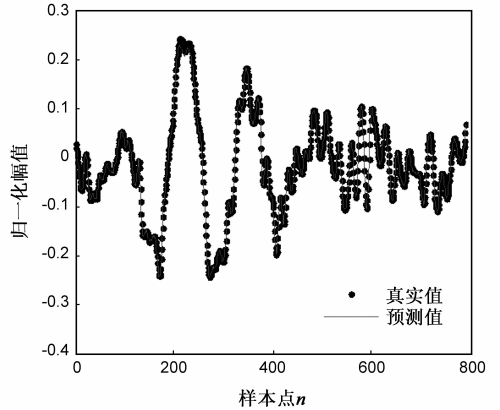


图5 原始的海杂波信号和去噪后的海杂波信号

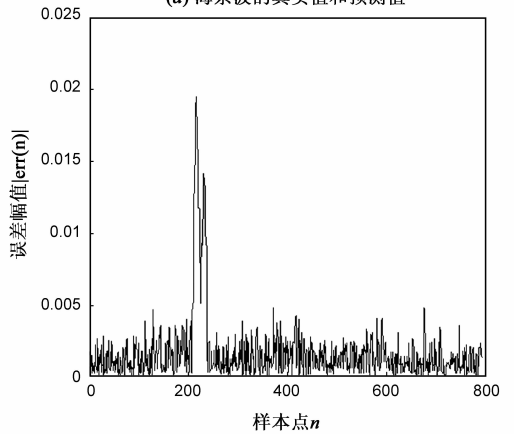
4.3 去噪后的 LSSVM 预测

为了验证 EEMD 算法的去噪效果,我们按照 4.1 节的实验步骤,先对去噪后的海杂波数据进行归一化处理,然后进行相空间重构和 LSSVM 单步预测,实验结果如图 6 所示. 由图 6(b)可见,LSSVM 模型能检测出淹没在误差中的微弱信号,预测结果 RMSE 为 0.0028,比去噪前所得 0.0119 的 RMSE 降低了一个数量级. 为了进一步验证算法的有效性,我们选取第 17 组海杂波数据进行仿真实验,仿真结果如图 7 所示. 去噪后的 RMSE 为 0.0017,相比于去噪前所得 0.0067 的 RMSE,去噪效果有明显的提高. 另外,图 7(b)第 300 - 400 产生较大幅值,这是由于去噪前的预测误差较大,这使得该处的微弱信号完全淹没在误差中,经过 EEMD 去噪后,预测误差减小,从而微弱信号被检测出来.

结合图 2 至图 7 可知,利用 LSSVM 模型对海杂波数据进行预测,能有效的检测出海杂波中的微弱目标信号,并且去噪后的 RMSE 明显低于去噪前的 RMSE. 利用噪声和一般信号自相关特性的区别,我们先对海杂波数据进行自相关处理,根据自相关函数分选出噪声分量和有用信号,对噪声占主导作用的 IMF 选用 SG 滤波方法进行消噪. 而传统方法采取的都是直接抛



(a) 海杂波的真实值和预测值



(b) 单步预测误差

图6 第54组海杂波数据去噪后的检测结果

弃所判定的噪声模态分量,这有可能造成噪声占主导作用的模态分量中有用信息的丢失. EEMD 算法克服了这类缺点,在处理非线性非平稳信号中有的明显的优势. 实验结果表明,我们提出的基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 算法对海杂波信号去噪是有效的.

5 结论

EEMD 算法对非线性非平稳信号去噪存在较好的前景,信号经过 EEMD 分解后得到了一系列从高频到

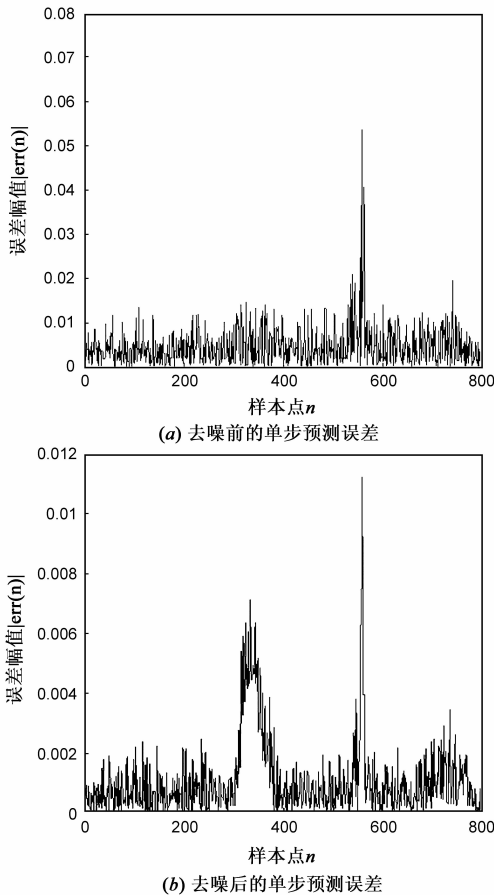


图7 第#17组海杂波数据的检测结果

低频的 IMF,通常高频模态分量中含有的信号是原信号的尖锐和噪声成分,而低频模态分量中的噪声基本不予考虑.基于各模态分量的特征,EEMD 消噪方法的最核心思考就落到了如何找到临界的模态分量.本文将自相关和 SG 滤波应用到信号的去噪处理中,提出了基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 算法.利用 LSSVM 建立混沌序列的单步预测模型,并以实测海杂波数据作为混沌背景噪声进行仿真,实验结果表明,EEMD 算法对海杂波数据去噪是有效的,去噪后的 RMSE 明显小于去噪前的 RMSE.

参考文献

- [1] 陈建军,黄孟俊,邱伟,赵宏钟,付强.海杂波下的双门限恒虚警目标检测新方法[J].电子学报,2011,39(9):2135-2141.
- Chen J J,Huang M J,Qiu W,Zhao H Z,Fu Q. A novel method for CFAR detector with bithresholds in sea clutter[J]. Acta Electronica Sinica,2011,39(9):2135-2141. (in Chinese)
- [2] 何建华,杨宗凯,王殊.基于混沌和神经网络的弱信号探测[J].电子学报,1998,26(10):33-37.

- He J H, Yang Z K, Wang S. Transient signal detection based on chaos and neural network [J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(10): 33-37. (in Chinese)
- [3] Haykin S, Bakker R, Currie B W. Uncovering nonlinear dynamics-the case study of sea clutter [J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(5): 860-881.
- [4] Flandrin P, Rilling G, Goncalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 11(2): 112-114.
- [5] Abdel Ouahab Boudraa, Jean-Christophe Cexus. EMD-based signal filtering [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56(6): 2196-2202.
- [6] Kurian A P, Leung H. Weak signal estimation in chaotic clutter using model-based coupled synchronization [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Regular Papers, 2009, 56(4): 820-828.
- [7] 李士心,刘鲁源.基于小波阈值去噪方法的研究[J].仪器仪表学报,2002,23(3):478-479.
- Li S X, Liu L Y. The study of denoising through wavelet shrinkage [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(3): 478-479. (in Chinese)
- [8] 姜斌,王宏强,黎湘,郭桂蓉.海杂波背景下的目标检测新方法[J].物理学报,2006,55(8):3985-3991.
- Jiang B, Wang H Q, Li X, Guo G R. A novel method of target detection based on the sea clutter [J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55(8): 3985-3991. (in Chinese)
- [9] 徐晓刚,徐冠雷,王孝通,秦绪佳.经验模式分解(EMD)及其应用[J].电子学报,2009,37(3):581-585.
- Xu X G, Xu G L, Wang X T, Qin X J. Empirical mode decomposition and its application [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 581-585. (in Chinese)
- [10] 行鸿彦,龚平.海杂波背景下小目标检测的分形方法[J].物理学报,2012,61(16):160504-1-160504-10.
- Xing H Y, Gong P. Small target detection in the background of sea clutter using fractal method [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(16): 160504-1-160504-10. (in Chinese)
- [11] 行鸿彦,徐伟.混沌背景中微弱信号检测的神经网络方法[J].物理学报,2007,56(7):3771-3776.
- Xing H Y, Xu W. The neural networks method for detecting weak signals under chaotic background [J]. Acta Physica Sinica, 2007, 56(7): 3771-3776. (in Chinese)
- [12] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1983, 9(1-2): 189-208.
- [13] B Hayes. A progress report on the fine art of turning liter-

- ature into drivel[J]. Scientific American Computer Recreations, 1983, 249(5): 18-28.
- [14] 杨滨, 杨晓伟, 黄岚, 梁艳春, 周春光, 吴春国. 自适应迭代最小二乘支持向量机回归算法[J]. 电子学报, 2010, 38(7): 1621-1625.
Yang B, Yang X W, Liang Y C, Zhou C G, Wu C G. Adaptive and iterative training algorithm of least square support vector machine regression[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7): 1621-1625. (in Chinese)
- [15] 王可. 基于经验模态分解的滚动轴承故障振动信号消噪研究[D]. 湖南: 湖南科技大学, 2012.
Wang K. De-noising study of rolling bearing fault vibration signal based on empirical mode decomposition[D]. Hunan: Hunan University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)
- [16] 赵雯雯, 曾新雯. 一种新的 EMD 去噪方法[J]. 电子科技, 2008, 21(5): 30-32.
Zhao W W, Zeng X W. A new signal denoising method based on empirical mode decomposition (EMD) [J]. Electronic Science and Technology, 2008, 21(5): 30-32. (in Chinese)
- [17] 王文波, 张晓东, 汪祥莉. 基于主成分分析的经验模态分解消噪方法[J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1425-1430.
Wang W B, Zhang X D, Wang X L. Empirical mode decomposition de-noising method based on principal component analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(7): 1425-1430.
- [18] 于德介, 程军圣, 杨宇. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006. 24-40.
- [19] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted dataanalysis method [J]. Advances in Adaptive Date Analysis, 2009, 1(1): 1-14.

作者简介



行鸿彦 男, 博士、教授、博士生导师, 1962年8月出生于山西新绛. 1983年于太原理工大学获得学士学位, 1990年于吉林大学获得硕士学位, 2003年于西安交通大学获得博士学位, 研究方向: 气象仪器设计与计量, 信号检测与处理等.

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn



朱清清 女, 硕士研究生, 1990年3月出生, 于江苏省南通市, 研究方向: 微弱信号检测技术.

E-mail: 290217084@qq.com