

基于小波和 EMD 的电阻探针监测信号 自适应去噪

张慧杰, 付冬梅

(北京科技大学 自动化学院, 北京 100083)

摘要: **目的** 从监测信号中恢复有效腐蚀信息(长期变化趋势、周期性窄带尖峰),提出一种基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和小波阈值去噪(Wavelet Threshold Denoised, WTD)相结合的自适应去噪算法(EMD-WTD)。**方法** 先将信号进行 EMD 分解,利用最大信息系数(Max Information Coefficient, MIC)判断噪声主导和有效信号主导信号分量的分界点,然后将噪声主导的信号分量进行自适应小波阈值去噪。最后以人工模拟信号和电阻探针监测信号进行验证。**结果** EMD-WTD 算法能有效去除噪声,信噪比可提升 10 dB 以上。**结论** 与多个去噪算法相比,EMD-WTD 算法能够更好地保留信号中周期性窄带尖峰信息,为后续准确建立电阻探针监测信号与环境之间的数学模型奠定了基础。

关键词: 电阻探针; 碳钢腐蚀; 经验模态分解; 小波阈值去噪; 最大信息系数

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2018.07.010

中图分类号: TJ01; X830.5

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2018)07-0044-06

Self-adaptive Denoising of Carbon Steel Corrosion Monitoring Signal Based on EMD and Wavelet

ZHANG Hui-jie, FU Dong-mei

(School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

ABSTRACT: Objective To recover effective corrosion information (long-term trends and periodic narrow-band spikes) from monitoring signal, and propose an adaptive denoising algorithm (EMD-WTD) based on Empirical Mode Decomposition (EMD) and Wavelet Threshold Denoised (WTD). **Methods** First, the signal was decomposed by EMD. The maximum information coefficient (MIC) was used to judge the demarcation point of the noise-dominated and effective-dominated signal components. Then the noise-dominated signal was subjected to adaptive wavelet threshold denoising. Finally, Analog signal and corrosion monitoring signal were used to validate the proposed algorithm. **Results** EMD-WTD algorithm could effectively remove noise with improving signal to noise ratio by more than 10dB. **Conclusion** EMD-WTD algorithm could better preserve the periodic narrow-band spike information than multi-denoising algorithm. Moreover, EMD-WTD algorithm lays the foundation for establishment of mathematical models of between corrosion signals and environment.

KEY WORDS: resistance probe; carbon steel corrosion; empirical model decomposition; wavelet threshold denoising; maximum information coefficient

收稿日期: 2018-04-18; 修订日期: 2018-05-18

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB0702104); 海洋工程装备材料腐蚀与防护基础问题研究(NO.2014CB643300)

作者简介: 张慧杰(1994—),女,北京人,硕士研究生,主要研究方向为大气腐蚀数据挖掘的研究。

通讯作者: 付冬梅(1963—),女,辽宁人,博士,教授,主要研究方向为数据挖掘与共享、智能算法与控制、图形分析与处理的研究。

金属材料在服役过程中的腐蚀行为会造成严重的安全隐患,若不进行有效的监测,往往会导致重大的安全事故^[1]。电阻探针技术^[2]是一种实时监测金属材料腐蚀状态变化的重要监测手段,具有技术成熟、实用性强、成本低廉等优点,可有效监测金属的腐蚀。此外,监测数据也可用于探究环境与材料腐蚀行为间的相关性。然而,由于金属腐蚀十分缓慢,而电阻探针监测信号在采集和传输的过程中又极易受到各方面因素干扰,比如测试电路、电源波动等,造成腐蚀信息被湮没在噪声中,从而改变了其真实的腐蚀特征,这对建立环境与材料腐蚀行为间数学模型将产生极大干扰。因此,亟需对电阻探针监测信号进行去噪处理。

目前,已有一些成熟的信号去噪方法。基于傅里叶变换的滤波器法对平稳信号处理效果较好,但对于非线性、非平稳的微弱电阻探针监测信号处理能力十分有限^[3]。WTD 算法计算量小、速度快、对真实信号的保留度较高,但其去噪效果依赖于阈值函数的选择,传统的阈值函数易造成去噪结果过度平滑或信号边缘失真^[4]。基于经验模态分解的相关性去噪法(EMD-PR)利用 EMD 分解将含噪信号分解成若干个信号分量,每一个信号分量称为一阶本征模态函数(Intrinsic Mode Function, *imf*),根据含噪信号与 *imf* 间的相关性直接剔除某些 *imf*。该方法简单高效,但稳定性较差,易造成去噪结果失真^[5]。因此,探索一种滤除宽带高频噪声,同时保持有效信息的方法在挖掘电阻探针监测数据的过程中具有重要意义。

综合电阻探针监测信号的特点和各去噪算法的优、缺点,文中提出一种基于经验模态分解的自适应小波阈值去噪算法。该算法为从复杂长时间电阻探针监测信号中提取真实信号提供了一种切实有效的解决办法。

1 基于 EMD 和小波阈值自适应去噪

1.1 基于 MIC 的模态分界点 m 的确定

EMD 算法是一种能够很好地分解非线性、非平稳信号的分析方法^[6]。其可将监测信号分解为若干阶窄带信号分量和信号整体的变化趋势,则电阻探针监测信号可表示为:

$$f(t) = \sum_{i=1}^L \text{imf}_i(t) + r(t) \quad (1)$$

式中: $\text{imf}_i(t)$ ($1 \leq i \leq L$) 为窄带信号分量,代表一个单模式的振动信号; $r(t)$ 为残余项,表征监测信号的平均变化趋势。

由于 EMD 的实质是一个频率分解器组,将电阻探针监测信号按照高至低频的顺序分解^[7]。因此,监测信号中的高频噪声、周期性窄带尖峰和长期趋势分别对应 EMD 结果中的低阶 imf_α ($1 \leq \alpha \leq m$)、高阶

imf_β ($m+1 \leq \beta \leq L$) 以及残余项 r , 记 m 为噪声主导 imf_α 和有效信息主导 imf_β 的分界阶次。则式(1)可表示为:

$$f(t) = \sum_{\alpha=1}^m \text{imf}_\alpha(t) + \sum_{\beta=m+1}^L \text{imf}_\beta(t) + r(t) \quad (2)$$

为了滤除噪声,并同时完整地保留信号中周期性窄带尖峰的信息,只对噪声主导的 *imf* 进行小波阈值去噪处理。因此,准确确定 imf_α 、 imf_β 的分界阶次 m 是算法的关键。

定义信号序列 $\{R_\eta\}$:

$$R_\eta = f(t) - \sum_{i=1}^{\eta} \text{imf}_i(t), \eta \in \{1, \dots, L\} \quad (3)$$

由于随机噪声会破坏或降低原相关信号的相关性^[8],所以可通过计算 $\{R_1, R_2, \dots, R_L\}$ 中相邻信号的最大信息系数(Max Information Coefficient, MIC)^[9] 确定最佳的 m 值。具体方法如下:

1) 计算相邻信号 R_η 和 $R_{\eta+1}$ 的 MIC 值。将信号 R_η 和 $R_{\eta+1}$ ($1 \leq \eta \leq L-1$) 组成的有序对数据集 D_η 变换至直角坐标系中,并将 x, y 轴分别划分为 x, y 个格子,得到一个 $x \times y$ 的网格划分,记为 G_η (D_η 中所有点均落入 G_η)。搜索所有网格块划分,并计算最大的互信息为:

$$I^*(D_\eta, x, y) = \max I(D_\eta | G_\eta) \quad (4)$$

对于每一个整数对 (x, y) ,可得特征矩阵 $M(D_\eta)$ 第 x 行 y 列的元素为:

$$M(D_\eta)_{x,y} = \frac{I^*(D_\eta, x, y)}{\lg \min\{x, y\}} \quad (5)$$

则数据集 D_η 的最大信息系数,即信号 R_η 与 $R_{\eta+1}$ 的相关性为:

$$\text{mic}_\eta = \max_{x,y \leq N^\varepsilon} \{M(D_\eta)_{x,y}\} \quad (6)$$

式中: N 为信号长度,Reshef 等人综合理论证明和实验建议 ε 取为 0.6^[9]。

2) 计算 $\{R_1, R_2, \dots, R_L\}$ 中相邻信号的 MIC 值,得到 MIC 序列 $\{\text{mic}_1, \text{mic}_2, \dots, \text{mic}_{L-1}\}$ 。

3) 确定分界阶次 m 的值。 $\text{imf}_1 \sim \text{imf}_m$ 为噪声主导的本征模态函数,那么 $\{R_1, \dots, R_m\}$ 为从电阻探针监测信号中逐阶去除噪声的信号序列。由于相关信号包含的噪声成分越少,其二者的相关性越强,因此, $\{R_1, \dots, R_m\}$ 中相邻信号的 MIC 值应整体呈上升趋势。而 $\text{imf}_{m+1} \sim \text{imf}_L$ 为有效信息主导的本征模态函数,那么 $\{R_{m+1}, \dots, R_L\}$ 序列中的信号在去除噪声的同时也去掉了部分真实信息,这导致其相邻信号的相关性减弱。

根据上述分析,并注意到 $R_{m-1} = f(t) - \sum_{i=1}^{m-1} \text{imf}_i(t)$, $R_m = f(t) - \sum_{i=1}^m \text{imf}_i(t)$,可知 R_{m-1} 和 R_m 的 MIC 值最大,即 mic_{m-1} 最大。则最佳的分界阶次 m

为 $\{mic_1, mic_2, \dots, mic_{L-1}\}$ 序列中最大值点对应的下标加 1, 即:

$$m = \arg \max_{0 \leq \eta \leq L-1} \{mic_\eta\} + 1 \quad (7)$$

1.2 小波阈值函数的选择

电阻探针监测信号在采集和传输的过程中受到多方面因素的干扰, 其中电源波动、电线传输等主要干扰综合呈现白噪声特性。因此, 可将监测信号中的噪声统一视为白噪声进行处理^[10]。监测信号经小波变换后, 腐蚀信息和噪声具有不同的频率特征, 选择适宜的阈值函数对小波系数进行变换, 重构后便可滤除噪声。

常用的阈值函数^[11]有硬阈值函数 (Hard Threshold Function, HTF):

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| \geq \lambda_j \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda_j \end{cases} \quad (8)$$

软阈值函数 (Soft Threshold Function, STF):

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k})|w_{j,k} - \lambda_j|, & |w_{j,k}| \geq \lambda_j \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda_j \end{cases} \quad (9)$$

式中: λ_j 为第 j 层的阈值估计值; $\hat{w}_{j,k}$ 为小波系数的估计值。

HTF 中, $\hat{w}_{j,k}$ 在 $\pm\lambda_j$ 处不连续, 导致去噪后的监测信号容易出现震荡现象^[12]; 而 STF 中, 虽然 $\hat{w}_{j,k}$ 具有连续性, 但在 $|w_{j,k}| \geq \lambda_j$ 时, $\hat{w}_{j,k}$ 与 $w_{j,k}$ 存在恒定偏差 λ_j , 这会降低监测信号的重构精度, 造成监测信号过度平滑^[13]。

为克服传统阈值函数的缺点, 使得电阻探针监测信号有更佳的去噪效果, 构造新阈值函数 (Adaptive Threshold Function, ATF):

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{j,k}) \left[|w_{j,k}| - \frac{2\lambda_j}{1 + e^{\frac{|w_{j,k}| - \lambda_j}{\gamma}}} \right], & |w_{j,k}| \geq \lambda_j \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda_j \end{cases} \quad (10)$$

式中: γ 为调节因子, $\gamma \in [0, +\infty)$; λ_j 为阈值, $\lambda_j = \sigma_j \sqrt{2 \lg N}$; σ_j 为第 j 层估计的信号噪声强度,

$$\sigma_j = \frac{\text{median}(|w_{j,k}|)}{0.6475}。$$

ATF 中, $\hat{w}_{j,k}$ 在 λ_j 处连续, 相较于 HTF, 其可避免去噪后的监测信号出现局部震荡。同时, 记 $\hat{w}_{j,k}$

为 $g(w_{j,k})$, 由 $\lim_{w_{j,k} \rightarrow \infty} \frac{g(w_{j,k})}{w_{j,k}} =$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow \infty} \left[1 - \text{sgn}(w_{j,k}) * \frac{2\lambda_j}{w_{j,k} \left[1 + e^{\frac{|w_{j,k}| - \lambda_j}{\gamma}} \right]} \right] = 1,$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow \infty} [g(w_{j,k}) - w_{j,k}] = \lim_{w_{j,k} \rightarrow \infty} -\text{sgn}(w_{j,k}) * \frac{2\lambda_j}{1 + e^{\frac{|w_{j,k}| - \lambda_j}{\gamma}}} = 0$$

可知, ATF 以 $\hat{w}_{j,k} = w_{j,k}$ 为渐近线, 克服了 STF 中 $\hat{w}_{j,k}$ 与 $w_{j,k}$ 存在固定偏差, 可有效避免去噪后监测信号过渡平滑, 而损失信号中的窄带尖峰信息。此外, ATF 中调节因子 γ 可控制小波系数整体的衰减情况, 对于不同的去噪要求都可有效调节, 当 $\gamma \rightarrow +\infty$ 时, 等价于软阈值函数; 当 $\gamma \rightarrow 0$ 时, 等价于硬阈值函数。

1.3 评价指标

采用输出信号的信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR_{out})^[14]、均方根误差 (Relative Mean square error, $RMSE$)^[15]作为指标评价算法的性能:

$$SNR_{\text{out}} = 10 \cdot \lg \frac{\sum_{t=1}^N s^2(t)}{\sum_{t=1}^N [s(t) - \hat{f}(t)]^2} \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [s(t) - \hat{f}(t)]^2} \quad (12)$$

式中: $s(t)$ 为真实信号; $\hat{f}(t)$ 为去噪结果; N 为信号长度。

由于计算 SNR_{out} 和 $RMSE$ 需要真实信号 $s(t)$, 而实际工程中无法获取。为评价工程信号的去噪效果, 基于信噪比的定义构造新的评价指标-抑噪比 (Noise Suppression Ratio, NSR):

$$NSR[\text{算法1}, \text{算法2}] = \frac{\sum_{t=1}^N [f(t) - \hat{f}_1(t)]^2}{\sum_{t=1}^N [f(t) - \hat{f}_2(t)]^2} \quad (13)$$

式中: $f(t)$ 为含噪信号; $\hat{f}_1(t)$ 和 $\hat{f}_2(t)$ 代表经算法 1, 2 处理后的去噪结果。

NSR 的本质是经不同算法处理后滤除噪声分量的能量比, 若 $NSR > 1$, 则表示算法 1 的去噪效果优于算法 2。

2 实验结果与分析

为验证算法的有效性, 使用文中算法对人工模拟信号和电阻探针监测信号分别进行处理。实例验证中, 取小波基函数为 db6, 分解层数为 4, ATF 中 γ 为 2。

2.1 模拟信号仿真

人工模拟信号 $s(t)$ ($N = 2048$) 是由频率为 5 Hz 和 20 Hz 的周期振动信号 $p(t)$ 、长期趋势 $d(t)$ 组成：

$$\begin{cases} s(t) = d(t) + p(t), & t \in [0, 1) \\ d(t) = 15t^2 \\ p(t) = 2\sin(10\pi t) + 4\cos(40\pi t) \end{cases} \quad (14)$$

向 $s(t)$ 中添加白噪声分别生成输入信噪比 SNR_{in}

为 -5, 0, 5 dB 的含噪信号 $f(t)$ 。当 $SNR_{in} = 5$ dB 时, $f(t)$ 的 EMD 分解结果如图 1 所示。计算信号序列 $\{R_\eta\}$ 中相邻信号的 mic 值如图 2 所示, 经分析可知, 模态分界阶次 $m = 4$ 。

模拟信号和经不同算法的去噪结果 $\hat{f}(t)$ 如图 3 所示, 经 WTD, EMD-DT 算法处理后的去噪结果存在明显失真, 仍包含较多噪声。而算法 EMD-WTD 的处理结果更接近于原始信号, 具有更好的视觉效果。

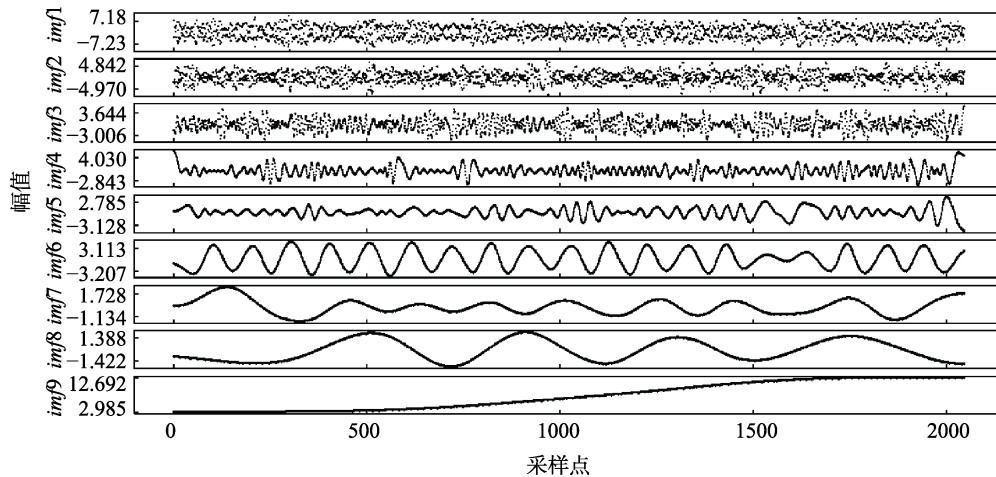


图 1 人工模拟信号 EMD 分解结果

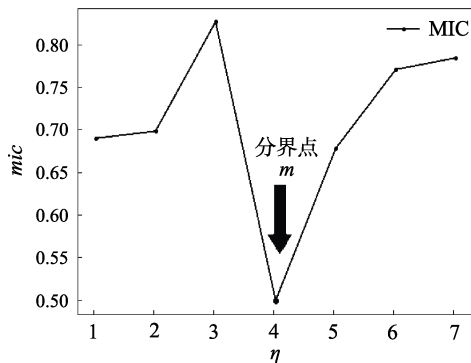


图 2 MIC 图

采用 SNR_{out} 、 $RMSE$ 以及 NSR 对人工模拟信号的去噪效果进行评价, 见表 1, 2。

与 WTD, EMD-DT 相比, EMD-WTD 的去噪结果具有最大的 SNR_{out} , 最小的 $RMSE$ 。此外, $NSR(EMD-WTD, WTD)$ 和 $NSR(EMD-WTD, EMD-DT)$ 均大于 1, 说明经该算法处理后的信号滤除了更多的噪声成分。综合三种指标, 可进一步说明 EMD-WTD 算法的去噪效果更佳。

2.2 电阻探针监测信号仿真

采用 EMD-WTD 算法对电阻探针监测信号进行

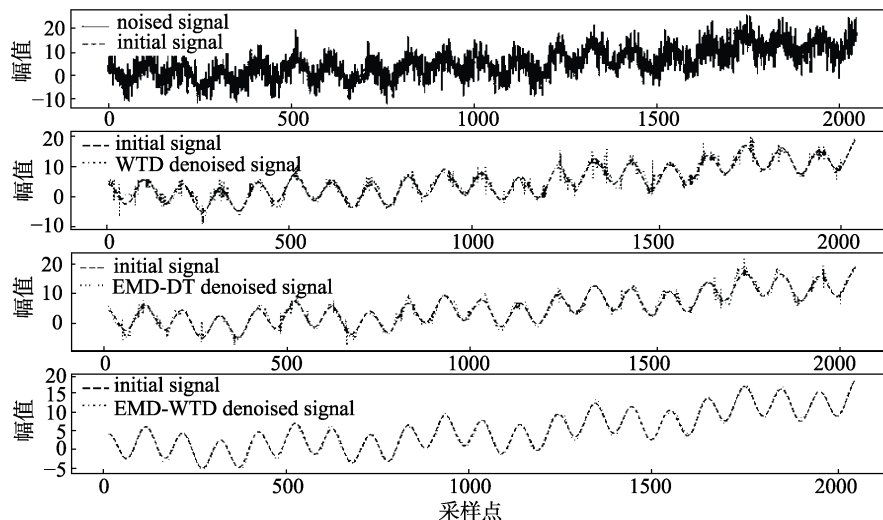


图 3 模拟信号去噪结果

表 1 人工模拟信号评价指标

SNR_{in}/dB	-5		0		5	
	SNR_{out}/dB	$RMSE$	SNR_{out}/dB	$RMSE$	SNR_{out}/dB	$RMSE$
WTD	3.194	6.30	7.572	3.81	12.986	2.04
EMD-DT	5.628	4.55	11.342	2.46	13.191	1.79
EMD-WTD	6.199	4.05	13.281	1.97	17.230	1.25

表 2 人工模拟信号评价指标-抑噪比 NSR

SNR_{in}/dB	-5	0	5
$NSE(EMD-WTD, WTD)$	1.5484	1.8035	1.7326
$NSE(EMD-WTD, EMD-DT)$	1.2156	1.3038	1.5681

处理。将电阻探针全浸于水溶液（去离子水且 pH 值调至 3.5）中进行为期 30 天的室内试验，每 2 min 采集腐蚀、补偿元件的总电阻与腐蚀元件电阻的比值（恒流源供电），实际采集到的监测信号如图 4 所示。

利用 EMD-WTD 算法对电阻比值监测信号进行去噪处理。首先，对电阻比值信号进行 EMD 分解得 9 阶 imf 和残余分量 r ，如图 5a 所示。然后，计算信号序列 $\{R_{\eta}\}$ 中相邻信号的 mic 值，如图 5b 所示。根

据 1.1 节分析可知，噪声、真实信息主导 imf 的分界点 $m=7$ 。最后，对噪声主导 imf 进行自适应小波阈值去噪处理，重构后得电阻比值监测信号的去噪结果，如图 6 所示。

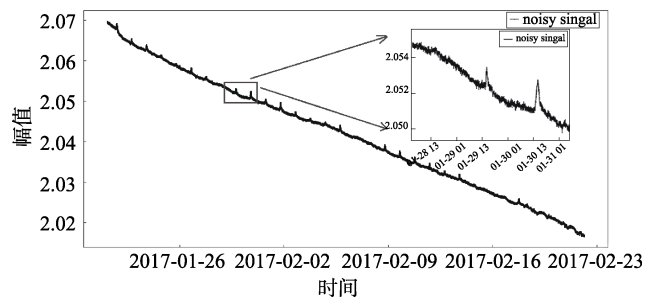
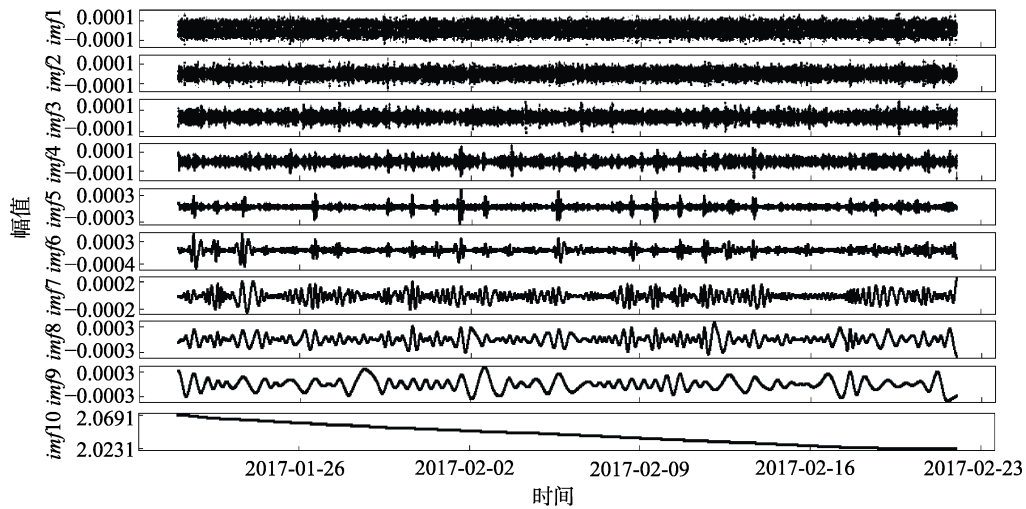
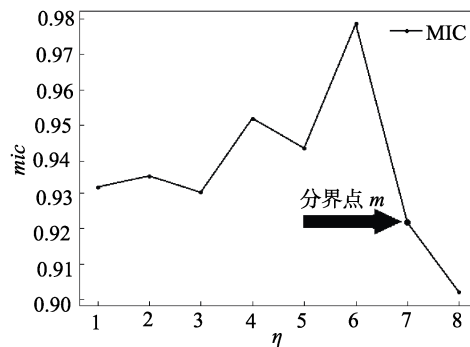


图 4 电阻探针腐蚀监测信号（电阻比值）及细节



a EMD 分解结果



b MIC图确定 m 值

图 5 本文算法中间结果

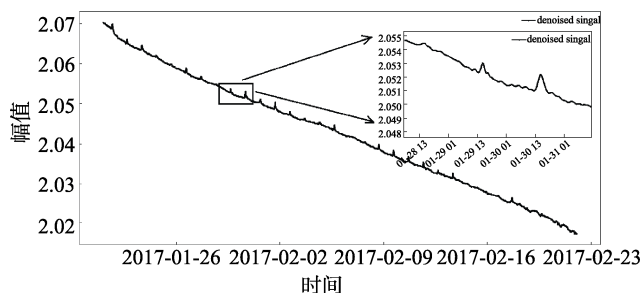


图 6 电阻探针监测信号（电阻比值）去噪结果及细节

使用 NSR 对电阻比值监测信号的去噪效果进行评价，NSR(EMD-WTD, WTD) 和 NSR(EMD-WTD, EMD-DT) 均大于 1，说明该算法滤除噪声成分更多，去噪效果更佳。利用自相关函数量化电阻比值监测信号中窄带尖峰的周期性，自相关函数表征信号与其自身延迟间的相关性，因此可用于发现信号中的重复模式（周期性）^[16]。因此，将去噪后的电阻比值信号进行差分运算以去除信号的长期趋势项，并计算其自相关函数 $q(\cdot) \in [0, 1]$ ，如图 7 所示。通过自相关函数极大值点的平均间隔，可确定电阻探针监测信号中窄带尖峰的平均周期约为 24 h。

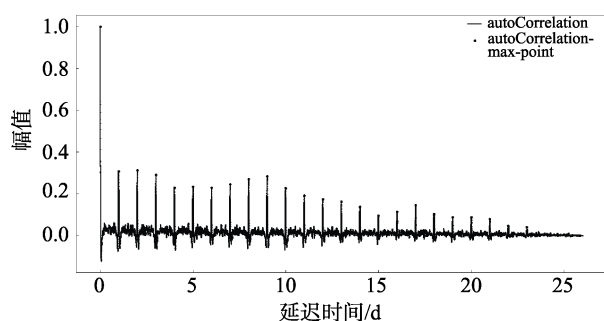


图 7 去噪结果差分项自相关函数

3 结论

1) 针对传统阈值函数存在的缺陷，对阈值函数进行了改进，使其具有自适应性，能够更好地保留信号的有效信息。

2) 针对包含宽带噪声、周期性信息以及长期变化趋势的信号，提出的 EMD-WTD 算法在能很好地抑制噪声的同时，可以更好地保留真实信号，与 WTD、EMD-DT 等方法相比，均有更优的去噪效果。

3) 对去噪后的电阻探针监测信号和温度信号进行分析可知，电阻探针窄带尖峰信号的平均周期和温度信号一致，均为 24 h。可初步判断窄带尖峰信号的产生原因是受到了温度的影响，为后续建模研究奠定基础。

参考文献：

[1] CHEN J, CHEN Z, AI Y, et al. Impact of Soil Composi-

tion and Electrochemistry on Corrosion of Rock-cut Slope Nets Along Railway Lines in China[J]. Scientific reports, 2015(5): 14939.

- [2] WU J W, BAI D, BAKER A P, et al. Electrochemical techniques Correlation Study of On-line Corrosion Monitoring Probes[J]. Materials and Corrosion, 2015, 66(2): 143-151.
- [3] LIU Y, FOMEL S. Seismic Data Analysis Using Local Time-Frequency Decomposition[J]. Geophysical Prospecting, 2013, 61(3): 516-525.
- [4] OGDEN T. Essential Wavelets for Statistical Applications and Data Analysis[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2012.
- [5] KOMATY A, BOUDRAA A O, AUGIER B, et al. EMD-based Filtering Using Similarity Measure between Probability Density Functions of IMFs[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(1): 27-34.
- [6] MANDIC D P, REHMAN N, WU Z, et al. Empirical Mode Decomposition-based Time-Frequency Analysis of Multivariate Signals: The Power of Adaptive Data Analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(6): 74-86.
- [7] KABIR M A, SHAHNAZ C. Denoising of ECG Signals Based on Noise Reduction Algorithms in EMD and Wavelet Domains[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7(5): 481-489.
- [8] LI C, ZHAN L, SHEN L. Friction Signal Denoising Using Complete Ensemble EMD with Adaptive Noise and Mutual Information[J]. Entropy, 2015, 17(9): 5965-5979.
- [9] RESHEF D, RESHEF Y, MITZENMACHER M, et al. Equitability Analysis of the Maximal Information Coefficient, with Comparisons[J]. Computer Science, 2013, 38(5): 107-126.
- [10] PROSEK T, KOURIL M, DUBUS M, et al. Real-time Monitoring of Indoor Air Corrosivity in Cultural Heritage Institutions with Metallic Electrical Resistance Sensors[J]. Studies in Conservation, 2013, 58(2): 117-128.
- [11] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Threshold Selection for Wavelet Shrinkage of Noisy Data[C]// Proceedings of the 16th Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 1994.
- [12] LU J Y, LIN H, YE D, et al. A New Wavelet Threshold Function and Denoising Application[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016(3): 1-8.
- [13] DORA M B L, JUAN M M A. Wavelet-denoising on Hardware Devices with Perfect Reconstruction, Low Latency and Adaptive Thresholding [J]. Computers & Electrical Engineering, 2013, 39(4): 1300-1311.
- [14] JOHNSON D H. Signal-to-Noise Ratio[J]. Scholarpedia, 2006, 1(12): 2088.
- [15] WILLMOTT C J. Some Comments on the Evaluation of Model Performance[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1982, 63(11): 1309-1313.
- [16] ANTONIOU A. Digital signal processing[M]. New York: McGraw-Hill, 2016.