

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211278

# 基于改进 CEEMDAN 和小波阈值的雨声信号去噪算法研究<sup>\*</sup>

娄华生 行鸿彦 李瑾 施成龙

(南京信息工程大学江苏省气象灾害预报预警与评估协同创新中心 南京 210044)

**摘要:**为了从混杂着各种噪声的雨声信号中提取到较为纯净的雨声信号,本文提出基于改进完全自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN)和小波阈值相结合的雨声信号去噪方法。方法引入互相关函数寻找 CEEMDAN 的最优分解层数 F 值,并通过 CEEMDAN 算法按最优分解层数 F 层分解,将信号分解成多个频率由高到低的本征模态分量(IMF);利用小波阈值,滤除高频 IMF 分量中的噪声分量,最后将去噪后的高频 IMF 分量和未经去噪的低频 IMF 分量进行信号重构,提取出较为纯净的雨声信号;实验表明,本文选用方法的去噪效果相对于经验模态分解(EMD)去噪算法、小波阈值去噪算法等传统方法具有一定的优势,去噪后的雨声信号能够准确反映出环境雨情的特征,提高雨情分析的精确度。

**关键词:**雨声信号;噪声信号;CEEMDAN;互相关函数;小波阈值

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4010

## Research on denoising algorithm of rain signal based on improved CEEMDAN and wavelet threshold

Lou Huasheng Xing Hongyan Li Jin Shi Chenglong

(Jiangsu Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science &amp; Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** In order to extract the purer rain sound signal from the rain sound signal mixed with various noises, this paper proposes a denoising method of rain sound signal based on the combination of improved fully adaptive noise set empirical mode decomposition (CEEMDAN) and wavelet threshold. Methods Cross-correlation function was introduced to find the optimal decomposition level F value of CEEMDAN, and the signal was decomposed into multiple intrinsic mode components (IMF) with high frequency to low frequency by CEEMDAN algorithm. Using wavelet threshold, the noise component in the high frequency IMF component is filtered out, and finally, the denoised high frequency IMF component and the denoised low frequency IMF component are reconstructed to extract a relatively pure rain sound signal. The experiment shows that the denoising effect of this method is superior to the traditional methods such as empirical mode decomposition (EMD) denoising algorithm and wavelet threshold denoising algorithm, and the denoised rain signal can accurately reflect the characteristics of environmental rain, thus improving the accuracy of rain analysis.

**Keywords:** rain sound signal; noise; CEEMDAN; cross correlation function; wavelet threshold

## 0 引言

降雨量的测量在气象水文领域中起着至关重要的作用,一般采用雨量计测量降雨量的大小。在过去,传统雨量计大多采用虹吸式、称重式和翻斗式等方法测量,采用机械

式安装且检测方法仍较为复杂,具有很大的局限性<sup>[1]</sup>。而今,随着人工智能时代的到来,雨量计的检测方式更加多样化、智能化。在声学领域中,通过对雨声信号进行分析处理,也可以实现环境雨情的检测<sup>[2]</sup>。由于雨声信号具有非平稳,非线性的特征,这使得其在采集过程中易受各种噪声

收稿日期:2022-09-05

\*基金项目:国家重点研发计划(2021YFE0105500)、国家自然科学基金(62171228)项目资助

的影响。因此,如何获取纯净的雨声信号成为研究雨声信号测量雨量的首要问题。

完全自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN)是在 EMD 和 EMMD 的基础上加以改进,能够有效抑制信号在分解过程中的模态混叠问题。Huang 等<sup>[3]</sup>提出经验模态分解(EMD)算法,有效解决了瞬时频率的求解问题。Botha 等<sup>[4]</sup>引入集合经验模态分解(EEMD)算法提取心电图特征,利用心电图特征筛查心血管等疾病,准确度和特异性效果显著。常文浩等<sup>[5]</sup>利用 CEEMDAN 算法,选择不同尺度的本征模态分量(IMF)进行重构,检测出轨道不平稳的局部特征;孙苗等<sup>[6]</sup>通过实验对比 EMD、EEMD、CEEMDAN 三种算法的时频谱分辨率,验证 CEEMDAN 在抑制模态混叠的有效性。小波阈值分别在时间和频率维度上,将信号无限长的三角函数基转换成会衰减的、有限长的小波基,实现信号的分析处理。余辉等<sup>[7]</sup>分析信号频率特征和小波特性,提出具有光滑且连续的自适应弹性阈值函数,能够有效滤除心音信号噪声。米建伟等<sup>[8]</sup>依据小波包变换和自适应滤波器在信号处理过程中的优势,提出一种声音信号增强算法,提高了电缆故障定位的精确度。邹兰林等<sup>[9]</sup>采用方差估计统计噪声模型数据、利用软件获取最优的阈值函数参数,使阈值函数更加平滑保真,去噪效果更佳;肖勇等<sup>[10]</sup>对电力谐波信号进行软阈值处理,并利用分层阈值选取规则进行去噪处理,不仅提高了重构信号的输出信噪比,还降低了均方根误差和平滑度,实现在不牺牲计算复杂度的条件下依然灵活有效去噪。吴佳佳等<sup>[11]</sup>利用小波包多阈值去噪方法进行针对性的去噪处理,在保证雨声信号不被剔除的前提下,实现高质量的雨声去噪过程。

本文在 CEEMDAN 算法中引入互相关函数确定最优分解层数 F 值,并通过 CEEMDAN 算法将信号分解成多个频率由高到低的本征模态分量(IMF);设置小波阈值,滤除含有噪声较多的高频 IMF 分量中的噪声;最后重构信号便可提取出较为纯净的雨声信号。本文将基于改进 CEEMDAN 与小波阈值去噪算法相结合的雨声信号去噪方法,建立数学模型进行仿真实验,再将此方法运用到实测信号中,依据信噪比和均方误差指标,判断其去噪效果,提高雨情分析精确度。

## 1 理论基础

### 1.1 CEEMDAN 算法

CEEMDAN 算法通过在待分解信号中加入成对且正负的高斯白噪声,将信号分解成多个频率由高到低的本征模态分量(IMF),有效解决了模态混叠问题<sup>[12]</sup>。令  $E_i(\cdot)$  为信号经 EMD 分解得到的第  $i$  个本征模态分量,  $C_i(t)$  为信号经 CEEMDAN 分解得到的第  $i$  个本征模态分量,  $w^j$  为具有标准正态分布特征的高斯白噪声信号,  $j = 1, 2, \dots, N$  为加入白噪声次数,  $\epsilon$  为白噪声的标准差,  $y(t)$  为待分解信号<sup>[13-15]</sup>。CEEMDAN 算法流程如下:

1) 在信号  $y(t)$  中加入高斯白噪声, 得到新信号  $y(t) + (-1)^q \epsilon w^j(t)$ , 其中  $q = 1, 2, \dots, N$ , 然后对新信号进行 EMD 分解, 得到第一阶本征模态分量  $C_1$ 。

$$E_i(y(t) + (-1)^q \epsilon w^j(t)) = C_1^j(t) + r^j \quad (1)$$

2) 对分解出的  $N$  个模态分量总体平均, 便得到第 1 个本征模态分量:

$$C_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N C_1^j(t) \quad (2)$$

3) 计算去除第一个模态分量后的残差:

$$r_1(t) = y(t) - C_1(t) \quad (3)$$

4) 将正负成对高斯白噪声和  $r_1(t)$  残差相加组合成新信号, 并对其进行 EMD 分解, 分解出第一阶模态分量  $D_1$ , 再进行总体平均, 求出 CEEMDAN 分解的第 2 个本征模态分量:

$$C_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N D_1^j(t) \quad (4)$$

5) 计算去除第 2 个模态分量后的残差:

$$r_2(t) = r_1(t) - C_2(t) \quad (5)$$

6) 重复以上步骤, 直至残差信号无法继续分解, 算法结束。此时本征模态分量的数量记为  $K$ , 则原始信号  $y(t)$  被分解为:

$$y(t) = \sum_{k=1}^K C_k(t) + r_k(t) \quad (6)$$

### 1.2 小波阈值算法

小波变换的提出是为了处理非平稳信号的分解问题, 在傅里叶变换的基础上, 采用正交且会衰减的小波基函数分解信号。依据多分辨率分析的特征, 依次分解每一级的尺度函数, 分解出下一级的尺度函数和小波函数, 随着分解级数增加, 信号的频率分辨率就越高<sup>[16-17]</sup>。

小波阈值去噪流程如图 1 所示, 首先小波分解含噪声雨声信号, 分解得到多个不同分辨率的分解值, 保留低分辨率全部分解值, 而对于高分辨率的分解值, 设定合适的阈值, 判断高分辨率分解值丢弃或保留, 最终利用小波逆变换原理, 重构雨声信号, 从而获取较为纯净的雨声信号<sup>[18]</sup>。

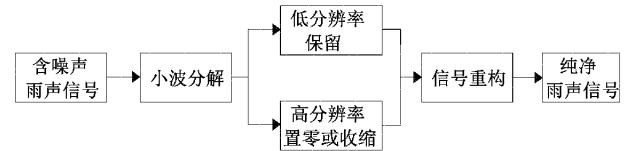


图 1 小波阈值去噪流程

通过实验分析发现, 本文采用固定软阈值、sym6 小波 5 层分解, 去噪效果更加理想。固定软阈值函数为:

$$IMF_i \begin{cases} sng(imf_i)(|imf_i| - \sigma), & |imf_i| \geq \sigma \\ 0, & |imf_i| < \sigma \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\sigma = \sigma_i \sqrt{2 \ln N} = \frac{\tau}{0.6745} \sqrt{2 \ln N}$ ;  $\sigma_i$  为第  $i$  层噪声分量的标准差; 0.6745 为经验估计值;  $\tau$  为小波系数在第  $i$  层上的绝对中值。

## 2 算法模型构建

### 2.1 基于互相关函数的 CEEMDAN

由于 CEEMDAN 将信号分解成多个频率由高到低的基本模态分量(IMF),有效解决了模态混叠问题,但分解层数 F 并未设定。当分解层数 F 过小时会出现信号分解不充分问题,导致分量中时间尺度混乱;当分解层数 F 偏大时,则会导致分解过度而产生部分虚假分量。针对分解层数无法确定的问题,为了得到较优的模态分解层数,本文提出利用互相关函数确定最优分解层数的方法,为了提高 CEEMDAN 的分解效率和精确性<sup>[19]</sup>。

互相关函数描述两个信号之间在某时刻的相关性,通过互相关系数表示相关程度的大小,系数越大表示两个信号之间相关程度越大,反之则越小。当 CEEMDAN 以最优 F 值分解后,分解得到的残余分量为高频分量时应视为噪声,而其它模态分解得到的分量没有或有少量的高频分量,则残余分量与其它分量之间不具备相关性。基于此,最佳分解层数 F 值则通过经 CEEMDAN 分解后的残余分量与其它模态分量两者之间的相关程度来判定,当相关程度取最小值时,其分解层数 F 最优<sup>[20-21]</sup>。

令信号经 CEEMDAN 分解得到的残余分量  $r(t)$ ,其本征模态分量重构得到的序列  $f(t)$ ,则  $r(t)$  与  $f(t)$  的互相关函数  $R_{rf}(\tau)$  为:

$$R_{rf}(\tau) = \sum_{t=0}^N f(t)r(t-\tau) \quad (8)$$

其中,  $\tau$  为延迟时间,  $N$  为样本数。

同时进行归一化处理,归一化处理后的互相关系数  $\rho_{rf}(\tau)$ :

$$\rho_{rf}(\tau) = \frac{R_{rf}(\tau)}{\sqrt{R_r(0)R_f(0)}} \quad (9)$$

其中,  $R_r(0)$  和  $R_f(0)$  分别为信号在同一时刻的自相关系数,自相关系数为:

$$R_r(\tau) = \sum_{t=0}^N r(t)r(t-\tau) \quad (10)$$

经归一化处理后的互相关系数分布在  $[0,1]$  区间内,系数越大表明两个信号之间相关程度越高,反之则越低。利用归一化后互相关系数的大小取值可确定最优分解层数 F 的值,实现算法最优分解。

### 2.2 基于改进 CEEMDAN 和小波阈值的雨声信号去噪算法

为了解决传统算法出现参数过多、信息提取紊乱等问题,本文将互相关函数引入 CEEMDAN 算法中,寻找最优分解层数,并利用小波变换在处理非平稳信号上的优势,提出了基于改进 CEEMDAN 和小波阈值雨声信号去噪算法,去噪算法流程如图 2 所示。

1) 对原始雨声信号进行数据预处理,并利用互相关函数寻找 CEEMDAN 的最优分解层数 F 值;

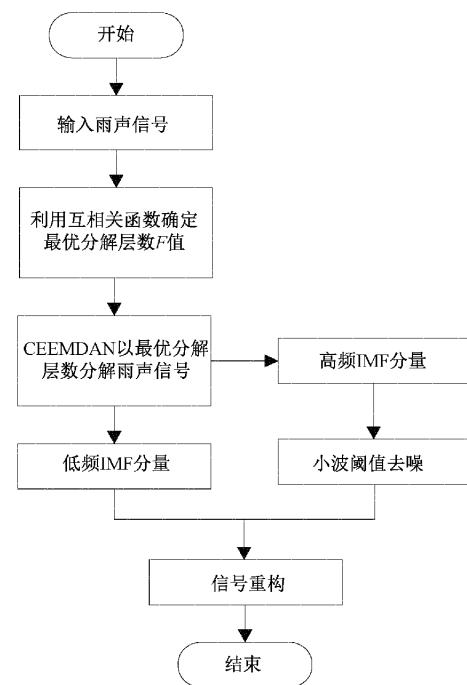


图 2 雨声去噪算法流程

2) 利用 CEEMDAN 算法将雨声信号分解成的高频 IMF 分量和低频 IMF 分量,高频 IMF 分量中噪声分量较多,而低频 IMF 分量较少。

3) 利用小波阈值,将噪声分量较多的高频 IMF 分量中的噪声部分滤除,保留噪声分量较少的低频 IMF 分量;

4) 最后信号重构,将去噪后的高频 IMF 分量和未经去噪的低频 IMF 分量重构,由此获取较为纯净的雨声信号;

## 3 仿真实验及结果分析

### 3.1 仿真信号的建立和评价指标

由于雨声信号具有非平稳,非线性的特征,且在实际采集中易受到各种噪声的干扰,因此采用多分量非平稳信号构建模拟雨声信号,并加入高斯白噪声;本文采用 Matlab 软件作为仿真软件,构建模拟雨声信号进行仿真实验,信号的采样频率为 4 000 Hz,模拟雨声信号  $x(t)$  表达式为:

$$x_1(t) = 0.25\cos(1.5 \times 25\pi t)$$

$$x_2(t) = 0.3\sin(10\pi t) \times (1 + 1.25\sin(0.4 \times 50\pi t))$$

$$x_3(t) = 0.125e^{-15t}\sin(200\pi t)$$

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)$$

同时,将高斯白噪声加入到信号  $x(t)$  中,模拟雨声信号  $x(t)$  如图 3(a)所示,加入高斯白噪声的模拟雨声信号波形图如图 3(b)所示。

为了充分评估本文方法在雨声信号去噪中的有效性,采用信噪比(signal-noise ratio, SNR)和均方误差(mean-square error, MSE)作为评价指标<sup>[22]</sup>。

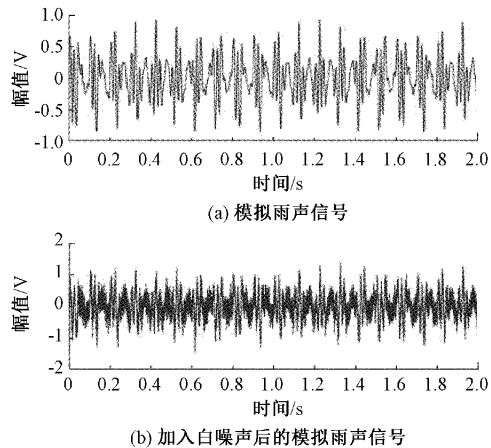


图 3 模拟雨声信号与加入白噪声后的模拟雨声信号

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n [x(i) - f'(i)]^2} \quad (11)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [x(i) - f'(i)]^2 \quad (12)$$

式中:  $n$  为采样点数;  $x(i)$  为纯净雨声信号;  $f'(i)$  为完成去噪的雨声信号;

### 3.2 仿真信号去噪处理

采用本文提出的雨声去噪方法进行仿真去噪实验, 同时对比 CEEMDAN 方法和小波阈值去噪方法, CEEMDAN 去噪方法通过将分解得到的本征模态分量选择性舍弃, 从而达到去噪的目的, 小波阈值去噪主要通过设定阈值, 决定不同分辨率分量的取舍, 最后重构雨声信号。

将模拟雨声信号经 CEEMDAN 分解得到由高到低不同频率的本征模态分量, 将信号经 CEEMDAN 分解得到不同分解层数  $F$  值下残差和其它模态分量的互相关系数如图 4 所示。

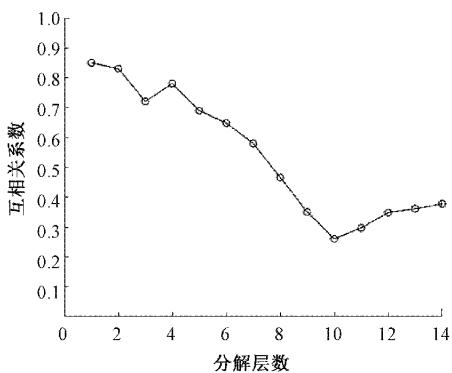


图 4 CEEMDAN 分解层数与互相关系数

由图 4 可以看出, 当分解层数  $F$  为 10 时, 残差和其它模态分量的互相关系数为最小值, 故将 CEEMDAN 分解层数设定为 10, 将含噪模拟雨声信号分解为 10 个频率由高

到低的本征模态分量 IMF1~IMF10, 分解得到本征模态分量的波形图如图 5 所示。

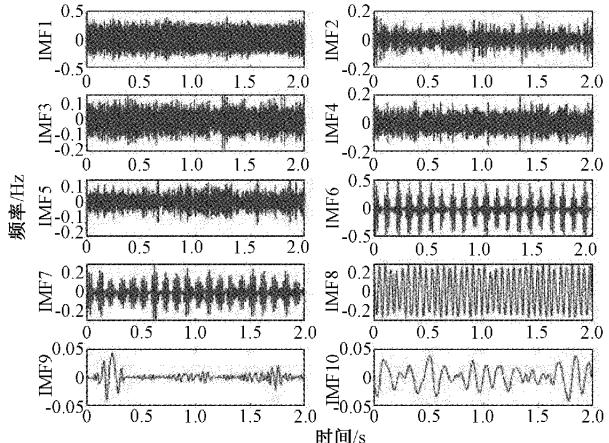


图 5 含噪模拟雨声信号 CEEMDAN 分解后的 IMF 分量波形图

模拟雨声信号与去噪后的模拟雨声信号频率对比如图 6 所示, 从图中看出, 大部分的高频噪声信号经算法处理后被滤除, 而低频有效信号依然被完整保留下来。

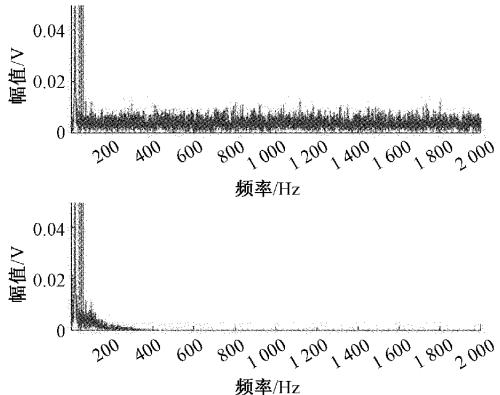
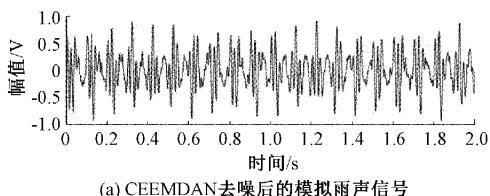


图 6 模拟雨声信号与去噪后的模拟雨声信号频率对比图

CEEMDAN 去噪方法去噪后的波形图如图 7(a)所示、小波阈值去噪方法去噪后的波形图如图 7(b)所示和本文提出的雨声去噪方法去噪后的波形图如图 7(c)所示, 从图中分析对比可得, 采用 CEEMDAN 去噪后的模拟雨声信号波形存有毛刺现象, 说明高斯白噪声并没有被完全滤除; 采用小波阈值去噪后的波形较为平滑, 说明原始模拟雨声信号也被滤除了, 而采用本文方法去噪的波形平滑且特征明显, 去噪效果更佳。



(a) CEEMDAN 去噪后的模拟雨声信号

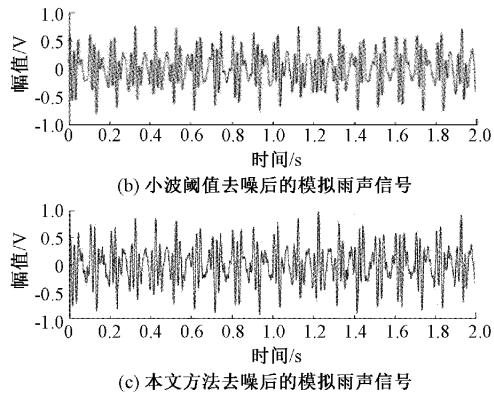


图 7 CEEMDAN 去噪、小波阈值去噪和本文雨声去噪方法去噪后的波形图

### 3.3 仿真实验结果对比分析

采用不同方法对模拟雨声信号进行仿真实验, 其信噪比和均方误差指数如表 1 所示。

表 1 仿真实验信噪比和均方误差指数

	CEEMDAN 去噪	小波阈值去噪	本文方法
SNR/dB	13.634 9	10.554 0	16.362 6
MSE	0.004 9	0.009 9	0.002 6

结果表明: 本文提出的雨声去噪方法相较于 CEEMDAN 和小波阈值去噪两种方法, 信噪比提高了 2.727 7 dB 和 5.808 6, 均方误差降低了 0.002 3 和 0.007 3, 去噪效果更优, 说明了本文方法在雨声信号去噪方面具有一定的可行性, 为搭建雨声信号采集系统, 进行实测信号实验提供了理论基础。

## 4 实测信号实验及结果分析

### 4.1 实测信号采集

实验以 STM32F103RCT6 单片机为核心, 采用 GY-MAX4466 传感器采集各类雨声信号, 并通过串口通信模块将数据上传到上位机。雨声信号采集系统的结构框图如图 8 所示。

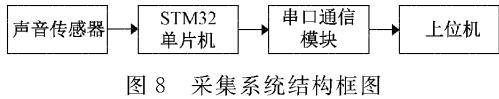


图 8 采集系统结构框图

实验采集到的雨声信号包含一些环境噪声以及系统自带的噪声, 采集到的雨声信号如图 9 所示。

对采集到的雨声信号加入随机噪声, 使实验结果更加突出, 加入噪声后的含噪雨声信号波形图如图 10 所示。

### 4.2 实测信号去噪处理

采用 CEEMDAN 算法分解含噪雨声信号, 将信号经 CEEMDAN 分解得到不同分解层数 F 值下的残差和其它模态分量的互相关系数如图 11 所示。

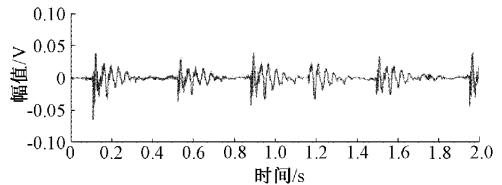


图 9 雨声信号

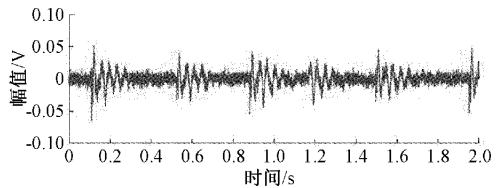


图 10 含噪雨声信号

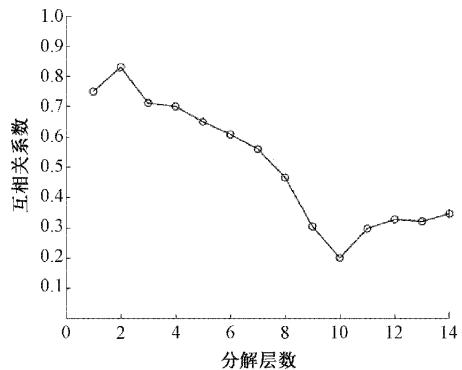


图 11 CEEMDAN 分解层数与互相关系数

从图 11 中可得, 分解层数 F 为 10 时, 互相关系数最小, 即分解层数最优。雨声信号以分解层数为 10 经 CEMMDAN 分解后 IMF 分量波形图如图 12 所示。

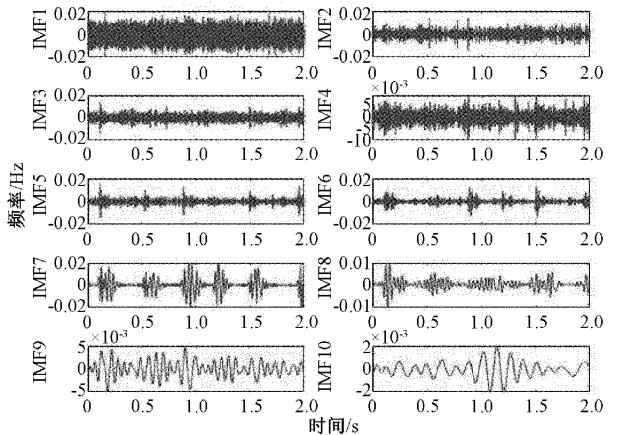


图 12 雨声信号 CEEMDAN 分解后 IMF 分量波形图

采用不同方法对实测雨声信号进行去噪实验, 分别得到本文方法去噪后的雨声信号波形图如图 13(a)所示、CEEMDAN 去噪后的雨声信号波形图如图 13(b)所示和小波阈值去噪后的雨声信号波形图如图 13(c)所示。由图中分析对比可得, 采用 CEEMDAN 和小波阈值去噪后的波

形存有毛刺现象较为明显,高斯白噪声大部分没有被滤除;而采用本文方法去噪的波形平滑且特征明显,去噪效果更佳。

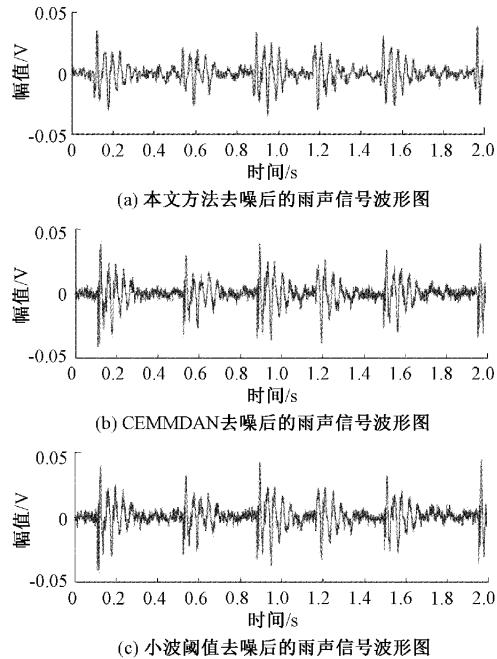


图 13 本文方法去噪、CEEMDAN 去噪和小波阈值去噪后雨声信号波形图

#### 4.3 实验结果对比分析

采用不同方法对实测雨声信号进行去噪实验,其信噪比和均方误差指数如表 2 所示。

表 2 实测实验信噪比和均方误差指数

	CEEMDAN 去噪	小波阈值去噪	本文方法
SNR/dB	5.744 7	7.121 8	8.224 5
MSE	2.076 7	1.512 2	1.172 2

实验结果表明:本文提出的雨声去噪方法相较于 CEEMDAN 和小波阈值去噪两种方法,信噪比提高了 2.479 8 dB 和 1.102 7 dB,均方误差降低了 0.904 5 和 0.34;本文方法引入互相关函数确定 CEEMDAN 分解层数,经 CEEMDAN 分解后进行二次去噪,能够有效滤除信号噪声,使雨声特征更加清晰,验证了本文方法相较于 CEEMDAN 和小波阈值去噪两种方法具有一定的先进性。

## 5 结 论

本文针对雨声去噪问题,为了从混杂着各种噪声的雨声信号中提取到较为纯净的雨声信号,提出基于改进 CEEMDAN 和小波阈值相结合的雨声信号去噪方法,将互相关函数引入 CEEMDAN 算法中,确定最优分解层数 F 值并以最优分解层数分解信号,再利用小波阈值对分解得到

的高频 IMF 分量进行去噪处理,最后重构信号,能够有效处理非平稳信号的去噪问题,同时能够有效滤除采集雨声信号中的环境噪声,得到较为纯净的雨声信号。与传统单一 CEEMDAN 算法和小波阈值去噪算法相比,具有以下优势:

引入互相关函数确定 CEEMDAN 的最优分解层数 F,从而有效分解滤除高频噪声、处理非平稳信号,有效避免出现模态混叠效应,提高信号分解的能力。

经 CEEMDAN 分解后,再利用小波阈值进行二次去噪,能够有效区分高频噪声分量和低频有效分量,有效滤除信号中的高频噪声,去噪效果更佳。

对于本文提出的去噪方法,先搭建模拟的雨声信号进行仿真实验,再采集实际雨声信号,进行实测信号实验,证明此方法具有一定的可行性和有效性。实验结果表明,仿真实验中本文方法相较于 CEEMDAN 和小波阈值去噪两种方法,信噪比提高了 2.727 7 dB 和 5.808 6 dB,均方误差降低了 0.002 3 和 0.007 3;实测信号实验中本文方法相较于 CEEMDAN 和小波阈值去噪两种方法,信噪比提高了 2.479 8 dB 和 1.102 7 dB,均方误差降低了 0.904 5 和 0.34;数据表明,本文提出的雨声去噪方法相较于 CEEMDAN 去噪和小波阈值去噪等传统方法,信噪比和均方误差指数更加优化,去噪效果有明显的提升,去噪后的雨声信号能够准确反映出环境雨情的特征,提高雨情分析的精确度。

## 参 考 文 献

- [1] 姚永熙. 国内外应用水文仪器简析[J]. 水文, 2018, 38(4): 25-28, 54.
- [2] TRONO E M, GUICO M L, LIBATIQUE N J C, et al. Rainfall monitoring using acoustic sensors [C]. TENCON 2012-2012 IEEE Region 10 Conference, 2012.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Proceedings of The Royal Society A, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] BOTHA J S F, SCHEFFER C, LUBBE W W, et al. Autonomous auscultation of the human heart employing a precordial electro-phonocardiogram and ensemble empirical mode decomposition [J]. Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine, 2010, 33(2): 171-183.
- [5] 常文浩, 蔡小培, 秦航远, 等. 基于 CEEMDAN-Hilbert 法的道岔区轨道不平顺时频特征分析[J]. 铁道学报, 2022, 44(5): 110-118.
- [6] 孙苗, 吴立, 袁青, 等. 基于 CEEMDAN 的爆破地震波信号时频分析[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020, 48(3).

- [7] 余辉,姜博畅,刘雁飞,等.基于小波收缩的心音降噪最优化分析[J].电子测量与仪器学报,2017,31(3):383-388.
- [8] 米建伟,方晓莉,仇原鹰.非平稳背景噪声下声音信号增强技术[J].仪器仪表学报,2017,(1):17-22.
- [9] 邹兰林,李念琼.改进小波阈值在红外热波无损检测中的应用[J].红外技术,2021,43(11):1089-1096.
- [10] 肖勇,李博,曹敏.基于小波阈值的电力谐波信号去噪研究[J/OL].电测与仪表:1-7[2023-05-24].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211029.0936.002.html>.
- [11] 吴佳佳,行鸿彦,孙江.一种雨声信号的盲源分离处理方法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(9):144-153.
- [12] 徐阳,罗明璋,李涛.基于 CEEMDAN 和小波阈值的 ECG 去噪算法研究[J].现代电子技术,2018(7):12.
- [13] 张震,刘明萍,张镇涛,等.基于 CEEMDAN 和小波软阈值的电能质量扰动信号去噪新方法[J].现代电子技术,2021,44(18):63-68.
- [14] 胡超,毛宽民,张东峰,等.基于 CEEMDAN 和小波阈值去噪的混合积分位移算法[J].仪表技术与传感器,2021,(8):100-105.
- [15] YEH J R, SHIEH J S. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2):135-156.
- [16] 张彬,张业宏,李明彩.小波变换与形态学运算相结合的脉搏波检测算法[J].电子测量技术,2011,6(34):23-26.
- [17] DAVID L D, IAIN M J, GERARD K, et al. Shrinkage: Asymptopia [J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological), 1995, 57(2).
- [18] 卢莉蓉,王鉴,牛晓东.基于 VMD 和小波阈值的 ECG 肌电干扰去噪处理[J].传感技术学报,2020,33(6):867-873.
- [19] 别锋锋,张仕佳,裴峻峰,等.基于小波阈值与 CEEMDAN 联合去噪的滚动轴承故障模式识别方法研究[J].机械设计与制造,2020(2):68-71.
- [20] 杨琦,陈智才.基于 EMD 和相关系数法的列车滚动轴承故障诊断方法研究[J].电力机车与城轨车辆,2018,41(3):15-17.
- [21] CHEN Y, CHENG Y N, LIU H L. Application of improved wavelet adaptive threshold de-noising algorithm in FBG demodulation[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 132: 243-248.
- [22] 陈克,张晓冬,李宁.基于 CEEMD 与自适小波阈值组合降噪在 OPAX 方法的应用[J].振动与冲击,2021,40(16):192-197.

### 作者简介

娄华生,硕士研究生,主要研究方向为信号检测与处理、仪器仪表技术。

E-mail:2653701223@qq.com

行鸿彦,博士、教授、博士生导师,主要研究方向为气象仪器设计与计量,信号检测与处理等。

李瑾,硕士研究生,主要研究方向为仪器仪表技术,信号检测与处理。

施成龙,硕士研究生,主要研究方向为微弱信号检测、仪器仪表技术。