文章编号:1674-2869(2025)04-0455-06

CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法在地表沉降预测中的应用

周博韬[1],彭 浩[2],卢海林[*1,3],杨宏印[1],郝 静[1]
1. 武汉工程大学土木工程与建筑学院,湖北 武汉 430074;
2. 中铁十一局集团第一工程有限公司,湖北 襄阳 441104;
3. 武汉工程大学绿色土木工程材料与结构湖北省工程研究中心,湖北 武汉 430074

摘 要:对监测数据进行去噪处理有利于后期地表沉降预测,但目前广泛采用的自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEMDAN)-小波阈值联合去噪算法中,软阈值函数存在的恒定偏差和硬阈值函数存在的不连续性等问题会严重影响去噪效果。提出一种改进阈值函数,形成CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法,提高了去噪效果和预测精度。先对监测数据进行CEEMDAN分解,再用改进小波阈值去噪算法对分解得到的高频分量进行去噪,最后将去噪后的高频分量与低频分量重构得到去噪数据。仿真信号去噪实验表明,与原算法相比,CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪信号的信噪比提高了2.84%、均方根误差降低了7.14%;工程实例研究表明,使用CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪数据得到的沉降预测结果较原算法的最大绝对误差和均方根误差分别降低了4.23%和10.53%。

关键词:自适应噪声完备集合经验模态分解;改进阈值函数;深基坑;地表沉降
中图分类号:TU473 **文献标识码**:A **DOI**:10.19843/j.cnki.CN42-1779/TQ.202403024

Application of CEEMDAN-improved wavelet threshold combinational denoising algorithm in ground subsidence prediction

ZHOU Botao[1], *PENG Hao*[2], *LU Hailin*[*1,3], *YANG Hongyin*[1], *HAO Jing*[1]
1. School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China;
2. China Railway 11th Bureau Group No1 Engineering Co., Ltd, Xiangyang 441104, China;
3. Hubei Provincial Engineering Research Center for Green Civil Engineering Materials and Structures, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China

Abstract: Denoising monitoring data is beneficial to later-stage ground subsidence prediction. However, in the widely used complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN)-wavelet threshold combinational denoising algorithm, issues such as constant bias in soft threshold functions and discontinuity in hard threshold functions seriously affect the denoising effect. To address this issue, we proposed an improved threshold function to form a CEEMDAN-improved wavelet threshold combinational denoising algorithm, which enhances the denoising effect and prediction accuracy. First, the monitoring data was decomposed using CEEMDAN, then the improved wavelet threshold denoising algorithm was applied to denoise the high-frequency components obtained from the decomposition, and finally, the denoised high-frequency components were reconstructed with the low-frequency components to obtain denoised data.

收稿日期:2024-03-19
基金项目:湖北省建设科技计划项目(2023011);武汉市城建局科技项目(202359);中铁十一局集团有限公司科技创新项目(21-AI-01)
作者简介:周博韬,硕士研究生。Email:940299425@qq.com
***通信作者**:卢海林,博士,教授。Email:hail_lu@yangtzeu.edu.cn
引文格式:周博韬,彭浩,卢海林,等. CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法在地表沉降预测中的应用[J]. 武汉工程大学学报,2025,47(4):455-460.

Denoising experiments on simulated signals showed that compared to the original algorithm, the signal-to-noise ratio of the denoised signal using CEEMDAN-improved wavelet threshold combinational denoising is increased by 2.84%, and the root mean square error is decreased by 7.14%. Engineering case studies indicated that using denoised data from CEEMDAN-improved wavelet threshold combinational denoising for subsidence prediction results in a reduction of 4.23% and 10.53% in maximum absolute error and root mean square error respectively, compared to the original algorithm.

Keywords: complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN); improved threshold function; deep foundation pit; ground subsidence

深基坑施工过程中诱发的地表沉降[1-2],具有时间持续性和空间扩张性的特点[3],是影响周边环境安全的重要因素,因此如何准确预测地表沉降成为当前研究的焦点。传统的预测方法包括经验公式、数值模拟和理论分析等,但由于理论计算方法的不成熟,在实际使用中存在着问题[4]。现场监测数据是施工过程中各种影响因素综合作用的集中体现,因此利用深基坑地表沉降监测数据进行预测是一种有效的途径。

深基坑施工过程受到工程施工及诸多外界因素的干扰[5],监测数据通常含有大量噪声,难以反映真实情况,无法准确预测下一阶段的地表沉降。为了提高预测精度,需要在预测前对监测数据进行去噪处理。郭健等[6]先利用小波分析对实测数据进行去噪处理,然后采用滚动预测方法对地表沉降进行预测;李长冬等[7]结合小波分析与径向基函数神经网络进行地基沉降预测,剔除了外界因素的干扰;姜刚等[8]结合灰色系统理论与小波神经网络,提高了沉降预测的稳定性和精度。

常用的去噪方法中,自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)[9]算法可以很好地解决模态混叠问题,小波阈值去噪算法[10]能够较好地压制随机噪声,这两种算法在去噪问题中都有广泛的应用。将两种算法联用可以得到更好的去噪效果。蔡改贫等[11]提出CEEMDAN-小波阈值联合去噪方法,既能实现对噪声的剔除,还能较好地保留有效信息;徐阳等[12]使用基于CEEMDAN与小波阈值的去噪算法对心电信号进行去噪,很好地剔除了随机噪声;娄华生等[13]引入互相关函数寻找CEEMDAN的最优分解层数,并利用小波阈值滤除高频分量中的噪声,实现了高质量的雨声去噪。尽管CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法取得了良好的效果,但是该算法中软阈值函数存在的恒定偏差和硬阈值函数存在的不连续性问题[14],影响了最终的去噪效果和预测精度。

针对上述问题,本文提出一种改进阈值函数,形成CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法。首先对监测数据进行CEEMDAN分解得到一系列本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,其次利用各分量的样本熵划分出高频分量与低频分量,然后利用改进小波阈值去噪算法对高频分量进行去噪,最后将去噪后的高频分量与低频分量重构得到去噪数据。通过仿真实验和工程实例验证CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法的可行性和优越性。

1 理论基础

1.1 改进小波阈值去噪算法

小波阈值去噪算法的关键是选取合适的小波阈值函数[15],其中,硬阈值函数与软阈值函数是常用的阈值处理方式。硬阈值函数如式(1)所示,软阈值函数如式(2)所示。

$$\hat{W}_{j,k}=\begin{cases}W_{j,k}, & |W_{j,k}|\geqslant\lambda\\ 0, & |W_{j,k}|<\lambda\end{cases} \tag{1}$$

$$\hat{W}_{j,k}=\begin{cases}\mathrm{sign}(W_{j,k})(|W_{j,k}|-\lambda), & |W_{j,k}|\geqslant\lambda\\ 0, & |W_{j,k}|<\lambda\end{cases} \tag{2}$$

式中:$W_{j,k}$为原始小波系数,$\hat{W}_{j,k}$为去噪后小波系数,λ为阈值。

对于硬阈值函数来说,由于该函数在λ及$-\lambda$处函数值发生突变导致整体函数不连续,会使重构后的信号存在尖峰毛刺,造成信号变化较大;对于软阈值函数来说,尽管该函数不存在间断点,然而由于恒定偏差的存在,重构后信号的有用信息被部分滤除,导致信号出现失真[16]。同时,由于这两种函数将绝对值小于λ的小波系数$W_{j,k}$视为噪声并设置为0,导致部分有用信息损失,影响去噪效果。

软阈值函数存在的恒定偏差和硬阈值函数存在的不连续性等问题会严重影响去噪效果,为此,本文提出一种改进阈值函数,如式(3)所示。

$$\hat{W}_{j,k}=\begin{cases}\operatorname{sign}(W_{j,k})\left[|W_{j,k}|-\lambda+\dfrac{2(1-\alpha)\lambda}{\pi}\arctan(|W_{j,k}|-\lambda)+\alpha\lambda\right], & |W_{j,k}|\geqslant\lambda\\ \alpha W_{j,k}, & |W_{j,k}|<\lambda\end{cases}\tag{3}$$

式(3)中：参数α用于调节小波系数，为有效消除噪声，α的值应足够小。

将3种小波阈值函数绘制成图，其曲线如图1所示，参数α取值为0.1。

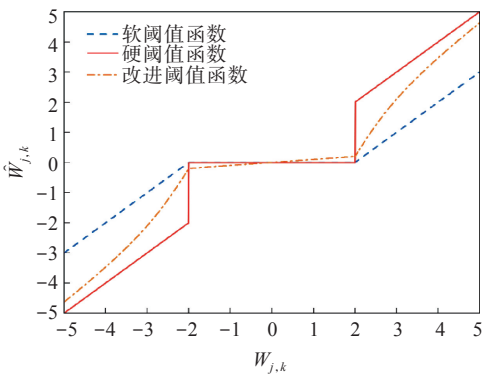


图1　小波阈值函数的曲线图

Fig. 1　Plot of wavelet threshold function

从连续性、偏差性及渐进性[17]等方面考察改进阈值函数的性质，并验证其可行性。首先，改进阈值函数在λ及$-\lambda$处是连续的，说明该函数具有连续性；其次，随着小波系数$|W_{j,k}|$的增大，改进阈值函数的偏差逐渐缩小，说明该函数不存在恒定的偏差；最后，改进阈值函数的渐近线为$\hat{W}_{j,k}=W_{j,k}$，与硬阈值函数重合，说明该函数具有渐进性。综上，通过对改进阈值函数进行分析可知，该函数改善了硬阈值函数和软阈值函数中存在的问题。

改进小波阈值去噪算法选取本文提出的函数作为小波阈值函数，该算法的具体步骤如下：首先，对含噪信号进行小波变换分解，得到不同层数下的小波系数；其次，对小波系数进行改进阈值处理，滤除信号中的噪声；最后，对改进阈值处理后的小波系数进行小波逆变换，得到重构后的纯净信号。

1.2　CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法

利用CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法，对地表沉降监测数据进行去噪的步骤如下：

(1)对监测数据进行CEEMDAN分解，得到IMF分量；

(2)计算IMF分量的样本熵[18]，将样本熵大于阈值的IMF分量划分为含噪较多的高频分量，其余则划分为含噪较少的低频分量；

(3)利用改进小波阈值去噪算法对分解得到的高频分量进行去噪；

(4)将去噪后的高频分量与低频分量叠加，得到重构数据。

利用本文提出的改进算法对地表沉降监测数据进行去噪的流程如图2所示。

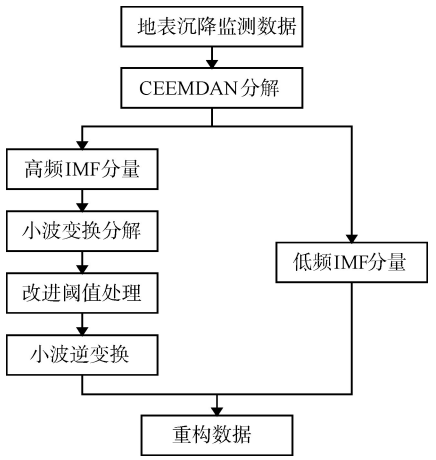


图2　改进算法去除地表沉降监测数据中噪声的流程

Fig. 2　The process of improving algorithm to remove noise from ground subsidence monitoring data

2　仿真实验

2.1　地表沉降仿真信号的构造

为模拟深基坑施工诱发的地表沉降变化过程，根据沉降随时间的发展符合指数曲线的趋势[19]，建立表示理想地表沉降数据的纯净信号如式(4)所示：

$$s=-15\times\left[1-\exp\left(-\frac{t}{42.5}\right)\right]\tag{4}$$

为模拟地表沉降监测数据中存在的误差，向纯净信号中添加1组符合正态分布的噪声[式(5)]，得到用于仿真实验的含噪信号[式(6)]。

$$e_i=\delta\times N(0,1)\tag{5}$$

$$s^*_i=s_i+e_i\tag{6}$$

式中：s为纯净信号，t为观测时间，e为噪声，s^*为含噪信号，δ为噪声强度，$N(0,1)$为标准正态分布，本文取$\delta=0.6$。

深基坑地表沉降的仿真信号如图3所示。

2.2　地表沉降仿真信号去噪

对含噪信号进行CEEMDAN分解，添加白噪声的标准差设为0.7，加入白噪声的次数设为100，最大迭代次数设为500，分解后得到的10个IMF分量如图4所示。由图4得，随着IMF分量的增大，信号越来越平滑，说明噪声主要分布在较小的IMF分量中。

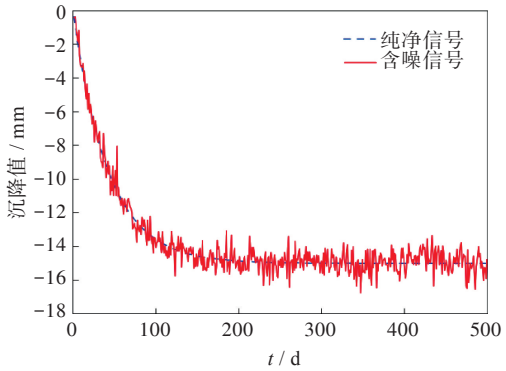


图3 深基坑地表沉降的仿真信号

Fig. 3 Simulation signals of ground subsidence in deep foundation pits

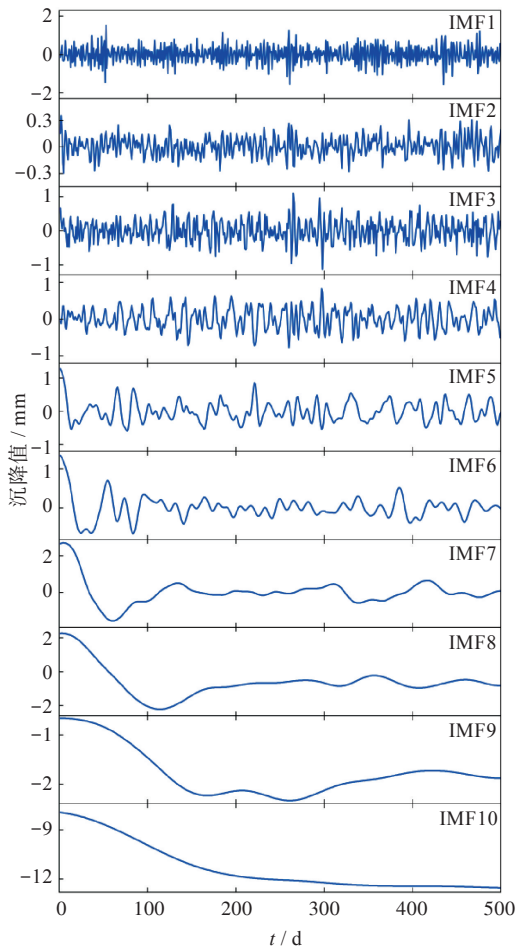


图4 CEEMDAN分解得到的10个IMF分量

Fig. 4 Ten IMF components obtained by CEEMDAN decomposition

各IMF分量的样本熵值如图5所示，阈值设定为0.2。由图5得，IMF1~IMF6的样本熵大于阈值，其余分量的样本熵均小于阈值。由此，认为前6个IMF分量是含噪较多的高频分量，后4个IMF分量是含噪较少的低频分量。

利用改进小波阈值去噪算法对分解得到的高频分量进行去噪，小波基函数为多贝西小波

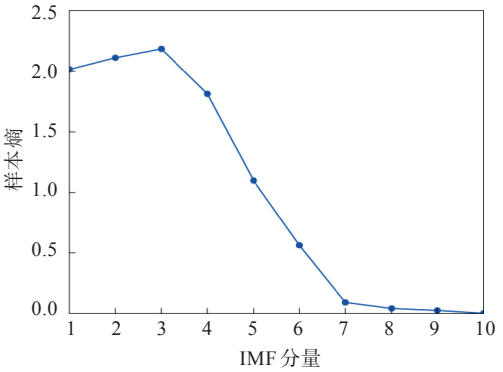


图5 各IMF分量的样本熵值

Fig. 5 Sample entropy values of each IMF component

(Daubechies，db$N$)中的db12小波，分解层数为5层，参数α为0.16。将分解得到的低频分量与去噪后的高频分量叠加，得到CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪信号。

2.3 去噪效果对比

利用原算法对含噪信号进行去噪处理，得到CEEMDAN-小波阈值联合去噪信号。不同算法的去噪效果对比如图6所示，其中CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪信号更加贴近纯净信号，去噪效果更好。

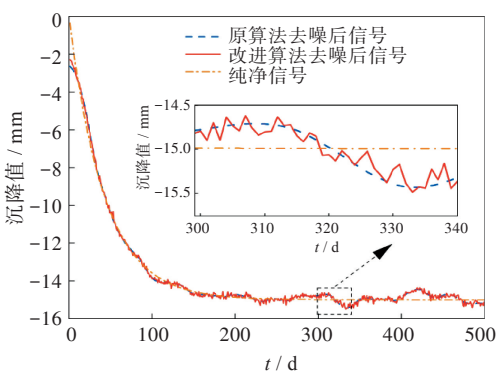


图6 不同算法的去噪效果

Fig. 6 Denoising effect of different algorithms

本文选用不同信号与纯净信号之间的信噪比和均方根误差作为衡量不同算法去噪效果的评价指标[20]。对于去噪信号来说，信噪比越大，去噪效果越好；均方根误差值越小，去噪信号与纯净信号越接近，去噪效果越好。

3种信号与纯净信号的信噪比和均方根误差如表1所示。由表1可知，CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪信号的信噪比为20.61 dB，均方根误差为0.26 mm，均优于含噪信号和CEEMDAN-小波阈值联合去噪信号。信噪比分别提高53.01%、2.84%，均方根误差分别降低55.93%、7.14%，这说明本文提出的改进算法去噪效果更优。

表1　去噪评价指标对比

Table 1　Comparison of denoising evaluation indexes

信号	信噪比 / dB	均方根误差 / mm
含噪信号	13.47	0.59
CEEMDAN-小波阈值联合去噪信号	20.04	0.28
CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪信号	20.61	0.26

3　工程实例

3.1　工程概况

为了验证改进算法在地表沉降预测中的可行性，选取武汉某地铁站深基坑工程的地表沉降观测点DBC76-3的每天一期的地表沉降监测数据进行实例分析。该车站规划为换乘车站，位于江岸区后湖大道与中一路–塔子湖东路十字路口西侧，为地下三层14 m（深）岛式车站，双柱横向五柱六跨箱型结构，基坑围护结构采用地下连续墙。

3.2　地表沉降监测数据去噪

对前30期地表沉降监测数据进行CEEMDAN分解时，添加白噪声的标准差改为1.6。对高频分量进行改进小波阈值去噪时，小波基函数改为db9小波，分解层数改为4层，参数α改为0.03。图7为地表沉降观测点DBC76-3的30期监测数据及去噪后数据，经CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪处理后，地表沉降数据变得更加光滑，更易于进行后续的地表沉降预测。

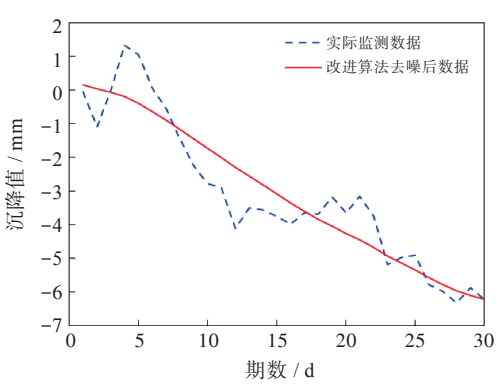


图7　观测点DBC76-3的30期地表沉降数据

Fig. 7　Thirty ground subsidence data of observation point DBC76-3

3.3　地表沉降的预测结果对比

选择长短时记忆神经网络（long short-term memory network，LSTM），进行下一步的地表沉降预测。首先，使用地表沉降数据建立训练样本及测试样本，按照输入1期、输出下1期，共构建29组数据作为训练样本，选择第30期数据作为测试样本。其次，利用训练样本对LSTM模型进行训练。然后，将测试样本输入训练好的LSTM模型中得到第一步的预测值，利用得到的预测值更新网络状态并进行下一步预测，最终可以得到5期的预测值。

分别使用实际监测数据、CEEMDAN-小波阈值联合去噪数据和CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪数据，进行地表沉降预测。采用的LSTM模型中，隐含单元个数为15，梯度阈值为1，初始学习率为0.01，训练次数为1 000。使用不同数据得到的5期地表沉降预测结果如图8所示。

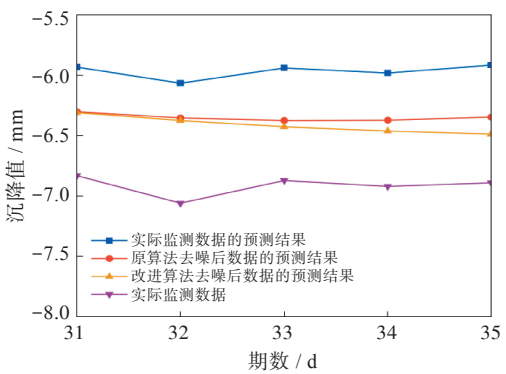


图8　观测点DBC76-3的5期地表沉降预测结果

Fig. 8　Five ground subsidence predictions of observation point DBC76-3

本文选用不同预测结果与实际监测数据之间的最大绝对误差及均方根误差作为预测效果的评价指标[21]。最大绝对误差值越小，预测效果越好；均方根误差值越小，预测结果与实际监测数据越接近，预测效果越好。

3种预测结果与实际监测数据间的最大绝对误差和均方根误差如表2所示。由图8和表2可知，使用CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪数据得到的预测结果最接近实际监测数据，同时其最大绝对误差和均方根误差也最小。相较于使用实际监测数据和CEEMDAN-小波阈值联合去噪数据得到的预测结果，其最大绝对误差分别降低31.31%、4.23%，均方根误差分别降低46.32%、

表2　预测评价指标对比

Table 2　Comparison of prediction evaluation indicators

使用数据	最大绝对误差 / mm	均方根误差 / mm
实际监测数据	0.99	0.95
CEEMDAN-小波阈值联合去噪数据	0.71	0.57
CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪数据	0.68	0.51

10.53%,这说明使用本文提出的改进算法对监测数据进行去噪,可以进一步提高预测精度。

4 结 论

目前广泛采用的CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法中,软阈值函数存在的恒定偏差和硬阈值函数存在的不连续性等问题会严重影响去噪效果。本文提出一种改进阈值函数,形成CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法。通过仿真实验与工程实例研究,对比原算法和改进算法的效果,得出如下结论:

(1)本文提出的改进阈值函数改善了软阈值函数存在的恒定偏差和硬阈值函数存在的不连续性等问题,同时还改变了这两种函数直接将小于阈值的小波系数设置为0的情况。

(2)仿真信号去噪实验表明,CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪算法的去噪效果更好,相较于CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法,信噪比提高2.84%、均方根误差降低7.14%。

(3)工程实例研究表明,使用CEEMDAN-改进小波阈值联合去噪后的数据进行地表沉降预测,可以进一步提高预测精度,相较于使用CEEMDAN-小波阈值联合去噪数据,最大绝对误差降低4.23%、均方根误差降低10.53%。

参考文献

[1] 庄铃强,吴能森,余凌锋,等.某软土深基坑降水开挖地表沉降及影响因素分析[J].武汉工程大学学报,2020,42(6):663-668.

[2] 刘金昌,王慧妮,徐吟,等.地铁施工塌陷的SBAS-InSAR长时序监测与早期识别[J].武汉工程大学学报,2024,46(1):105-110.

[3] 曾学宏,赵义花.利用SBAS-InSAR技术分析西宁市地面沉降监测及驱动因素[J].测绘通报,2022(6):137-142.

[4] 钱建固,吴安海,季军,等.基于小波优化LSTM-ARMA模型的岩土工程非线性时间序列预测[J].同济大学学报(自然科学版),2021,49(8):1107-1115.

[5] 郭健,陈健,胡杨.基于小波智能模型的地铁车站基坑变形时序预测分析[J].岩土力学,2020,41(增刊1):299-304.

[6] 郭健,查吕应,庞有超,等.基于小波分析的深基坑地表沉降预测研究[J].岩土工程学报,2014,36(增刊2):343-347.

[7] 李长冬,唐辉明,胡斌,等.小波分析和RBF神经网络在地基沉降预测中的应用研究[J].岩土力学,2008,29(7):1917-1922.

[8] 姜刚,李举,陈盟,等.灰色-小波神经网络支持下对地铁工程沉降变形的预测[J].测绘通报,2019(5):60-63.

[9] TORRES M E,COLOMINAS M A,SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]// 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). Prague, Czech: IEEE, 2011:4144-4147.

[10] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994,81(3):425-455.

[11] 蔡改贫,赵小涛,胡显能,等.CEEMDAN-小波阈值联合的球磨机筒体振动信号去噪方法研究[J].机械科学与技术,2020,39(7):1077-1085.

[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,2018,41(7):45-48,53.

[13] 娄华生,行鸿彦,李瑾,等.基于改进CEEMDAN和小波阈值的雨声信号去噪算法研究[J].电子测量技术,2023,46(7):103-109.

[14] GUO H, YUE L H, SONG P, et al. Denoising of an ultraviolet light received signal based on improved wavelet transform threshold and threshold function [J]. Applied Optics,2021,60(28):8983-8990.

[15] 吴飞,马晨浩,程坤.基于改进阈值的振动信号小波去噪方法研究[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2022,45(7):873-877,900.

[16] 吴叶丽,行鸿彦,李瑾,等.改进阈值函数的小波去噪算法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(4):9-16.

[17] 齐善鲁,范宝德,张迪.改进小波阈值去噪算法在GPR数据处理中的应用[J].电子测量技术,2023,46(1):17-24.

[18] 王亚娟,李怀良,庹先国,等.一种集成经验模态分解的样本熵阈值微地震信号降噪方法[J].物探与化探,2019,43(5):1083-1089.

[19] 何鹏,武思源,罗超,等.基于ESMD的去噪算法在高速铁路沉降监测数据中的应用[J].测绘与空间地理信息,2023,46(5):162-166.

[20] 王民顿,尚俊娜.基于CEEMD和改进小波阈值法的钢架结构沉降数据去噪方法[J].大地测量与地球动力学,2022,42(11):1191-1195.

[21] 易黄智,高飞.基于GA-BP神经网络的地铁变形预测模型[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2021,44(11):1513-1517.

本文编辑:苗 变