

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20231206003

基于DT-CWT-LMS算法的煤矿井筒光纤监测 数据自适应降噪研究*

李子祥¹, 蔡海兵¹, 程桦¹, 侯公羽²

(1. 安徽理工大学土木建筑学院, 安徽淮南 232001; 2. 中国矿业大学(北京)力学与土木工程学院, 北京 100083)

摘要:为了解决在煤矿立井井筒监测现场应用中布里渊光时域反射仪(BOTDR)系统信噪比低的问题,提出了一种基于双树复小波变换(DT-CWT)和改进的LMS算法的组合降噪模型,用于对BOTDR分布式光纤监测信号进行降噪处理。首先,设计了基于双树复小波变换分解原始信号,并使用样本熵作为目标函数自动选择最优小波分解层数的模型,随后,使用LMS算法计算原始信号的自适应降噪阈值,并通过优化双曲余弦函数来改进LMS算法的收敛速度和收敛性。为了验证所提出算法的有效性,进行了BOTDR温度信号降噪实验,最后,依托山东省郭屯煤矿井筒监测项目,使用DT-CWT-LMS算法对光纤监测信号进行了降噪研究。实验结果表明,DT-CWT-LMS算法的降噪效果明显优于传统的小波阈值降噪方法,平均SNR指标提高了32.03%,平均RMSE降低了33.2%;现场研究结果表明,经过降噪后信号的样本熵平均降低幅度为64.75%,与光纤光栅传感器的数据对比相差在5%以内,说明信号中的背景噪声得到了有效的抑制。该研究为BOTDR技术在煤矿立井监测中应用提供了一种有效的信号降噪方法。

关键词:井筒监测; 信号降噪; 分布式光纤技术; 小波分析

中图分类号: TD262 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)01-0158-11

Research on Adaptive Denoising of Coal Mine Shafts Fiber Optic Monitoring Data Based on DT-CWT-LMS Algorithm

LI Zixiang¹, CAI Haibing¹, CHENG Hua¹, HOU Gongyu²

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. School of Mechanics and Civil Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: To address the issue of low signal-to-noise ratio (SNR) in the Brillouin Optical Time-Domain Reflectometer (BOTDR) system used for on-site monitoring of coal mine shafts, a combined denoising model based on the Dual-Tree Complex Wavelet Transform (DT-CWT) and an improved LMS algorithm is proposed for denoising the BOTDR distributed fiber optic monitoring signals. Firstly, a model based on DT-CWT was designed to decompose the original signal, with sample entropy used as the objective function to automatically select the optimal wavelet decomposition level. Subsequently, the LMS algorithm was used to calculate the adaptive denoising threshold of the original signal, and the convergence speed and performance of the LMS algorithm were improved by optimizing

* 收稿日期:2023-12-06;修回日期:2024-03-08

基金项目:安徽省高等学校自然科学基金项目(2023AH051205)、国家自然科学基金项目(51874005)资助

作者简介:李子祥(1995—),男,讲师,硕导,博士。主要从事地下结构健康监测研究。E-mail:lzx4269016@163.com

the hyperbolic cosine function. To verify the effectiveness of the proposed algorithm, a denoising experiment on BOTDR temperature signals was conducted. Finally, based on the monitoring project at the Guotun Coal Mine shaft in Shandong Province, the DT-CWT-LMS algorithm was used to study the fiber optic monitoring signals. The experimental results showed that the denoising effect of the DT-CWT-LMS algorithm is significantly better than that of the traditional wavelet threshold denoising methods, with an average SNR improvement of 32.03% and an average RMSE reduction of 33.2%. The on-site research results indicated that after denoising, the average reduction in sample entropy was 64.75%, with the data difference compared to fiber optic grating sensors being within 5%, confirming that the background noise in the signal had been effectively suppressed. This study provides an effective signal denoising method for the application of BOTDR technology in coal mine shaft monitoring.

Keywords: shaft monitoring; signal denoising; distributed fiber optic technology; wavelet analysis

0 引言

我国华北、黄淮矿区具有深厚的第四系松散砂层,补给不充分的底部含水层疏水压缩会使井壁外表面产生较大的竖向附加力,并可能导致井壁发生破裂。自上世纪以来,已有100多个立井井壁因地层疏水沉降相继发生不同程度的非采动破坏,严重威胁着矿井生产安全,并带来了巨大的经济损失^[1-4]。通过对井壁位移、应力和变形等数据进行实时监测,并根据预警信息及时采取相应的预防措施,是避免井壁破裂事故发生,提高矿井风险应对能力的重要手段。

在众多监测技术中,分布式光纤技术因其集传感和传输为一体、价格低廉且能实现分布式、无盲区测量等优良特性^[5-6],目前已经被广泛应用于各领域的结构健康监测中。其中BOTDR(Brillouin optical time domain reflection,布里渊光时域反射)技术作为众多分布式光纤技术的一种,具有单端测量,布线简便等优势,在井巷工程监测现场有较多的应用^[7-9]。然而,BOTDR技术所应用的自发布里渊散射信号微弱,在执行长距离测量时更容易掺杂噪声信号,这是因为在BOTDR系统内,信号的产生、传输和接收过程中都会引入噪声,如掺铒光纤放大器(EDFA)引入的自发辐射(ASE)噪声,光电探测器(PD)引入的热噪声与散粒噪声^[10]。这严重制约着BOTDR技术在立井井筒监测中的应用。为此,迫切需要针对BOTDR信号的合适的降噪方法和理论。

小波变换作为信号处理中常用的降噪方法之一,由于其具有多分辨率分析等优点,在各种多源

监测信号处理中也有着广泛应用,如桥梁监测信号^[11]、管道结构检测^[12]、地面塌陷空洞信号^[13]、振动检测信号^[14]以及光纤电流互感器检测信号^[15]等方面。但在现有研究中,仍然有可改进的空间:(1)目前研究中对含噪信号进行小波分解时,分解层数的确定大多根据经验,缺乏科学依据,存在较大的随意性。需要进一步优化该过程,使其具有更科学的确定方法;(2)目前的研究中,常采用硬阈值降噪方法,在信号采集过程中直接设定一个信号通过的阈值范围以滤除干扰信号。然而这种方法可能会导致一部分有用信号被误认为干扰而被滤除,从而降低了降噪效果,甚至可能导致信号失真问题。(3)一些研究采用人工生成的仿真信号作为含噪数据样本,通过人为引入的白噪声来模拟噪声,但这种方法并不一定反映出光纤监测信号在现实中的噪声特征。另一些研究则使用工程现场的实测数据作为含噪样本,这可以直接捕捉真实信号的噪声特点,但由于缺乏其他传感器的标定值作为参照,因此难以准确评估降噪后的信号在多大程度上接近没有噪声的真实信号。

为了解决以上研究的不足,本研究提出了融合双树复小波变换DT-CWT(Dual Tree-Complex Wavelet Transform)与改进LMS(Least Mean Square,最小均方)算法的DT-CWT-LMS组合降噪算法,能够自动确定对BOTDR信号分解的最优层数和降噪阈值。进一步的,设计了BOTDR监测信号降噪实验,对经过DT-CWT-LMS算法降噪后的BOTDR信号的各项噪声指标进行了研究。最后,运用所提出的算法对山东省郭屯煤矿井筒的光纤监测信号进行了降噪应用,验证了算法的实际应用效果。

1 DT-CWT-LMS 自适应降噪算法

1.1 双树复小波变换简介

双树复小波变换(DT-CWT)是对离散小波变换(DWT)的一种改进。传统的DWT使用滤波器组来实现信号的分解和重构,其中包括一个低通滤波器和一个高通滤波器。然而,DWT存在一些限制,如较差的频率选择性和处理非平稳信号时的模糊性。为了克服这些限制,双树复小波采用了两组正交、可逆的滤波器(分别称为奇滤波器和偶滤波器),来进行信号的分解和重构。这两组滤波器具有对称性和尽可能平滑的特点,能够提供更好的频率选择性和时域局部性。以增强小波变换的性能和功能。

与实数小波变换不同,复小波变换得到的分解系数是复数形式,可以提供更多的相位信息。所以双树结构使得分解的结果更加准确,能够更好地保留信号的细节和特征,实现对信号的多尺度分析和噪声的抑制。这种方法在处理噪声信号时能够更好地保留信号的细节和特征,提高信号的质量和准确度^[16-17]。其基本构造形式如下:

$$h(t) = h_h(t) + ih_g(t) \quad (1)$$

式中, $h_h(t), h_g(t)$ 为两个实小波; i 为复数单位。

经过双树复小波变换的实部树和虚部树的联合重构信号可以表示为:

$$x(t) = d_j(t) + c_j(t) \quad (2)$$

式中, $d_j(t)$ 和 $c_j(t)$ 为实部树和虚部树的联合,其表示式分别为:

$$d_j(t) = 2^{\frac{j-1}{2}} \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} d_j^{\text{Re}}(t) h_h(2^j t - n) + \right. \quad (3)$$

$$\left. i \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_j^{\text{Im}}(t) h_g(2^j t - k) \right]$$

$$c_j(t) = 2^{\frac{j-1}{2}} \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} c_j^{\text{Re}}(t) h_g(2^j t - n) + \right. \quad (4)$$

$$\left. i \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_j^{\text{Im}}(t) h_h(2^j t - k) \right]$$

式中, $d_j^{\text{Re}}(t), c_j^{\text{Re}}(t)$ 分别为实部树小波变换的小波系数和尺度系数; $d_j^{\text{Im}}(t)$ 和 $c_j^{\text{Im}}(t)$ 分别为虚部树小波变换的小波系数和尺度系数。

小波系数 d 和尺度系数 c 可表示为:

$$d_j^h(t) = d_j^{\text{Re}}(t) + i d_j^{\text{Im}}(t), j = 1, 2, \dots, J \quad (5)$$

$$c_j^h(t) = c_j^{\text{Re}}(t) + i c_j^{\text{Im}}(t) \quad (6)$$

式中, j 为分解层数; J 为最大分解层数。

为了确定最适宜的分解层数,引入样本熵(Sample Entropy, 简称SE)作为一种度量不同分解层数下噪声水平的指标。样本熵有助于反映信号序列的复杂性和无序性。当样本熵的值较大时,这表明信号序列的具有更多的不规则性,数据间更离散,差异性较高,数据分布更加随机,噪声能量也相应增加。具体而言,当考虑一个包含 N 个数据点的离散序列 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 样本熵可以用以下方式来定义:

$$SE(m, r, N) = -\ln \left[\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right] \quad (7)$$

式中, r 表示容差; $B^m(r)$ 表示两组序列在给定的容差 r 下,能匹配 m 个点的概率; $B^{m+1}(r)$ 表示两组序列能匹配 $m+1$ 个点的概率。

1.2 基于改进LMS算法的降噪阈值自适应动态调整模型

采用小波阈值去噪法对含噪信号进行降噪,影响降噪效果的重要因素是降噪阈值的选择。降噪阈值设置的过小,就无法有效过滤掉信号中的噪声;若将降噪阈值设置的过高,则可能将噪声信号连同部分未染噪的真实信号一同去除,最后导致重构信号失真。为了解决采取固定阈值降噪的缺点,基于LMS(Least Mean Square, 最小均方)算法,并根据信号的噪声统计特征自动调整滤波参数,实现降噪阈值的自适应动态调整,以达到最佳的降噪效果。其具体原理如下:

定义 X_n 为输入阈值, y_n 为经过算法每一步迭代后的输出阈值, W_n 为权系数矢量矩阵,则 y_n 可以表示为:

$$y_n = W^T(n) X(n) \quad (8)$$

定义 d_n 为期望阈值, $e(n)$ 为期望阈值和输出阈值之差,则 $e(n)$ 可以表示为:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (9)$$

定义代价函数为 $\zeta(n)$, 则代价函数的梯度矢量近似值 $\nabla(n)$ 为:

$$\begin{aligned} \nabla[\zeta(n)] &= \nabla[e^2(n)] = 2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial w(n)} = \\ &= -2e(n)x(n) \end{aligned} \quad (10)$$

权值矩阵的更新过程可以表示为:

$$\begin{aligned} w(n+1) &= \mu[-\nabla\zeta(n)] + w(n) \\ &= 2\mu e(n)x(n) + w(n) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, μ 为收敛步长,其取值范围为 $0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$,

λ_{\max} 为输入信号 y_n 的自相关矩阵的最大特征值； $w(n)$ 为当前时刻的权系数； $w(n+1)$ 为下一时刻的权系数。

在 LMS 算法中, 步长因子 μ 被视作常数, 这会导致权值矩阵的更新程中采用定步长的迭代方式。然而, 这种方法容易出现收敛速度和稳态误差之间的矛盾^[18]。 μ 取值过小会使收敛速度过慢, 而 μ 取值过大会使算法的稳定性变差。为了解决这个问题, 本文提出一种对步长因子 μ 的取值进行优化的方法。在算法运行的初始阶段, 为了加快收敛速度, 选择较大的步长计算权值矩阵, 而在迭代过程接近结束时, 为了降低稳态误差, 选择较小的步长进行计算。为了实现这一优化, 可以使用具有这种特性的函数来表示步长因子的变化, 考虑到双曲余弦函数的几何曲线符合这种变化趋势, 因此选择双曲余弦函数来优化收敛步长。经过改进后, 收敛步长 μ 的表达式可以表示为:

$$\mu(n) = \cos hn = \frac{e^n + e^{-n}}{2} \quad (12)$$

为了控制函数图像的形状, 加入调整系数 α 、 β 、 γ 来调整函数曲线。加入调整系数后的收敛步长 μ 的表达式为:

$$\mu(n) = \alpha \times \left(\beta + \frac{e^{\gamma e(n)} + e^{-\gamma e(n)}}{2} \right) \quad (13)$$

理想的模型参数取值, 应能够平衡算法的收敛速度和收敛性。而收敛速度和收敛性的变化可以通过收敛步长曲线进行反映, 因此需要研究当曲线调整系数 α 、 β 、 γ 的大小改变时, 收敛步长曲线的形态变化规律。

首先保持 β 、 γ 不变, 改变 α 的大小, 研究步长因子 μ 的变化曲线。模拟结果如图 1 所示。从图中可

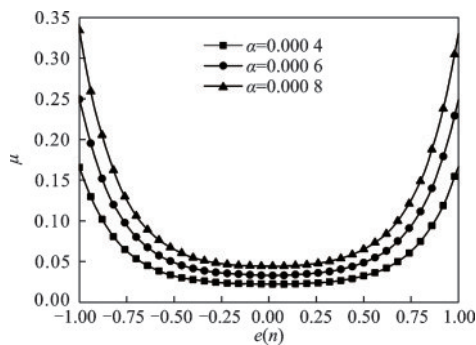


图 1 不同 α 值下的 $e(n)$ 与 μ 的关系曲线

Fig.1 Relationship curves between $e(n)$ and μ under different values of α

以看出, 随着 α 的取值增大, 收敛步长 μ 的初始值也在随之增大, 此时采用大步长可以加快收敛速率, 所以算法的初始收敛速度会随着初始步长的增大而加快。但是在对消接近结束的曲线稳定段, 即误差 $e(n)$ 趋近于 0 处, 此时增大 α 的取值, 也会使收敛步长 μ 的值略有增长。当收敛步长过大时, 在每次迭代中, 可能导致算法在搜索空间中来回振荡, 影响滤波器的稳定性, 无法获得稳定的最优解。

其次, 保持 α 、 γ 不变, 改变 β 的大小, 来研究步长因子 μ 的变化曲线。模拟结果如图 2 所示。从图中可以看出, 在初始时刻, β 的取值越大, 收敛步长 μ 的初始值也略有增大。随着算法的迭代, 当误差 $e(n)$ 趋近于 0, 曲线进入稳定段时, 改变 β 的取值会使收敛步长 μ 的大小呈现显著的差异。 β 的取值略有增加, 便会使收敛步长 μ 有明显的增大。较大的步长可能会影响滤波器的稳定性, 导致更新参数的过程中跨越了梯度变化较大的区域, 从而产生了不稳定的梯度下降, 甚至引起梯度爆炸等问题, 阻碍算法的收敛, 增大稳态误差。

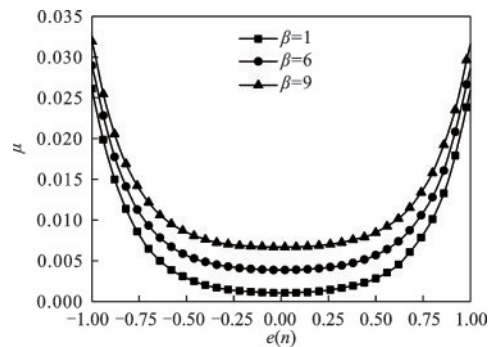


图 2 不同 β 值下的 $e(n)$ 与 μ 的关系曲线

Fig.2 Relationship curves between $e(n)$ and μ under different values of β

最后, 保持 α 、 β 不变, 改变 γ 的大小, 来研究步长因子 μ 的变化曲线。模拟结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出, 在初始时刻, 增大 γ 的取值, 能够显著增加收敛步长 μ 的值, 有利于加快算法的收敛速率, 快速搜索整个空间, 跳过局部最优解, 避免陷入局部最优点。当误差 $e(n)$ 趋近于 0, 曲线进入稳定段时, 即使 γ 取较大的值, 依然不会使收敛步长过大, 使模型参数仅在小幅度内更新和微调, 可以更细致地搜索局部最优点附近, 防止跳过最优解或者过度调整参数, 从而保证模型在结束阶段能够稳定而精确的收敛。

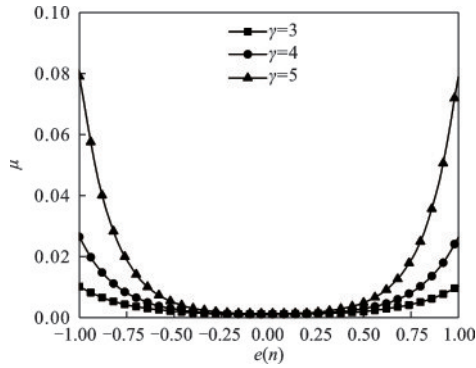


图3 不同 γ 值下的 $e(n)$ 与 μ 的关系曲线

Fig.3 Relationship curves between $e(n)$ and μ under different values of γ

为了平衡算法的收敛速度和收敛性,使算法在开始阶段有较快的收敛速度,在结束阶段有较好的收敛性,经过对模型参数的取值研究,最终确定在本研究中,各参数的取值为: $\alpha=0.008$ 、 $\beta=5$ 、 $\gamma=6$ 。在该参数下,误差 $e(n)$ 和步长 μ 的函数关系曲线如图4所示。可以看出,在开始阶段,曲线有较大的斜率,误差下降速率较快,说明算法在开始阶段能够更快的逼近最优解;在结束阶段,误差的下降速率有所减缓,具有较小的步长,此时算法可以更加细致地在最优解周围搜索,更加有利于模型收敛和获取最优解。

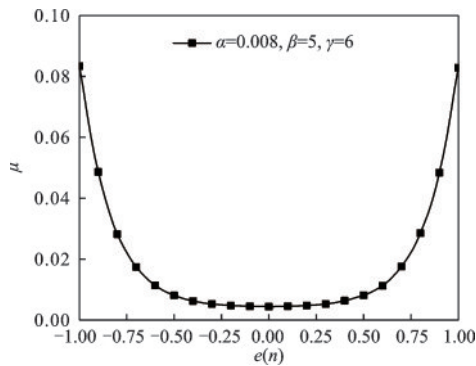


图4 误差-收敛步长关系变化曲线

Fig.4 Error-convergence step-size relationship curve

为了检验改进后的自适应LMS阈值模型在降噪效果上是否优于其他阈值模型,在文献[19]中,选取了淮南板集煤矿井筒中传感器Z3-7的实测应变曲线,如图5所示。通过将该模型与传统的多种阈值方法进行比较,绘制了信噪比对照图6。由图6清晰可见,LMS自适应阈值模型在降噪性能上明显超越了传统阈值模型。采用本文所提出的自适应LMS阈值函数对信号降噪,得出的信噪比最高,为

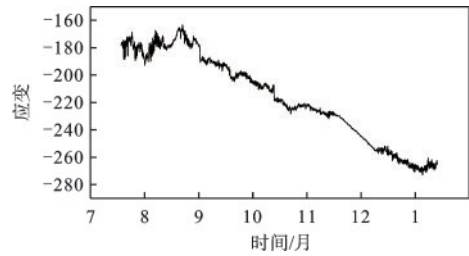


图5 2022年传感器Z3-7应变变化趋势

Fig.5 Strain variation trend of sensor Z3-7 in 2022

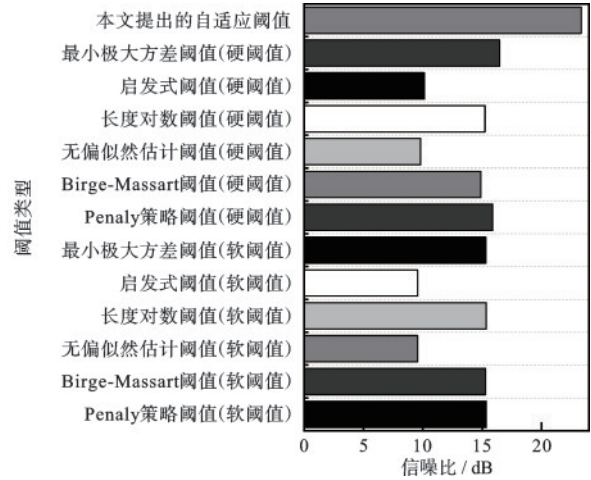


图6 采用不同阈值函数降噪后的信噪比对比

Fig.6 Comparison of signal-to-noise ratio after denoising with different threshold functions

23.34 dB,说明选用这种阈值降噪方案时,能将噪声信号的功率抑制到较低的水平,较好的过滤掉噪声从而还原真实信号的特征。

1.3 DT-CWT-LMS算法自适应降噪流程

组合1.1节提出的基于双树复小波变换(DT-CWT)的信号分解方法,和1.2节提出的基于改进后的LMS算法的信号自适应阈值调整模型,可获得基于DT-CWT-LMS算法对监测信号实现自适应降噪的完整流程:

(1) 根据原始信号的长度,设置双树复小波变换的初始分解层数,记为 j ;

(2) 采用双树复小波变换,对原始监测信号 $x(t)$ 进行 j 层分解;

(3) 对原始信号分解后每一层细节分量的样本熵进行计算,并求出相邻层的细节分量样本熵之差的绝对值;

(4) 比较相邻层样本熵之差的绝对值的大小,若第 j 层和第 $j-1$ 层样本熵之差的绝对值大小,小于前 $j-1$ 层所有相邻层的样本熵之差的绝对值大

小,则停止分解,并确定最优分解层数为 j 。否则,令 $j=j+1$,返回第二步重新计算;

(5) 使用改进的LMS算法,对各分解尺度的降噪阈值进行自适应选择,获得降噪后的小波系数和尺度系数;

(6) 使用双树复小波变换对各层信号进行重构,获得降噪后的监测信号。

将降噪流程(1)~(6)以流程图的方式绘制,如图7所示。

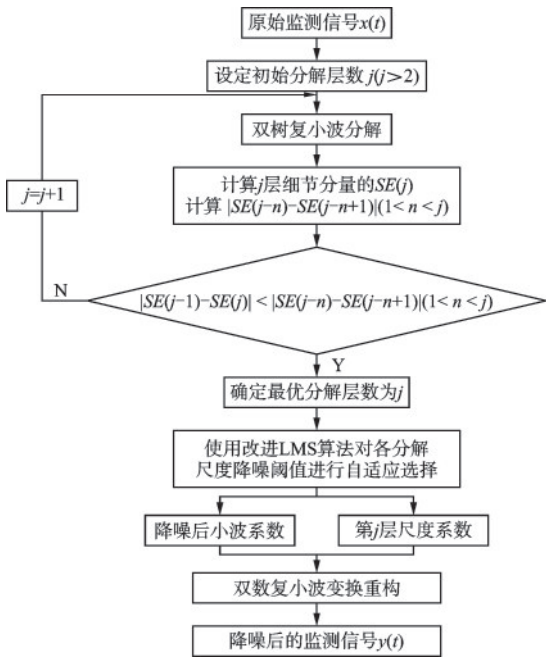


图7 DT-CWT-LMS算法的自适应降噪流程

Fig.7 Adaptive denoising process of DT-CWT-LMS algorithm

2 分布式光纤监测信号降噪实验

2.1 实验装置及实验过程

为了验证第一章提出的DT-CWT-LMS算法的有效性,进行了BOTDR监测信号降噪实验。由于光纤中的布里渊频移与光纤中的应变和温度变化之间的关系,可用线性函数表示^[20]:

$$\nu_B(T, \epsilon) = \nu_B(T_0, \epsilon_0) + C_T(T - T_0) + C_\epsilon(\epsilon - \epsilon_0) \quad (14)$$

式中, $\nu_B(T, \epsilon)$ 为光纤在温度为 T ,应变为 ϵ 下的频移; $\nu_B(T_0, \epsilon_0)$ 为光纤在初始温度为 T_0 ,初始应变为 ϵ_0 时的频移; C_T 为光纤的频移-温度系数; C_ϵ 为光纤的频移-应变系数。

根据式(14)不难得出,在光纤中实际发生变化的唯一参数是布里渊频移量,而光纤中的应变和温度变化,都可通过布里渊频移量的变化乘以相应的转换常数得到。因此,对应变曲线的降噪研究,在室内实验中,本质上可以等效为利用温度信号进行降噪分析。这两者之间的差异仅仅在于一个常数倍数的关系。

在实验中,在BOTDR系统内,信号的产生、传输和接收过程中都会引入噪声,如掺铒光纤放大器(EDFA)引入的自发辐射(ASE)噪声,光电探测器(PD)引入的热噪声与散粒噪声。通常情况下,本振光的功率 P_{L0} 远高于其他成分,故 P_{L0} 引起的散粒噪声在系统噪声中占主导,在忽略其他噪声条件下,此时系统最大的信噪比 R_{SN} 可表示为^[21]:

$$R_{SN} = 10 \log_{10} \frac{RP_s(L)}{q\Delta B} \quad (15)$$

式中, R 为光电探测器响应度; $P_s(L)$ 为后向布里渊散射功率; $q = 1.6 \times 10^{-19} C$ 为电子电量; ΔB 为光电探测器带宽。

实验中所用到的设备和传感器如下:

加热设备选用WB100-1恒温水浴锅,控温范围为室温至99.9℃,控温分辨率为0.1℃;测温传感器选用PT100探针型传感器,精度为0.1℃;分布式光纤测试仪选用AV6419型解调仪。截取150m裸纤放入水中,在实验前已经预先将光纤中的应力全部释放,在整个实验过程中水浴锅内的水也没有沸腾,一直保持静止状态,没有对光纤施加外力,所以光纤中并没有附加应变的产生。采样间隔选择0.05m,测试线路上共包含3000个采样点,足以反映BOTDR噪声信号的整体特征。温度变化梯度为3℃,每次升温后静置十分钟再进行测试,保证水的热量完全传递到光纤上。实验系统如图8所示。

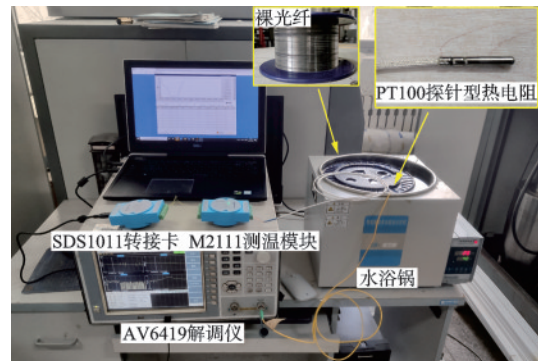


图8 实验系统

Fig.8 Test system

2.2 实验结果

图9展示了BOTDR的3D-BGS图像,可以观察到在降噪前原始监测信号中含有许多高频噪声成分,说明BOTDR系统的电域链路在光电转换及后续放大过程中引入了大量的高斯白噪声。过将PT100温度传感器测得的温度值作为真实温度信号,可以计算出在各个温度变化梯度下BOTDR原始监测数据的信噪比。同时,通过对原始信号序列中各个数据点的概率分布进行统计分析,可以计算出信号的样本熵。信噪比和样本熵的计算结果见表1。

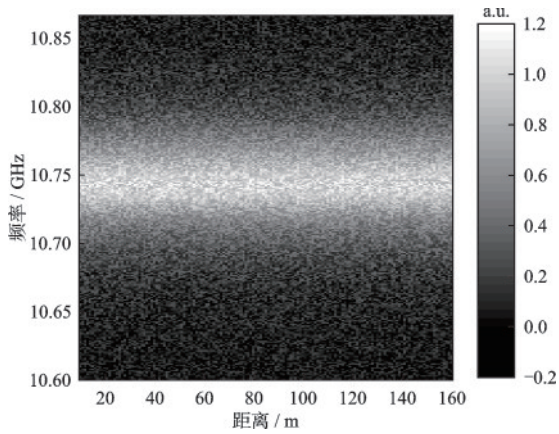


图9 BOTDR的原始3D-BGS图像

Fig.9 Original 3D-BGS image of BOTDR

表1 不同温度梯度下BOTDR监测数据的信噪比及样本熵
Table 1 Signal-to-noise ratio and sample entropy of BOTDR monitoring data under different temperature gradients

温度变化/°C	信噪比/dB	样本熵/sh
3	9.6	1.07
6	12.4	0.93
9	17.7	0.62
12	22.1	0.58
15	21.3	0.59
18	24.2	0.56

根据表1中的计算结果,可以观察到当温度变化梯度达到3°C时,温度监测数据的信噪比最低,为9.6 dB,此时信号的样本熵为1.07。随着信噪比的增加,有效信号的成分也在增加,与此同时,样本熵也在逐渐降低。这表明随着信噪比的下降,噪声对信号的干扰程度增加,导致噪声与信号混合,从而使信号中的有效信息变得更加难以识别。此外,噪声的随机性也增加,导致样本之间的差异减少,进一步提高了信号的样本熵。这是因为噪声的引入

增加了原始信号的不规则性和不确定性,使信号的统计分布变得更加复杂。这一观察也支持了2.2节中所提到的以样本熵为指标来确定最优分解层数的合理性,因为它能够直观地反映信号中噪声的含量。

2.3 DT-CWT-LMS算法降噪效果对比及评价

为了对第一章中提出的DT-CWT-LMS算法的效果进行定量评估,在信号处理领域,常采用信噪比(Signal-to-Noise Ratio)和均方根误差(Root Mean Square Error)作为评价指标,信噪比可以用来评估信号中有效信息与噪声之间的相对强度差异,较高的信噪比表示信号中的有效信息相对噪声更强、更清晰;均方根误差是用来衡量观测值与模型估计值之间的误差程度的指标。二者的计算公式如下:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N x^2(i)}{\sum_{i=1}^N [x(i) - x'(i)]^2} \quad (16)$$

式中,SNR表示信噪比; $x(i)$ 为未经处理的原始含噪信号; $x'(i)$ 为经过降噪后的信号; N 为信号的长度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2}{N}} \quad (17)$$

式中,RMSE表示标准差; $x(i)$ 为未经处理的含噪信号; $x'(i)$ 为降噪后的信号; N 为信号的长度。

为进一步检验DT-CWT-LMS算法的优越性,分别采用DT-CWT-LMS算法和标准小波阈值降噪方法对不同升温梯度下的BOTDR信号进行去噪,选择sym(Symlets)小波作为基函数,对于标准小波阈值降噪,分解层数选择6层,降噪阈值选择最小极大方差阈值。降噪后信号的SNR和RMSE指标分别如图10和11所示。

通过图10和图11可以看出,DT-CWT-LMS的降噪效果明显优于小波阈值降噪,DT-CWT-LMS在3~18°C 6个温度梯度上的SNR值分别比小波阈值降噪高出54.2%、45.97%、20.29%、23.47%、25.21%和22.99%,平均高出32.03%;而RMSE值分别比小波阈值降噪低38.37%、36.36%、32.61%、31.33%、30%、30.53%,平均降低33.2%。这说明DT-CWT-LMS利用计算样本熵自动确定最优分解层数,可以更彻底地分解含噪声信号,从而更好地分辨出BOTDR原始信号中的高频噪声;同时,通过改进LMS算法,DT-CWT-LMS能够自动确定最合适的降噪阈值,在剔除信号中高频噪声的同时可以很

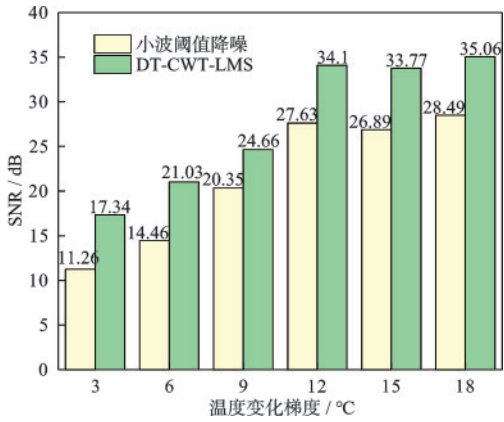


图10 不同降噪方法降噪后的SNR结果对比

Fig.10 Comparison of SNR results after denoising with different methods

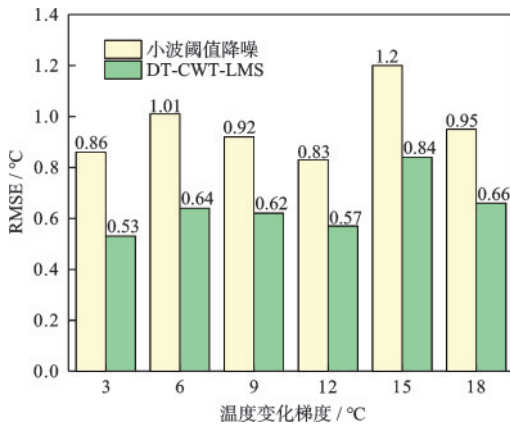


图11 不同降噪方法降噪后的RMSE结果对比

Fig.11 Comparison of RMSE results after denoising with different methods

好的保留信号中未染噪的有效信息。因此,DT-CWT-LMS在降噪效果上表现出明显的优势。通过DT-CWT-LMS降噪后的布里渊3D-BGS频谱图如图12所示,可以看出,降噪后信号中的大部分高斯白噪声已经被有效的去除。

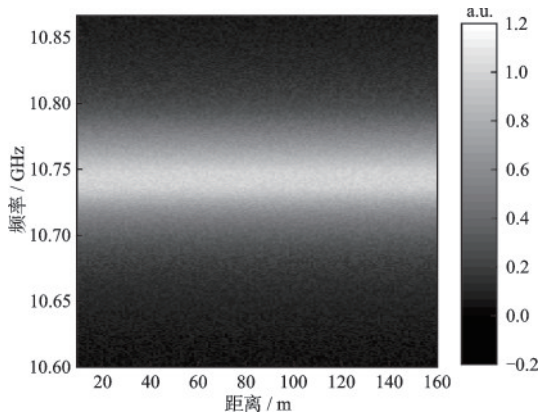


图12 降噪后BOTDR的3D-BGS图像

Fig.12 3D-BGS image of BOTDR after denoising

3 DT-CWT-LMS算法在立井井筒监测信号降噪中的应用研究

3.1 工程概况

本次监测位于山东菏泽市郭屯煤矿,井筒净直径为6.5 m。沿井筒圆心十字对称布置分布式定点光缆4条,每条650 m,采用特制夹具每隔一定距离将光纤锚固在井壁上,从而实现对井壁混凝土竖向变形的连续监测。监测设备仍沿用室内试验中使用的基于BOTDR原理的AV6419型解调仪,现场监测的采样分辨率设置为1 m。同时为了对分布式光纤的降噪效果进行检验,和在井筒累深200、400、600 m 3个水平上的光纤光栅应变传感器的数据进行对比。分布式光纤与光纤光栅监测系统的组成如图13所示。

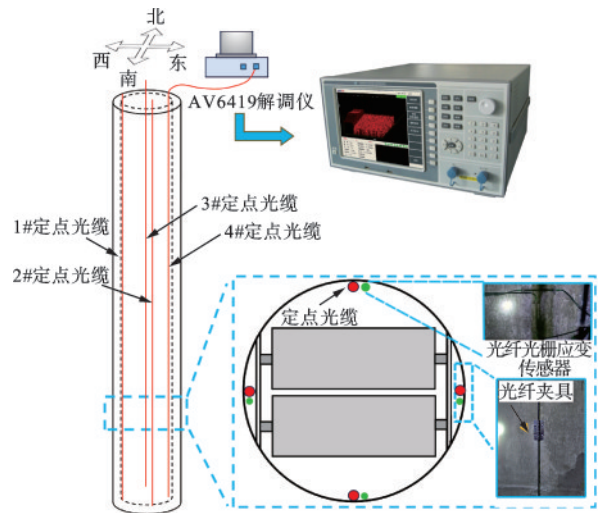


图13 分布式光纤监测系统示意

Fig.13 Schematic of distributed fiber optic monitoring system

3.2 工程概况

采用第一章中提出的DT-CWT-LMS算法,对4条光纤上取得的监测信号进去降噪研究。相对于实验室内的监测数据,现场情况要复杂得多,应变/温度信号一般是瞬态的。但在降噪原理上,LMS算法是一种能够对噪声的特征进行自适应判断的算法,如果是非稳态信号,那么通过梯度下降达到收敛,这时的参数即为对该非稳态信号的最佳降噪参数。另外,因为现场实测信号的信噪比未知,而样本熵SE同样可以很好的表征监测信号中噪声的含

量,因此以样本熵为衡量指标,评价算法的降噪效果。经过DT-CWT-LMS算法降噪前后的光纤监

测信号如图14所示,降噪前后的信号样本熵对比如表2所示。

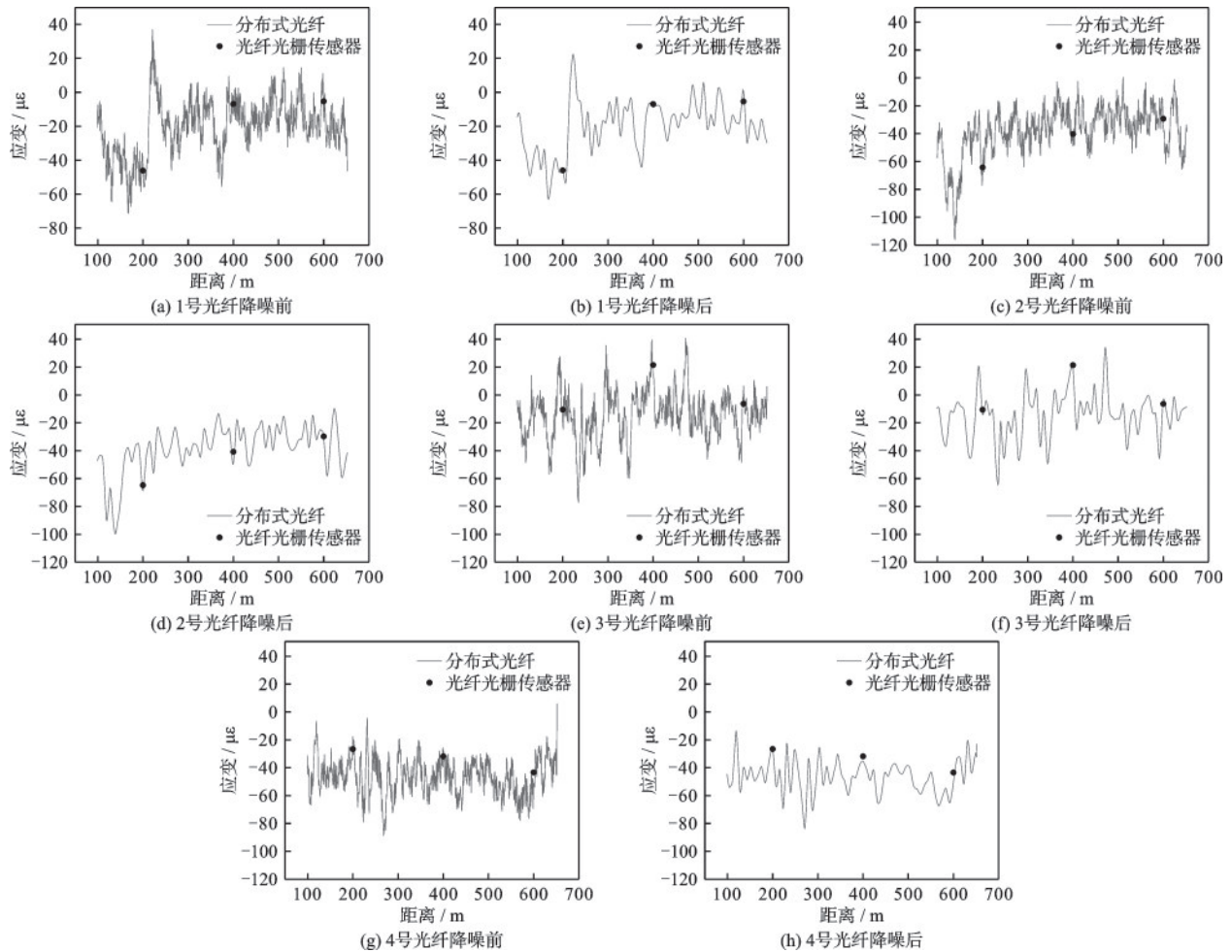


图14 降噪后信号与原信号的对比

Fig.14 Comparison between denoised signals and original signals

表2 光纤监测信号降噪前和降噪后的样本熵对比

Table 2 Comparison of sample entropy before and after denoising of fiber optic monitoring signals

光纤编号	降噪前	降噪后	降噪后信号SE下降比例/%
1	1.568	0.621	64
2	1.533	0.499	67
3	1.487	0.512	66
4	1.679	0.637	62

从图14可以看出,经过DT-CWT-LMS算法降噪后,光纤监测曲线中的大部分杂波已经消失,并且和光纤光栅传感器的应变数据基本对应,相差在5%以内,说明信号中的大部分背景噪声已经被有效滤除。由表2的计算结果可以看出,经过降噪后信号的样本熵出现了明显的下降,相比降噪前,1

号、2号、3号和4号光纤监测信号的样本熵分别下降了64%、67%、66%和62%,由此也印证了DT-CWT-LMS算法对分布式光纤监测信号有着显著的降噪效果。

4 结论

(1) 样本熵可以有效反映BOTDR信号中的噪声水平,通过计算并比较对含噪信号分解后各层细节分量的样本熵,可以确定最合适的分解层数,从而实现对信号中高频噪声分量的精确分离和提取。

(2) 针对LMS算法中权值矩阵更新采用的定步长迭代方式的缺陷,使用双曲余弦函数对步长因子进行了优化,得出在调整系数 $\alpha=0.008, \beta=5, \gamma=6$ 时,能够使LMS算法的收敛速度和收敛性均

达到最优,得到最适合于BOTDR信号的降噪阈值。

(3) 对BOTDR温度监测信号的降噪实验结果表明,DT-CWT-LMS算法的降噪效果明显优于传统的小波阈值降噪方法,平均SNR指标提高了32.03%,平均RMSE降低了33.2%。证明了所提出的降噪算法在保留原始信号中的细节的同时,可以有效地消除监测系统的噪声,提升BOTDR监测信号的精度。

(4) 现场试验结果表明,DT-CWT-LMS算法有效的去除了立井井筒光纤监测信号中的背景噪声,相比降噪前,光纤监测信号的样本熵平均下降了64.75%。因此,该算法可作为对立井井筒光纤监测信号的一种有效降噪方法。

(5) 本文主要针对某一时刻沿井筒各点的应变数据(应变剖面)进行了去噪研究,但对于井筒中某一点的应变时程曲线,DT-CWT-LMS算法的去噪效果如何,还有待进一步的深入研究。未来研究可以进一步探讨如何对单点的应变时程曲线进行去噪处理,提高数据的准确性和可靠性,以期在井筒监测领域中取得更好的研究成果,并为相关领域的发展提供有益的参考和借鉴。

参考文献:

- [1] 张驰,杨志江,张涛,等. 厚风积砂覆盖地层立井井壁垂直附加力与井壁结构[J]. 采矿与安全工程学报, 2016,33(3):494-500.
Zhang C, Yang Z J, Zhang T, et al. Vertical additional force and structure of shaft lining in thick aeolian sand strata [J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2016,33(3):494-500. (in Chinese)
- [2] 程桦,曹广勇,姚直书,等. 厚表土薄基岩特殊工程条件下的钻井井壁受拉破坏机理[J]. 煤炭学报,2021,46(1):100-111.
Cheng H, Cao G Y, Yao Z S, et al. Tensile fracture mechanism of drilling shaft under the special engineering conditions of thick alluvium and thin bedrock [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(1): 100-111. (in Chinese)
- [3] 程桦,张亮亮,姚直书,等. 厚表土薄基岩钻井井筒突水溃砂次生竖向受压破坏机理研究[J]. 煤炭工程, 2020,52(1):1-7.
Cheng H, Zhang L L, Yao Z S, et al. Study on the mechanism of secondary vertical compression failure caused by water and sand inrush during shaft boring through thick alluvium and thin bedrock [J]. Coal Engineering, 2020,52(1):1-7. (in Chinese)
- [4] 程桦,周瑞鹤,姚直书,等. 厚表土薄基岩凿井突水溃砂井筒破坏治理技术研究[J]. 煤炭科学技术,2021,49(4):176-185.
Cheng H, Zhou R H, Yao Z S, et al. Study on shaft damage control technology of water inrush and sand burst in drilling process with thick topsoil and thin bedrock [J]. Coal Science and Technology, 2021,49(4): 176-185. (in Chinese)
- [5] 刘绪都,冯新,李明昊,等. 基于分布式应变监测的埋地管道悬空识别方法研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2022,42(5):1076-1084.
Liu X D, Feng X, Li M H, et al. Suspension identification on buried pipeline based on distributed strain monitoring [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2022, 42(5): 1076-1084. (in Chinese)
- [6] 高磊,曹阳,赵子鑫,等. 海岛环境条件下超长灌注桩温度光纤监测研究[J]. 防灾减灾工程学报,2023,43(4): 674-681.
Gao L, Cao Y, Zhao Z X, et al. Study on the temperature of super long cast-in-place pile on the island using optical fiber sensing technology [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2023, 43(4): 674-681. (in Chinese)
- [7] 刘均荣,韩艳慧,王哲,等. 基于分布式光纤声波监测数据和机器学习的井筒流体类型识别方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版),2023,47(3):107-114.
Liu J R, Han Y H, Wang Z, et al. Identification of fluid type in wellbore based on distributed acoustic sensing data and machine learning [J]. Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science), 2023,47(3): 107-114. (in Chinese)
- [8] 庞明鑫,谢福星,袁帅,等. 厚表土立井井壁变形破坏规律及光纤监测分析[J]. 煤矿安全,2022,53(5):211-217,223.
Pang M X, Xie F X, Yuan S, et al. Failure law of shaft lining in thick topsoil and fiber monitoring analysis [J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(5): 211-217, 223. (in Chinese)
- [9] 祝嘉贺. 光纤法井筒变形监测系统的应用研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2019.
Zhu J H. Application of optical fiber method in wellbore deformation monitoring system [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019. (in Chinese)
- [10] 王晨,席丽霞,张阳安,等. 提升小波阈值联合累加平均的BOTDR系统降噪方案[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 95-103.

- Wang C, Xi L X, Zhang Y A, et al. Denosing scheme of BOTDR system using the combination of lifting wavelet threshold and cumulative average [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 95-103. (in Chinese)
- [11] 刘光耀, 刘习军, 张素侠, 等. 基于提升小波变换和统计理论的简支梁桥损伤识别分析[J]. 防灾减灾工程学报, 2021, 41(3): 594-602, 649.
- Liu G Y, Liu X J, Zhang S X, et al. Damage identification analysis of simply supported beam bridge based on lifting wavelet transform and statistical theory [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2021, 41(3): 594-602, 649. (in Chinese)
- [12] Feng X, Zhang X T, Sun C S. Stationary wavelet transform method for distributed detection of damage by fiber-optic sensors [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2014, 140(4): 0413004.
- [13] Linker R, Klar A. Detection of sinkhole formation by strain profile measurements using BOTDR: simulation study [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2017, 143(3): 1-10.
- [14] 万金侠, 施艳秋, 陈小云. 基于动土压力响应特性的黄土滑坡振动台试验研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2021, 41(3): 586-593.
- Wan J X, Shi Y Q, Chen X Y. Shaking table experiment of loess landslide based on dynamic earth pressure response characteristics [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2021, 41(3): 586-593. (in Chinese)
- [15] 傅建平. 小波去噪方法在光纤电流互感器中的应用研究[D]. 南昌: 南昌航空航天大学, 2019.
- Fu J P. Application research of wavelet denoising method in fiber current transformer [D]. Nanchang: Nanchang Hangkong University, 2019. (in Chinese)
- [16] Maurya S K, Singh R K. Image super-resolution by prediction of dual tree-CWT coefficient at a finer scale [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(2): 2875-2886.
- [17] Huang J T, Shi S S, He Z Y, et al. A novel zero watermarking based on DT-CWT and quaternion for HDR image [J]. Electronics, 2021, 10(19): 2385.
- [18] Maurya A K. Cascade-cascade least mean square (LMS) adaptive noise cancellation [J]. Circuits Systems and Signal Processing, 2018, 37(9): 3785-3826.
- [19] 王太元. 基于光纤光栅技术的竖井井壁变形在线监测系统研究与设计[J]. 中国煤炭, 2015, 41(1): 62-65.
- Wang T Y. Research and design of an online monitoring system of shaft side wall deformation based on fiber bragg grating [J]. China Coal, 2015, 41(1): 62-65. (in Chinese)
- [20] 高磊, 韩川, 黄坚, 等. 基于BOTDR的能源桩现场试验与承载特性分析[J]. 岩土力学, 2022, 43(增1): 117-126.
- Gao L, Han C, Huang J, et al. Test and analysis of bearing characteristics of energy pile based on BOTDR [J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(Sup1): 117-126. (in Chinese)
- [21] 李永倩, 张立欣, 李晓娟, 等. 瑞利布里渊光时域分析系统传感性能的提升方法[J]. 光学学报, 2017, 37(1): 58-66.
- Li Y Q, Zhang L X, Li X J, et al. Performance improvement method of rayleigh brillouin optical time domain analysis system [J]. ACTA Opticsinics, 2017, 37(1): 58-66. (in Chinese)

(本文编辑: 苏泽云)