

引用本文: 彭怀敏, 陈宏滨, 陈平, 等. 基于小波包降噪与特征投影的 Φ -OTDR 振动定位[J]. 光通信技术, 2024, 48(6): 61-67.

基于小波包降噪与特征投影的 Φ -OTDR 振动定位

彭怀敏^{1,2}, 陈宏滨¹, 陈平², 张超², 孙榕², 蒋贺雷³

(1. 桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004;

2. 中国电子科技集团公司 第三十四研究所, 广西 桂林 541004; 3. 75841 部队, 长沙)

摘要: 为建立通信光缆长度与地理位置数据库, 提出一种基于小波包降噪与特征投影的相位敏感光时域反射仪(Φ -OTDR)振动定位算法。该算法利用 Φ -OTDR 进行光缆长度定位, 有效应对实际光缆线路中的干扰信号问题。通过小波包分解信号并应用阈值法降噪, 同时基于敲击振动信号的频率特性, 选取特定小波包, 以其能量为特征向量进行投影, 有效解调振动信号并抑制干扰。测试结果表明: 相较于其它算法, 所提算法的复杂度低、性能优异, 可成功应用于嵌入式设备, 实现了对 20 km 光缆的精确敲击定位。

关键词: 相位敏感光时域反射仪; 小波包分解; 特征投影; 资源清查

中图分类号: TN91 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2024)06-0061-07

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2024.06.012

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Vibration localization based on wavelet packet denoising and feature projection for Φ -OTDR

PENG Huaimin^{1,2}, CHEN Hongbin¹, CHEN Ping², ZHANG Chao², SUN Rong², JIANG Helei³

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China;

2. The 34th Research Institute of CETC, Guilin Guangxi 541004, China; 3. Unit 75841, Changsha, China)

Abstract: To establish a database of communication optical cable length and geographical location, a vibration localization algorithm for phase-sensitive optical time-domain reflectometer(Φ -OTDR) based on wavelet packet denoising and feature projection is proposed. This algorithm uses Φ -OTDR for optical cable length positioning, effectively addressing the issue of interference signals in actual optical cable lines. By decomposing signals with wavelet packets and applying threshold methods for denoising, specific wavelet packets are selected based on the frequency characteristics of tapping vibration signals, using their energy as feature vectors for projection, which effectively demodulates vibration signals and suppresses interference. Test results show that compared to other algorithms, the proposed algorithm has lower complexity and superior performance, successfully applied to embedded devices, achieving precise tapping localization for 20 km of optical cable.

Key words: phase-sensitive optical time-domain reflectometer, wavelet packet decomposition, feature projection, resource inventory

0 引言

近年来, 相位敏感光时域反射仪(Φ -OTDR)技术因其高灵敏度和分布式探测能力, 在光传感领域受到广泛关注, 并应用于周界安防、油气管道监控及列车

测速等领域。光缆作为光传输网络的核心, 其重要性不言而喻, 因此光缆的实时监测至关重要。然而, 早期铺设的光缆因不规范和城市建设的破坏, 频繁受损, 导致资源信息模糊, 影响抢修效率。因此, 精确定位光缆路由和位置成为迫切需求。

Φ -OTDR 技术在光缆发生轻微振动时能够迅速定位, 但外部因素如机动车行驶、工厂作业等产生的振动干扰会影响其定位精度。为了提升定位精度, 需要对信号进行有效处理以滤除噪声。目前, 滑动差分算法是最简单的振动解调算法之一, 它通过计算相邻数据点之间的差值来滤除低频部分, 并保留高频分

收稿日期: 2023-12-27。

作者简介: 彭怀敏(1985—), 男, 广西宾阳人, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为光检测、光传感等领域应用技术、数字信号处理。参与了 SPTN 项目的光缆监测模块设计的研制工作和 OTDR、 Φ -OTDR 等光检测及传感设备, 负责数据处理算法的设计及验证。



彭怀敏,陈宏滨,陈平,等:基于小波包降噪与特征投影的 Φ -OTDR振动定位

量。该算法的本质是一个高通滤波器。然而,这种滤波器的截止频率较低,不能很好地过滤中低频干扰。因此,通常还需要结合滑动平均法来进一步提高信噪比,但这又会降低系统的响应带宽^[1-4]。为此,时频分析算法被大量引入到 Φ -OTDR信号处理中。FOUDA B M T等人^[5]为了识别海底光缆的振动事件,首先采用Butterworth高通滤波器对信号进行滤波以去除噪声,随后执行经验模态分解(EMD);接着,对每个本征模函数(IMF)应用Hilbert变换,以提取特征参数;最后,利用支持向量机(SVM)对这些特征进行分类识别。BAI Y X等人^[6]通过使用EMD技术来分解信号,并结合Hilbert能量谱分析,有效过滤掉了由噪声主导的IMF,从而显著提高了信噪比(SNR)。由于小波分析在处理非平稳信号方面具有优越性,其特别适合用于处理 Φ -OTDR振动信号。自2012年起,QIN Z等人^[7]首次将小波分析应用于 Φ -OTDR的信号处理领域,自此以后,小波分析得到了广泛的应用^[1-3,8-13]。PENG F等人^[14]将 Φ -OTDR技术用于铁路的列车位置和速度的实时监测,光缆被平行于铁路埋在地下管道中,距离铁路15 m。通过采用小波降噪方法对数据进行处理,并利用计算周期内数据的均方根(RMS)值作为振动解调的结果,在长达10.2 km的光缆上成功实现了列车的监测。WU H等人^[10]使用db6小波基,对光纤围栏上的信号进行多尺度小波分解并降噪,降低了虚警率。ABUFANA S A等人^[15]为了提高 Φ -OTDR系统中振动事件的识别与分类精度,采用了小波降噪技术,并结合变分模态分解(VMD)方法,有效提升了信号的SNR和事件识别的准确率。然而,上述研究大多在干扰较少、外部环境较为理想的情况下进行,且主要利用压电陶瓷(PZT)产生的振动,同时运用了复杂的信号处理算法。这种方案在嵌入式设备中实现实时处理时存在局限性。因此,本文提出一种基于小波包降噪与特征投影的 Φ -OTDR振动定位算法。

1 基于小波包降噪与特征投影的 Φ -OTDR振动定位算法

1.1 振动信号及其处理

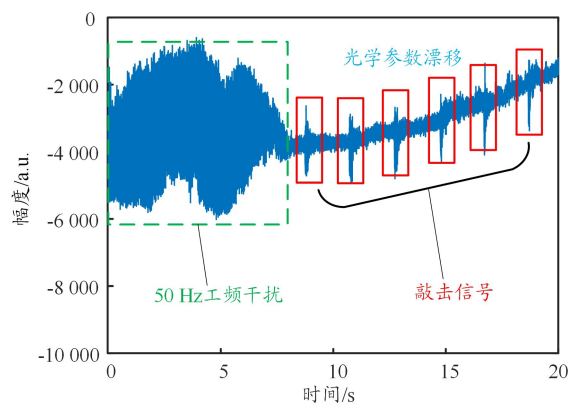
本文研究了利用橡胶锤敲击路面或井盖来激发光缆振动的方法。这种振动具有冲击性特征,明显区别于其它类型的干扰。由于 Φ -OTDR系统对振动极为敏感,即便是微弱的振动也能引发瑞利后向散射信号(RBS)的显著变化。因此,在沿公路铺设的光缆进行监测时,不可避免地会遭遇来自周围环境的多样化噪声

干扰。为了精确提取并深入分析目标振动信号,必须对收集到的数据进行细致的预处理,并提取关键特征进行高效的模式识别。

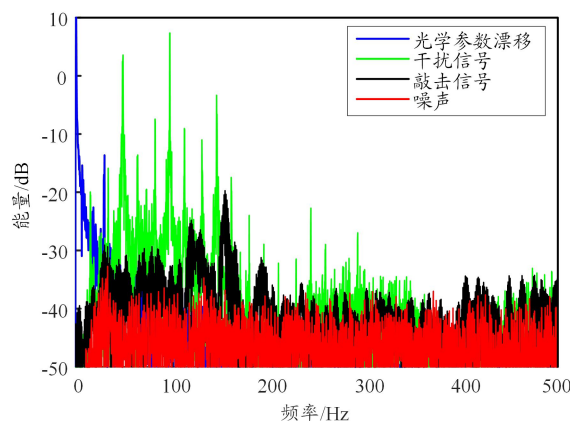
使用橡胶锤敲击路面或铁质井盖时,管道内的光缆会受到短暂的冲击,从而产生轻微的高频振动。这些振动信号 $S(t)$ 在地面吸收作用下迅速衰减,并伴有能量向中低频带转移。同时,来自汽车行驶、工厂作业、行人活动及天气变化等多种因素的干扰 $D(t)$,主要引发中低频率的振动,其强度足以对井下的光缆造成持续性的影响,有时甚至会掩盖敲击信号本身。此外,电路系统引入的噪声 $N(t)$ 广泛分布于各频带,而光学系统参数,特别是激光器的频率漂移,所引入的低频噪声 $B(t)$ 也需被纳入考虑范围。采集到的信号 $X(t)$ 可以描述如下:

$$X(t) = B(t) + N(t) + D(t) + S(t) \quad (1)$$

敲击信号与干扰信号示意图如图1所示。可以看出,参数的漂移主要集中在低频段,干扰信号则广泛分布于中低频带,敲击信号则主要占据中高频带。



(a) 干扰及敲击信号时域波形



(b) 信号的频谱分布

图1 敲击信号与干扰信号示意图

1.2 小波包分解及降噪

由于采集到的 Φ -OTDR信号由多个部分的数据组成,这些数据的频带既相互独立又部分重叠,因此在频域上进行处理会更加方便。然而, Φ -OTDR的敲击信号并非平稳信号,因此不适合使用快速傅里叶变换(FFT)。虽然短时傅里叶变换(STFT)可以同时提供时域和频域信息,但其时域分辨率和频域分辨率较差。为此,本文采用小波变换来进行数据处理。

Mallat基于小波的多分辨率分析及滤波器组的思想,提出了一种对信号进行小波变换的快速算法,其实质是一种信号分解方法。该算法采用长度为 L 的低通滤波器 $g(n)$ 对信号 $S(n)$ 进行处理,生成逼近部分;同时,利用相同长度的高通滤波器 $h(n)$ 处理信号 $S(n)$,提取细节部分。这2个滤波器的选择取决于选定的小波基,具体表达式如式(2)所示。

$$\begin{cases} A(n) = \sum_{k=0}^{L-1} S(k)g(2n-k) \\ D(n) = \sum_{k=0}^{L-1} S(k)h(2n-k) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $A(n)$ 为逼近系数, $D(n)$ 为细节系数; n 为离散时间索引,代表信号在某个时刻的取样值; k 为滤波器的系数索引。

首先,对信号 $S(n)$ 使用通带为 $0 \sim \pi/2$ 的低通滤波器进行滤波,并通过2倍降采样获得原信号的逼近系数 $A(n)$;随后,使用通带为 $\pi/2 \sim \pi$ 的高通滤波器进行滤波,同样通过2倍降采样获取原信号的细节系数 $D(n)$ 。接下来,对上一步分解得到的逼近系数重复上述过程,得到更深层次的逼近系数和细节系数,直至达到预定的分解层级。

第一层分解得到的细节系数具有较高的时域分辨

率,但其对应的频率范围是 $F/4 \sim F/2$,因此频率分辨率较低。在每一层分解中,频率分辨率是上一层的2倍,而时域分辨率则减半。这表明,对于高频信号而言,其频率分辨率较低,而对于低频信号,则表现出较差的时域分辨率。在 Φ -OTDR振动信号中,高频的敲击信号主要反映在第一层的细节系数中,而中低频的干扰信号可能分布在所有分解层的细节系数中。这种情况不利于对敲击信号的有效分辨。

小波包分解与小波分解类似,区别在于小波包分解在每一层的分解过程中,不仅对逼近系数进行分解,还对细节系数进一步的分解。这样做可以提高高频信号的频率分辨率。在这个过程中,逼近系数和细节系数分别转化为对应的逼近信号和细节信号,其分解过程的示意图如图2所示。由于类似于对带通信号的采样所导致的频谱搬移现象,在对高频部分的细节信号进行分解时,得到的数据包对应的频带并非连续排列。例如,在图2中第三层分解得到的8个子数据包 $S_7 \sim S_{14}$,亦即8个小波包。图中,AA、DA、AAA、DAA、ADA、DDA、AD、DD、AAD、DAD、ADD、DDD代表不同的分解信号组合。

对于分解后得到的各个小波包,需要采用特定的方法处理细节系数 $D(n)$,以抑制噪声并提高SNR。常用的方法是阈值法,该方法又可细分为硬阈值和软阈值2种。在应用这些方法之前,首先需要对信号进行统计估计,以确定其噪声水平,并据此计算出合适的噪声阈值。

在传统的硬阈值法中,那些幅度超过设定阈值的信号成分会被保留下来,而低于阈值的部分则被强制设为零。相比之下,软阈值法则不仅会保留超过阈值的信号成分,还会使这些成分的值向零方向收缩,同时将

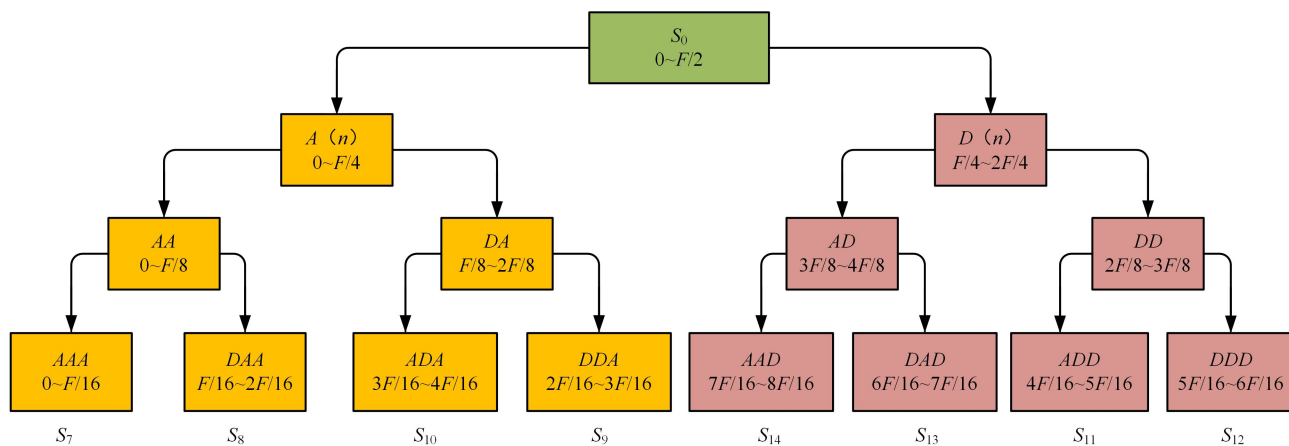


图2 小波包分解及子包频带的分解过程

低于阈值的部分同样设为零。尽管这2种阈值处理方式都有可能引起伪Gibbs现象^[17],但由于本研究的目的不涉及信号重构,因此不需要对此采取额外的措施。然而,当光缆没有受到敲击或振动,但存在零星的瞬时扰动时,可能会出现少数数据超出阈值,而大多数数据低于阈值的情况。这会导致小波包中包含大量零值和少量非零值,从而使未受敲击的光缆也可能因零星干扰而表现出明显的振动效果,这种现象对用户体验是不利的。

因此,本文提出一种改进的硬阈值方法:保留所有超过阈值的数据,同时将低于阈值的数据按一定比例缩小。这一改进能够有效减轻零星干扰的影响,提供更为平滑和精确的信号处理结果,进而提升用户体验。通过改进的阈值方法对原始细节系数进行处理后获得的细节系数 $D'(n)$,即

$$D'(n) = \begin{cases} S(n), & |S(n)| \geq T \\ S(n)/R, & |S(n)| < T \end{cases} \quad (3)$$

其中, T 为设定的阈值, R 为数据缩小的倍数。

由于 Φ -OTDR的信号具有瞬变特性,可以通过设定特定长度的时间窗口(例如128 ms)将其连续分割。每个时间窗口作为一个独立的计算周期,在每个周期内执行振动解调处理。由于敲击信号位于中高频带中,所以简单取第三层小波包 S_{11} 、 S_{12} 的能量 E_{11} 、 E_{12} 之和,即可作为敲击信号的解调结果 V ,其表达式为

$$V(m) = E_{11} + E_{12} = \sum_{i=1}^{N_1} |S_{11}(i)|^2 + \sum_{i=1}^{N_2} |S_{12}(i)|^2 \quad (4)$$

其中, m 为计算周期, N_3 为该层任意一个小波包的数据长度。

1.3 特征投影算法

当外部干扰较弱时,使用 S_{11} 、 S_{12} 的能量和作为振动信号的解调结果,可以提供良好的用户体验。然而,当外部干扰较强时(如马路上卡车的轰鸣声),尽管这些干扰的主要能量集中在中低频段,但仍会有部分能量泄露至中高频段。此时,即使没有敲击井盖, Φ -OTDR系统的表现也可能与受到敲击时相似,从而引发虚警(Nuisance Alarm)。因此,需要综合评估从低频到中高频各子频带的能量,以减少误报的发生。本文不再简单地将 S_{11} 、 S_{12} 的能量和作为敲击信号的解调结果,而是采用 S_9 、 S_{10} 、 S_{11} 和 S_{12} 能量的线性组合来作为解调结果,即

$$V'(m) = \sum_{i=9}^{12} k_i E_i \quad (5)$$

若将这4个子包的能量 $(E_9, E_{10}, E_{11}, E_{12})^T$ 视为该

次数据样本的特征向量,那么上述方法实际上是将这个特征向量投影到了一个由权重向量 $w = (k_9, k_{10}, k_{11}, k_{12})^T$ 定义的空间直线上。为计算出其系数,将数据分为2类样本,正样本是包含敲击信号的数据 $\{H_i\}$,样本数为 N_1 ,负样本为其它干扰和无干扰时的数据 $\{D_i\}$,样本数为 N_2 。对每个样本的数据,通过小波包分解降噪,计算其特征向量 $\{H_i | E_{i,9}, E_{i,10}, E_{i,11}, E_{i,12}\} (i=0, 1, \dots, N_1-1)$ 和 $\{D_i | E_{i,9}, E_{i,10}, E_{i,11}, E_{i,12}\} (i=0, 1, \dots, N_2-1)$ 。类似于线性判别分析(LDA),本文对样本集进行处理,计算2类数据向量在 w 投影后的均值 M_1 和 M_2 ,以及投影后的样本方差 s_1 、 s_2 ,如式(6)和式(7)所示。

$$\begin{cases} M_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i=0}^{N_1-1} w^T H_i = w^T M_H \\ M_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{i=0}^{N_2-1} w^T D_i = w^T M_D \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} s_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i=0}^{N_1-1} (w^T H_i - M_1)^2 = \\ \frac{1}{N_1} \sum_{i=0}^{N_1-1} w^T (H_i - M_H) (H_i - M_H)^T w = w^T S_H w \\ s_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{i=0}^{N_2-1} (w^T D_i - M_2)^2 = \\ \frac{1}{N_2} \sum_{i=0}^{N_2-1} w^T (D_i - M_D) (D_i - M_D)^T w = w^T S_D w \end{cases} \quad (7)$$

其中, M_H 和 M_D 为两类样本均值,且

$$\begin{cases} S_H = \frac{1}{N_1} \sum_{i=0}^{N_1-1} (H_i - M_H) (H_i - M_H)^T \\ S_D = \frac{1}{N_2} \sum_{i=0}^{N_2-1} (D_i - M_D) (D_i - M_D)^T \end{cases} \quad (8)$$

其中, S_H 和 S_D 分别为 $\{H_i\}$ 类和 $\{D_i\}$ 类的类内方差。

定义类间间距 S_B 和类内散布 S_W 为

$$\begin{cases} S_B = |M_1 - M_2|^2 = \\ w^T (M_H - M_D) (M_H - M_D)^T w = w^T S_B w \\ S_W = s_1 + s_2 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $S_B = (M_H - M_D) (M_H - M_D)^T$ 称为类间散布。

LDA的思想是寻找向量 w ,使得投影后的类间间距最大,同时类内散布最小,其目标函数^[18]是

$$J(w) = \arg\max \frac{S_B}{S_W} \quad (10)$$

然而,在直接探测型的 Φ -OTDR中,振动强度与

最终的光强度变化量之间并非线性关系。这意味着相同的振动强度并不总是导致相同程度的光强度变化,即 $\{H_i\}$ 类的类内方差 S_H 较大。为了抑制干扰,特征投影的方向应当选择能够最小化干扰数据样本的类内方差,同时最大化类间的距离,也就是求解如下目标函数:

$$J'(w) = \arg\max \frac{S_B}{S_2} = \arg\max \frac{w^T S_B w}{w^T S_D w} \quad (11)$$

仿照 LDA 的求解,最终得到

$$w = S_2^{-1} (M_H - M_D) \quad (12)$$

2 测试装置

现场测试图如图3所示。整个 Φ -OTDR装置安装在机房内,并通过光纤配线架(ODF)与待测光缆相连。该光缆从机房出发,经由通信井接入地下管道,沿着公路铺设,全长达21 km。使用线宽为5 kHz的激光器产生连续光束,然后通过声光调制器(AOM)将其转换成脉冲光。脉冲的宽度 τ 受可编程门阵列(FPGA)控制,同时FPGA还负责向数据采集卡(DAQ)发送同步脉冲以触发采样。测试设定的脉冲宽度为80 ns, DAQ的采样率设定为50 MHz,而脉冲的重复频率为1 kHz。这意味着,在空间维度上,光缆上每2个相邻测量点之间的距离约为2 m;而在时间维度上,每个点的采样频率为1 kHz。此外,在距离起点10 km和20 km处的检查井附近分别收集了200次敲击信号作为正样本;同时,在9 km附近的一家工厂外和15 km附近的一个十字路口也各自收集了200次环境干扰数据作为负样本。

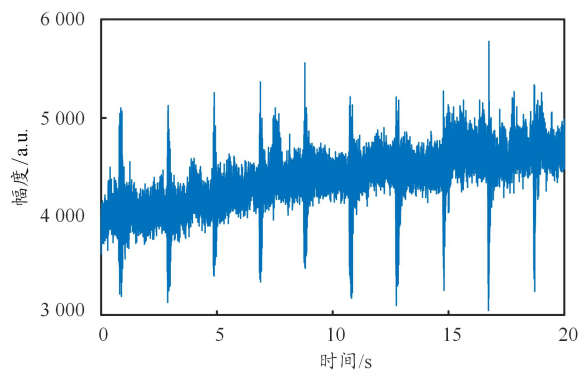
对于第 n 个脉冲,所采集的数据记为 $d_n(i)$, $0 \leq i < N$ 。在256 ms的周期内,可采集256组数据,分别为 $d_0(i)$, $d_1(i)$, $\dots$, $d_{255}(i)$ 。再取过去的768 ms的数据为

历史数据,共有 $M=1\,024$ 组,形成1.024 s的数据矩阵

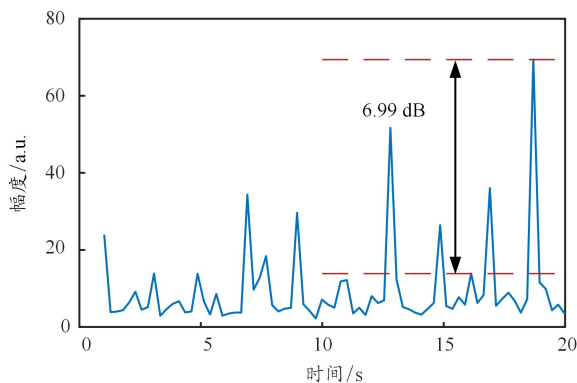
$$U = \begin{bmatrix} d_0(0) & d_1(0) & \cdots & d_{M-1}(0) \\ d_0(1) & d_1(1) & \cdots & d_{M-1}(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_0(N-1) & d_1(N-1) & \cdots & d_{M-1}(N-1) \end{bmatrix} \circ$$

对于第 m 个空间点,其时域数据 $U_m = [d_0(m), d_1(m), \dots, d_{1\,023}(m)]$,其中下标从0~767的数据为历史数据,下标从768~1 023的数据为当前计算周期新增的数据。使用db8小波对数据进行3层的小波包分解,并在降噪后计算其特征向量。由于小波分析的时间分辨率较高,计算各个小波包能量作为特征向量时,所采用的数据为最近添加的256个数据点,而非全部1 024个数据点。

敲击信号的处理结果如图4所示。图4(a)是从DAQ采集到的原始数据,在20 s内有10次敲击信号,但其SNR不佳;图4(b)是经小波包分解后,按照式(4)得到的解调效果,在16 s附近出现了2个敲击区间的噪声峰值,此时SNR为6.99 dB;图4(c)是对小波包系数按式(3)进行阈值降噪处理后,再根据式(4)获得的解调效果,此时SNR提升到了11.75 dB,相比图4(b)



(a) 原始数据



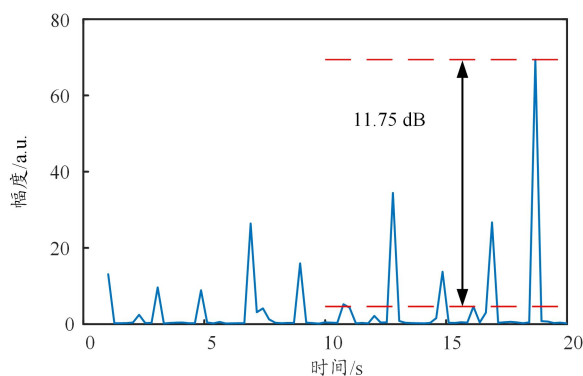
(b) 降噪前的解调效果



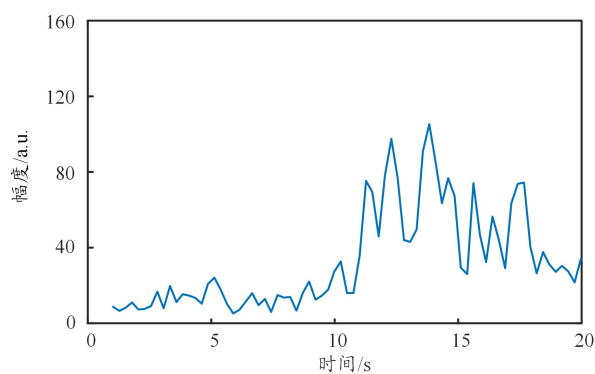
(a) 现场装置实物图

(b) 现场敲击测试图

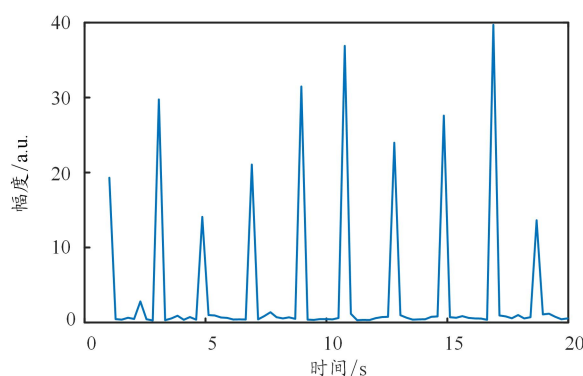
图3 现场测试图



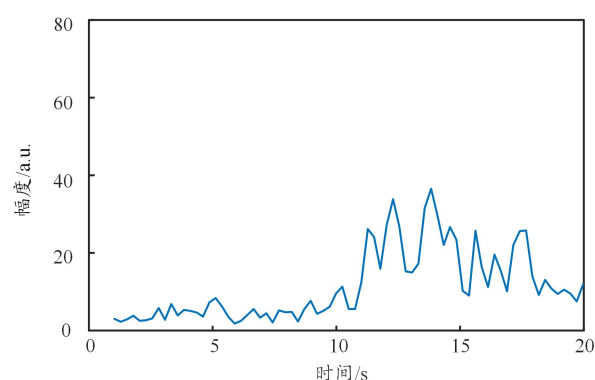
(c) 降噪后的解调效果



(b) 降噪前的解调效果



(d) 特征投影后的解调效果

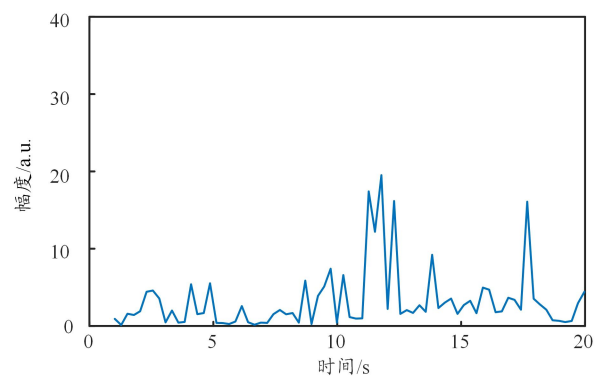


(e) 降噪后的解调效果

图4 敲击信号的处理结果

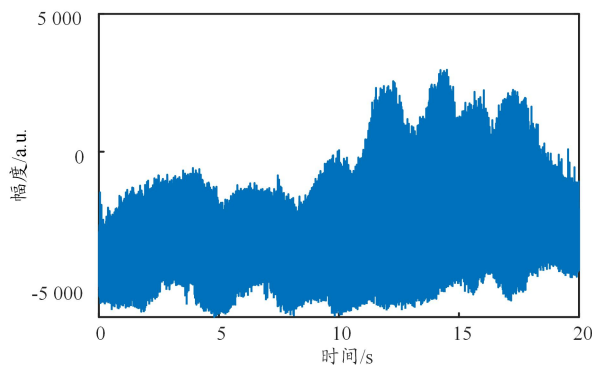
提高了 4.76 dB;图 4(d)是经过特征投影后的最终解调效果,能够清楚地识别出 10 次敲击信号。因此,通过采用简单的阈值计数方法,可以准确确认这些敲击事件,从而实现定位功能。

干扰信号的处理结果如图 5 所示。图 5(a)是从 DAQ 采集到的原始数据,在 20 s 内一直存在 50 Hz 工频干扰,数据变化范围比图 4(a)更大;图 5(b)和图 5(c)分别是经小波包分解和阈值降噪后,按照式(4)得到的解调效果,其强度远超图 4 中的敲击信号;图 5(d)



(d) 特征投影后的解调效果

图5 干扰信号的处理结果



(a) 原始数据

是采用本文算法后得到的最终解调效果。尽管某些数据点的值仍然较高,但整体强度已显著降低,并且没有明显的规律性,这使得在软件处理过程中更容易将其排除。

3 结束语

本文提出了一种基于小波包降噪与特征投影的 Φ -OTDR 振动定位算法,首先,采用了小波包分解技

术并结合阈值降噪方法,有效提升了 SNR。随后,提出了一种特征投影算法,不仅提高了定位精度,还降低了虚警率。测试结果表明,本文算法表现优异,探测距离最远可达 20 km,能够充分满足大多数城市光缆资源清查的需求。

参考文献:

- [1] LI Q, ZHANG C, LI C. Fiber-optic distributed sensor based on phase-sensitive OTDR and wavelet packet transform for multiple disturbances location[J]. Optik, 2014, 125(24): 7235–7238.
- [2] QIN Z, CHEN L, BAO X. Wavelet denoising method for improving detection performance of distributed vibration sensor[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2012, 24(7): 542–544.
- [3] JIAN Z, WEI L, WEI L. Φ -OTDR distributed fiber optic vibration signal denoising method based-on wavelet packet[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2017, 10(6): 109–118.
- [4] ADEEL M. Signal processing techniques for direct-detected Φ -OTDR systems[D]. Hong Kong: The Hong Kong Polytechnic University, 2020.
- [5] FOUDA B M T, YANG B, HAN D, et al. Pattern recognition of optical fiber vibration signal of the submarine cable for its safety[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(5): 6510–6519.
- [6] BAI Y X, LIN T T, ZHONG Z C. Noise reduction method of Φ -OTDR system based on EMD-TFPP algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(21): 24084–24089.
- [7] QIN Z, CHEN L, BAO X. Continuous wavelet transform for non-stationary vibration detection with phase-OTDR[J]. Optics Express, 2012, 20(18): 20459–20465.
- [8] WU H, LI X, LI H, et al. An effective signal separation and extraction method using multi-scale wavelet decomposition for phase-sensitive OTDR system[C]//Sixth International Symposium on Precision Mechanical Measurements, August 8–12, 2013, Guiyang, China. Bellingham: SPIE, 2013: 263–268.
- [9] SHI Y, FENG H, AN Y, et al. Research on wavelet analysis for pipeline pre-warning system based on phase-sensitive optical time domain reflectometry[C]//2014 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. July 8–11, 2014, Besacon, France. Piscataway: IEEE, 2014: 1177–1182.
- [10] WU H, ZHANG L, QIAN Y, et al. Multi-scale wavelet decomposition and its application in distributed optical fiber fences[C]//Fifth Asia-Pacific Optical Sensors Conference, May 20–22, 2015, Jeju, Korea. Bellingham: SPIE, 2015: 532–535.
- [11] YUSRI M S, FAISAL B, ISMAIL M F, et al. Improving Φ -OTDR Signal-to-Noise Ratio to Reduce Ambiguity in Intrusion Detection[C]//TENCON 2021-2021 IEEE Region 10 Conference (TENCON), December, 7–10, 2021, Auckland, New Zealand. Piscataway: IEEE, 2021: 363–368.
- [12] MO D L, YU Z H, CAI Y F, et al. Signal discrimination with wavelet algorithm and pearson correlation-based algorithm in Φ -OTDR systems[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1738(1): 012055-1–012055-5.
- [13] MA F, WANG X, LIU X, et al. Application of segmentation threshold method and wavelet threshold denoising based on EMD in Φ -OTDR system[C]//SPIE. Proceedings of Tenth International Conference on Information Optics and Photonics. Bellingham: SPIE, 2018: 648–652.
- [14] PENG F, DUAN N, RAO Y J, et al. Real-time position and speed monitoring of trains using phase-sensitive OTDR[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2014, 26(20): 2055–2057.
- [15] ABUFANA S A, DALVEREN Y, AGHNAIYA A, et al. Variational mode decomposition-based threat classification for fiber optic distributed acoustic sensing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 100152–100158.
- [16] RAO Y, WANG Z, WU H, et al. Recent advances in phase-sensitive optical time domain reflectometry (Φ -OTDR)[J]. Photonic Sensors, 2021, 11(1): 1–30.
- [17] 彭怀敏,张超,倪演海,等. 基于小波变换的 OTDR 降噪算法研究[J]. 光通信技术, 2019, 43(7): 17–20.
- [18] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社, 2016.