

激光与光电子学进展

基于 VMD-BSA-SVM 的海缆振动信号识别方法

尚秋峰^{1,2,3}, 郭家兴^{1*}¹华北电力大学电子与通信工程系, 河北 保定 071003;²华北电力大学河北省电力物联网技术重点实验室, 河北 保定 071003;³华北电力大学保定市光纤传感与光通信技术重点实验室, 河北 保定 071003

摘要 光电复合海缆状态在线监测及故障识别是保障跨海输电和通信传输正常运行的关键。为了避免直接去噪导致的信号失真影响目标特征的提取,利用变分模态分解(VMD)算法直接从含噪的振动信号中提取特征。基于布里渊光时域分析仪的海缆振动信号模拟实验系统获得锚碇、冲刷、摩擦三种工况下的海缆振动信号。取三类振动信号各 200 组,利用 VMD 算法获得本征模态函数分量,并将各个分量的能量、能量熵、峭度组合作为特征向量。将 80% 的特征向量作为训练集,20% 的特征向量作为测试集,并输入基于鸟群算法(BSA)的支持向量机(SVM)中进行分类。实验结果表明,相比其他 SVM,BSA-SVM 的分类准确率更高,可达到 99.17%,且运行时间较短。

关键词 海洋光学; 振动信号; 变分模态分解; 鸟群优化; 支持向量机

中图分类号 TN911.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1701001

Submarine Cable Vibration Signal Identification Method Based on VMD-BSA-SVM

Shang Qiufeng^{1,2,3}, Guo Jiaying^{1*}

¹Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University,
Baoding 071003, Hebei, China;

²Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology, North China Electric Power University,
Baoding 071003, Hebei, China;

³Baoding Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technology,
North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei, China

Abstract Online monitoring and fault identification of submarine cable are fundamental technology for ensuring the normal operation of cross-sea transmission and communication transmission. To avoid signal distortion due to direct denoising, which affects the extraction of target features, in this paper, the variational mode decomposition (VMD) algorithm is applied to extract features directly from noisy vibration signals. Using the Brillouin optical time domain analysis experimental system for monitoring the submarine cable vibration, the vibration signals of submarine cable under the conditions of anchoring, scouring, and friction are obtained. Three types of vibration signals are divided into 200 groups, and the intrinsic mode function components are obtained using the VMD algorithm. Furthermore, the energy, energy entropy, and kurtosis combinations of each component are obtained as eigenvectors. Using 80% and 20% of the feature vectors as the training and test sets, respectively, the data are classified by inputting them into the support vector machine (SVM) based on the bird swarm algorithm (BSA). The experimental results show that compared with other SVMs, the classification accuracy of BSA-SVM is higher, reaching 99.17%, and the running time is shorter.

Key words oceanic optics; vibration signal; variational mode decomposition; bird swarm optimization; support vector machine

1 引言

随着国内近海岛礁的经济发展以及近海风电场的

建设,光纤复合海缆在跨海输电和通信传输中发挥着越来越重要的作用^[1]。海缆处于复杂的海洋地质构造和施工作业环境中,经常会受到冲刷、摩擦及锚碇等因素

收稿日期: 2021-12-28; 修回日期: 2022-01-07; 录用日期: 2022-01-11

基金项目: 国家自然科学基金(61775057)、河北省自然科学基金(E2019502179)

通信作者: *2650594553@qq.com

影响^[2-4],从而导致海缆的铠装发生形变并对其绝缘性造成一定伤害。随着时间的推移,这些形变和伤害在电场及海水的作用下演变成故障,可能导致海缆线路断电。采用分布式光纤传感技术,将海缆内复合的单模光纤作为传感器进行故障实时检测,可以实现海缆故障的早期预警和故障定位及类型识别,保证海缆的正常工作,节省海缆运维成本的同时提高了其工作效率。布里渊光时域分析仪(BOTDA)能同时实现长距离光纤的温度和应变测量,具有很好的工程应用前景^[5-6]。利用 BOTDA 系统中光信号偏振态的变化实现海缆振动信号监测,利用布里渊散射效应实现温度和应力监测,可以同时实现载流量和故障监测的综合功能。

冲刷、摩擦及锚砸会使海缆中的光纤发生振动,因此,通过分析光纤振动信号特征可以识别海缆故障信号。光纤振动信号具有非线性、非平稳的特点,特征提取是获得精准分类识别效果的前提。光纤振动信号特征提取方法主要分为时域特征提取^[7]、频域特征提取和时频域特征提取^[8]。时域分析法大多适用于平稳信号,而光纤振动信号为非平稳信号,特别是在低信噪比时会出现误报漏报情况。频域特征分析方法虽然能获得信号的内在频谱特征,但非平稳信号也是随时间不断变化的,单纯提取频域信息只能对某一帧信号进行频谱分析,忽略了信号的时域信息。时频域特征分析得到的不仅是某一时间段内的频谱特性,还包括每个频段随时间的变化情况。经验模态分解(EMD)算法是一种经典的时频域特征分析算法^[9],可根据被处理信号的特性,自适应地将信号分解到不同尺度上,克服了小波变换高频分辨率低的不足,且自适应性更强,处理非线性非平稳信号的效果更好。但海缆故障对应的光纤振动信号一般包含噪声和冲击成分,EMD 容易受信号间断、突变等奇异点的影响,使其对应的极值点发生较大变化,导致计算的包络线扭曲变形,分离得到的本征模态函数(IMF)分量包含了相邻分量的模态或突变的异常特征,这种现象也被称为模态混叠现象。此外,在 EMD 过程中,其上下包络线是由信号的局部极值点采用三次样条曲线拟合得到,在端点处的拟合存在不确定性,导致信号的两端存在拟合偏差,且每次端点拟合的偏差会随着递归次数的增加不断累积,为后续模态分离造成干扰,即端点效应。

变分模态分解(VMD)是一种基于维纳滤波的自适应信号处理算法,通过一种非递归处理策略,可以在变分框架内将任意一个实信号序列分解成具有有限带宽和频率中心的准正交子模态,通过迭代搜寻变分模型的最优解确定每个分量的频率中心及带宽,突破了以递归分析为中心的思想,有效避免了模态混叠、过包络、欠包络、端点效应等问题。VMD 算法将 IMF 定义为一个调幅-调频信号,具有较好的抗噪性能,可以有效解决 BOTDA 系统中光纤振动信号信噪比低的问题。针对海缆冲刷、摩擦及锚砸故障时光纤振动信号的非线性和

非平稳特性,基于 VMD 提取各个模态分量的时频特征量,如峭度、能量、能量熵。其中:能量分布可以表征信号的复杂程度;峭度可以表征信号中包含的冲击分量,有助于提升故障识别准确率。支持向量机(SVM)^[10-12]在小规模样本的非线性及高维模式识别问题中具有独特的优势以及正确识别率较高、训练时间短等优点,有效克服了神经网络计算速度慢、结构选择依靠经验等问题,在光纤传感振动信号识别领域有着广泛的应用。徐可等^[13]基于改进的 EMD 和粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)设计了一种两阶段的滚动轴承故障诊断方法。离线阶段训练模型并将其保存待用,在线阶段利用该模型进行诊断并输出诊断结果,该方法在滚动轴承故障诊断中的总体准确率最高可达 95.2%。周建民等^[14]针对 SVM 参数选择困难的问题,用遗传算法(GA)优化 SVM 参数,确定参数最优值后用模型识别三种故障类型,结果表明,该模型对故障诊断的平均准确率为 97.69%。GA 是一种有效的全局优化算法,但其收敛速度慢,编解码过程复杂,参数选择往往依赖经验,PSO 算法容易陷入局部极值点,收敛速度慢,后期迭代精度低。相比其他智能优化算法,鸟群算法(BSA)的识别准确率更高、收敛速度更快、性能更稳定、鲁棒性更好^[15]。

本文将 VMD、BSA、SVM 进行有机融合,提出了 VMD-BSA-SVM 算法,用于识别冲刷、摩擦及锚砸三类海缆故障振动信号。为了避免去噪导致信号失真,进而影响对目标特征的提取,先用 VMD 算法直接从含噪的振动信号中提取特征,然后取各个 IMF 分量的能量、能量熵、峭度组合为特征向量并输入用 BSA 优化的 SVM 分类器进行识别。实验结果表明,相比 PSO-SVM、GA-SVM、网格搜索优化支持向量机(GS-SVM),VMD-BSA-SVM 算法的识别率更高,且运行时间更短。

2 VMD-BSA-SVM 算法

2.1 VMD 算法

VMD 算法是一种新的时频分析算法,相比传统的 EMD 算法,VMD 算法减少了迭代过程中的端点效应和模态混叠问题,可以有效处理非线性信号。VMD 算法的具体步骤如下^[16]。

1) 将变分问题表示为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \sum_{k=1}^K \left\| \partial(t) \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right] \times \exp(-j\omega_k t) \right\|^2 \\ \text{s.t.} \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{cases}, (1)$$

式中: $f(t)$ 为冲刷、摩擦和锚砸振动信号; $u_k(t)$ 为 $f(t)$ 分解后得到的模态分量; K 为分解模态分量的数量,实验中取 $K=6$; ω_k 为与 u_k 对应的频率中心; $\delta(t)$ 为狄拉克分布;*为卷积运算; t 为采样时刻。

2) 为了解决上述变分问题,确保约束条件的严格性和信号中存在高斯白噪声时的精度,将式(1)转变为无约束方程,可表示为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t [\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t)] \exp(-j\omega_k t) \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum u_k(t) \right\|^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum u_k(t) \rangle, \quad (2)$$

式中： λ 为拉格朗日乘法算子，具有保持约束条件严格性的意义； α 为二次惩罚因子，具有提高信号重构精度的功能，实验中取 $\alpha=2000$ 。

3) 采用交替方向乘法子法对变分问题进行优化，并从迭代优化序列中找到扩展拉格朗日的“鞍点”，从而获得式(1)的最佳解。迭代方程可表示为

$$\hat{u}_k^{n+1} = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}, \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}, \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma \left[\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right], \quad (5)$$

式中： $|\hat{u}_k(\omega)|$ 为各模态分量对应的维纳滤波； γ 为噪声容限； n 为迭代次数； $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $f(t)$ 、 $\lambda(t)$ 对应的频域形式； ω_k^{n+1} 为各模态分量的中心频率。实验中取 $\gamma=0$ ， $n=150$ 。

$$4) \text{ 当 } \frac{\sum_{t=1}^k \|u_k^{n+1}(t) - u_k^n(t)\|^2}{\|u_k^n(t)\|^2} < \kappa \text{ 时, 迭代终止, 输}$$

出 $\hat{u}_k(\omega)$ 、 $\hat{\omega}_k(t)$ 并利用傅里叶变换获得每个 u_k 。其中， κ 为设定的阈值。

2.2 鸟群算法

BSA作为一种新型仿生算法，属于种群智能优化算法^[17]。该算法主要模拟鸟类的三种基本社会行为，即觅食行为、警惕行为和飞行行为^[18]。鸟类利用这些社会行为寻找食物和躲避其他捕食者，从而获得更高的生存机会。实验中设置鸟群的种群规模 $N=30$ ，飞行频率 $F_Q=4$ ，迭代次数 $M=150$ 。

2.2.1 觅食行为

在优化过程中，种群中的每只鸟都可以在保持警惕和觅食行为之间随机切换，如果在 $(0, 1)$ 之间满足均匀分布的随机数小于常数 $P \in (0, 1)$ ，鸟类将选择觅食。鸟的觅食行为更新可表示为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] \times X_{\text{rand}}(0, 1) \times Q \times [r_j - x_{i,j}(t) \times S \times X_{\text{rand}}(0, 1)], \quad (6)$$

式中： $x_{i,j}(t)$ 和 $x_{i,j}(t+1)$ 分别为鸟的当前位置和更新后的位置； $p_{i,j}$ 为第 i 只鸟的最佳位置； r_j 为其种群的最佳位置； Q 和 S 分别为认知系数和社会加速系数，实验中取 $Q=S=1.5$ ； $X_{\text{rand}}(0, 1)$ 为 $(0, 1)$ 范围中均匀分布的随机数。

2.2.2 警惕行为

保持警惕时，每只鸟都会试图移动到种群的中心，

但这些行为会导致群体竞争。因此，食物储备量高的鸟类比食物储备量低的鸟类更可能靠近种群中心。当随机数大于常数 P 时，所有鸟类保持警惕。鸟类的警惕行为更新公式为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) \times A_1 \times [m_j - x_{i,j}(t)] \times X_{\text{rand}}(0, 1) + A_2 \times [p_{k,j} - x_{i,j}(t)] \times X_{\text{rand}}(-1, 1), \quad (7)$$

式中： i 为正整数，从1到 N 中随机选取； m_j 为第 j 只鸟的平均位置； A_1 和 A_2 分别为周围环境引起的间接影响因素和特定干扰引起的直接影响因素。

2.2.3 飞行行为

鸟群个体会定时飞往另一个地方，飞往另一个地方时，每只鸟都会从生产者和乞讨者中间转换身份，储备量最大的鸟将成为生产者，储备量最小的鸟将成为乞讨者，储备量介于两者之间的鸟将随机选择成为生产者或乞讨者。生产者和乞讨者的位置更新公式为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + X_{\text{randn}}(0, 1) * x_{i,j}(t), \quad (8)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + [x_{k,j}(t) - x_{i,j}(t) \times X_{\text{FL}} \times X_{\text{randn}}(0, 1)], \quad (9)$$

式中： $X_{\text{randn}}(0, 1)$ 表示服从均值为0、标准差为1高斯分布的随机数； $X_{\text{FL}} \in (0, 2)$ 表示乞讨者将和生产者一起去收集食物。假设每只鸟在 F_Q （正整数）间隔内前往另一个地方。

2.2.4 行为判断及位置更新

迭代更新开始后，先确定 $F_Q \times t\%$ 是否为整数。如果计算结果不为整数，鸟类种群中的个体将进行觅食行为或保持警惕，并随机获得一组满足均匀分布的数据：如果数据等于觅食概率 P ，个体进行觅食行为并用式(6)更新位置；否则，个体将保持警惕，并用式(7)更新位置。如果计算结果为整数，则将鸟类种群划分为生产者和乞讨者：如果是生产者，用式(8)更新位置；如果是乞讨者，用式(9)更新位置。如果一只鸟的当前方向优于其先前的最佳方向，则将个体的当前方向更改为其最佳方向，同时更改种群的当前最佳方向^[18]。

2.3 BSA优化的SVM

2.3.1 SVM分类器

非线性SVM分类器方程可表示为

$$F(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l y_p \alpha_i \varphi(\mathbf{X}_i) + b \right], \quad (10)$$

式中： y_p ($p=1, 2, 3$)为分类标签； α_i 为拉格朗日乘子； b 为最优超平面的偏移量； $\varphi(\mathbf{X}_i)$ 为径向基函数； sign 为分类决策函数，可表示为

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases}. \quad (11)$$

设定 \mathbf{X}_i ($i=1, \dots, 600$)为海缆冲刷、锚砸及摩擦振

动信号 VMD 后各模态分量的峭度、能量及能量熵组成的特征向量, \mathbf{X}_j 为基函数中心 ($j=1, \dots, 600$)。低维向量 \mathbf{X}_i 通过 $\varphi(\mathbf{X}_i)$ 映射到一个高维空间, 其中, $\varphi(\mathbf{X}_i)$ 为 600 维的径向基函数 (RBF)。核函数 $K(\mathbf{X}_i)$ 可表示为 $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \varphi(\mathbf{X}_i)^T \varphi(\mathbf{X}_j) = \exp(-g \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|^2)$, $g > 0$, (12)

式中: g 为 RBF 核函数变量; $\|\cdot\|^2$ 为二阶范数。

低维 $\varphi(\mathbf{X}_i)$ 由 RBF 映射成高维 $\varphi(\mathbf{X}_i)$ 后通过 SVM 就可以在高维空间构造最优的分类超平面, 使不同样本的分布区间间隔最大化。最优化通过拉格朗日函数来实现, 可表示为

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{W}, b, \xi_i} \left(\frac{1}{2} \mathbf{W}^T \mathbf{W} + c \sum_{i=1}^l \xi_i \right) \\ \text{s.t. } y_i [\mathbf{W}^T \varphi(\mathbf{X}_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l \end{cases}, (13)$$

式中: \mathbf{W} 为超平面的法向量; c 为惩罚参数; ξ_i 为松弛变量。式(12)中的参数 g 决定了数据映射到新的特征空间后的分布, 式(13)中的惩罚系数 c 表示对误差的宽容度。

2.3.2 SVM 的 BSA 优化过程

SVM 是有目标输出的学习型算法, 针对径向基核函数的参数取值建立了最优 BSA-SVM 分类模型。BSA-SVM 模型的基本思想是将惩罚参数 c 和核参数 g 作为鸟群的个体位置参数。在由 c 和 g 组成的二维空间中, 适应度函数可用于评估个体鸟类的位置, 并通过三种主要行为更新鸟类的位置信息。设置 SVM 的惩罚参数 $c \in [0.1, 1000]$, 核参数 $g \in [0.01, 150]$, 最后, 通过优化输出最优的惩罚参数 c 和核参数 g , 最终采用 c 和 g

的最佳组合进行分类, 具体步骤如下^[15]。

1) 为了避免原始数据收敛速度慢等问题, 对原始数据进行标准化操作, 可表示为

$$x^* = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, (14)$$

式中: x 为原始数据; x^* 为归一化值。

2) 初始化 BSA 参数。随机生成个体初始位置的区域, 即 SVM 参数 c 和 g 的范围。同时, 对种群规模 N 、迭代次数 M 、飞行频率 F_Q 、常数 Q 、 S 和 α_1 、 α_2 进行设置。

3) 在 SVM 中训练初始种群的参数, 然后用生成的训练模型测试测试集。将分类精度作为适应度值, 可表示为

$$\alpha = n_i / n, (15)$$

式中: α 为分类精度; n_i 为与实际样本类别一致的样本数; n 为样本总数。

4) 根据觅食、警戒和迁徙行为的相应策略更新鸟类种群, 同时对参数 c 和 g 进行优化, 得到新的参数 c 和 g 。

5) 将新的参数 c 和 g 代入 SVM 进行训练和测试, 得到新的适应度, 并更新历史最佳适应度。

6) 确定是否满足终止条件: 如果满足终止条件, 则输出最佳适应度; 否则, 返回步骤 4) 并继续迭代。在迭代结束时输出最佳的 c 和 g 。

2.4 VMD-BSA-SVM 的流程

基于 VMD-BSA-SVM 的海缆振动信号识别算法流程如图 1 所示: 首先, 将振动信号进行 VMD; 然后, 将分解后各模态分量特征值组合为特征向量送入 SVM 进行

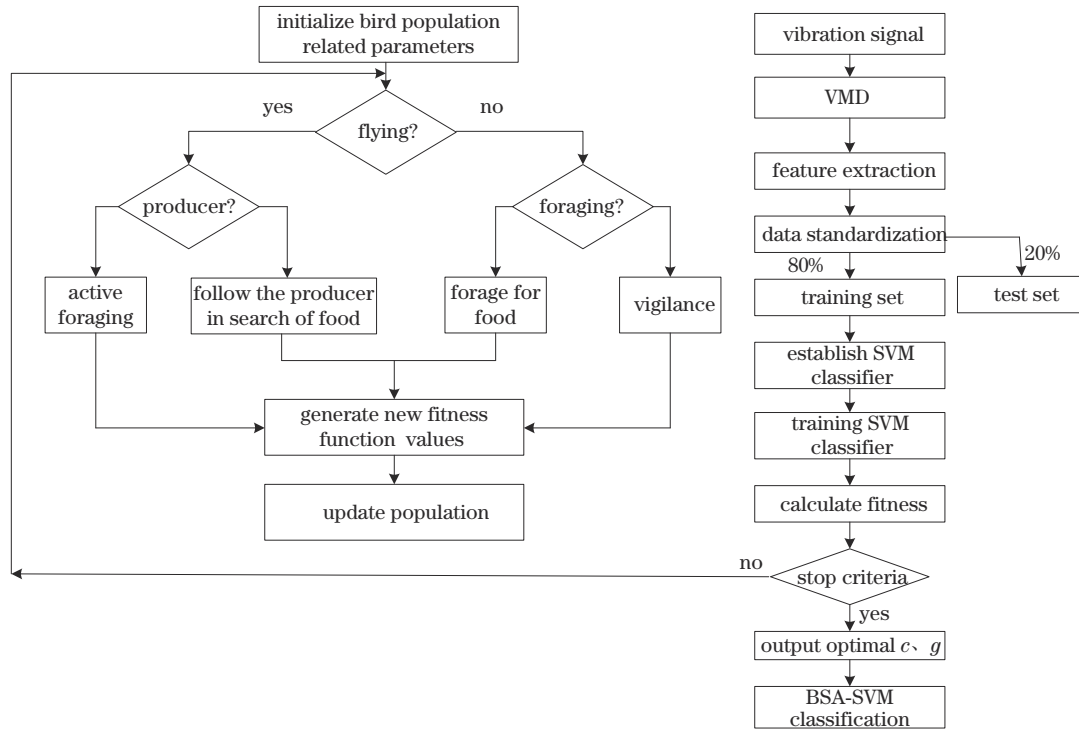


图 1 VMD-BSA-SVM 的流程图
Fig. 1 Flow chart of the VMD-BSA-SVM

训练;最后,初始化种群参数,利用鸟群算法优化 SVM,不断更新惩罚参数 c 和参数 g ,直至达到终止条件,输出最优的 c 和 g ,并利用其对测试集进行分类识别。

3 实验信号分析

3.1 海缆振动信号获取

光电复合海缆结构复杂,主要包括铜导体、屏蔽层、绝缘层、阻水层、缓冲层、光单元、铠装层、外披层。其中,光单元由通信光纤和金属套管组成。通信光纤作为信号传输的介质,冗余的光纤可以作为分布式传感系统的传感元件。当海缆遭受锚砸、摩擦和冲刷时,其内部光单元中的光信号偏振态也会发生变化,检测光偏振态的变化就可以获取海缆故障信息。光纤复合海缆故障工况的实体试验对于环境和场地的要求较高,会消耗大量的人力物力成本,而现场运行海缆的故障样本数不足以训练算法,因此,运用有限元建模软件模拟复杂的运行环境,以分析复合电缆的振动特性。

基于本团队前期的有限元仿真研究成果,获取了锚砸、冲刷和摩擦故障情况下的光纤振动信号。文献[2]中设船锚的质量为 151 kg,船锚下落速度 $v=6.95$ m/s,缆长为 0.5 m,重力加速度为 9.8 m/s²,锚砸时间为 0.05 s,根据 ANSYS 仿真提取光单元数据,获取锚砸故障振动信号波形。文献[3]利用有限元的瞬态动力学分析方法,建立了海缆与岩石发生相互摩擦的二维模型,该模型的初始速度为 250 cm/s,摩擦时间为 0.5 s,沿 x 轴正向滑动,同时对 y 方向进行约束,使其只能沿着 x 轴方向做摩擦运动,根据模型的仿真结

果获取光单元上对应点的摩擦振动波形。文献[4]在周期为 1 s、速度为 2 m/s、浪高为 0.1 m 的匀速海浪冲刷条件下,建立了裸露的悬跨海缆受海浪冲刷的有限元模型,该模型水流方向为 y 方向,并施加了 9.8 m/s² 的重力加速度,根据该模型仿真结果获取海缆受波浪力作用下的振动波形。

3.2 实验系统组成

BOTDA 系统具有双端输入结构,在传感光纤两端分别注入泵浦脉冲光和连续探测光,两路光信号在光纤中发生受激布里渊散射(SBS)作用,导致能量转移,当脉冲光和探测光之间的频差等于光纤布里渊频移(BFS)时,SBS作用产生的能量转移最大。最大频移量和温度或应力具有函数关系,通过测定布里渊频移感知温度和应变信息,从而测量载流量和轴向受力信息。加载到光纤上的振动会引起光纤中光信号偏振态的变化,因此,采用偏振分析仪(POD)探测光信号偏振态的变化规律,从而获得振动信号的规律。将 BOTDA 和 POD 相结合,可同时实现海缆状态的综合监测功能。虽然 BOTDA 的 SBS 过程中会引入大量的噪声,但本算法具有良好的抗噪和非平稳信号分析特性,适合于海缆多参量综合监测的应用。

实验系统为 BOTDA 和偏振态检测结合的温度/应变/振动多参量传感系统,可以实现温度、应变、偏振态的同时检测,其原理如图 2 所示。BOTDA 系统中窄线宽激光器输出的光信号经耦合器分为两路。其中:一路光信号由声光调制器(AOM)调制成脉冲光,经过掺铒光纤放大器(EDFA 2)放大后由光栅滤除 EDFA

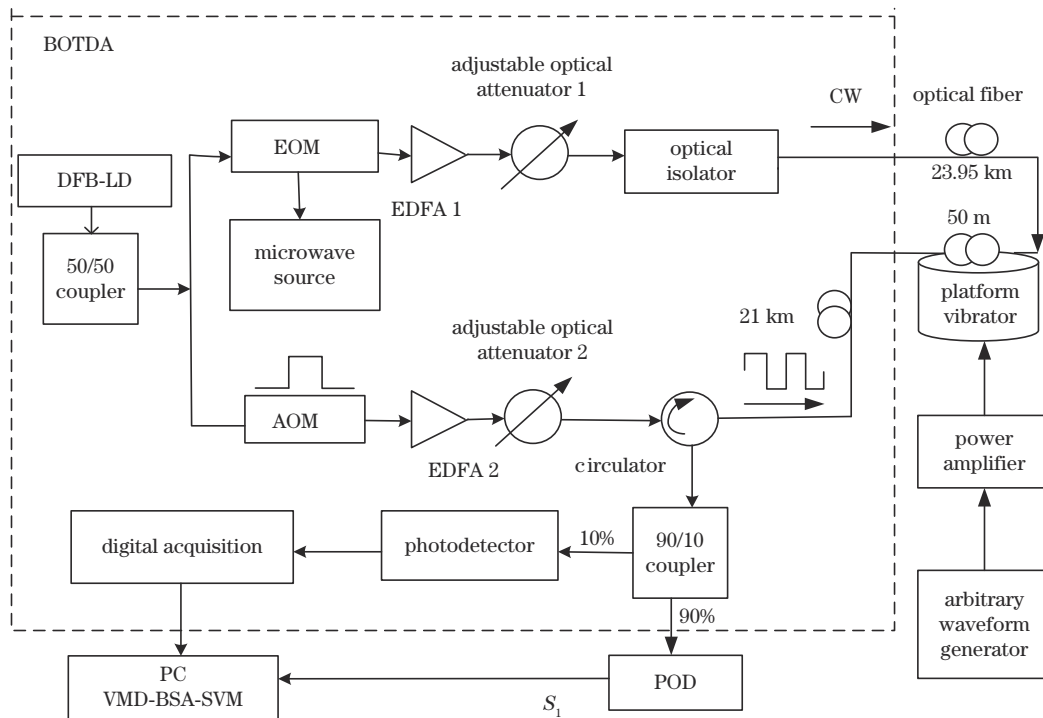


图 2 实验系统的组成

Fig. 2 Composition of the experimental system

产生的自发辐射噪声,然后进入传感光纤;另一路光信号由电光调制器(EOM)调制产生频移约为 11 GHz 的光信号。本系统采用损耗型 BOTDA 技术,连续光频率高于脉冲光频率。利用光滤波器选取电光调制器(EOM)输出已调制信号的上边带,该信号作为探测光进入传感光纤。当光纤中相向传输的两路光频率差与光纤的布里渊频移一致时,受激布里渊散射作用最强。携带 SBS 信息的探测光通过环形器、保偏耦合器和光电检测器,分别由高速数据采集设备(A/D)和 POD 进行数据采集,采用 Matlab 软件进行数据处理和分析。

分别将仿真获取的摩擦、冲刷和锚砸故障振动信号输入到任意波形信号发生器中,开启功放驱动振动台。实验中,振动信号特征提取和识别采用的数据源为 POD 输出的斯托克斯量 S_1 ,对应于海缆内置的单模光纤中连续探测光偏振态的变化,从而使振动段光纤产生摩擦、冲刷和锚砸三种故障形态对应的偏振态变化。斯托克斯矢量分量 $S_1 = I_0 - I_{90}$,即输入到偏振分析仪的光功率经水平/垂直线偏振器后所输出光功率之差。摩擦、冲刷和锚砸三种故障形态对应的斯托克斯矢量分量 S_1 如图 3 所示。

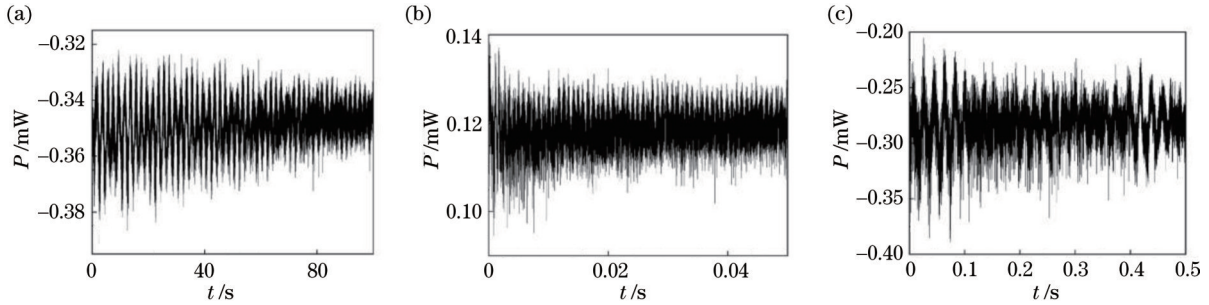


图 3 振动信号。(a)冲刷信号;(b)锚砸信号;(c)摩擦信号

Fig. 3 Vibration signals. (a) Scouring signal; (b) anchor smashing signal; (c) friction signal

BOTDA 系统参数主要影响温度和应变的传感性能。其中,脉冲的宽度和重复频率会影响振动检测性能。脉冲宽度会影响振动点定位的空间分辨率,实验系统中的脉冲宽度为 20 ns,对应 20 m 的空间分辨率。脉冲的重复频率会影响振动信号的实时监测能力,受传感光纤长度制约,最大为 20 kHz,对应的振动信号最高频率分量不超过 10 kHz。实验系统采用的光纤长度为 45 km,对应的脉冲重复频率约为 2 kHz,能复现的最高振动信号频率为 1 kHz。振动信号特征提取和识别采用的数据源为 POD 输出的斯托克斯矢量分量 S_1 信号,对应于海缆内置的单模光纤中连续探测光偏振态的变化。因此,振动信号的探测性能受到 POD 采集速率的影响。实验用 POD 采集冲刷信号、摩擦信号和锚砸信号的速率分别为 0.25 kHz、50 kHz 和 200 kHz,能复现探测信号的对应最大频率分量分别为 0.125 kHz、25 kHz 和 100 kHz。

3.3 实验信号的 VMD

对含噪振动信号进行 VMD 分解,取 $\alpha=2000$,噪声容限 $\gamma=0$,IMF 的数量 $K=6$,迭代次数 $n=150$,控制误差取 10^{-7} 。经过 VMD 后各振动信号的模态分量波形如图 4 所示。

3.4 信号特征提取

对分解的 IMF 分量进行特征提取,提取的特征值包括峭度、能量及能量熵。峭度对冲击信号非常敏感,比较容易捕捉冲击脉冲类的故障特征。一般情况下,峭度越大,故障信号特征越明显。将峭度值定义为

$$\frac{\sum_{i=1}^n [x(i) - \bar{x}]^2}{(n-1)\sigma^4}$$

其中, $x(i)$ 为模态分量, $i=1, \dots, 6, \sigma$ 和 \bar{x} 分别为信号序列的标准差和均值。各模态分量的

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{n}}$$

能量定义为,第 j 个模态分量的能量熵为 $-p_j \log_2 p_j$,其中, p_j 为第 j 个模态分量能量在整个信号能量中的占比。

取每类信号各 200 组,对三类信号进行 VMD,分别求取每个模态分量的峭度、能量、能量熵,每类信号包括 6 个模态分量,每个模态分量又包含峭度、能量及能量熵 3 个特征值,因此,每类信号特征向量共由 18 个特征值构成。依次对冲刷、摩擦及锚砸信号对应的特征向量分别给定标签 1、2 和 3,根据三类振动信号第一组数据提取的特征值如表 1 所示,最终共计提取 600 组特征向量。

4 故障识别结果与讨论

将提取到的特征向量作为数据集送到 BSA-SVM 中训练。冲刷振动信号指定输出标签为 1,摩擦振动信号指定输出标签为 2,锚砸振动信号指定输出标签为 3。每类信号各 200 组数据,共提取 600 组特征向量作为数据集用于训练。将数据集中每类信号特征向量的 80% 作为训练集,20% 作为测试集,得到了 480 个样本的训练集和 120 个样本的测试集。

用 BSA-SVM 识别三类信号。首先,设置 BSA 的

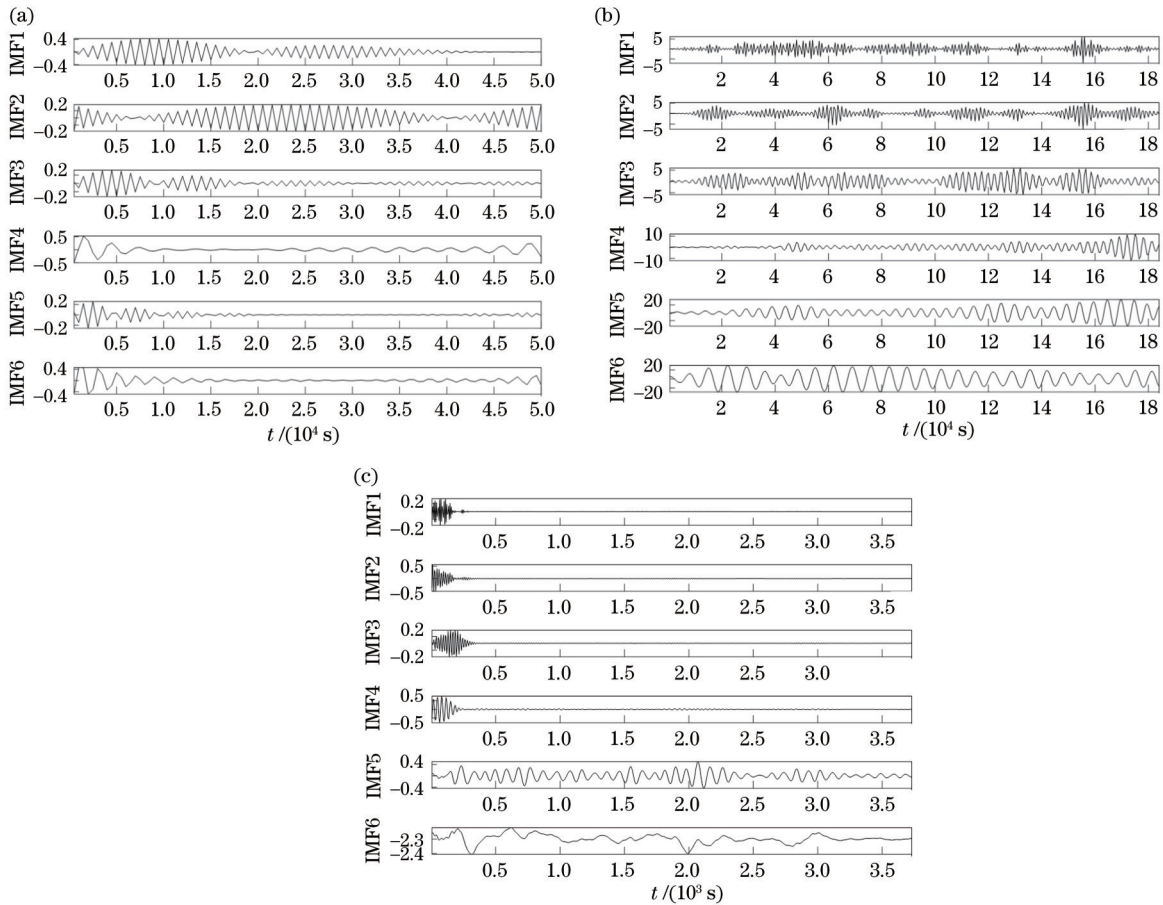


图 4 信号的 VMD 结果。(a)冲刷信号;(b)摩擦信号;(c)锚砸信号

Fig. 4 VMD results of the signal. (a) Scouring signal; (b) friction signal; (c) anchor smashing signal

表 1 信号特征

Table 1 Signal characteristics

IMF	Category	Scour	Friction	Anchor smashing
IMF 1	energy	0.1937	0.0087	0.0004
	kurtosis	0.1025	0.1601	0.2398
	energy entropy	0.318	0.0415	0.0029
IMF 2	energy	0.3739	0.0082	0.0006
	kurtosis	0.0492	0.1878	0.3074
	energy entropy	0.3678	0.0396	0.0044
IMF 3	energy	0.0458	0.0121	0.0006
	kurtosis	0.2292	0.1301	0.1807
	energy entropy	0.1411	0.0533	0.0045
IMF 4	energy	0.0009	0.0208	0.0019
	kurtosis	0.2507	0.2868	0.2198
	energy entropy	0.0061	0.0805	0.0121
IMF 5	energy	0.0007	0.3804	0.0038
	kurtosis	0.2793	0.1445	0.0211
	energy entropy	0.0053	0.3677	0.0212
IMF 6	energy	0.385	0.5697	0.9927
	kurtosis	0.0889	0.0907	0.0313
	energy entropy	0.3675	0.3205	0.0073

初始参数:种群规模 $N=30$;最大世代 $M=150$;飞行频率 $F_q=4$;常数 $Q=S=1.5$; $\alpha_1=\alpha_2=1$; $c \in [0.01, 1000]$; $g \in [0.01, 1000]$;交叉验证折叠数 $r=3$;SVM 初始的惩罚参数与核参数为默认值。BSA-SVM 预测结果如图 5 所示。可以发现:BSA 的平均适应度在 16 左右达到最大值并保持稳定,最佳适应度始终处于最大值,BSA-SVM 算法的收敛速度很快,且平均适应度值接近最优适应度值;BSA-SVM 的拟合效果好,准确度较高,120 个测试集样本仅错了 1 个。

用 PSO-SVM、GA-SVM 及 GS-SVM 分别识别三类信号,结果如图 6 所示。可以发现:PSO 算法的平均适应度值与最优适应度值之间的距离过大,导致拟合效果差,分类精度降低;GA 算法在这方面优于 PSO 算法,但比 BSA 算法差。在 120 个测试集中,GA-SVM 的识别率最高,GS-SVM 的识别率最低。GA-SVM 的分类准确率为 97.5%,高于 PSO-SVM 和 GS-SVM 模型,但低于 BSA-SVM。表 2 为各算法的准确率及运行时间。对比发现:BSA-SVM 算法的识别准确率最高,稳定性最好,且拟合效果最佳;GS-SVM 算法的运行时间最快,但识别率太低;BSA-SVM 算法的运行时间和识别准确率综合性能最优。

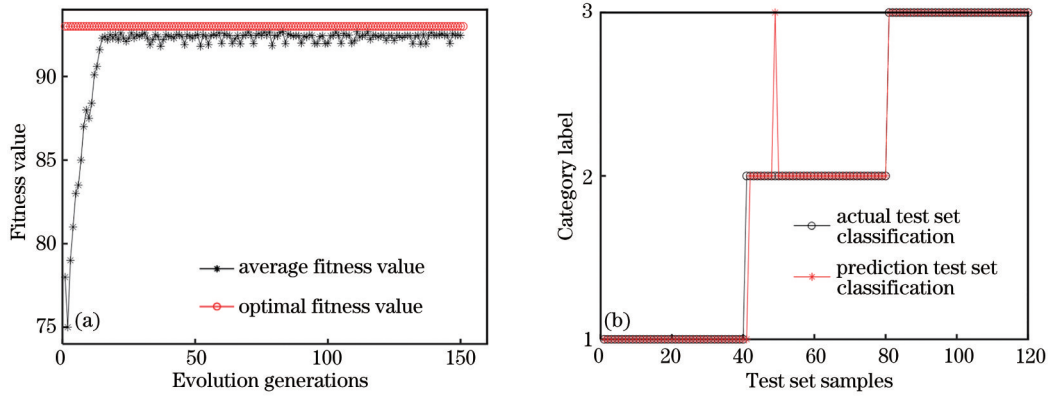


图 5 BSA-SVM 分类结果。(a) 适应度曲线; (b) 测试集准确率
Fig. 5 Classification results of BSA-SVM. (a) Fitness curve; (b) accuracy of the test set

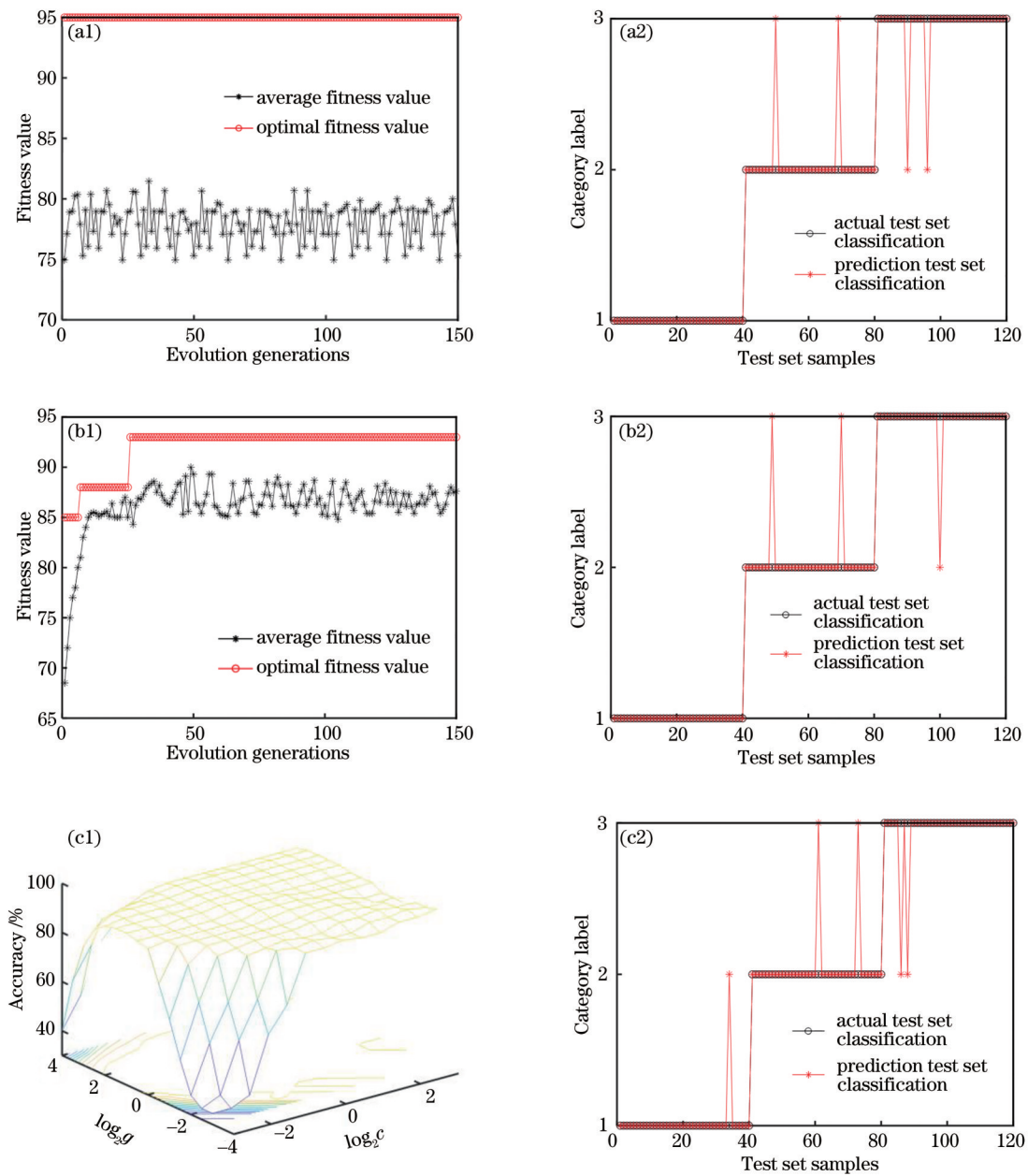


图 6 不同算法的分类结果。(a) PSO-SVM 算法; (b) GA-SVM 算法; (c) GS-SVM 算法

Fig. 6 Classification results of different algorithms. (a) PSO-SVM algorithm; (b) GA-SVM algorithm; (c) GS-SVM algorithm

表 2 四类算法的对比结果

Table 2 Comparison results of four types of algorithms

Algorithm	Accuracy / %	Running time / s
BSA-SVM	99.17	67.32
GA-SVM	97.50	74.96
PSO-SVM	96.67	81.84
GS-SVM	95.83	49.27

5 结 论

提出了一种 VMD-BSA-SVM 算法, 实现了海缆振动信号的有效分类识别。通过 VMD 算法进行信号分解, 提取其各模态分量的峭度、能量、能量熵组成特征向量, 输入到鸟群算法优化的 SVM 中进行分类识别, 在测试集上的识别率达到 99.17%。相比 GS-SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM 算法, BSA-SVM 算法的运行时间和识别准确率综合性能最优。VMD-BSA-SVM 算法不仅适用于分布式传感实验方案, 也可以推广应用于其他分布式光纤传感系统, 为利用光纤传感技术进行光纤海缆状态监测提供了有效的分类识别算法。

参 考 文 献

- [1] 张旭苹, 陈晓红, 梁蕾, 等. 长距离海缆在线监测改进型 C-OTDR 系统[J]. 光学学报, 2021, 41(13): 1306001. Zhang X P, Chen X H, Liang L, et al. Enhanced C-OTDR-based online monitoring scheme for long-distance submarine cables[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(13): 1306001.
- [2] 尚秋峰, 巩彪, 郑国强. 锚碇作用下光纤复合海底电缆的振动特性分析[J]. 光通信研究, 2021(5): 45-49, 56. Shang Q F, Gong B, Zheng G Q. Analysis of vibration characteristics of optical fiber composite submarine cable under anchoring[J]. Study on Optical Communications, 2021(5): 45-49, 56.
- [3] 柳小花. 光纤复合海底电缆扭转与磨损特性的有限元分析[D]. 北京: 华北电力大学, 2017. Liu X H. Finite element analysis of optical fiber composite cable submarine's torsion and wear characteristics [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [4] 冯雨珊, 尚秋峰, 吕安强. 波浪力作用下光纤复合海底电缆动力学有限元分析[J]. 光通信研究, 2017(4): 30-34. Feng Y S, Shang Q F, Lü A Q. Dynamic finite element analysis of fiber-optic composite submarine cable under wave[J]. Study on Optical Communications, 2017(4): 30-34.
- [5] 夏猛, 汤晓惠, 王颖, 等. 基于 BOTDA/R 的在运光纤复合架空地线光缆应变监测对比分析[J]. 光学学报, 2020, 40(15): 1506001. Xia M, Tang X H, Wang Y, et al. Comparative analysis of strain monitoring of the installed optical fiber composite overhead ground wire using BOTDA/R[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(15): 1506001.
- [6] 刘靖阳, 王涛, 张倩, 等. BOTDA 系统温度应变双参量传感技术研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(13): 1306021. Liu J Y, Wang T, Zhang Q, et al. Research progress on temperature-strain dual-parameter sensing in BOTDA system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(13): 1306021.
- [7] 饶云江, 吴敏, 冉曾令, 等. 基于准分布式 FBG 传感器的光纤入侵报警系统[J]. 传感技术学报, 2007, 20(5): 998-1002. Rao Y J, Wu M, Ran Z L, et al. A fiber-optic intrusion alarm system based on quasi-distributed FBG sensors[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(5): 998-1002.
- [8] 朱程辉, 朱睿, 王建平, 等. 基于自适应 EMD 的光纤安防系统入侵信号识别[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(4): 26-30. Zhu C H, Zhu R, Wang J P, et al. Intrusion signal recognition of optical fiber security & protection system based on adaptive EMD[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(4): 26-30.
- [9] 范文健, 毛万鑫, 吴疆. 车辆加速度信号的 EMD 和 IIR 滤波联合降噪方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 307-312. Fan W J, Mao W X, Wu J. Combined denoising method of vehicle acceleration signal based on EMD and IIR filtering[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 307-312.
- [10] Xu C J, Guan J J, Bao M, et al. Pattern recognition based on enhanced multifeature parameters for vibration events in φ -OTDR distributed optical fiber sensing system[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2017, 59(12): 3134-3141.
- [11] Ma P F, Liu K, Jiang J F, et al. Probabilistic event discrimination algorithm for fiber optic perimeter security systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(11): 2069-2075.
- [12] 李志辰, 刘琨, 江俊峰, 等. 光纤周界安防系统的高准确度事件识别方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(9): 0922002. Li Z C, Liu K, Jiang J F, et al. A high-accuracy event discrimination method in optical fiber perimeter security system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(9): 0922002.
- [13] 徐可, 陈宗海, 张陈斌, 等. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 915-922. Xu K, Chen Z H, Zhang C B, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 915-922.
- [14] 周建民, 王发令, 张臣臣, 等. 基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(4): 227-234. Zhou J M, Wang F L, Zhang C C, et al. An intelligent method for rolling bearing evaluation using feature optimization and GA-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4): 227-234.

- [15] 肖海军, 卢常景, 何凡. 基于鸟群算法的 SVM 参数选择 [J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2017, 36(3): 90-94.
Xiao H J, Lu C J, He F. Parameter optimization of support vector machine based on bird swarm algorithm [J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2017, 36(3): 90-94.
- [16] 梁宇, 刘铁根, 刘琨, 等. 基于变分模态分解算法的气体检测优化方法[J]. 中国激光, 2021, 48(7): 0706003.
Liang Y, Liu T G, Liu K, et al. Optimized gas detection method based on variational mode-decomposition algorithm [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(7): 0706003.
- [17] Wang J C, Gao Y L. An improved bird swarm optimization algorithm[J]. Journal of Research in Science and Engineering, 2019, 1(8): 27.
- [18] Niu M D, Ma S J, Cai W, et al. Fault diagnosis of planetary roller screw mechanism based on bird swarm algorithm and support vector machine[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1519(1): 012007.