光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023080101

基于CVMD和DBO-SVM的光纤周界安防信号识别方法

尚秋峰[1,2,3]，樊小凯[1*]

（华北电力大学 1. 电子与通信工程系；2. 河北省电力物联网技术重点实验室；
3. 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： 为降低光纤周界安防信号中噪声对分类结果的影响，提升信号分类的准确率和运行效率，提出一种融合了相关变分模态分解（Correlation Variational Mode Decomposition，CVMD）、蜣螂算法（Dung Beetle Optimizer，DBO）和支持向量机（Support Vector Machine，SVM）的分类方法。利用CVMD去除原始信号中的噪声分量，并提取去噪后信号的能量、能量熵和峭度作为特征向量。采用DBO算法优化SVM，得到最佳惩罚因子和核函数参数，并构建DBO-SVM分类模型。搭建了基于相位敏感光时域反射（Φ-OTDR）技术的周界安防系统，采集了攀爬、敲击、踩踏和无入侵四类信号。实验结果表明，CVMD-DBO-SVM的分类准确率相比CVMD-PSO-SVM和CVMD-GA-SVM更高，达到了98.75%，同时运行时间更短，综合性能最优。

关键词： 光纤传感；相关变分模态分解；蜣螂算法；支持向量机；周界安防

中图分类号： TP212.14　**文章编号：** 1001－5868(2024)01－0159－08

Fiber Optic Perimeter Security Signal Recognition Method Based on CVMD and DBO-SVM

SHANG Qiufeng[1,2,3], FAN Xiaokai[1]

(North China Electric Power University 1. Department of Electronic and Communication Engineering;
2. Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology; 3. Baoding Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technology, Baoding 071003, CHN)

Abstract: In order to reduce the influence of noise in the fiber optic perimeter security signal on the classification results and improve the accuracy and operating efficiency of signal classification, in this paper a classification method combine Correlation Variational Mode Decomposition (CVMD), Dung Beetle Optimizer (DBO), and Support Vector Machine (SVM) was proposed. CVMD was used to remove the noise component in the original signal. The energy, energy entropy and kurtosis of the denoised signal were extracted as feature vectors. The DBO algorithm was adopted to optimize the SVM to obtain the best penalty factor and kernel function parameters. The DBO-SVM classification model was constructed. A perimeter security system based on phase-sensitive optical time-domain reflectometry (Φ-OTDR) technology was built to collect four types of signals: climbing, knocking, stepping and non-intrusion. The experimental results show that the classification accuracy of CVMD-DBO-SVM is higher than that of CVMD-PSO-SVM and CVMD-GA-SVM, reaching 98.75%. At the same time, the running time is shorter and the overall performance is the best.

Key words: fiber optic sensing; correlation variational mode decomposition; dung beetle algorithm; support vector machine; perimeter security

收稿日期：2023－08－01.
基金项目：河北省自然科学基金项目(E2019502179).
* **通信作者：**樊小凯

0 引言

周界安防系统是指实时监测防护区域各位置点,当发生外界入侵事件时及时发出报警防范的系统[1]。传统的周界安防系统多采用视频监控、红外对射和电子脉冲等技术,此类技术相对成熟、成本低,但存在需要人工监视、易受环境干扰、稳定性差等缺点[2]。相位敏感的光时域反射(Φ-OTDR)传感技术凭借其探测距离远、灵敏度高、抗电磁干扰能力强、成本低等优点,已在输电线监测、结构健康监测、油气资源勘探等领域得到广泛应用[3]。Φ-OTDR利用输入光信号所产生后向瑞利散射光的干涉作用来实现对扰动信息的定位和提取,结合特征提取和机器学习算法,能够对入侵事件进行判别和报警,非常适用于监测周界安防入侵事件。

基于Φ-OTDR的周界安防系统通过分析外界攀爬、踩踏、敲击等入侵信号的特征,实现对入侵信号的判别和报警[4]。Φ-OTDR系统易受探测器噪声和环境噪声影响。噪声降低了系统探测的灵敏度,可能导致入侵信号的虚报和漏报[5]。因此,如何有效抑制噪声对入侵信号监测的影响,是系统所面临的问题之一。此外,由于入侵信号的种类繁多,如何选择机器学习算法,提高入侵信号识别的准确率,是当下研究的热点方向之一。

在去除信号噪声方面,国内外学者开展了大量研究工作,提出了一系列有效方法,主要包括经验模态分解(Empirical Mode Decomposition,EMD)和变分模态分解(Variational Mode Decomposition,VMD)等。EMD根据信号时频域特点自适应分解为多个本征模态函数(Intrinsic Mode Functions,IMF),通过设置阈值去除噪声IMF,将剩余IMF分量进行重构,实现降噪过程[6]。2021年吴虎等[7]基于EMD分解对分布式声波传感系统监测到的入侵振动信号进行去噪,有效提高了识别模型的训练速度和入侵信号的识别准确率。尽管EMD实现了信号的自适应分解,降噪效果良好,但容易发生模态混叠现象和端点效应。VMD是一种基于维纳滤波的非递归变分模态信号分解方法,其解决了EMD算法存在的模态混叠和端点效应问题[8]。2020年熊兴隆等[5]利用VMD对Φ-OTDR信号进行分解,并选取IMF分量进行虚拟噪声重构,与EMD方法相比,其信号信噪比提高了4 dB。虽然VMD改善了EMD的缺点,但其仍然存在噪声分量提取不充分等问题。相关变分模态分解(CVMD)在VMD的基础上通过相关系数判断原信号与各IMF分量的相关度来实现对噪声分量的抑制,进一步提升了VMD的去噪效果。2021年Shen等[9]提出CVMD算法,并对全球定位系统和重力恢复与气候实验数据进行去噪,结果表明该方法具有更好的去噪效果。

在信号识别方面,深度学习模型在训练过程中能够自主提取样本特征信息,但往往需要大量样本数据来避免模型过拟合,同时较深的网络结构也需要更长的训练时间,需要大量计算资源作支撑[10-11]。支持向量机(SVM)是一种基于统计理论的学习方法,其模型结构简单,在小样本、非线性和高维度识别问题中具有独特优势,已在光纤传感振动信号识别领域得到广泛应用。2022年卜泽华等[12]提出一种小波包分解和SVM相结合的Φ-OTDR信号识别方法,对实际环境中四种不同事件信号的识别准确率均在95%以上,具有较高的实时性和准确率。传统SVM存在惩罚因子和核函数参数选择困难等问题,通常采用启发式算法对其进行优化。2023年蔡志鑫等[13]使用遗传算法(GA)优化SVM,寻找最佳惩罚因子和核函数参数,并识别四种振动信号,最终模型的准确率为96.43%。GA算法是一种较为常用的搜索算法,但编码过程较为复杂,也容易出现过早收敛的问题。粒子群算法(PSO)实现简单,速度更快,但容易陷入局部最优。蜣螂算法(DBO)是Xue等[14]于2023年提出的一种新型全局优化启发式算法,具有寻优能力强、收敛速度快的特点。

本文将CVMD和DBO-SVM相结合,提出一种基于CVMD-DBO-SVM的光纤周界安防信号分类方法,用于识别攀爬、敲击、跑跳和无入侵四类振动信号。该方法利用CVMD来去除原始振动信号中的噪声分量,并将去噪后的信号分解为多个IMF分量,提取IMF分量的能量、能量熵和峭度作为特征向量输入DBO优化的SVM中进行分类。结果表明CVMD-DBO-SVM具有更高的分类准确率和运行效率。

1 算法原理

1.1 相关变分模态分解(CVMD)

1.1.1 VMD的基本原理

VMD是一种完全非递归的模态变分和信号处理方法。该方法通过求解变分问题,找出各中心频率在频域中的对应成分,得到各模态分量,其主要包

括变分问题的构建和求解两部分，过程如下[15]：

1）构建变分问题：

$$\begin{cases}\min\limits_{\{u_i\},\{\omega_i\}}\left\{\sum\limits_{i=1}^{K}\left\|\partial_t(t)\left[\delta(t)+\dfrac{\mathrm{j}}{\pi t}\otimes u_i(t)\right]\times\exp(-\mathrm{j}\omega_i t)\right\|_2^2\right\}\\ \text{s.t.}\sum\limits_{i=1}^{K}u_i=f(t)\end{cases}\tag{1}$$

式中，$f(t)$为原始信号，$u_i(t)$为各模态分量，K 为模态分解数量，ω_i 为各模态分量对应的中心频率，$\delta(t)$为狄拉克分布，t 为采样时间，$\partial_t(t)$表示对时间 t 求偏导，$\otimes$为卷积运算。

2）求解变分问题。引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 λ，将式转化为非约束方程：

$$\begin{aligned}L(\{u_i\},\{\omega_i\},\lambda)=&\alpha\sum_{i=1}^{K}\left\|\partial_t(t)\left[\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\otimes u_i(t)\right]\times\right.\\&\left.\exp(-j\omega_i t)\right\|_2^2+\left\|f(t)-\sum_{i=1}^{K}u_i(t)\right\|_2^2+\\&\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_{i=1}^{K}u_i(t)\right\rangle\end{aligned}\tag{2}$$

3）通过交替方向乘子方法迭代求解式的“鞍点”，即变分模型的最优解。当满足预先给定的判别阈值条件时，输出 K 个模态分量。

4）经过 VMD 分解后的原始信号可表示为 K 个模态分量的叠加：

$$f(t)=\sum IMF_i\quad i=1,2,\cdots,K\tag{3}$$

1.1.2　CVMD 的基本原理

CVMD 是一种基于 VMD 的分解方法，其引入了相关系数 R_i 来判断各 IMF 与原始信号的相关性，通过设置去噪阈值 cc，去除相关性较低的 IMF，实现噪声与信号的分离。CVMD 主要包括预分解、去噪和二次分解三部分，结构如图 1 所示，其主要过程如下[9]：

1）通过 VMD 预分解得到 K_1 个 IMF 分量，实现信号与噪声的初步分离。

2）计算 R_i 并判断各 IMF 分量中的噪声含量，R_i 的计算公式如下：

$$R_i=\frac{\mathrm{Cov}[f(t),IMF_i]}{\sqrt{\mathrm{Var}[f(t)]\times\mathrm{Var}[IMF_i]}}\quad i=1,2,\cdots,K_1\tag{4}$$

通过 R_i 的大小，可判断各 IMF 与原始信号之间的相关性，进而保留一般相关和强相关的 IMF，去除不相关和弱相关的 IMF。表 1 描述了相关系数与相关性的关系。

表 1　相关系数与相关性的关系

系数	不相关	弱相关	一般相关	强相关
R_i	0～0.1	0.1～0.3	0.3～0.5	0.5～1.0

根据 IMF 的能量谱指数确定阈值 cc，将 R_i 低于阈值 cc 的 IMF 去除，并将剩余 IMF 分量重构得到去噪信号 $f(t)_{\mathrm{denoise}}$：

$$f(t)_{\mathrm{denoise}}=\sum IMF_i(i\mid cc<R_i<1)\tag{5}$$

3）将去噪信号 $f(t)_{\mathrm{denoise}}$ 作为 VMD 的输入，进行二次变分模态分解，分解为 K_2 个 IMF 分量，最后提取各 IMF 的能量、能量熵和峭度作为特征向量。

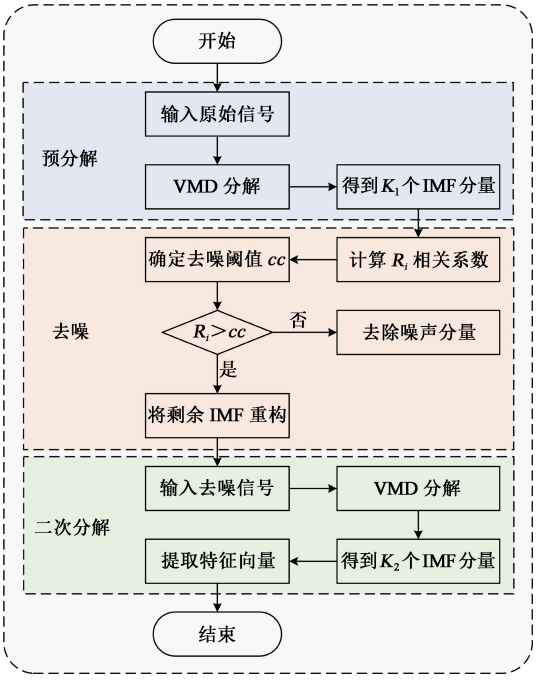


图 1　CVMD 流程图

1.2　蜣螂算法

DBO 是一种新型的启发式算法，其灵感来源于蜣螂群体的生存习惯[16]。该算法模拟蜣螂的滚球、觅食、繁殖和偷窃四种行为。DBO 算法根据不同的分工任务对蜣螂种群进行划分，这是其与粒子群算法、遗传算法等启发式算法的一大不同之处。本文参照文献[10]，设置种群规模 $N=30$，并按照 6∶6∶7∶11 的比例将蜣螂种群划分为滚球、觅食、繁殖和偷窃四大类。

1.2.1　滚球行为

蜣螂的一个习惯是会利用太阳、月亮和偏振光等信息导航，将粪球沿直线移动到理想位置，然而当遇到光源较弱和受其他自然因素影响时，蜣螂会偏

离原始的移动方向。同时，蜣螂在移动过程中可能会遇到障碍物，这时蜣螂会站在粪球上跳舞，以选择新的前进方向。因此蜣螂的滚球行为分为有障碍和无障碍两种情况。

1)无障碍时，蜣螂滚球的数学模型为：

$$x_i^{t+1}=x_i^t+\alpha\times k\times x_i^{t-1}+b\times|x_i^t-x_{\text{worst}}^t| \tag{6}$$

式中，t 表示当前迭代次数，x_i^t 表示第 i 只蜣螂在迭代次数为 t 时的位置，$k\in(0,0.2]$表示偏转系数常量，b 是(0,1)之间的常量，α 表示自然系数，当 $\alpha=1$ 时为无偏差，当 $\alpha=-1$ 时为偏离原方向，x_{worst}^t 表示当前种群的最差位置。

2)有障碍时，蜣螂位置更新公式为：

$$x_i^{t+1}=x_i^t+\tan(\theta)\times|x_i^t-x_i^{t-1}| \tag{7}$$

式中，$\theta\in[0,\pi]$，规定当 θ 的值为 0，$\frac{\pi}{2}$或 π 时，蜣螂位置不更新。

1.2.2 繁殖行为

雌性蜣螂为了保证其后代能有一个安全的生活环境，会将粪球移动到安全的位置产卵。由此，DBO 采用一种边界选择策略来模拟雌性蜣螂产卵的区域，数学模型为：

$$\begin{cases}Lb^1=\max\{x_{\text{lbest}}^t\times(1-R),Lb\}\\Ub^1=\min\{x_{\text{lbest}}^t\times(1+R),Ub\}\end{cases} \tag{8}$$

式中，Lb^1 和 Ub^1 分别表示产卵区域的下界和上界，Lb 和 Ub 分别表示优化问题的下界和上界，x_{lbest}^t 表示种群在迭代次数为 t 时的局部最优位置，$R=1-\frac{t}{T}$，其中 T 表示种群最大迭代次数。

雌性蜣螂在确定安全产卵区域后，会立刻在此处产卵。在 DBO 中假设每只雌性蜣螂一次只产一个卵。在边界选择策略中，产卵区域的界限会随着迭代次数和局部最优位置的变化而变化，因此所产卵的位置是动态变化的，更新公式为：

$$B_i^{t+1}=x_{\text{lbest}}^t+b_1\times(B_i^t-Lb^1)+b_2\times(B_i^t-Ub^1) \tag{9}$$

式中，B_i^t 表示第 i 个卵在第 t 次迭代时的位置，b_1 和 b_2 表示两个大小为 1×D 的不同随机向量，其中 D 表示求解问题的维度。

1.2.3 觅食行为

觅食行为主要针对蜣螂种群中的幼小蜣螂，它们在生长成熟时会从地下爬出寻找食物。与雌性蜣螂繁殖行为类似，幼小蜣螂的觅食区域也由边界选择策略来模拟，数学模型为：

$$\begin{cases}Lb^{\text{g}}=\max\{x_{\text{gbest}}^t\times(1-R),Lb\}\\Ub^{\text{g}}=\min\{x_{\text{gbest}}^t\times(1+R),Ub\}\end{cases} \tag{10}$$

式中，Lb^{g} 和 Ub^{g} 分别表示觅食区域的下界和上界，x_{gbest}^t 表示种群在迭代次数为 t 时的全局最优位置。幼小蜣螂的位置更新公式为：

$$x_i^{t+1}=x_i^t+C_1\times(x_i^t-Lb^{\text{g}})+C_2\times(x_i^t-Ub^{\text{g}}) \tag{11}$$

式中，C_1 是服从正态分布的随机数，C_2 表示在(0,1)内大小为 $1\times D$ 的随机向量。

1.2.4 偷窃行为

在蜣螂种群中，有一些蜣螂被称为小偷，它们会抢夺其他蜣螂的粪球。此外，粪球的最佳位置点在 x_{gbest}^t，偷窃蜣螂会在最佳位置点附近抢夺粪球。在迭代过程中，偷窃蜣螂的位置更新公式为：

$$x_i^{t+1}=x_{\text{gbest}}^t+S\times g\times(|x_i^t-x_{\text{lbest}}^t|+|x_i^t-x_{\text{gbest}}^t|) \tag{12}$$

式中，x_i^t 表示第 i 只偷窃蜣螂在迭代次数为 t 时的位置，g 表示大小为 $1\times D$ 且服从正态分布的随机向量，S 是一个常量。

1.3 DBO 优化的 SVM

SVM 是一种常用的二分类或多分类监督学习模型，其通过在高维空间寻找分类超平面，使得样本间隔最大化[17]。SVM 采用高斯径向基核函数 $K(x,x_i)=\exp(-g\|x-x_i\|^2)$，其中 g 为核函数参数，利用拉格朗日函数可将其转化为最优化问题：

$$\min_{\alpha}\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{j}\sum_{j=1}^{l}y_iy_j\alpha_i\alpha_jK(x_i,x_j)-\sum_{j=1}^{l}\alpha_j \tag{13}$$

$$\text{s.t.}\sum_{i=1}^{l}y_i\alpha_i=0,\qquad 0\leqslant\alpha_i\leqslant c \tag{14}$$

式中，$\{(x_i,y_i)\}$ 为训练集，$x_i,x_j\in\mathbf{R}^n$；$y_i,y_j\in\{-1,1\}$，α_i,α_j 为拉格朗日算子，c 为惩罚因子，s.t. 表示约束条件。

SVM 中惩罚因子 c 和核函数参数 g 的取值对模型分类的准确率影响较大，而传统 SVM 主要通过人工经验选择参数，普适性较差。本文利用 DBO 算法寻找 SVM 的最佳参数 c 和 g，基本思想是将参数 c 和 g 作为蜣螂种群的个体位置，通过蜣螂种群的四种社会行为迭代更新蜣螂位置，迭代结束输出最优 c 和 g 作为 SVM 模型参数。DBO-SVM 算法流程如图 2 所示。主要步骤如下：

1)原始数据标准化：

$$x^{*}=\frac{x-\min(x)}{\max(x)-\min(x)} \tag{15}$$

式中，x 表示原始样本数据，x^{*} 表示归一化后的样本数据。

2)初始化 DBO 参数。设置蜣螂种群规模 N 和最大迭代次数 T 等参数，同时随机地生成蜣螂个体位置。

3)将初始化的蜣螂种群个体作为 SVM 参数输入，训练模型并进行测试，将分类准确度作为适应度函数返回值。

4)根据蜣螂种群滚球、觅食、繁殖和偷窃四种行为更新蜣螂种群位置，得到新一代参数 c 和 g。

5)将新一代参数输入 SVM，并计算适应度值。

6)判断是否满足迭代条件：如果满足迭代条件，则将最终结果作为最佳参数 c 和 g 输出；否则，返回步骤 4)继续迭代。

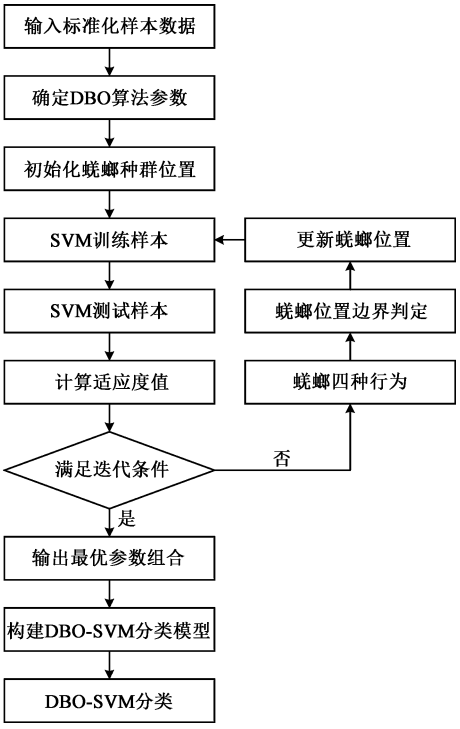


图 2　DBO-SVM 流程图

1.4　CVMD-DBO-SVM 的流程

基于 CVMD-DBO-SVM 的光纤周界安防信号识别算法流程如图 3 所示。首先将攀爬、敲击、跑跳和无入侵四种振动信号进行 CVMD 分解，并提取能量、能量熵和峭度作为特征向量，然后利用蜣螂算法对 SVM 参数进行优化，输出最优惩罚因子 c 和核函数参数 g，最后构建 DBO-SVM 分类模型，使用训练集进行训练，并输出测试集分类结果。

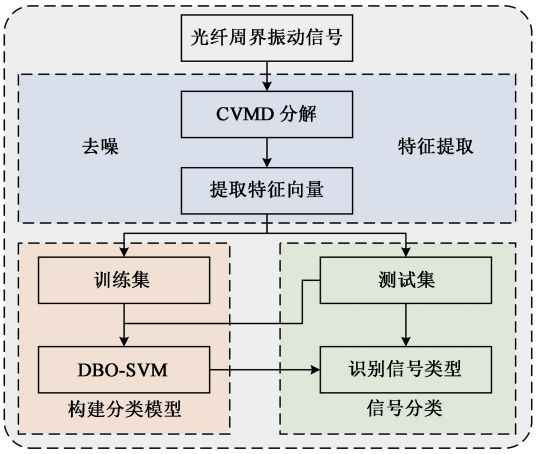


图 3　CVMD-DBO-SVM 流程图

2　实例分析

2.1　信号获取

为采集不同类型的周界信号，搭建了如图 4 所示的 Φ-OTDR 系统。窄线宽激光器发射激光，在经过光纤耦合器后分为两路，占比 90%的光作为探测光，占比 10%的光作为本地光。探测光经过声光调制器后产生固定频率的移频，在经过掺饵光纤放大器后，由光纤环形器进入待测光纤并返回向后瑞利散射光。向后瑞利散射光会在 3 dB 耦合器中与本地光发生拍频，随后进入平衡探测器而完成光电转换，最后再由数据采集卡采集拍频电信号，并送入计算机中处理。

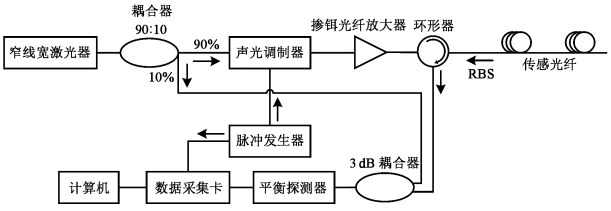
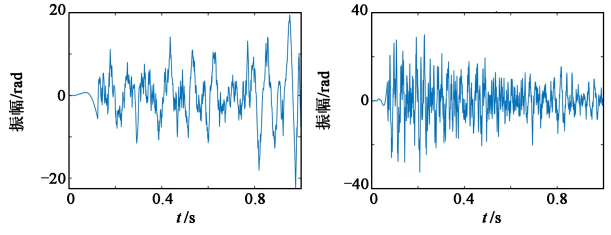
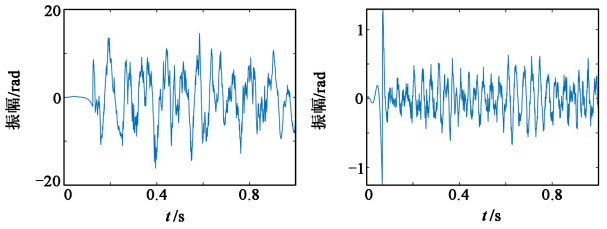


图 4　实验系统构成框图

本文利用所搭建的实验系统采集了四种典型的周界安防信号：攀爬、敲击、踩踏和无入侵信号。信号波形如图 5 所示。



(a) 攀爬　　(b) 敲击



（c）踩踏　　（d）无人侵

图 5　周界安防信号波形

2.2　CVMD 分解

首先对采集到的信号进行预分解，以攀爬信号为例。利用中心频率观察法确定当 $K_1=7$ 时，各个 IMF 分量的中心频率保持相对稳定，且无模态混叠现象发生，故认为 $K_1=7$ 为最佳分解个数。VMD 其他参数设置如表 2 所示。预分解结果如图 6 所示。

表 2　VMD 参数设置

α	τ	DC	initialization	tolerance
2 500	0	1	1	1×10^{-6}

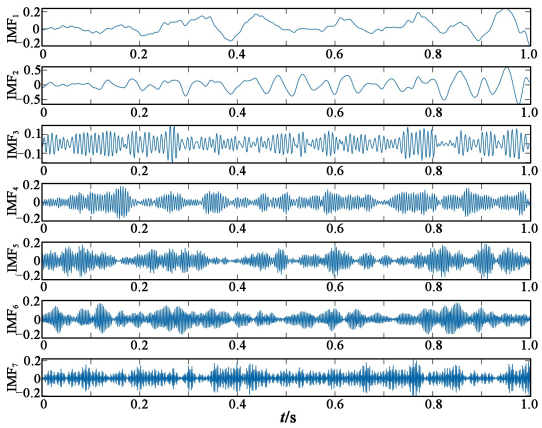


图 6　预分解波形

从预分解波形中能够明显发现信号中存在噪声分量，为提高模型分类准确率，对信号进行去噪。首先计算各 IMF 分量与原始信号的相关系数 R_i，计算结果如表 3 所示。

表 3　各 IMF 分量与原始信号的相关系数

IMF_i	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6	IMF_7
R_i	0.48	0.64	0.35	0.31	0.32	0.31	0.27

本文将去噪阈值 cc 大小设定为 0.35。将剩余 IMF 分量进行重构，得到去噪序列 $f(t)_{\text{denoise}}$，并将 $f(t)_{\text{denoise}}$ 输入 VMD 中进行二次分解，参数设置与预分解相同，分解结果如图 7 所示。由图 7 可见，尽管原始信号二次分解后依然存在噪声分量，但噪声的幅度明显减小。

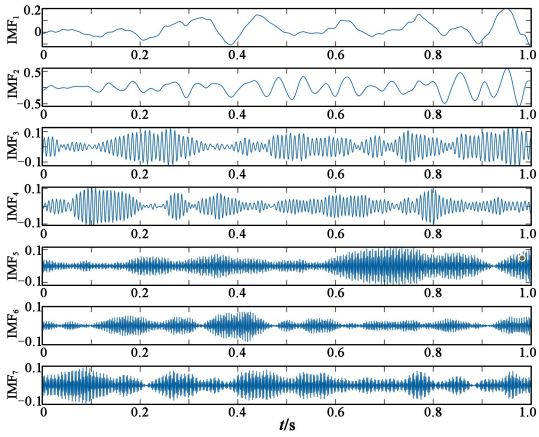


图 7　二次分解波形

对 CVMD 分解得到的 IMF 进行特征提取，提取能量、能量熵和峭度作为特征向量。四类周界安防信号各取 200 组，总计 800 组信号，其中每类信号分解为 7 个 IMF 分量，每个 IMF 分量又包含三个特征值，因此每类信号共由 21 个特征值构成。同时，对提取到的特征向量进行标签分类，其中攀爬信号的输出标签为 1，敲击信号的输出标签为 2，跑跳信号的输出标签为 3，无入侵信号的输出标签为 4。

2.3　识别结果和讨论

将 CVMD 分解提取到的特征向量数据集送入 DBO-SVM 中进行模型构建，其中 80% 作为训练集，20% 作为测试集，共得到 640 个训练集样本和 160 个测试集样本。设置 DBO 算法最大迭代次数 $T=200$。CVMD-DBO-SVM 的优化迭代曲线如图 8 所示，同时得到 SVM 最优参数，其中惩罚因子为 36.47，核函数变量为 4.60。

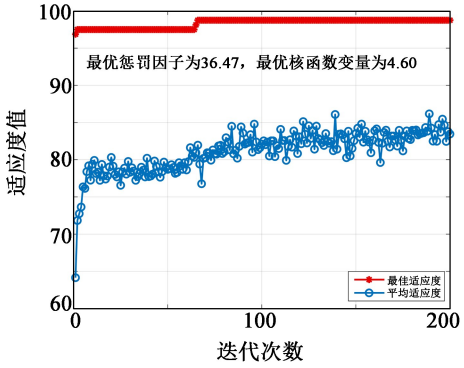
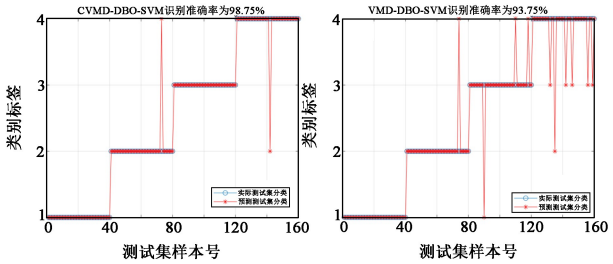


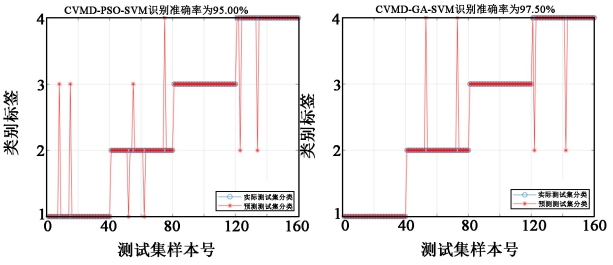
图 8　CVMD-DBO-SVM 优化迭代曲线

为从多角度充分验证该方法的优越性，本文设计 4 组实验进行对比，分别验证 CVMD-DBO-SVM，VMD-DBO-SVM，CVMD-PSO-SVM，

CVMD-GA-SVM 的分类准确率和运行时间，结果如图 9 和表 4 所示。



(a) CVMD-DBO-SVM　　(b) VMD-DBO-SVM



(c) CVMD-PSO-SVM　　(d) CVMD-GA-SVM

图 9　不同方法分类结果

表 4　四类算法的对比结果

识别方法	识别准确率/%	运行时间/s
CVMD-DBO-SVM	98.75	169.09
VMD-DBO-SVM	93.75	160.54
CVMD-PSO-SVM	95.00	237.67
CVMD-GA-SVM	97.50	316.91

从图 9 和表 4 可以发现，CVMD-DBO-SVM 的识别准确率为 98.75%，在识别 160 个测试集样本时仅仅错误 2 个，相较于 VMD-DBO-SVM 识别准确率提高了 5%，验证了 CVMD 分解的有效性，同时算法的运行时间相较于 PSO 和 GA 最短。GA-SVM 的识别准确率为 97.50%，高于 PSO-SVM，但由于 GA 算法编码过程复杂，导致其运行时间最长。PSO-SVM 识别准确率最低，为 95.00%，在识别四种信号时均出现了较多错误，分类效果不理想。综合来看，CVMD-DBO-SVM 方法在识别准确率和运行时间上性能最优。

3　结论

为了提升对光纤周界安防信号的分类准确率，本文提出一种基于 CVMD 和 DBO-SVM 的方法。通过 CVMD 算法对原始信号进行去噪，同时提取 IMF 分量的能量、能量熵和峭度作为特征向量。相较于传统 VMD，算法识别率提高了 5%。利用蜣螂算法对 SVM 进行优化，输出最优惩罚因子和核函数参数，并构建分类模型，模型在测试集上的识别率为 98.75%，相比与 PSO-SVM 和 GA-SVM 算法，DBO-SVM 在识别准确率和运行时间上综合性能最优。CVMD-DBO-SVM 为分类识别光纤周界安防信号提供了有效方法。

参考文献：

[1] 张智娟，郭文翰，徐志钮，等. 基于 Φ-OTDR 的光纤传感技术原理及其应用现状[J]. 半导体光电，2019，40(1)：9-16.
Zhang Zhijuan，Guo Wenhan，Xu Zhiniu，et al. The principle and application status of optical fiber sensing technology based on Φ-OTDR[J]. Semiconductor Optoelectronics，2019，40(1)：9-16.

[2] 尚秋峰，巩　彪. 光纤周界系统振动信号识别算法研究进展[J]. 光通信技术，2021，45(5)：16-20.
Shang Qiufeng，Gong Biao. Research progress of vibration signal recognition algorithm in optical fiber perimeter system[J]. Optical Communication Technology，2021，45(5)：16-20.

[3] 苑立波，童维军，江　山，等. 我国光纤传感技术发展路线图[J]. 光学学报，2022，42(1)：1-34.
Yuan Libo，Tong Weijun，Jiang Shan，et al. Development roadmap of optical fiber sensing technology in my country[J]. Acta Optics Sinica，2022，42(1)：1-34.

[4] 张旭苹，丁哲文，洪　瑞，等. 相位敏感光时域反射分布式光纤传感技术[J]. 光学学报，2021，41(1)：93-107.
Zhang Xuping，Ding Zhewen，Hong Rui，et al. Phase-sensitive optical time-domain reflection distributed optical fiber sensing technology[J]. Acta Optics Sinica，2021，41(1)：93-107.

[5] 熊兴隆，冯　磊，刘　佳，等. 基于改进变分模态分解的 Φ-OTDR 信号去噪方法[J]. 半导体光电，2020，41(3)：400-405.
Xiong Xinglong，Feng Lei，Liu Jia，et al. Φ-OTDR signal denoising method based on improved variational mode decomposition[J]. Semiconductor Optoelectronics，2020，41(3)：400-405.

[6] 吕　峥，庄　炜，吴　越，等. 基于改进 EMD 方法的 FBG 传感网络光谱基线校正研究[J]. 仪器仪表学报，2022，43(1)：190-197.
Lü Zheng，Zhuang Wei，Wu Yue，et al. Research on spectral baseline correction of FBG sensor network based on improved EMD method[J]. J. of Instrumentation，2022，43(1)：190-197.

[7] 吴　虎，孔　勇，王振伟，等. 基于 EMD 分解与 1-D CNN 算法的光纤振动信号的识别[J]. 激光与红外，2021，51(8)：1043-1049.
Wu Hu，Kong Yong，Wang Zhenwei，et al. Recognition of fiber vibration signals based on EMD decomposition and 1-D CNN algorithm[J]. Laser and Infrared，2021，51(8)：1043-1049.

[8] 于 淼，张耀鲁，何禹潼，等. 变分模态分解-排列熵方法用于分布式光纤振动传感系统去噪[J]. 光学学报，2022，42(7)：62-73.
Yu Miao，Zhang Yaolu，He Yutong，et al. Variational mode decomposition-permutation entropy method for denoising of distributed optical fiber vibration sensing system[J]. Acta Optics Sinica，2022，42(7)：62-73.

[9] Shen Y F，Wei Z，Yin W J，et al. Feature extraction algorithm using a correlation coefficient combined with the VMD and its application to the GPS and GRACE[J]. IEEE Access，2021，9：917507-917519.

[10] 刘雄厚，时荣伟，杨益新. 利用跟踪轨迹特征和SVDD-SVM联合分类器的水下慢速小目标分类方法[J]. 声学学报，2023，48(4)：646-655.
Liu Xionghou，Shi Rongwei，Yang Yixin. Underwater slow small target classification method using tracking trajectory features and SVDD-SVM joint classifier[J]. Acoustica Sinica，2023，48(4)：646-655.

[11] 朱海强，张志利，高慧敏，等. 基于两级SVM的Φ-OTDR系统振动事件识别算法[J]. 电子器件，2023，46(3)：783-789.
Zhu Haiqiang，Zhang Zhili，Gao Huimin，et al. Algorithm for vibration event recognition of Φ-OTDR system based on two-stage SVM[J]. Electronic Devices，2023，46(3)：783-789.

[12] 卜泽华，毛邦宁，司召鹏，等. 基于小波包分解和SVM的φ-OTDR系统信号识别[J]. 光子学报，2022，51(11)：87-95.
Bu Zehua，Mao Bangning，Si Zhaopeng，et al. Signal recognition of φ-OTDR system based on wavelet packet decomposition and SVM[J]. Acta Photonica Sinica，2022，51(11)：87-95.

[13] 蔡志鑫，党 章，吕 勇，等. 自适应动模式分解和GA-SVM在行星轴承故障分类中的应用[J]. 工程科学学报，2023，45(9)：1559-1568.
Cai Zhixin，Dang Zhang，Lv Yong，et al. Application of adaptive dynamic mode decomposition and GA-SVM in fault classification of planetary bearings[J]. J. of Engineering Science，2023，45(9)：1559-1568.

[14] Xue J K，Shen B. Dung beetle optimizer：A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The J. of Supercomputing，2023，79(7)：7305-7336.

[15] 范志远，杜 江. 基于相关变分模态分解和CNN-LSTM的变压器油中溶解气体体积分数预测[J]. 高电压技术，2024，50(1)：263-273.
Fan Zhiyuan，Du Jiang. Prediction of dissolved gas volume fraction in transformer oil based on correlation variational mode decomposition and CNN-LSTM[J]. High Voltage Technol.，2024，50(1)：263-273.

[16] 潘劲成，李少波，周 鹏，等. 改进正弦算法引导的蜣螂优化算法[J]. 计算机工程与应用，2023，59(22)：92-110.
Pan Jincheng，Li Shaobo，Zhou Peng，et al. Improved sinusoidal algorithm-guided dung beetle optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications，2023，59(22)：92-110.

[17] 易芳吉，钟丽莎，李章勇. 基于SVM分类器的癫痫脑电时空特征提取方法的研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版)，2022，34(3)：444-450.
Yi Fangji，Zhong Lisha，Li Zhangyong. Research on spatial-temporal feature extraction of epilepsy EEG based on SVM classifier[J]. J. of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)，2022，34(3)：444-450.

作者简介：

尚秋峰(1968—)，女，博士，教授，主要研究方向为光纤传感及信号处理技术。