

doi:10.13756/j.gtxyj.2025.240145.

专题:海洋通信与传感网络

张涛,刘昊,张培蕾,等. 基于能量熵与GWO-ELM的海缆故障信号识别方法[J]. 光通信研究, 2025(4): 240145.

Zhang T, Liu H, Zhang P L, et al. Fault Signal Recognition Method of Submarine Cable based on Energy Entropy and GWO-ELM [J]. Study on Optical Communications, 2025(4): 240145.

基于能量熵与GWO-ELM的海缆故障信号识别方法

张涛^{1,2}, 刘昊¹, 张培蕾¹, 刘哲恒¹, 时光蕤¹, 范希评³

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北宜昌 443002; 2. 湖北省输电线路工程技术研究中心, 湖北宜昌 443002;
3. 华润电力湖北有限公司, 湖北赤壁 437300)

摘要:【目的】针对海底电缆振动信号研究中特征提取效果不佳以及故障诊断效率较低的问题, 文章提出了一种基于能量熵特征和灰狼优化(GWO)算法优化极限学习机(ELM)的海缆故障诊断方法。【方法】首先, 采用有限元仿真软件模拟得出不同工况的海缆光单元振动速度信号; 然后, 结合经验模态分解(EMD)算法将振动信号分解为4个含有固有特征的本征模函数(IMF)分量, 提取计算各个IMF分量的能量熵, 将其作为指标构建特征向量; 最后, 将不同工况下的特征向量样本输入采用GWO-ELM方法的分类器中进行工作状态的判断。【结果】在足量样本以及多次计算求平均值的情况下, 通过数据总结得出该方法对海缆不同状态的识别准确率能够达到97.4%, 分类算法识别时间低至0.9685s, 并设置了多个算法对比组, 结果表明, 文章所提方法在提取信号特征以及故障诊断方面有着良好效果。【结论】目前海缆在线监测常采用温度和应力分析, 文章所提方法在大大降低测量难度的同时, 故障特征提取效果较好, 能够准确识别海缆的实时工作状态。

关键词:海底电缆; 振动信号; 能量熵; 灰狼优化算法; 极限学习机; 故障诊断

中图分类号:TP393 **文献标志码:**A

Fault Signal Recognition Method of Submarine Cable based on Energy Entropy and GWO-ELM

ZHANG Tao^{1,2}, LIU Hao¹, ZHANG Peilei¹, LIU Zheheng¹, SHI Guangrui¹, FAN Xiping³

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, Yichang 443002, China;

3. China Resources Power Hubei Co., Ltd., Chibi 437300, China)

Abstract: 【Objective】Aiming at the problems of poor feature extraction and low fault diagnosis efficiency in the study of submarine cable vibration signals, a fault diagnosis method for submarine cable is presented based on the combination of energy entropy features, Grey Wolf Optimizer (GWO) algorithm and Extreme Learning Machine (ELM). 【Methods】 Firstly, the finite element simulation software is used to simulate the vibration velocity signals of submarine cable optical unit under different working conditions. Secondly, the vibration signal is decomposed into four Intrinsic Mode Functions (IMF) using the Empirical Mode Decomposition (EMD) algorithm. These IMFs capture the inherent characteristics of the signal. Subsequently, the energy entropy of each IMF component is extracted and calculated. The energy entropy is used as an indicator to construct the eigenvectors. Finally, the eigenvector samples under different working conditions are input into the classifier using GWO-ELM method to judge the operation state. 【Results】 With a sufficient number of samples and multiple calculations for averaging, it is concluded that the accuracy of this method for recognizing different conditions of submarine cable can reach 97.4%. The recognition time is as low as 0.9685 s, and multiple comparison groups with different algorithms have been established. The results show that the proposed method has good performance in extracting signal features and fault diagnosis. 【Conclusion】 The method proposed in the paper can accurately identify the real-time working status with better fault feature extraction while significantly reducing the difficulty of measurement.

Key words: submarine cable; vibration signal; energy entropy; GWO algorithm; ELM; fault diagnosis

0 引言

海底电缆作为跨海域电力传输的关键载体, 近年来在我国甚至世界范围内实际工程中的应用日益广泛^[1]。海缆振动信号包含丰富的机械状态信息,

能够精准地反映出光纤复合海底电缆的实时工作状态。复杂海况和锚害是引发海底电缆故障最常见的因素^[2], 依据振动数据判断海缆工作状态, 能够给海

收稿日期: 2024-07-10; 修回日期: 2024-08-21; 纸质出版日期: 2025-08-10

作者简介: 张涛(1981—), 男, 安徽阜阳人。教授, 博士, 主要研究方向为高电压绝缘及测试技术。

通信作者: 刘昊, 硕士。E-mail: 479117340@qq.com

© Editorial Office of Study on Optical Communications. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

缆的日常监测和故障分析带来一定的指导意义。张畅生等人利用分布式光纤传感技术对海缆温度和应力进行了实时测量,有效保证了海缆的安全运行^[3];吕安强等人建立了光纤复合海缆有限元模型,分析得出了光纤与环境温度的变化关系^[4]。以上研究都以温度为指标对海缆进行监测,而振动速度响应作为位移类指标,在实际工程应用中测量采集更加方便且容易实现。郭家兴等人提出了基于变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)和排列熵的信号降噪方法,但并未对信号进行分类^[5];尚秋峰等人提出了鸟群算法优化支持向量机的一维卷积神经网络(Bird Swarm Algorithm-Support Vector Machine-One Dimensional Convolution Neural Network, BS-1DCNN)和自适应增强算法优化单一随机配置网络(Adaptive Boosting-Stochastic Configuration Network, AdaBoost-SCN)算法对海缆振动信号进行分类,两种算法都具有较高的准确率,但在计算效率上未多作说明^[6-7]。

本文采用有限元仿真软件建立了3芯光纤复合海底电缆不同工况下的三维仿真模型,计算出光单元的振动速度数据,采用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)算法对其进行多层分解,提取能量熵作为特征量构成测试样本输入到灰狼优化器-极限学习机(Grey Wolf Optimizer-Extreme Learning Machine, GWO-ELM)分类器中,对海缆振动信号进行判断,结果表明,能量熵和GWO-ELM算法相结合的方法具有良好的识别效果。

1 算法基本原理

1.1 EMD 算法

EMD 算法自适应强,能将原始信号分解成数个含特征的模函数。具体分解步骤如下:

①对 t 个采样点原始信号 $X(t)$ 极值点进行拟合,得到信号上和下包络线 $X_{\max}(t)$ 和 $X_{\min}(t)$,求平均值 $m_1(t)$;

②将 $X(t)$ 与 $m_1(t)$ 相减,得到冗余信号 $d_1(t)$,若原始信号为非平稳信号,继续以下步骤;

③将 $d_1(t)$ 放入步骤①~③循环至筛分门限值小于门限值,得到第1阶模态分量 $c_1(t)$;

④将 $X(t)$ 与 $c_1(t)$ 相减得到残差量 $r_1(t)$,循环 A 次后得到模态分量 $c_A(t)$ 和残差量 $r_A(t)$ 。分解后的形式为

$$X(t) = \sum_1^A c_A(t) + r_A(t) \quad (1)$$

1.2 GWO 算法

GWO 算法通过模拟狼群捕食实现最优搜索,利用狼的不同位置来预估猎物位置:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta - X| \end{cases} \quad (2)$$

式中: D_α 、 D_β 和 D_δ 分别为当前灰狼相对于 α 、 β 和 δ 狼之间的近似距离; C 为系数向量 $[C_1 C_2 C_3]$; X_α 、 X_β 和 X_δ 分别为 α 、 β 和 δ 狼的当前位置; X 为灰狼的位置向量 $[X_1 X_2 X_3]$, X_1 、 X_2 和 X_3 分别为 ω 狼向 α 、 β 和 δ 狼移动的距离。每只灰狼位置可更新为

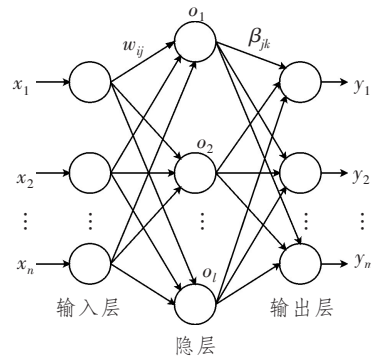
$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (3)$$

$$X_n = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (4)$$

式中: X_n 为 ω 狼最后所处位置; A 为系数向量 $[A_1 A_2 A_3]$ 。

1.3 ELM

ELM 为单隐层神经网络,具有更快的运行速度以及更好的学习性能,因其具有只需调整隐层节点数量的优点,在故障诊断领域得到了广泛应用^[8]。图1所示为一个典型的单隐层神经网络。



注: $x_1 \sim x_n$ 、 $y_1 \sim y_m$ 、 $o_1 \sim o_l$ 、 w_{ij} 和 β_{jk} 为神经网络路线,无特殊含义, n 为输入层数, l 为隐层数, m 为输出层数。

图1 典型单隐层神经网络

Figure 1 Typical single-hidden layer neural network

假设存在一系列样本数据 (X_i, t_i) , 当该网络包含 L 个隐层节点时,可表述为

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \cdot X_j + b_i) = o_j, j = 1, \dots, N \quad (5)$$

式中: β_i 为输出权重; $g(x)$ 为激活函数; W_i 为输入权重; b_i 为第 i 个隐层单元的偏置。

1.4 能量熵

当海缆工作状态发生突变时,能量分布相应发

生变化^[9]。假设振动信号有 t 个采样点,则第 j 个固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)能量值 E_j 以及总能量占比 $p(j)$ 为

$$E_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^t x^2(i)}{t}}, \quad (6)$$

$$p(j) = E_j / \sum_{j=1}^N E_j, \quad (7)$$

式中: $x(i) (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 为信号序列; N 为 IMF 的个数。第 j 个 IMF 分量的能量熵 $H(j)$ 为

$$H(j) = -p_j \log_2 p_j. \quad (8)$$

1.5 融合能量熵和 GWO-ELM 的振动信号诊断

本文基于 EMD 和 IMF 能量熵构建海缆振动信号的特征向量,并结合 GWO-ELM 极高的求解速度,搭建了基于能量熵和 GWO-ELM 的海缆运行状态识别模型,具体流程如图 2 所示。

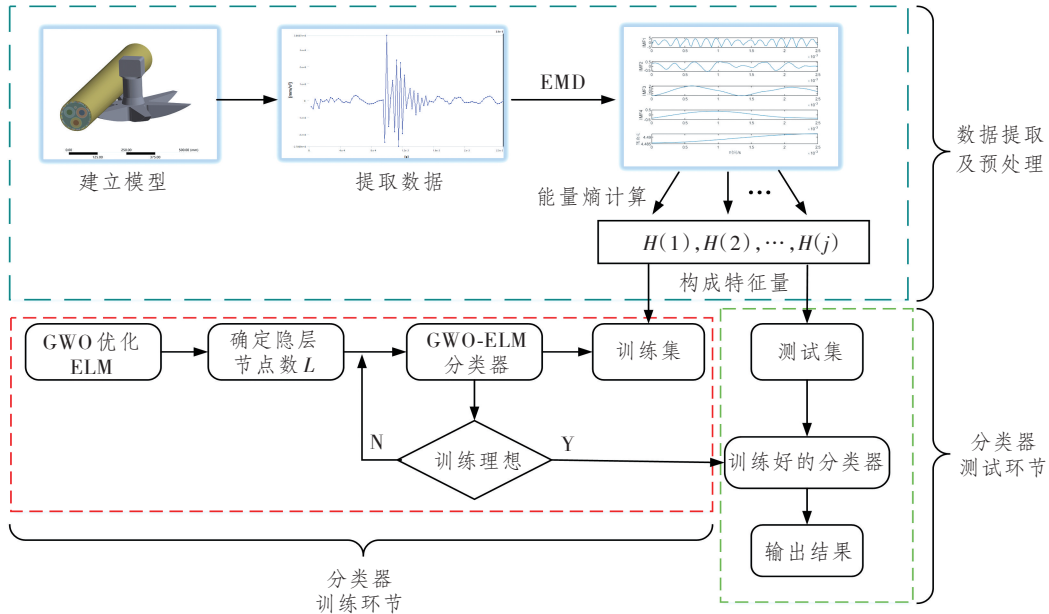


图 2 振动信号分类判断流程

Figure 2 Vibration signal classification and judgment process

2 复杂海况下海缆有限元建模

2.1 海缆几何模型建立

本文以 35 kV 高压 3 芯交联聚乙烯(Cross-Linked Polyethylene, XLPE)海缆为主要研究对象,其结构截面如图 3 所示。考虑到内部结构比较复杂,对其模型进行适当简化,同时保证海缆机械结构的真实性。导体屏蔽层、绝缘屏蔽层和半导体隔层力学性质与 XLPE 绝缘层相近,将其划分为一个整体进行研究;防腐层厚度小且机械性能与聚丙烯填

充层相近,缠绕带和内垫层厚度小、强度弱,统一做合并处理^[10];该仿真主要研究内部光单元数据,不考虑铠装层形变问题,故减少钢丝铠装的数量。以上步骤对仿真结果的影响可忽略不计,且大大减少了仿真计算时间。简化后的海缆模型如图 4 所示。海缆的原始结构参数以及简化后的结构参数如表 1 所示。

当锚害发生时,由于船锚与海缆之间的接触点很小,锚害损伤大小几乎不受船锚形状影响,只取决于船锚的质量和速度^[11]。本文将船锚进行适当简化,锚害发生时船锚带动海缆运动,此时海水流速较船锚

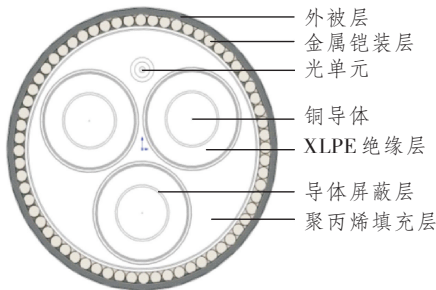


图 3 海缆截面图

Figure 3 Cross-section of cable

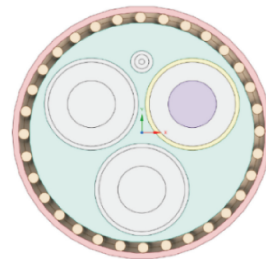


图 4 海缆简化模型截面图

Figure 4 Cross-sectional diagram of the simplified submarine cable model

速度可忽略不计,简化后锚害的几何模型如图5所示。

表1 简化前后海缆结构参数对比

Table 1 Comparison of submarine cable structure parameters before and after simplification

结构名称	简化前		简化后	
	厚度/mm	外径/mm	厚度/mm	外径/mm
铜导体	/	26.5	/	26.5
导体屏蔽层	1.0	28.5	/	/
XLPE绝缘层	8.0	44.5	21.0	47.5
绝缘屏蔽层	1.0	46.5	/	/
半导体阻水带	0.5	47.5	/	/
合金铅护套	2.1	51.7	4.6	52.1
防腐层	0.2	52.1	/	/
聚丙烯填充层	/	121.2	/	121.2
绕包带	0.2	121.6	/	/
内垫层	1.3	124.2	/	/
金属铠装层	6.0	136.2	7.5	136.2
外被层	3.4	143.0	3.4	143.0
光单元	/	12.4	/	12.4

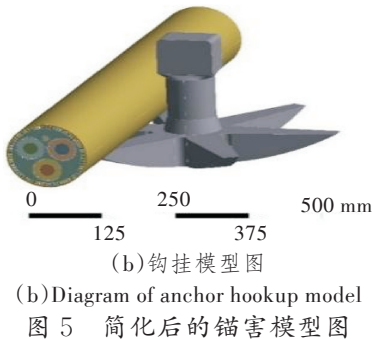
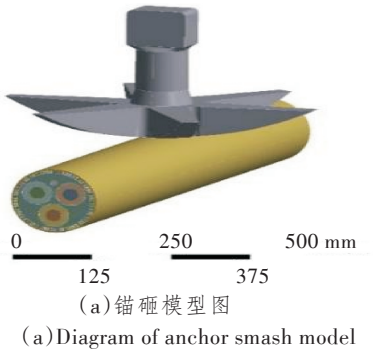


图5 简化后的锚害模型图

Figure 5 Diagram of the simplified anchor damage model

2.2 有限元软件设置

考虑到模型中含有规则以及不规则物体,网格划分时结合了自由网格划分和扫掠法两类方法。其中海缆采用自由网格划分方式,并对简化船锚网格尺寸进行了修改,在降低网格数的同时,充分保证网格的可靠性与均匀度^[12]。由于锚害影响只出现在海缆局部,故障影响长度远小于海缆总长,可假定海缆两端均为完全固定状态,即在海缆两端所有自由度上添加位移约束。载荷施加方面,给所有模型施加重力加速度 9.8 m/s^2 ,并给船锚模型施加一个速度载荷,让船锚带动海缆进行位移。由于目前绝大

部分3芯光纤复合海缆结构相似,内部均呈绞合状,仅在结构层尺寸大小与铠装数量上存在区别。故该仿真设置同样适用于其他型号海缆,在保证求解收敛和计算准确度的前提下,大大降低了求解时间。

2.3 数据提取

本文以福建某海域常年平均气温 $T_a=22^\circ\text{C}$ 、海水流速 $v_0=0.5 \text{ m/s}$ 、底层海水温度 $T_b=20^\circ\text{C}$ 的环境条件为例,假设船锚质量为 200 kg ,海缆长度为 3 m ,船锚速度为 4 m/s 。基于上述型号海缆有限元模型,分别计算各故障发生后 $2.5 \times 10^{-3} \text{ s}$ 内的振动速度,如图6所示。

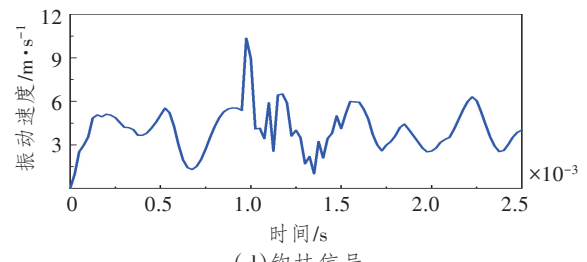
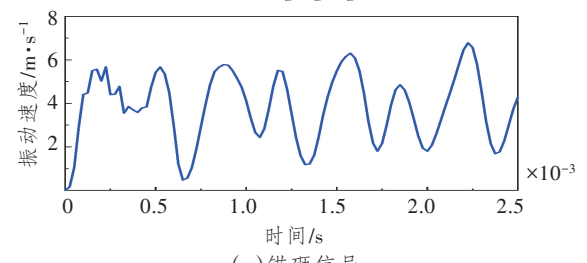
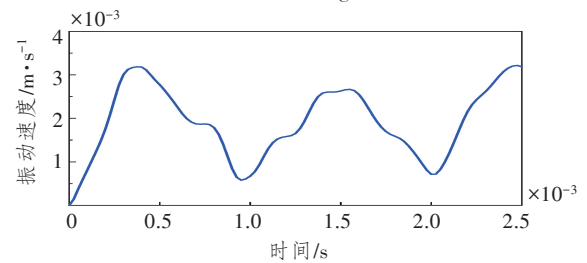
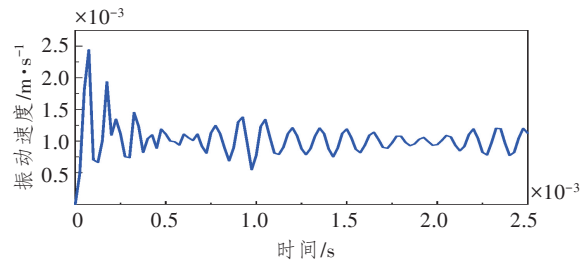


图6 各工况下海缆光单元速度曲线

Figure 6 Velocity curve of submarine cable optical unit under different operation conditions

3 实例验证

3.1 信号分解

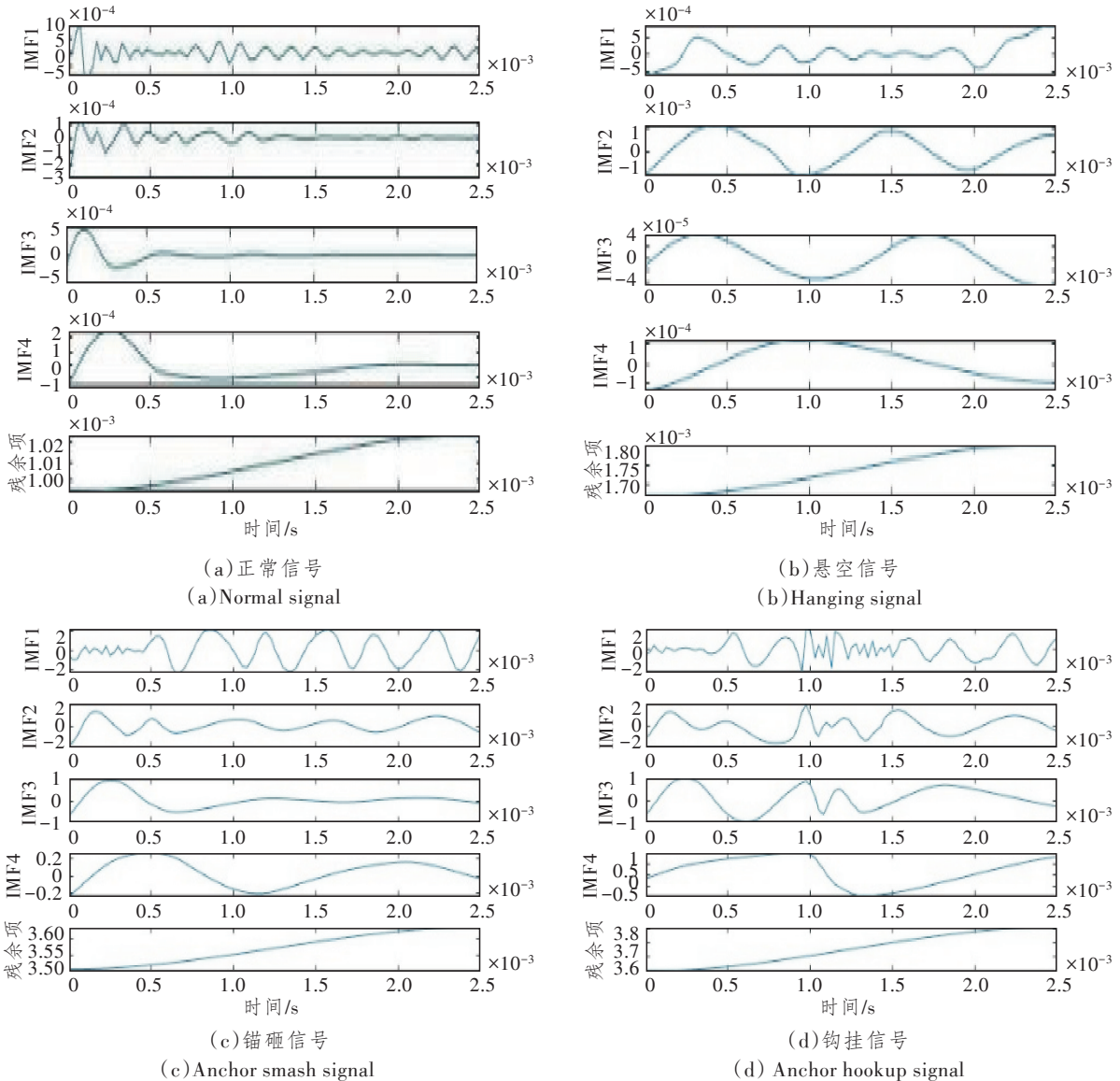


图7 各工况下振动信号EMD图

Figure 7 EMD diagram of vibration signal under different operation conditions

3.2 能量熵特征提取

利用式(6)~式(8)计算各工况下振动信号前4阶IMF分量的能量熵,结果如表2所示。

表2 各工况下IMF分量能量熵值

Table 2 Energy entropy of IMF components under different operation conditions

信号类别	特征向量			
	H_1	H_2	H_3	H_4
正常	0.50	0.32	0.48	0.46
悬空	0.52	0.45	0.14	0.28
锚砸	0.47	0.49	0.40	0.25
钩挂	0.52	0.52	0.44	0.48

将不同工况下振动信号进行分解,各分量按照高频到低频依次排列,如图7所示。

由表可知,当海底电缆工况发生改变时,振动信号的能量分布也随之变化,振动信号能量熵分布存在明显差异。振动速度测量便捷,对测量环境要求不高,且因其计算而来的能量熵指标能够很好地表征信号特征,很好地区分海缆的不同工作状态。

3.3 故障诊断

本文对4种状态下的振动信号分别采样25组,共计100组数据,并以标签“1”、“2”、“3”、“4”分别代表海缆处于正常、悬空、锚砸以及钩挂状态。随机打乱样本,取其中70组数据作为训练集输入到优化后的GWO-ELM中进行训练。设置GWO算法的狼

群数量 $M=5$, 迭代次数 $Y=50$ 。本文通过设置不同隐层节点数来观察计算时间与误差率的变化曲线, 当综合准确率与计算时间效果最佳时算法训练效果最佳。设置 ELM 隐层节点数 L 范围为 $0\sim 50$, 采用遍历法记录不同 L 所对应的计算时间与误差率, 结果如图 8 所示。

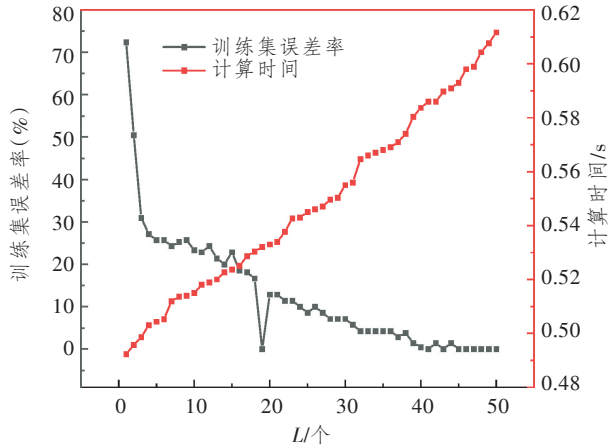
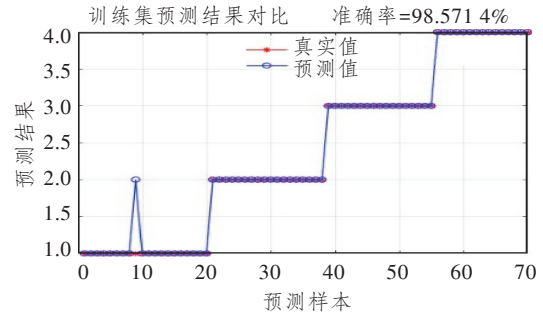


图 8 ELM 算法训练过程计算时间与误差率的变化
Figure 8 Relationship of calculating time and error rate in training process of ELM algorithm

本文选取能量熵作为样本, 样本尺度为 1×4 矩阵, 该样本在充分掌握故障特征的同时将复杂度降至最低, 隐层节点数无需设置过高, 否则会导致网络结构过于复杂, 致使过拟合现象出现。由图 8 可知, 随着隐层节点数 L 的增大, 计算时间稳步增加, 误差率逐渐减小。当 $L=19$ 时, 误差率已与更高节点数情况持平, 所需计算时间更少, 且经多次更换训练集求解得知, 该设置下误差率能更早达到最低, 表明此时训练效果最佳, 故无需在准确率无法提升的情况下增加计算时间。图 9 所示为 $L=19$ 时训练集的准确率以及混淆矩阵。由图可知, 此时训练集准确率达到 98.57%, 表明 GWO-ELM 算法充分掌握了海缆振动信号的故障信息, 同时验证了以能量熵指标所构建的特征向量能有效表征振动信号的内在特征。

将剩余 30 组数据输入到已经训练好的 GWO-ELM 分类器中, 测试集预测结果如图 10 所示。图 10(a)和图 10(b)分别显示了 GWO-ELM 分类器对 4 种海缆振动信号的测试结果和混淆矩阵, 此时测试集预测结果正确率为 96.7%。为了验证该算法的可靠性, 取 10 次计算求平均值后发现, 测试集的平均识别率为 97.4%, 表明 GWO-ELM 算法的分类效果相当理想。



(a) 训练集预测正确率

(a) Prediction accuracy on the training set

真实类 \ 预测类	1	2	3	4	准确率
1	19	1			95%
2		18			100%
3			17		100%
4				15	100%

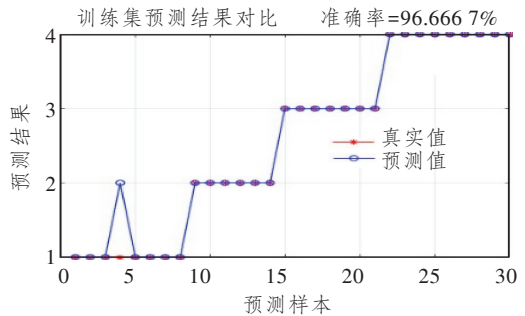
准确率	100.0%	94.7%	100.0%	100.0%
混淆率		5.3%		
预测类	1	2	3	4

(b) 训练集混淆矩阵

(b) The confusion matrix of training set

图 9 训练集预测结果

Figure 9 The predictive results of the training set



(a) 测试集预测正确率

(a) Prediction accuracy on the test set

真实类 \ 预测类	1	2	3	4	准确率
1	7	1			87.5%
2		6			100.0%
3			7		100.0%
4				9	100.0%

准确率	100.0%	85.7%	100.0%	100.0%
混淆率		14.3%		
预测类	1	2	3	4

(b) 测试集混淆矩阵

(b) Confusion matrix of test set

图 10 融合能量熵和 ELM 的信号识别结果

Figure 10 Signal identification results based on energy entropy and ELM

3.4 对比实验

为了验证GWO-ELM相较于其他算法的优势,本文还将该算法与其他较典型的机器学习算法如 k 最邻近算法(K-Nearest Neighbors, KNN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)以及引言所提到的BS-1DCNN和AdaBoost-SCN算法进行了比较^[13-14],采用多次运行求平均值的方式,将上述6种方法分别运行10次,求出各自的平均准确率和平均运行时间,对比结果如表3所示。

由表可知,GWO-ELM和BS-1DCNN算法平均准确率较高,分别为97.4%和97.9%,其次是ELM(96.9%)、KNN(95.6%)和AdaBoost-SCN(95.4%),SVM准确率最低(92.7%)。从计算时间方面考虑,GWO-ELM算法运行时间最短,为0.9685s,其次为KNN算法0.9856s、SVM算法0.9934s、ELM算法1.1344s、AdaBoost-SCN算法1.7834s,BS-1DCNN算法运行时间最长为1.9847s。GWO-ELM算法平均准确率仅比BS-1DCNN算法低0.5%,但在计算效率上,GWO-ELM算法展现了显著优势,且在样本数量逐步增大后差距会越来越明显。该实验证明,GWO-ELM算法不仅能实现较高的预测准确性,且在运算速度上同样表现出色。

表3 各常用算法信号识别效果对比

Table 3 Comparison of signal recognition effect of common algorithms

算法	准确率(%)				平均 准确率 (%)	计算 时间/s
	正常 信号	悬空 信号	锚砸 信号	钩挂 信号		
GWO-ELM	97.5	97.3	96.8	98.0	97.4	0.9685
ELM	98.1	91.7	98.8	99.0	96.9	1.1344
KNN	98.0	91.0	97.6	95.8	95.6	0.9856
SVM	91.0	97.8	91.3	90.7	92.7	0.9934
BS-1DCNN	99.2	96.1	98.5	97.8	97.9	1.9847
AdaBoost-SCN	97.8	95.6	93.3	94.8	95.4	1.7834

4 结束语

本文构建了复杂海况下海底电缆的有限元等效模型,采用EMD算法对振动信号进行了分解并提取出能量熵作为特征量,结合GWO-ELM算法运行求解速度快和适应能力强的优点对振动信号进行分类,最后设置对比组验证了该方法的有效性及其优势,并得出以下结论:

①针对光纤复合海底电缆振动信号的非平稳特

点,采用EMD方法对振动信号进行模态分解,得到的IMF分量充分包含了信号的故障特征。

②当海底电缆处在不同状态下时,其蕴含的能量存在明显差异。采用EMD算法将信号分解成数个IMF分量,以能量熵为指标构建特征向量,有助于提高信号分类辨识的准确性。

③融合能量熵特征的GWO-ELM算法识别准确率达到97.4%,计算时间为0.9685s,该方法在确保了较高准确性的同时,计算分类时间较短,具有一定的优越性。

参考文献:

- [1] 蔡希鹏,邹常跃,彭发喜,等. 超大规模海上风电海陆一体直流输电技术探讨[J]. 电网技术, 2024, 48(7): 2895-2901.
Cai X P, Zou C Y, Peng F X, et al. Discussion on HVDC Transmission Technology for Super-large Scale Offshore Wind Power under Offshore-onshore Integration [J]. Power System Technology, 2024, 48(7): 2895-2901.
- [2] 鞠森,杨志,柳小花. 光纤复合海缆弯曲与光单元应变关系的有限元分析[J]. 光通信研究, 2016(5):39-42.
Ju S, Yang Z, Liu X H. Finite Element Analysis for Bending Degree of Fiber Composite Submarine Cable by Optical Unit Strain [J]. Study on Optical Communications, 2016(5): 39-42.
- [3] 张畅生,郭旭敏,刘龙春,等. 高压直流海缆综合在线监测系统研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(22): 27-33.
Zhang C S, Guo X M, Liu L C, et al. Study on Integrated Online Monitoring System of HVDC Submarine Cable [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(22): 27-33.
- [4] 吕安强,李永倩,李静,等. 光电复合海缆中光纤与导体温度关系的有限元分析方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4): 91-96.
Lü A Q, Li Y Q, Li J, et al. Finite Element Analysis Method for Temperature Relationship between Conductor and Optical Fiber in Optic-electric Composite Submarine Cable [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 91-96.
- [5] 郭家兴,钱君霞,闫安心,等. 基于VMD和排列熵的海缆振动信号降噪方法[J]. 光通信技术, 2024, 48(2): 84-89.
Guo J X, Qian J X, Yan A X, et al. Noise Reduction Method of Submarine Cable Vibration Signal based on VMD and Permutation Entropy [J]. Optical Communi-

- ication Technology, 2024, 48(2): 84-89.
- [6] 尚秋峰, 郭家兴, 黄达. 基于BS-1DCNN的海缆振动信号识别[J]. 智能系统学报, 2024, 19(4): 874-884.
Shang Q F, Guo J X, Huang D. Submarine Cable Vibration Signal Recognition based on BS-1DCNN[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2024, 19(4): 874-884.
- [7] 尚秋峰, 黄达, 巩彪. 基于VMD与AdaBoost-SCN的海缆振动信号识别方法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(19): 231-239.
Shang Q F, Huang D, Gong B. Submarine Cable Vibration Signal Identification Method based on VMD and AdaBoost-SCN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(19): 231-239.
- [8] 张慧颖, 梁誉, 卢宇希, 等. 稀疏训练指纹库融合MMP SO-ELM室内可见光定位[J]. 激光技术, 2022, 46(6): 788-795.
Zhang H Y, Liang Y, Lu Y X, et al. Indoor Visible Light Positioning Using MMP SO-ELM Neural Network based on Sparse Training Fingerprint Database[J]. Laser Technology, 2022, 46(6): 788-795.
- [9] 尚秋峰, 巩彪, 郑国强. 锚砸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): 45-50.
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): 45-50.
- [10] Zhang T, Du A, Li L, et al. Analysis of Three-core Composite Submarine Cable Damage Due to Ship Anchor[J]. IEEE Access, 2022, 10: 93910-93920.
- [11] 张振鹏, 蒙绍新, 胡列翔, 等. 锚害对500 kV海底电缆结构层的影响[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 561-568.
Zhang Z P, Meng S X, Hu L X, et al. Influence of Anchor Damage on Structure Layer of 500 kV Submarine Power Cables [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 561-568.
- [12] 刘子惠, 胡凯, 郑新龙, 等. 海底光纤复合缆机械损伤有限元仿真分析综述[J]. 光通信研究, 2023(2): 45-54.
Liu Z H, Hu K, Zheng X L, et al. Overview of Finite Element Simulation Analysis for Mechanical Damage of Submarine Optical Fiber Composite Power Cable [J]. Study on Optical Communications, 2023(2): 45-54.
- [13] 王伟, 汪文东, 游鹏, 等. 基于VMD-GAF-MCNN的多传感融合海缆裸露状态识别[J]. 光通信研究, 2025(3): 240060.
Wang W, Wang W D, You P, et al. Identification of Exposed Submarine Cable Status based on Optimized VMD-GAF-MCNN for Multi Sensor Fusion [J]. Study on Optical Communications, 2025(3): 240060.
- [14] Aciu A M, Nițu M C, Nicola C I, et al. Determining the Remaining Functional Life of Power Transformers Using Multiple Methods of Diagnosing the Operating Condition based on SVM Classification Algorithms[J]. Machines, 2024, 12(1): 37-71.