

doi:10.13756/j.gtxyj.2025.250097.

专题:海洋通信与传感网络

吴坤,吴明喆,陈青青,等. 基于布里渊效应的海缆埋深监测技术研究[J]. 光通信研究, 2025(4):250097.

Wu K, Wu M N, Chen Q Q, et al. Research on Submarine Cable Buried Depth Monitoring Technology based on Brillouin Effect [J]. Study on Optical Communications, 2025(4): 250097.

## 基于布里渊效应的海缆埋深监测技术研究(特邀)

吴坤<sup>1</sup>, 吴明喆<sup>1</sup>, 陈青青<sup>1</sup>, 吴正明<sup>1</sup>, 谢书鸿<sup>2</sup>, 王道根<sup>1</sup>, 李松林<sup>1</sup>

(1. 中天电力光缆有限公司, 江苏 南通 226400; 2. 江苏中天科技股份有限公司, 江苏 南通 226400)

**摘要:**【目的】传统依赖外部设备离散式测量海缆埋深的模式,存在监测成本高昂、空间覆盖离散和时效性滞后,难以实时获取海缆线路埋深状态的痛点,以及基于热传导方程的物理建模方法受限于海底多相介质耦合传热的难题,文章旨在开发一种基于布里渊光时域分析(BOTDA)的海底电缆埋深分析与计算方法,以实现更高效和便捷的海缆埋深状态监测。【方法】文章提出了一种融合BOTDA与反向传播神经网络(BPNN)的智能化监测方法,研究将海底电缆内置通信光纤重构为分布式温度传感器阵列,结合机器学习技术突破传统技术框架。利用BOTDA设备采集24 km海缆的布里渊散射中心频率偏移量数据,经频移-温度/应变耦合方程转换获得全线路温度分布数据并建立标准化数据集,以此构建一个BPNN模型,通过机器学习自动挖掘温度分布特征以实现海缆温度与埋深状态之间的映射关系。该模型以实测温度数据作为输入,通过现场实验和历史数据校准模型参数,经过训练和优化后,输出预测的埋深状态。【结果】文章所提BPNN模型能够有效捕捉海底电缆温度变化与埋深之间的非线性关系,获取线路海缆的埋深状态随距离变化的关系,以此来实现海缆埋深状态的预测。【结论】研究表明,基于分布式光纤温度应变传感技术和BPNN的埋深测量方法可以实现海底电缆埋深状态的精准监测,其中检测的准确率可达97%。

**关键词:** 分布式光纤温度应变传感; 布里渊光时域分析; 海缆埋深; 非线性关系; 反向传播神经网络  
**中图分类号:** TN929 **文献标志码:** A

## Research on Submarine Cable Buried Depth Monitoring Technology based on Brillouin Effect

WU Kun<sup>1</sup>, WU Mingnian<sup>1</sup>, CHEN Qingqing<sup>1</sup>, WU Zhengming<sup>1</sup>, XIE Shuhong<sup>2</sup>, WANG Daogen<sup>1</sup>, LI Songlin<sup>1</sup>

(1. Zhongtian Power Optical Cable Co., Ltd., Nantong 226400, China; 2. Jiangsu Zhongtian Technology Co., Ltd., Nantong 226400, China)

**Abstract:** 【Objective】 The traditional discrete measurement mode of submarine cable burial depth, which relies on external devices, has the drawbacks of high monitoring costs, discrete spatial coverage, and delayed timeliness. It is difficult to obtain the real-time burial status of the submarine cable route. Additionally, the physical modeling method based on heat conduction equation is limited by the problem of coupled heat transfer in multi-phase media under the sea floor. This study aims to develop a submarine cable burial depth analysis and calculation method using Brillouin Optical Time Domain Analysis (BOTDA) to enable efficient and convenient monitoring of burial depth. 【Methods】 The article proposes an intelligent monitoring method that integrates BOTDA with Backpropagation Neural Network (BPNN). It investigates the reconstruction of the communication fibers embedded in submarine cables into a distributed temperature sensor array and leverages machine learning techniques to break through the traditional technological framework. Using BOTDA equipment, the center frequency offset data of Brillouin scattering from a 24 km long submarine cable is collected. This data is then converted into temperature distribution data for the entire cable route through a frequency shift-temperature/strain coupling equation, and a standardized dataset is established. Based on this dataset, a BPNN model is constructed. Through machine learning, the model automatically identifies temperature distribution characteristics to establish a mapping relationship between the temperature of the submarine cable and its burial depth status. The model takes the measured temperature data as input and calibrates the model parameters through field experiments and historical data. After training and optimization, it outputs the predicted burial depth status. 【Results】 The proposed BPNN model can effectively capture the nonlinear relationship between the temperature change and the buried depth of the submarine cable, and obtain the relationship between the buried depth state of the submarine cable with the distance, so as to realize the prediction of the buried depth state of the submarine cable. 【Conclusion】 The results show that the burial depth measurement method based on distributed optical fiber temperature-strain sensing technology and BPNN can achieve precise monitoring of the submarine cable burial depth status, with the detection accuracy reaching 97%.

**Key words:** distributed fiber optic temperature strain sensing; BOTDA; submarine cable buried depth; nonlinear relation; BPNN

收稿日期:2025-03-18; 修回日期:2025-04-23; 纸质出版日期:2025-08-10

基金项目:江苏省科技项目产业前瞻与关键核心技术资助项目(BE2022130)

作者简介:吴坤(1993-),男,湖北咸宁人。工程师,硕士,主要研究方向为光纤传感和光纤监测。

通信作者:吴坤,工程师。E-mail:1010330922@qq.com

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

## 0 引言

作为支撑洲际通信与跨海信息传输的关键设施,海底光电复合缆通常采用深埋工艺布设于海床基质中。然而受海底地形变迁与流体动力以及周期性水动力作用影响,海缆面临悬垂摆动风险,这种异常位移引发的线缆与海床的持续摩擦会导致光纤出现结构性断裂。因此,为保障通信安全,实时监测海底光电复合缆的掩埋状态成为重要技术手段。在海底电缆埋深监测领域,王亚东团队<sup>[1]</sup>构建了典型的霍尔锚部件三维模型,同时搭建了砂质海床土体三维数值模型,将船锚最终贯入深度作为海底电缆埋深的衡量标准,但该方法因需纳入海床地质条件分析,实际应用场景下适用性存在局限;面对光纤温度信号的复杂特性与环境干扰,姜坤等人<sup>[2]</sup>提出了通过希尔伯特变换计算包络峰度最大值的自适应参数优化方法,自适应分解温度序列并提取时频域特征,可有效识别海缆的埋深;Zaoui等<sup>[3]</sup>提出了一种可根据测量的负载和分布式温度轨迹来快速准确确定裸露海底电力电缆位置的方法,在22 km的海上勘测长度中检测到了所有的暴露位置和管道电缆段,但计算效率低且耗时较长;高红武等人<sup>[4]</sup>基于电磁感应原理建立了空间磁场分布模型,通过几何特征反演电缆位置与埋深,但受限于信号衰减特性和测量距离,该方法更适用于近距离精细检测场景且效率不高。随着光纤传感技术的发展,利用分布式光纤温度传感技术和有限元方法来进行物理建模以实现导体温度的计算方法<sup>[5]</sup>受到了人们越来越多的关注,但该方法对地质条件依赖性强且计算成本和复杂度较高。

本文提出了一种基于布里渊光时域分析(Brillouin Optical Time Domain Analysis, BOTDA)<sup>[6-9]</sup>和反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network, BPNN)模型<sup>[10-13]</sup>的海缆埋深分析与计算方法。以海底电缆内置通信光纤为分布式温度传感阵列,利用 BOTDA 系统实时获取光纤温度数据,通过构建 BPNN 模型建立温度场与海缆埋深的非线性映射关系。该模型以 BOTDA 设备采集的 24 km 海缆实测数据为输入,经现场实验和历史数据校准参数,模型训练优化后输出预测的埋深状态,可实现对海缆埋深状态的精准监测。

## 1 模型原理设计

### 1.1 BOTDA 设备系统与原理

布里渊散射<sup>[6-9]</sup>是光与介质中声波或压力波相

互作用产生的非线性散射现象,其核心特征是入射光经散射后产生与声波特性相关的频移<sup>[8-10]</sup>。具体而言,布里渊频移(Brillouin Frequency Shift, BFS)量与声波波速呈线性关系,而声波波速由介质热弹性参数及密度等本征属性共同决定。当光纤受到温度或应变作用时,其热膨胀特性与弹性模量的改变将直接影响声波传播速度,进而导致 BFS 量的变化。基于这一物理机制,通过测量 BFS 的微小变化,即可反演光纤沿线的温度场分布与应变状态<sup>[8-10]</sup>。

BOTDA 系统的原理图如图 1 所示。在 BOTDA 系统中,核心组件包括彼格科技生产的两个线宽为 5 kHz、波长为 1 550.12 nm、最大输出功率为 10 dBm 的窄线宽激光器,二十六所生产的频移量为 200 MHz 的一体化声光调制器以及武汉光实科技生产的带宽为 40 MHz 的光电探测器。激光器 1 产生的泵浦光经过声光调制器调制后作为泵浦脉冲光,经环形器注入传感光纤一端后以脉冲的形式传输;激光器 2 则产生连续光作为探测光并注入传感光纤的另一端,与泵浦光在传感光纤中相向传输。这两束光在光纤中相互作用,当泵浦光与探测光的频差处于布里渊增益范围内时,形成对后向布里渊散射信号的放大,会引发受激布里渊散射效应。在此效应下,后向布里渊散射信号得到放大,形成 BOTDA 信号光,该信号光被光电探测器接收。连续改变探测光的扫描频率,计算光纤不同位置的布里渊中心频率,从而获得整根光纤的温度和应变信息<sup>[10]</sup>。

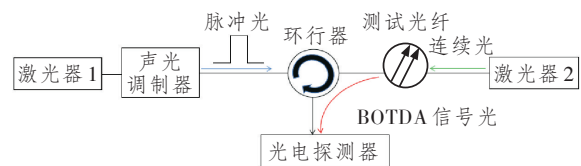


图 1 BOTDA 系统的原理图

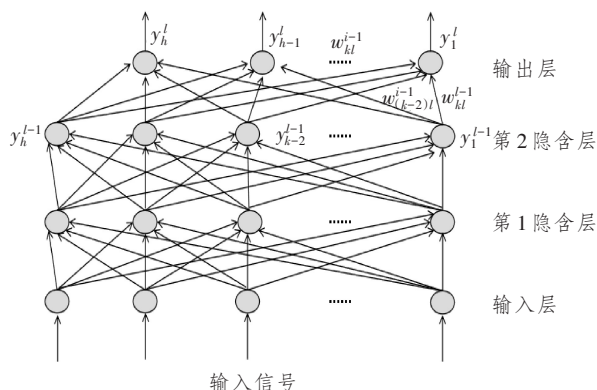
Figure 1 Schematic diagram of the BOTDA system

### 1.2 BPNN 原理

BPNN<sup>[10-13]</sup>是按误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,无需事先确定输入输出映射关系,而是通过训练学习数据规律。给定输入,能输出接近期望的结果。作为智能信息处理系统,其核心是反向传播算法,基本思想是用梯度下降在权向量假设空间搜索,每次迭代均朝着损失函数的负梯度方向更新参数,通过持续调整,促使损失函数逐步收敛至最小值,完成对模型权值参数的优化迭代。

多层感知器<sup>[12-13]</sup>是重要的神经网络模型,其克服了单层感知器处理线性不可分问题的局限。多层

感知器主要由输入层、隐含层和输出层构成,借多层结构提取复杂数据特征。如图 2 所示,输入层神经元接收外部信号,启动信息处理。隐含层与输出层神经元呈全连接,与相邻层神经元都相连,促进信息交互,同层神经元则无直接连接。图中带箭头线段展示了连接与信号传输方向,每个连接都有决定信号强度和权重的权值。隐含层与输出层神经元的输入是前一层输出值的加权和,能综合多种信息,实现对输入数据的非线性变换,增强模型对复杂数据模式的表达能力。



注:  $y_h^l$  为第  $l$  层第  $h$  个神经元的输出值;  $w_{ik}^{l-1}$  为第  $i-1$  层第  $k$  个神经元与第  $l$  个神经元的输出值。

图 2 多层感知器结构图<sup>[12]</sup>

Figure 2 Structure diagram of multilayer perceptron<sup>[12]</sup>

为了更精确地描述这一过程,文中引入一些数学符号,假设  $X_m^l$  为多层感知器中第  $l$  层第  $m$  个神经元的输入值,  $y_m^l$  和  $b_m^l$  分别为该神经元的输出值和偏置值,  $W_{im}^{l-1}$  为该神经元与第  $l-1$  层第  $i$  个神经元的连接权值,  $n$  为第  $l-1$  层神经元的数量,则有:

$$X_m^l = b_m^l + \sum_{i=1}^n (W_{im}^{l-1} \times y_i^{l-1}), \quad (1)$$

$$X_m^l = f(X_m^l), \quad (2)$$

式中,  $f(X_m^l)$  为激活函数,其为神经网络注入非线性特性,赋能网络学习并模拟各类复杂的非线性关系。凭借激活函数,神经网络得以逼近任意复杂函数,大幅提升模型的表达能力。

在分类任务里,多层感知器输入神经元数和输入信号维度相同,输出神经元数等于类别数,隐含层相关参数依应用场景和数据特点确定。但实际应用时,因参数学习效率,常采用不超过 3 层的浅层模型。文中的多层感知器训练使用反向传播算法,后向传播从输出层开始,根据输出与实际值的差异反向调整权值和偏置,优化模型性能。以图 2 为例,则损失函数  $E$  为

$$E = E(y_1^l, \dots, y_k^l) = \sum_{j=1}^N (y_j^l - t_j)^2, \quad (3)$$

式中:第  $l$  层为输出层;  $t_j$  为输出层第  $j$  个神经元的期望输出;  $N$  为输出层神经元的数量,即输出层神经元的总数。为对损失函数求一阶偏导,权值的更新公式为

$$W_{im}^{l-1} = W_{im}^{l-1} - \eta \times \frac{\partial E}{\partial W_{im}^{l-1}}, \quad (4)$$

式中,  $\eta$  为学习率。

## 2 分析与讨论

### 2.1 海缆在时空维度上的温度变化分析

通过 BOTDA 设备采集了 24 km 海缆 2023 年 9 月~2023 年 11 月的内置光纤中心频率数据,经过对中心频率数据的分析,展示了海缆中光纤温度随距离变化的曲线,如图 3 所示。图 3 为多条中心频率曲线数据经过温度转换后重叠绘制在一起的图像<sup>[8-10]</sup>。由图可知,由于海底环境复杂,海缆 24 km 范围内的温度变化整体上趋于平缓,只有局部区域海缆的温度发生了异常突变。如图中箭头标出的 A、B、C、D 和 E 位置,局部区域发生较大温度落差的原因可能是该处海缆受到了外界应力作用,导致该处光纤中心频率发生了变化,进而使得温度出现了大幅度的跃变。

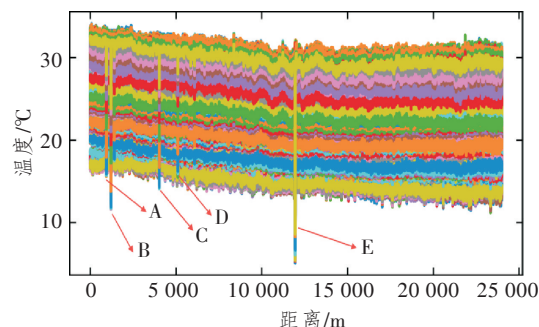


图 3 海缆中光纤温度随距离变化曲线

Figure 3 Temperature curve of optical fiber in submarine cable as a function of distance

提取温度异常区域 A 点第 2 356 个采样点、B 点第 3 023 个采样点以及 A 点附近第 2 015 个采样点、B 点附近第 3 265 个采样点的正常区域数据绘制了单个采样点温度随时间的变化曲线,如图 4(a) 和 4(b) 所示。通过对比采样点 2 356 与 2 015 以及采样点 3 023 与 3 265 可知, A 和 B 两点温度随时间变化的曲线与附近正常点位的曲线变化趋势总体类似,但是温度却存在较大的差异,因为异常区域海缆在海床之下的埋深较浅或裸露会导致海缆更容易

受到海水中洋流或其他环境因素的影响,海缆受到外界应力的作用使得海缆中光纤的中心频率产生变化,从而最终在温度上体现出差异。通过上述实验结果也可将应力体现在温度上,异常区域(A点第2356采样点和B点第3023采样点)与邻近正常区域(A点第2015采样点和B点第3265采样点)的温度曲线趋势相似,但存在显著温度偏差,如图4(a)和4(b)所示。此现象可归因于BOTDA系统中BFS的温度-应变交叉敏感特性。具体而言,海缆埋深较浅或裸露时,外界应力(如洋流冲击)会直接引起光纤轴向应变 $\Delta\epsilon$ ,进而通过BFS的应变响应项影响温度解算结果。根据布里渊散射物理模型,BFS变化量 $\Delta\nu_B$ 与温度 $\Delta T$ 和 $\Delta\epsilon$ 的线性关系为

$$\Delta\nu_B = C_T \times \Delta T + C_\epsilon \times \Delta\epsilon, \quad (5)$$

式中: $C_T$ 为温度系数, $C_T \approx 1.0 \text{ MHz}/^\circ\text{C}$ ;  $C_\epsilon$ 为应变系数, $C_\epsilon \approx 0.05 \text{ MHz}/\mu\epsilon$ 。若系统未对温度与应变

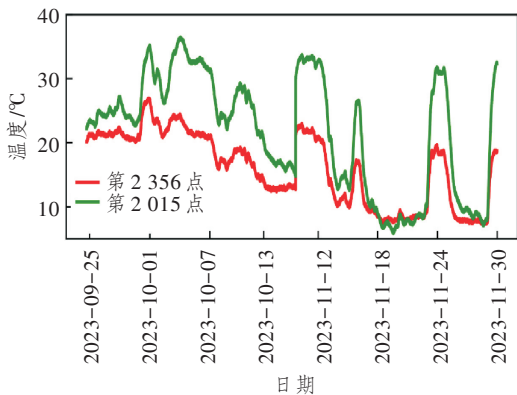
进行解耦(默认 $\Delta\epsilon=0$ ),则应变引起的频移( $C_\epsilon \times \Delta\epsilon$ )将被误判为等效温度变化:

$$\Delta T_{\text{测量}} = \frac{\Delta\nu_B}{C_T} = \Delta T_{\text{真实}} + \frac{C_\epsilon}{C_T} \times \Delta\epsilon, \quad (6)$$

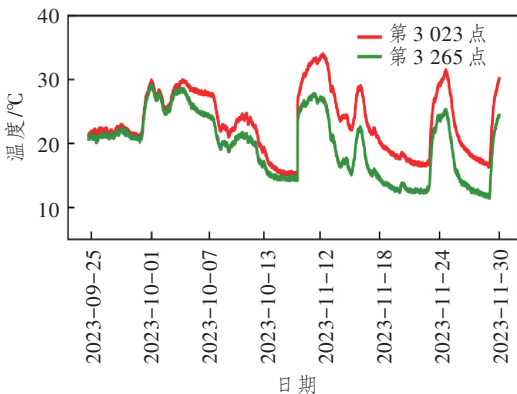
式中: $\Delta T_{\text{真实}}$ 为实际的、不包含应变交叉敏感效应误差的,纯粹由温度变化导致的温度变化量; $\Delta T_{\text{测量}}$ 为通过测量得到的温度变化量,该测量值包含了由于应变交叉敏感效应产生的误差,并非单纯由温度变化引起的。因此,异常区域的温度差异本质上是应力变化通过交叉敏感效应导致的测量偏差,而非真实温度场差异。为提升系统准确性,未来工作可通过双参量解耦技术(如联合BFS与功率分析)或环境应变基线校准来消除此类干扰。

### 2.2 海缆埋深算法处理流程

为分析海缆温度与埋深状态的关系建立了BPNN模型。将24 km海缆的3个月中心频率数据换算为温度数据,经过数据清洗和标准化处理后建立标准数据集,定义BPNN模型函数,设置输入层和隐含层的大小,再对模型初始化并选用CrossEntropyLoss损失函数和Adam优化器训练模型;经过测试集评估,若精度欠佳则调整隐含层参数;最后使用最优模型对未知数据分类,依据预测标签判断海缆埋深状态,具体的算法流程如图5所示。



(a) 第2356与2015位置单个采样点温度随时间的变化曲线  
(a) Variation of temperature over time for a single sampling point at positions of 2356 and 2015



(b) 第3023与3265位置单个采样点温度随时间的变化曲线  
(b) Variation of temperature over time for a single sampling point at positions of 3023 and 3265

图4 海缆中单个采样点温度随时间的变化曲线

Figure 4 Temperature curve of a single sampling point in a submarine cable with time

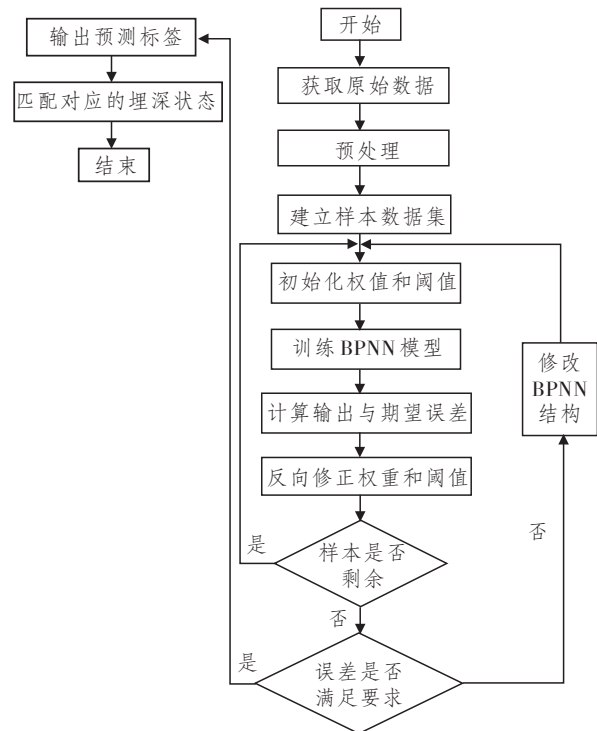


图5 算法流程图

Figure 5 Algorithm flowchart

### 2.3 模型训练与测试

在实验中使用了 9 546 个样本,其中 70% 作为模型训练集,30% 作为结果验证测试集。文中采用基于神经网络的多层感知器模型,使用交叉熵损失函数,主要用于多分类的问题,优化器的使用和学习率参数分别为 Adam 和 0.001。

图 6 所示为准确率随模型训练次数的变化曲线,用于展示海缆埋深监测模型在训练过程中测试准确率的变化情况。结果分析发现,训练初期准确率较低,随着训练次数的增加,曲线迅速上升,说明模型在快速学习,性能显著提升。当训练次数达到 10 次左右时,曲线趋于平缓,准确率稳定在 0.95 以上并略有上升,直到 0.97 才趋于稳定,这表明模型已经基本收敛,继续增加训练次数对提升准确率的效果不明显。整体来看,该模型能够在较少训练次数内快速收敛并达到较高准确率,性能表现良好。

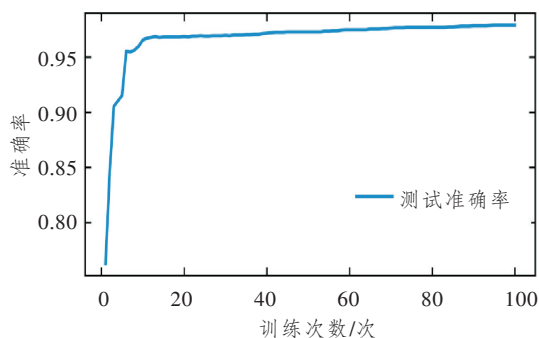


图 6 准确率随训练次数的变化曲线

Figure 6 Accuracy curve with the number of training rounds

在模型评估环节,利用精确率-召回率(Precision-Recall, PR)曲线对海缆埋深监测模型展开分析,结果如图 7 所示。当召回率在 0~0.8 区间时,曲线几乎保持在精确率为 1.0 的水平,模型只识别出部分正例样本时,这些被识别出来的样本几乎都是正确的,即模型有很高的判断准确性;当召回率超过 0.8 并继续增大时,精确率急剧下降,说明模型在试图召回更多正例样本时,错误预测的情况大幅增加,难以维持高精确率。总体而言,该曲线凸显了海缆埋深监测场景中模型在召回率与精确率间的动态权衡特性。实际应用时,需紧密围绕海缆埋深监测业务需求进行策略抉择:若需全面掌握海缆埋深状态,则需优先提升召回率以覆盖更多埋深样本;若更关注监测结果的精准性,确保每一次海缆埋深状态判断的高可靠性,则需以维持高精确率为核心,适当降低对召回样本数量的追求,在二者间寻求契合海缆监测业务目标的平衡点。需要注意的是,该段中 PR 曲线对于模型评估过程中涉及到的精确率需

区别于论文中其他地方的准确率,论文中我们更关注于识别的准确率,两者有本质的区别。

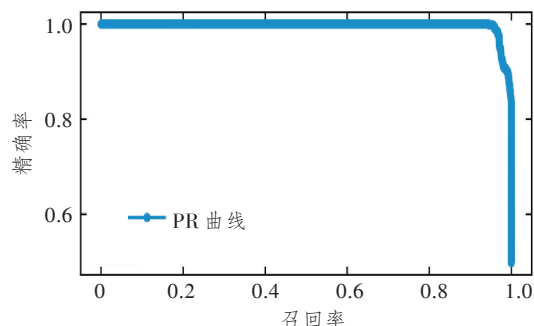


图 7 PR 曲线

Figure 7 PR curves

### 2.4 结果分析

在基于上述算法完成模型训练与验证后,本研究将优化后的预测模型应用于海底电缆埋深状态的智能诊断。利用训练好的 BPNN 模型对未知的数据进行事件分类:分类标签为 0,则对应埋深状态为裸露;分类标签为 1,则对应埋深状态为海床之下。图 8 所示为光纤距离与对应埋深状态的关系,由图可直观观测海缆全长 24 km 范围内各点位的埋深波动特征。值得关注的是,图中采用高对比度的粉红色阴影对存在裸露风险的区段进行了重点标注,显著提升了异常区域的辨识度。经模型智能检测与人工复核相结合的分析表明,该海缆沿线共存在 6 处具有裸露风险的隐患区段:第 1 处位于 938.0~952.0 m 之间,形成 14 m 连续裸露段;第 2 处在 1 202.0~1 226.0 m 区段,出现了长达 24 m 的风险暴露,为本次检测中长度最大的隐患区域;第 3 处在 1 407.2~1 411.2 m 区段,呈现 4 m 的局部裸露;第 4 处位于 4 025.6~4 041.2 m 区段,存在 15.6 m 的中等长度暴露;第 5 处在 5 110.4~5 118.4 m 区段,裸露长度为 8 m;第 6 处在 11 944.8~11 967.6 m 区段,检测到 22.8 m 的风险暴露。值得注意的是,除上述 6 个特殊区段外,模型分析显示其余约 23.7 km 的海缆均保持安全埋深状态,有效埋设于海床面以下。上述检测到的结果是基于我们前期的数据分析以及算法计算结果获得的,由于项目现场实地考察困难,所以目前暂时没有进行实地验证。如果后续项目条件允许,下一步将考虑使用侧扫声纳系统进行线路扫描,将实地测试结果与算法计算结果进行对比。随着后续对算法的持续优化以及在实际环境中的检验,基于光纤传感的技术有望在海缆监测领域获得更多的应用。

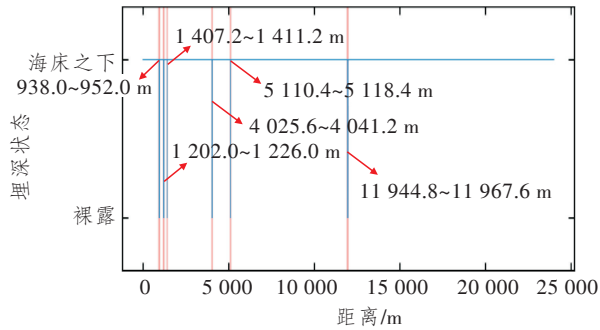


图8 海缆中光纤的距离与埋深之间的关系

Figure 8 The relationship between the distance of the optical fiber in the submarine cable and the buried depth

为便于工程人员精准掌握检测结果,本研究特别构建了埋深状态特征参数,如表1所示。该表格系统梳理了各风险区段的起止桩号和裸露长度核心参数,运维人员同时还结合地质勘测数据对裸露成因进行了更加深入地分析,为后续开展针对性维护提供了多维度数据支撑。

表1 海缆埋深状态为裸露区域的位置

Table 1 The burial depth status of the submarine cable indicates the locations of exposed areas

海缆位置/m	裸露区间/m	海缆埋深状态
938.0~952.0	14.0	裸露
1 202.0~1 226.0	24.0	裸露
1 407.2~1 411.2	4.0	裸露
4 025.6~4 041.2	15.6	裸露
5 110.4~5 118.4	8.0	裸露
11 944.8~11 967.6	22.8	裸露

为了验证本文所提方法的效果,可以定性地与其他埋深检测方法的优缺点进行对比,文献[2]所提基于优化变分模态分解的混合域特征与长短期记忆网络算法,成功实现了对海缆浅埋和深埋状态的精准识别,识别精确率高达100%。然而,变分模态分解过程存在一定局限性,其需要借助希尔伯特变换来计算包络峰度值,进而进行迭代搜索,这一操作不仅耗时较长,而且高度依赖经验进行参数调整。此外,混合域特征集的构建涉及54维高维特征提取和循环离散傅里叶变换(Circular Discrete Fourier Transform, CDFT)降维优化,虽提升了分类精度,但对硬件计算资源要求较高。在本文中,海缆埋深状态的检测准确率接近97%,这一准确率相较于文献[2]略低。然而,本研究与文献[2]均无法像文献[14]那样,通过建立多元非线性回归模型构建光纤温度与埋深关系的方程,实现对海缆埋深状态的定量检测,文献[14]中的埋深计算误差最大值

为 $\pm 0.4$  m。基于本文的研究内容,后续计划将通过融合光纤传感技术和载流量、海缆电缆热路模型来对海缆埋深状态进行更精确的定量检测。

### 3 结束语

本文构建了基于BOTDA的海底电缆埋深分析方法,通过光纤本征感知替代外部传感器,使监测模式从离散点检测升级为全线路连续感知,利用数据驱动的BPNN模型突破传统物理建模局限,建立了温度场与埋深状态的非线性映射关系。研究中,实测温度数据经现场校准和训练优化,实现了高精度的海缆埋深监测,达成了预期目标。与传统传感及其他相关研究相比,本文所提方法利用光纤传感,在成本控制、操作便捷性和监测效率上优势显著。综上所述,本文所提方法通过对比海缆温度突变区域与正常区域数据,判断应力变化,初步判断埋深状态;再借助BPNN深度学习判断海缆裸露状态,为海缆安全运行提供了有力保障。然而,本研究仅能实现对海缆裸露状态的初步判断,在埋深精度的定量分析方面存在不足。后续将围绕光纤传感技术和载流量及海缆电缆热路模型来建模<sup>[15]</sup>,从定量角度优化埋深精度,深入探究不同工况下海缆的实际埋深,为海缆安全稳定运行提供更精准的技术支持。

#### 参考文献:

- [1] 王亚东,伍林伟,高彬,等. 砂质海床条件下海底电缆埋深研究[J]. 南方能源建设, 2020, 7(3): 81-88.  
Wang Y D, Wu L W, Gao B, et al. Research on the Burial Depth of Submarine Cable in Sandy Seabed[J]. Southern Energy Construction, 2020, 7(3): 81-88.
- [2] 姜坤,张帅,傅翔,等. 基于光纤温度混合域特征的海缆浅埋状态识别[J]. 激光与红外, 2024, 54(2): 312-320.  
Jiang K, Zhang S, Fu X, et al. Recognition of Shallow Buried State of Submarine Cable based on Fiber Optic Temperature Hybrid Domain Features[J]. Laser & Infrared, 2024, 54(2): 312-320.
- [3] Zaoui W S. Depth of Burial State Monitoring of a 500 kV HVDC Offshore Power Cable Interconnector Using Distributed Fiber-Optic Temperature Sensing [C] // 11th International Conference on Insulated Power Cables. Lyon, France: ResearchGate, 2023: 372477344.
- [4] 高红武. TSS 350系统在海缆探测中的应用[J]. 中国高新科技, 2020(2): 65-66.  
Gao H W. Application of TSS 350 System in Submarine Cable Detection[J]. China High and New Technol-

- ogy, 2020(2): 65–66.
- [5] 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.
- [6] 李天夫, 巴德欣, 周登望, 等. 前向受激布里渊散射光纤传感研究进展[J]. 光电工程, 2022, 49(9): 220021.  
Li T F, Ba D X, Zhou D W, et al. Recent Progress in Optical Fiber Sensing based on Forward Stimulated Brillouin Scattering[J]. Opto-Electronic Engineering, 2022, 49(9): 220021.
- [7] 王本章, 逢超, 周登望, 等. 长距离分布式布里渊光纤传感关键技术进展分析[J]. 光电工程, 2018, 45(9): 170484.  
Wang B Z, Pang C, Zhou D W, et al. Advances of Key Technologies in Long-range Distributed Brillouin Optical Fiber Sensing[J]. Opto-Electronic Engineering, 2018, 45(9): 170484.
- [8] 官国飞, 宋庆武, 陈志明, 等. 基于布里渊散射的光纤温度和应变快速感知[J]. 光通信研究, 2022(1): 45–51.  
Guan G F, Song Q W, Chen Z M, et al. Fast Sensing of Temperature and Strain along Optical Fiber based on Brillouin Scattering[J]. Study on Optical Communications, 2022(1): 45–51.
- [9] 孟洲, 陈默, 陈伟, 等. 光纤传感中的受激布里渊散射效应[J]. 应用科学学报, 2018, 36(1): 20–40.  
Meng Z, Chen M, Chen W, et al. Stimulated Brillouin Scattering in Optical Fiber Sensing Systems[J]. Journal of Applied Sciences, 2018, 36(1): 20–40.
- [10] 李苏雅, 董艳唯, 李琳, 等. 基于神经网络的光纤温度估算方法的优化[J]. 光通信研究, 2025(1): 230123.  
Li S Y, Dong Y W, Li L, et al. Optimized Neural Network Method for Temperature Estimation along Optical Fiber[J]. Study on Optical Communications, 2025(1): 230123.
- [11] 李蒙, 张翠, 童杏林, 等. 基于BP算法和FBG传感的复合材料冲击定位检测技术[J]. 激光技术, 2022, 46(3): 320–325.  
Li M, Zhang C, Tong X L, et al. Composite Material Impact Location Detection Technology based on BP Algorithm and FBG Sensing[J]. Laser Technology, 2022, 46(3): 320–325.
- [12] 樊振宇. BP神经网络模型与学习算法[J]. 软件导刊, 2011, 10(7): 66–68.  
Fan Z Y. BP Neural Network Model and Learning Algorithm[J]. Software Guide, 2011, 10(7): 66–68.
- [13] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229–1251.  
Zhou F Y, Jin L P, Dong J. Review of Convolutional Neural Network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229–1251.
- [14] 安阳. 海底电缆光纤温度与埋深关系的有限元分析与计算[D]. 北京: 华北电力大学, 2022.  
An Y. Finite Element Analysis and Calculation of the Relationship between Optical Fiber Temperature and Burial Depth of Submarine Cables[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2022.
- [15] Hu Z, Ye X, Luo X, et al. Prediction Model for Trends in Submarine Cable Burial Depth Variation Considering Dynamic Thermal Resistance Characteristics[J]. Energies, 2024, 17(9): 2127.