

引用本文: 梅春. 基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统模式识别[J]. 光通信技术, 2023, 47(2): 39-43.

基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统模式识别

梅 春

(国家电投集团 江苏海上风力发电有限公司, 江苏 盐城 224000)

摘要: 基于相位敏感光时域反射计(Φ -OTDR)的分布式光纤振动探测是海缆锚害预警的重要防护手段。针对探测海缆锚害的入侵事件类型判别需求, 提出将反向传播(BP)神经网络分类器应用于基于 Φ -OTDR 的海缆防锚害系统中, 介绍了基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统原理, 采用信号时域特征和时频域特征作为特征向量, 构建基于 BP 神经网络的分类器, 实现了对入侵事件类型的判别。试验结果表明, 分类器的模式识别准确率达到 100%。

关键词: 海底电缆防锚害; 神经网络算法; 模式判别; 相位敏感光时域反射计; 入侵判别

中图分类号: TN929.1 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2023)02-0039-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2023.02.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Pattern recognition of submarine cable anti-anchor damage system based on Φ -OTDR+BP neural network classifier

MEI Chun

(State Power Investment Group Jiangsu Offshore Wind Power Co., Ltd., Yancheng Jiangsu 224000, China)

Abstract: Distributed optical fiber vibration detection based on phase sensitive optical time domain reflectometer (OTDR) is an important protection method for early warning of submarine cable anchor damage. Aiming at the requirements of distinguish intrusion event types for detecting anchor damage of submarine cable, the backpropagation (BP) neural network classifier is applied to the submarine cable anchor damage prevention system based on Φ -OTDR. The principle of the submarine cable anchor damage prevention system based on Φ -OTDR+BP neural network classifier is introduced. The characteristics of signal in time domain and time frequency domain are used as feature vectors. A classifier based on BP neural network is constructed to recognize the types of intrusion events. The experimental results show that the pattern recognition accuracy of the classifier reaches 100%.

Key words: submarine cable anti-anchor damage, neural network algorithms, pattern discrimination, phase sensitive light time domain reflectometer, intrusion discrimination

0 引言

海缆是海底电力输送和通信系统的主要传输介质, 对海缆进行有效监测, 及时发现海缆遭遇海上渔船抛锚导致的撞击或拖拉, 以及自然因素导致的海缆异常振动信号具有重要意义。基于相位敏感光时域反射计(Φ -OTDR)的分布式光纤扰动传感系统^[1]能探测海底电缆中各个部分的后向瑞利散射干涉光, 并根据

检测到的光强变化判定外部环境是否发生侵扰事件, 同时利用光时域反射技术可以准确定位到扰动信号发生点^[2]。

由于光纤使用场景的多样化, 光纤的监测环境存在比较大的差异, 所以光纤探测到的扰动信号十分丰富。为了对有效的扰动信号进行准确的判别, 研究基于 Φ -OTDR 的分布式光纤扰动传感系统的模式识别方法日趋重要。2015 年, 孙茜等人^[3]将相关向量机分类器应用于 Φ -OTDR 光纤预警系统的模式识别中, 分别采用高斯径向基核函数和多项式核函数进行分类处理, 提出了一种将 2 种核函数相结合的方式, 平均分类准确率达 96% 以上。同年, 左冬森等人^[4]将贝叶斯最小风险理论法和小波分析法相结合, 对扰动类型进行判别, 平均识别率达到 98.75%。2017 年, 张俊楠将支

收稿日期: 2022-04-01。

作者简介: 梅春(1980—), 男, 江苏盐城人, 本科, 工程师, 主要从事火电、海上风力发电工程技术管理工作, 包括海底电缆安全防护技术、海上风电场数字化智能化建设课题研究。



梅春:基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统模式识别

持向量机算法用于 Φ -OTDR 系统扰动信号特征分类中,并对二叉树结构的分类器进行优化,正确识别率在 96%以上,漏报率和误报率低于 4%^[1]。但是,采用上述研究方法进行入侵事件类型识别时智能化程度不高,一般需要人工协助才能完成事件类型识别。

由于反向传播(BP)神经网络分类器具有易于实现非线性映射、自学能力强、适用于大规模训练和多种分类场景等优点,因此本文将 BP 神经网络分类器应用于基于 Φ -OTDR 的海缆防锚害系统中,实现对无入侵、撞击和拖拉 3 类事件类型的识别。

1 基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统

1.1 系统原理

基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统由基于 Φ -OTDR 的分布式光纤振动传感系统和数字信号处理系统两部分组成。其中,基于 Φ -OTDR 分布式光纤振动探测系统采用高频率稳定性的超窄线宽激光器作为激光光源,将强相干光脉冲注入传感光纤中,输出脉冲宽度范围内的后向瑞利散射光的相干干涉光强,可同时检测多个位置点的振动信号。当传感光纤沿线发生入侵事件时,弹光效应会引起扰动点处的光纤折射率产生变化,导致后向瑞利散射光的相位发生变化,随之光强产生改变,即可计算出扰动位置^[9]。数字信号处理系统对分布式光纤振动探测系统采集到的光纤振动信号进行处理,识别入侵事件类型。海缆防锚害系统信号处理采用二级模式识别,主要流程为:首先,提取信号的时域特征来表征入侵强度和抖动变化,进行一级预判,得到疑似入侵信号进行二级模式识别;然后,二级判别提取信号的时频域特征,联合时域特征组成特征向量,将特征向量输入到基于 BP 神经网络设计的分类器进行判决输出;最后,分析输出结果确定探测信号的事件类型,并决定是否报警^[6]。

1.2 提取特征向量

1.2.1 提取时域特征

为了便于对数字信号进行表述和处理,本文设定 4 096 个数据为 1 帧,选择 24 帧数据作为样本,对采样信号 s 进行分段,每 4 帧数据为 1 段,则本实验数据可分为 6 段。当系统处于无扰动状态时,振动信号的幅值非常小;当系统处于扰动状态时,信号抖动十分显著^[7]。因此,采用短时能量和短时过阈值率相结合的方法可以获得新的特征向量,组成时域特征向量 $\{E_1,$

$E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6\}$ 。其中, E_i ($i=1, 2, \dots, 6$) 为短时能量,表示第 i 段内样本幅值的平方和。 p_i 为短时过阈值率。设定阈值 δ 为 200,在每段中按照公式 $p_i = \sum_{n=1}^M B\{(s(n) \geq \delta) \& (s(n-1) < \delta)\}$ 统计其短时过阈值率, n 为采样点序号, $s(n)$ 为能量值, M 为每段信号中数据总数。 $B\{u\}$ 为函数,当 u 为真时, $B\{u\}=1$;当 u 为假时, $B\{u\}=0$ 。

1.2.2 提取时频域特征

为了表征信息熵和信号能量在高低频段的集中位置,本文采用时频熵和重心频率组成时频域特征向量 $\{S, G_L(1), \dots, G_L(6), G_H(1), \dots, G_H(6)\}$ 。其中, S 为整个时频谱的时频熵, G_L, G_H 分别为低频段、高频段的重心频率。时频谱采用经验模态分解(EMD)方法实现,将信号分解为多个平稳、线性的本征模函数(IMF)单分量信号,经 Hilbert 变换,得到解析信号的瞬时幅度、瞬时频率^[8]。

光纤振动信号是单分量信号,均值为零,经 EMD 后将瞬时幅度投射到时频平面上获得 Hilbert 时频谱。时间轴等分为 6 段,频率轴等分为 200 段,时频平面等分为 $N=6 \times 200$ 个面积相等的小时频块,每个小时频块的能量为 W_n 。设整个时频平面的能量为 W ,则每个小时频块的能量概率 $q_n = W_n / W$,且 $\sum_{n=1}^M q_n = 1$,得到整个时

频谱的时频熵 $S = - \sum_{n=1}^M q_n \times \ln(q_n)$ 。

基于 Φ -OTDR 的分布式光纤振动探测系统的扫描频率是 10 kHz,时频谱的有效频段是 0~5 000 Hz。在 0~2 500 Hz 的低频段和 2 501~5 000 Hz 的高频段分别计算重心频率 G_L 和 G_H 。设每个小时频块的中间频率为 f_m ,其中 m 为时频块序号,此时每个小时频块的能量概率为 q_m ,且 $\sum_{m=1}^M q_m = 1$,重心频率 $G = \sum_{m=1}^M f_m \times q_m$,这样既能获得每个频块低频段的重心频率 $\{G_L(1), G_L(2), G_L(3), G_L(4), G_L(5), G_L(6)\}$,也可以获得每个频块高频段时频谱重心频率 $\{G_H(1), G_H(2), G_H(3), G_H(4), G_H(5), G_H(6)\}$ 。

1.3 构建基于 BP 神经网络的分类器

1.3.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,解决了简单感知器不能解决的

非线性问题,即以网络误差平方为目标函数,采用梯度下降法来计算目标函数的最小值^[9]。

基于梯度搜索技术的梯度下降法使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差达到最小。BP神经网络算法由信号正向传播和误差反向传播2个过程组成,即:输入信号经过隐藏层作用于输出节点生成输出信号,计算误差;输出误差经过隐藏层,将误差分摊给所有单元并调整单元权值,使误差沿梯度方向下降。BP神经网络自身反复训练,直到误差变为最小值时训练才停止,得出最小误差对应的网络参数,即各单元权值和判别阈值^[10]。在预测阶段将特征向量由神经网络的输入层输入,逐层按照各单元的权值进行累加运算、阈值比较和激活函数运算,最终在输出层得到分类结果。

1.3.2 训练模型

本文以三层神经网络(结构如图1所示)训练模型为例,说明分类器的具体实现过程。BP神经网络由输入层 L_1 、隐藏层 L_2 和输出层 L_3 组成。 x_1, x_2, x_3 是输入单元,为了便于表示,引入 $x_0=1$ 作为偏差单元, a_1, a_2, a_3 代表激活单元, $a=\{a_1, a_2, a_3\}$,则 $a^T=\theta^{(1)}X^T$, $X=\{x_0, x_1, x_2, x_3\}$, $\theta^{(1)}$ 为权重矩阵。 b_1, b_2, b_3 表示每一个神经元的输出结果。从本质上讲,神经网络能够通过学习得出其自身的一系列特征,第二层中的特征是神经网络通过训练学习后自主得到的一系列用于预测输出变量的新特征值。这时可以把 a_1, a_2, a_3 看成更高级的特征值,引入 $a_0=1$ 作为偏差单元,则预测函数 $h_\theta(x)=g(\theta^{(2)}a_\theta^T)$, $a_\theta=\{a_0, a_1, a_2, a_3\}$, $\theta^{(2)}$ 为权重矩阵。 $g(z)$ 为激励函数(z 为激励函数的输入), $g(z)=1/(1+e^{-z})$ 。 $g(z)$ 对于给定的输入,根据选择的参数计算输出变量等于1的可能性,当 $h_\theta(x)\geq 0.5$,即 $z\geq 0$ 时,预测为1;当 $h_\theta(x)< 0.5$,即 $z<0$ 时,预测为0。

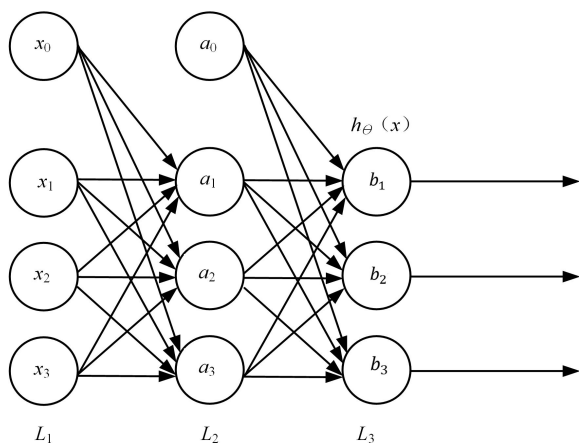


图1 三层BP神经网络结构图

训练前需建立训练样本集,即将特征向量和识别类型进行分类和标记。采用BP算法的训练过程描述如下:首先,用正向传播方法计算出每一层的激活单元,并利用神经网络的预测结果求出最后一层的误差;然后,根据该误差运用BP算法计算出第一层至第二层的所有误差,进而计算出代价函数的偏导数;最后,使用梯度下降法使误差达到最小值,从而得出权重矩阵的最优解。

预测过程中,特征向量被输入神经网络,经运算后得到分类结果并进行标记。

2 海缆振动入侵实验

2.1 实验场景

选取某风电场陆地登录段的一段1.5 m长的海缆,在海缆上进行铁锤撞击、绳索拖拉、无入侵共3类振动入侵试验。海缆试验场景如图2所示。



图2 登录段海缆试验场景

2.2 特征提取

3类事件的典型样本的短时能量、短时过阈值率分别如图3、图4所示。可以看出,3类事件的短时能量、短时过阈值率随时间推移衰减的速度、幅度存在较大差异。3类事件的时频熵特征如图5所示,时频熵特征差异较大。

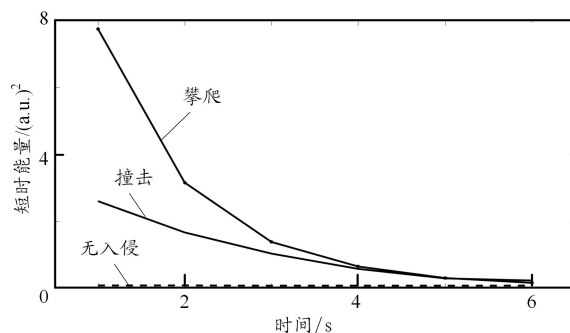


图3 时域短时能量特征

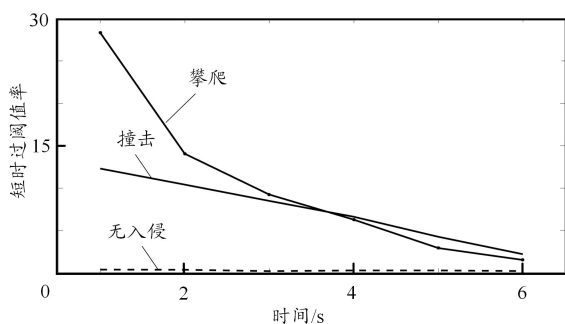
梅春: 基于 Φ -OTDR+BP 神经网络分类器的海缆防锚害系统模式识别

图4 时域短时过阈率特征

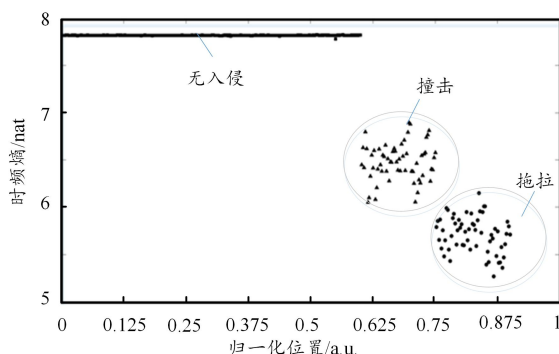


图5 时频熵特征

2.3 训练与测试

本文分别为不同事件类型添加标签(预期的输出),对不同特征分别进行归一化处理,使所有的特征值保持在一个大小相当的范围内,得到样本特征矩阵;将样本随机分为两部分,其中70%部分作为训练集,30%部分作为测试集;用训练集来训练神经网络分类器,得到训练模型,然后用训练模型对测试集计算,得出识别误差。

3 结果与讨论

本文在实验过程中分别提取240组无入侵样本数据、60组撞击样本数据和60组拖拉样本数据进行分析。

本实验共提取了25个特征值,可以使用主成分分析(PCA)算法压缩数据信息,使特征维度降为二维,训练集样本特征降维后示意图如图6所示。可以看出,无入侵情况下样本数据比较集中,变化平稳;拖拉情况下的样本数据在比撞击情况更加分散。训练集样本在隐藏层得到的新特征经PCA降维显示如图7所示。可以看出,新的特征能够更好地区分撞击样本和拖拉样本,即样本特征得到了优化。

训练集中3类事件的识别情况如表1所示。表中正确率的定义如下: 正确率=某事件被正确识别的数

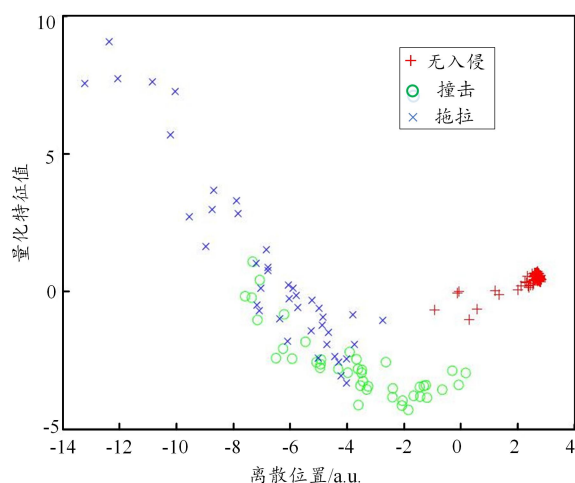


图6 训练集样本特征降维后示意图

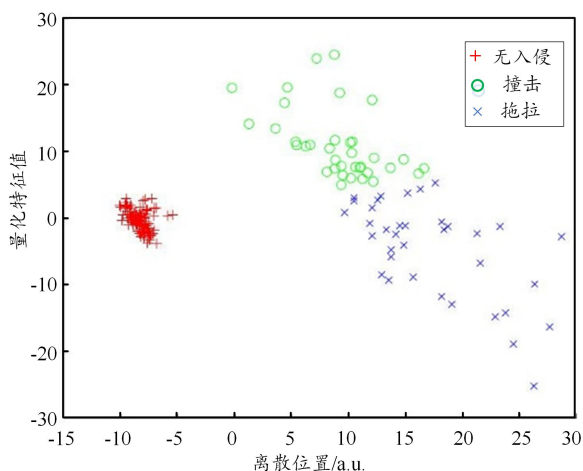


图7 训练集样本新特征降维后示意图

表1 训练集中3类事件的识别正确率

事件类型	无入侵次数	撞击次数	拖拉次数	未识别次数	总次数	正确率	平均正率
无入侵	168	—	—	0	168	100%	100%
撞击	—	42	—	0	42	100%	
拖拉	—	—	42	0	42	100%	

目/某事件参与测试的总数目 $\times 100\%$ 。由表1结果可得,3种模拟信号的识别正确率为100%,说明基于三层BP神经网络所设计的分类器的分类性能较好。用测试集测试上述分类器性能,得到测试集中3类事件的识别情况如表2所示。可以看出,系统对3类事件的平均正确识别率均为100%。在实际运用中,需要针对不同形状和材料的围栏重新设计分类器,对采集到的样本数据构建训练样本集进行分类训练,以保证分类结果更贴合试验的实际情况,适应不同状况的应用场景^[6]。

表 2 测试集 3 类事件的识别正确率

事件类型	无入侵次数	撞击次数	拖拉次数	未识别次数	总次数	正确率	平均正率
无入侵	72	—	—	0	72	100%	100%
撞击	—	18	—	0	18	100%	
拖拉	—	—	18	0	18	100%	

4 结束语

在基于 Φ -OTDR 的海缆防锚害系统中,本文提出了一种基于 BP 神经网络分类器的模式识别方法来对是否入侵以及入侵类别进行判别,通过对实验采集到的数据进行处理,提取其短时能量、短时过阈值率、时频熵和重心频率组成特征向量,建立神经网络分类器,提高了入侵报警的正确率。本文下一步将重点开展特征提取与神经网络算法的实时性评估研究工作。

参考文献:

[1] 张俊楠,娄淑琴,梁生. 基于 SVM 算法的 Φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 红外与激光工程,2017,46(4):219-225.

[2] 付群健,于森,常天英,等. 相位敏感光时域反射系统模式识别方法综述[J]. 红外与激光工程,2018,47(7):276-289.

[3] 孙茜,封皓,曾周末. 基于图像处理的光纤预警系统模式识别[J]. 光学精密工程,2015,23(2):334-341.

[4] 左冬森. 光纤周界安防入侵振动信号识别与定位方法研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2015.

[5] 卢学佳,安博文,陈元林,等. 基于现代谱估计的光纤周界安防系统模式识别[J]. 光通信技术,2017,41(5):59-62.

[6] 谢鑫,吴慧娟,饶云江. 一种基于光纤布喇格光栅振动传感器的光纤围栏入侵监测系统及其模式识别[J]. 光子学报,2014,43(5):32-37.

[7] 李静云,安博文,陈元林,等. 基于时频特征的光纤振动模式识别研究[J]. 光通信技术,2018,42(7):55-59.

[8] 于德介,张嵬,程军圣,等. 基于 EMD 的时频熵在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2005(5):29-30,32.

[9] 高军,王恺,田晓宇,等. 基于 BP 神经网络的风云四号遥感图像云检测算法[J]. 红外与毫米波学报,2018,37(4):477-485.

[10] 刘贺,李淮江. 基于 BP 神经网络的压力传感器温度补偿方法研究[J]. 传感技术学报,2020,33(5):688-692,732.