

文章编号: 1005-5630(2020)06-0022-06

DOI: 10.3969/j.issn.1005-5630.2020.06.004

基于BP神经网络的电缆沟监控模式识别方法

赵晓晖¹, 宋耀华², 陈子涵¹, 胡雨晗³, 时亨通¹, 邱方驰¹,
皮昊书¹, 彭毅¹, 吴中¹, 宋杰²

(1. 深圳供电局有限公司, 广东 深圳 518000;

2. 广东复安科技发展有限公司, 广东 东莞 523000;

3. 复旦大学材料科学系, 上海 200433)

摘要: 为了减少电缆沟盲目施工与偷盗等因素造成的损失和影响, 引入一种智能的线路监控技术。该技术基于分布式光纤传感技术, 利用BP神经网络对光纤传感器的四种常见的扰动信号进行模式识别。通过将光纤传感器得到的时域扰动信号用特定的程序处理后转换成图像, 再经特定的图像处理流程后形成模式识别的样本。利用这些样本训练BP神经网络, 并将训练好的模型应用到实际的电缆沟安全监控系统中进行测试。测试结果表明, 电缆沟的总体识别成功率为98.16%, 该识别方法还可以应用于光纤周界安防系统等领域。

关键词: 光纤传感; 模式识别; BP神经网络; 电缆沟

中图分类号: TP 212.9 **文献标志码:** A

A pattern recognition method of cable trench monitoring based on BP neural network

ZHAO Xiaohui¹, SONG Yaohua², CHEN Zihan¹, HU Yuhan³, SHI Hengtong¹, QIU Fangchi¹,
PI Haoshu¹, PENG Yi¹, WU Zhong¹, SONG Jie²

(1. Shenzhen Power Supply Bureau Co., Ltd., Shenzhen 518000, China;

2. Guangdong Fuan Science and Technology Development Co., Ltd., Dongguan 523000, China;

3. Department of Materials Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: In order to reduce the loss and impact caused by blind construction and theft of the cable trench, an intelligent line monitoring technology is introduced. Based on distributed optical fiber sensing technology, BP neural network was used to recognize the four common disturbance signals obtained by optical fiber sensors. The time-domain disturbance signal obtained by the optical fiber sensor is processed by a specific program and converted into an image, and then a pattern recognition sample is formed after a specific image processing process. These samples are used to train BP neural network, and the trained model is applied to the actual cable trench safety monitoring system for testing. The test results show that the overall recognition success rate of the

收稿日期: 2020-04-21

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技研究资助项目(SZKJXM20180116)

作者简介: 赵晓晖(1969—), 男, 高级技师, 研究方向为配网技术管理。E-mail: zhaoxiaohui@sz.corp.csg

通信作者: 宋耀华(1990—), 男, 工程师, 研究方向为光纤传感技术。E-mail: shensebaitian@qq.com

cable trench is 98.16%. In addition, the identification method can also be applied to the optical fiber perimeter security system and other fields.

Keywords: optical fiber sensing; pattern recognition; BP neural network; cable trench

引言

电缆沟是市政地下设施的重要组成部分,常面临偷盗和野蛮施工的破坏行为。对这些设施进行全天候监控,可极大提高城市设施的安全性,减少盲目施工造成的经济损失和社会影响,避免人身伤害。因而需要引入一种智能的电缆沟线路监控技术,在电缆沟面临威胁时可以快速预警定位,而且针对不同的威胁行为能有效区分,为巡查维护工作提供参考^[1-4]。电缆沟安全监控系统是基于分布式光纤传感技术,并利用光纤实时采集周遭环境信号。通过对采集到的信号进行分析与模式识别,可以及时发现电缆沟中潜在的问题,判断入侵行为危险性的大小,实现有效预警、迅速采取措施,减少电缆沟破坏带来的安全隐患和经济损失。

模式识别是根据样本的特征用计算的方法将样本划分为不同的类别。目前在光纤传感领域应用的模式识别方法种类较多:从数据预处理与特征提取的角度来分,应用到的技术有滤波^[5]、小波分析^[6]、经验模态分解^[7]、MFCC^[8]等;从分类器的角度来分,主要有神经网络^[9]、支持向量机^[10]、随机森林算法^[11]等。虽然很多报道中的模式识别方法都可以达到不错的识别率,但是很多方法存在着数据处理、运算步骤过于复杂的问题,另外一些模式识别方法与实际的报警系统结合并不紧密。针对以上问题,本文提出了一种简单有效的光纤传感信号模式识别方法,即基于BP神经网络的电缆沟监控模式识别方法。

1 基本原理

1.1 分布式光纤传感技术

光纤传感是近年来迅速发展的新型传感技术,它利用光纤中光的相位、强度、偏振等会受外界条件影响的特性,对外界的振动、温度、应

力、位移等参数进行测量。由于其独特的传感机理,分布式光纤传感器可以实现对沿传感光纤连续分布空间内的应力、温度、振动等信息的监测,用这种方法可以替代成千上万个单点式传感器^[12-13]。

外界振动通过“光弹效应”对光波的相位进行调制,光相位的变化可以通过构建 Sagnac、M-Z、Michelson 等结构的干涉光路进行检测。干涉信号的解调往往使用 3*3 耦合器^[14],干涉光通过 3*3 耦合器进入两个光电探测器,随后光电探测器将光信号转化为电信号,并且在硬件上进行去直流处理。由两个光电探测器探测得到的电信号具有如下形式:

$$\begin{cases} x(t) = A \cos(\varphi(t) + \phi) \\ y(t) = B \cos(\varphi(t) - \phi) \end{cases} \quad (1)$$

式中: A 、 B 为振幅; $\varphi(t)$ 为外接振动对相位的调制; ϕ 为 3*3 耦合器引入的固定相位,为 $2\pi/3$ ^[15-16]。通过特定的相位还原算法以及定位算法可以实现扰动信号的实时解调与定位^[17]。

1.2 样本的生成与预处理

由于 $\varphi(t)$ 反映了扰动信号的真实情况,故用于进行模式识别的样本是时间长度为 1 s 的相位还原信号 $\varphi(t)$ 。结合应用场景,本研究选取了 4 种常见的扰动行为,分别为井盖开启、碰撞敲击、管线入侵、机械施工,4 种信号如图 1 所示。图中:井盖开启是指在开井盖时用特制的机械装置连续撞击传感光缆;碰撞敲击是指用常见的工具直接敲击传感光缆;管线入侵是指穿缆作业时造成的光缆晃动;机械施工是指有冲击钻在光缆周围施工。

样本预处理的流程为:首先,得到 1 s 内的相位还原信号的时域波形图,对其进行特定的图像生成程序转化,生成一张分辨率为 320*160 的三通道彩色图像,图像的深色部分为信号,浅色部分为空白背景,如图 1 所示;然后,将该原始图像裁减至 310*70 大小并转化为单通道黑白图

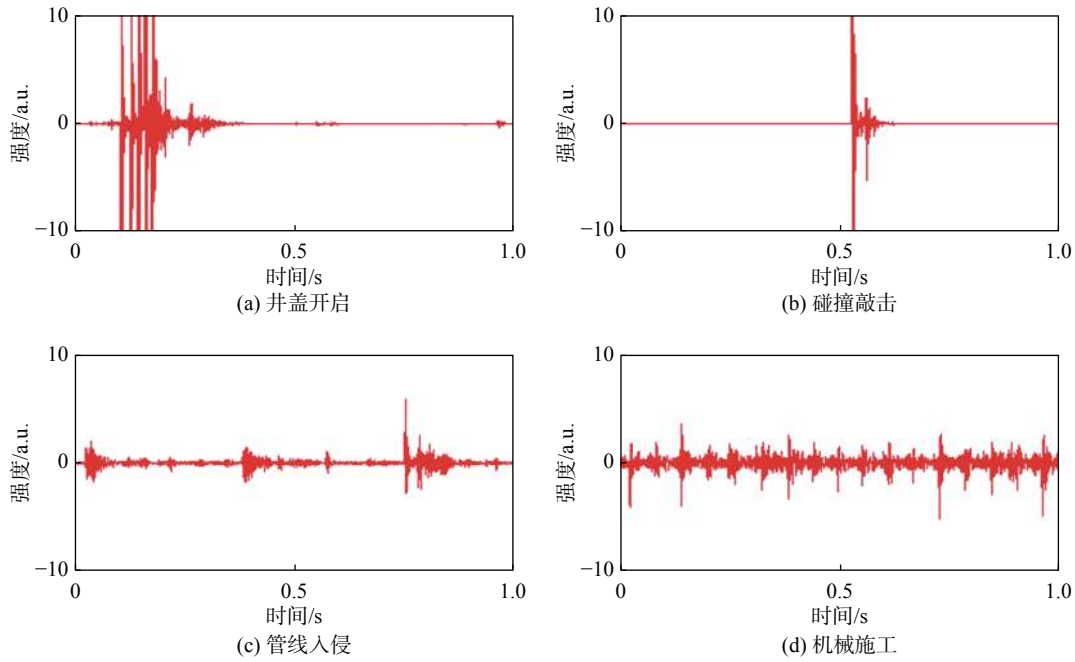


图 1 4 种扰动模式对应信号

Fig. 1 Corresponding signals of the four disturbance modes

像，目的是去除过多的无用空白区域，减少冗余数据。通过重新调整图像矩阵维度将新生成的 310*70 灰度图像转化为维度为 (1, 21 700) 的向量，该向量经过归一化(使向量的模为 1)后生成最终的样本，该样本就是输入 BP(back propagation)神经网络的样本，其维度对应了 BP 神经网络输入层的神经元数量。整个样本预处理的流程如图 2 所示。

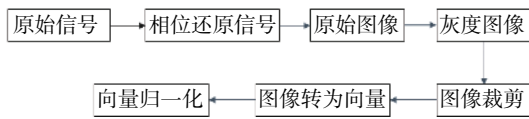


图 2 样本的生成与预处理流程图

Fig. 2 Flow chart of sample generation and preprocessing

1.3 构建 BP 神经网络

BP 神经网络^[18]是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络，是目前应用最广泛的神经网络，可以用于模式识别、数据拟合等场景。使用最基本的全连接型 BP 神经网络可以完成上述样本的分类，BP 神经网络结构由输入层、多层隐含层(中间层)、输出层构成，如图 3 所示。

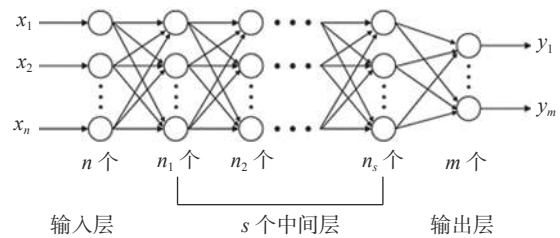


图 3 BP 神经网络的拓扑结构

Fig. 3 Topological structure of BP neural network

在本研究中选取的结构为两层隐含层的 BP 神经网络，从输入层至输出层的神经元数量依次为 21 700、100、50、4，其中 21 700 对应了样本的维度。最终样本被分为 4 类，对应了输出层的 4 个神经元 y_1 、 y_2 、 y_3 、 y_4 ，当 y_1 为其中的最大值时，对应井盖开启的模式， y_2 、 y_3 、 y_4 分别对应了碰撞敲击、管线入侵、机械施工。

神经网络的训练通过 Google 的 Tensorflow 框架^[19]实现(使用 Python 语言编写)，使用 softmax 函数作为输出层激活函数，交叉熵函数作为损失函数，使用梯度下降法^[20-21]进行优化。损失函数的表达式如下：

$$J = - \sum_{i=1}^4 (\hat{y}_i \cdot \log y_i) \tag{2}$$

式中: y_i 表示训练集的标签, 如果样本属于第一类别, 则 $y_1=1$, $y_2=y_3=y_4=0$; y_i 表示神经网络计算出的结果。计算出的结果越接近标签, 则交叉熵函数越小。

1.4 模型在实时报警系统中的应用

实验所用的电缆沟线路安全监控系统主要包括传感光路、数据采集模块与监控软件。光感光路中包含光源、光模块、传感光纤等, 当传感光

纤受到扰动时, 包含扰动信息的光信号经过数据采集卡转换为电信号, 然后监控软件读取该电信号并进行相应的数据处理与模式识别。当线路中出现异常情况时, 系统会发出报警信息, 软件界面如图 4 所示。该软件是基于 LabVIEW 编写的, 其中的模式识别功能是通过主程序调用子 vi 文件实现的。因此将训练好的神经网络模型编写为子 vi, 即可将模式识别功能嵌入到电缆沟线路安全监控系统中, 以实现实时的模式识别与报警。



图 4 电缆沟线路安全监控系统报警界面

Fig. 4 Alarming interface of cable trench line safety monitoring system

具体的实现方法: 首先将训练好的神经网络的权值与偏置参数从 Python 中导出, 保存为 vi 文件, 命名为 para.vi; 然后在 LabVIEW 中重建数据预处理程序与神经网络的结构, 保存为

vi 文件, 命名为 pattern.vi, 该 vi 程序可以对输入的信号进行模式识别, 其程序框图如图 5 所示。在该程序中设定报警的阈值, 可以实现无扰动或轻微扰动时不报警, 只有扰动信号大到一定

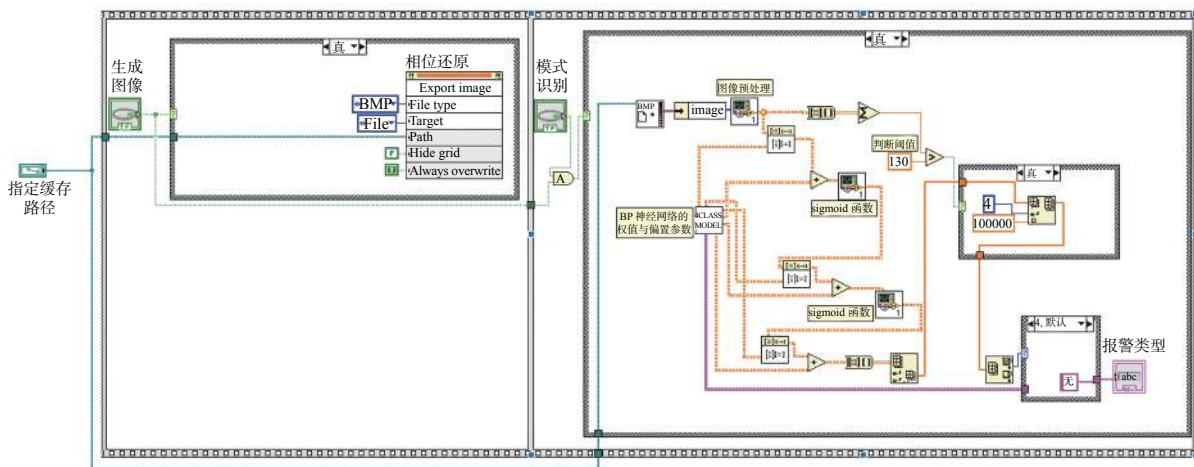


图 5 实时报警模块的 LabVIEW 程序示意框图

Fig. 5 LabVIEW program block diagram of real time alarm module

程度后才进行识别。电缆沟线路安全监控系统的主程序对两路光信号进行实时采集、实时相位还原，每采集一秒钟的信号就会生成一张图片，这张图片会传递至 pattern.vi 中，pattern.vi 对图片进行模式识别，并将报警信息传递到监控软件的界面上，即可完成实时报警。

2 实验结果与分析

本文训练集与测试集采用均分的方式，每种样本选取 25 个作为训练集，25 个作为测试集，共 200 个样本参与到 BP 神经网络的训练过程中。经过将近 1000 次的梯度下降运算，最终训练集准确率为 100%，测试集准确率为 99%，训练集与测试集的损失函数分别为 3.177、7.532，梯度下降的过程如图 6 所示。最终测试集的准确率达到了较高的水平，并且损失函数下降到了比较低的水平，说明该模型能够较好地实现对 4 种数据的分类。

为了进一步验证该模型的有效性，将该模型嵌入到实时报警系统中进行识别。实验共采集了 272 个样本，其中井盖开启信号 68 个，碰撞

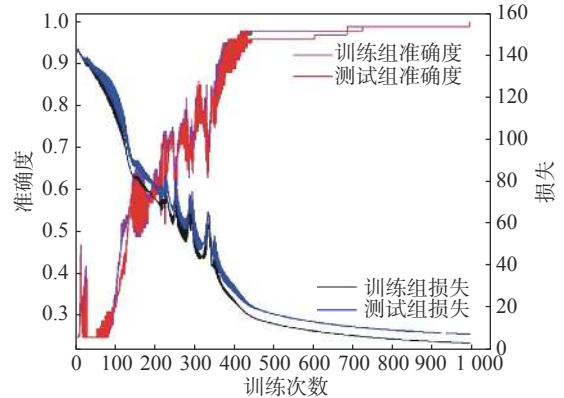


图 6 BP 神经网络的训练过程

Fig. 6 Training process of BP neural network

敲击信号 52 个，管线入侵信号 64 个，机械施工信号 88 个。如表 1 所示，所有样本中最终只有 5 个判断错误，总体识别成功率为 98.16%。判断错误的样本中主要是将井盖开启信号误识别为碰撞敲击信号，经过分析得出这可能是采样不完整导致的。通过端点检测^[22]等技术重新调整采样开始的时间，避免同一个井盖开启信号出现在两帧不同的图像中，就可以有效解决该问题。

表 1 四种样本的识别结果及正确率

Tab. 1 Recognition results and accuracy of the four kinds of samples

样本类型	识别个数				识别正确率/%
	井盖开启	碰撞敲击	管线入侵	机械施工	
井盖开启	64	3	1	0	94.12
碰撞敲击	0	52	0	0	100
管线入侵	0	0	64	0	100
机械施工	0	0	1	87	98.86

在识别时间方面，该方法单个样本识别时间仅在 0.023 s 左右，加上信号采集的时间以及重新调整采样时间，单个样本的报警时间可以控制在 2 s 内，符合行业标准 GA/T 1217—2015 中光纤振动报警器的报警时间要在 3 s 以内的要求^[23]。

该方法的本质是利用了光缆振动信号的时域特征进行模式识别。在该实时报警系统中，采样率是 1 s 内包含 500000 个采样点，而该方法实际上相当于对原始相位还原信号进行了降采样，最终输入神经网络时只用到 21700 个点，同时

保留了信号的特征。用于训练的样本就是通过信号生成的图像，所以该方法具有简单、直观的特点。但该方法也忽略了振动信号的频域信息，导致多种振动模式叠加时容易出现误报的问题。在实际应用中，采用图像方法结合频域特征进行识别会使识别更加准确。

3 结 论

本文基于分布式光纤传感技术并结合图像分

析与BP神经网络,提出一种有效的电缆沟安全监控模式识别方案。通过图像生成程序将每一秒的相位还原信号转化为图像,图像经过简单的处理后输入到BP神经网络中进行训练与识别,将训练好的神经网络模型嵌入到基于LabVIEW的实时报警系统中,即可实现四种模式的实时报警。该方法本质上是利用了光信号的时域信息进行识别,通过一些常用的算法就实现了较高的识别率,具有实现方法简单、识别速度快等优点,能对井盖开启、碰撞敲击、管线入侵、机械施工这几种行为进行有效识别,实验测试的总体识别成功率为98.16%。该识别方案还可应用到周界安防、光纤油管状态监测等领域。

参考文献:

- [1] 王毅轩. 光纤传感器在电缆沟安全监测中的应用[J]. 中国电业(技术版), 2015(9): 48-49.
- [2] 王干军, 王荣鹏, 李红发, 等. 基于分布式光纤振动传感技术的电力电缆故障点定位的研究[J]. 电力设备管理, 2019(4): 40-41.
- [3] 周正仙, 田杰, 段绍辉, 等. 基于分布式光纤振动传感原理的电力电缆故障定位技术研究[J]. 光学仪器, 2013, 35(5): 11-14.
- [4] 张海宽, 涂国栋, 李蔚, 等. 武汉电网光缆防外破探索及展望[J]. 信息通信, 2014(8): 177-178.
- [5] 张茉莉, 李艳霞. 基于模式识别的全光纤周界安防系统[J]. 激光杂志, 2017, 38(10): 65-68.
- [6] 丁吉, 赵杰, 万遂人, 等. 基于小波包变换的光纤扰动信号模式识别[J]. 微计算机信息, 2011, 27(2): 163-164.
- [7] 曲洪权, 宫殿君, 张常年, 等. 光纤入侵信号的特征提取与识别算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 130601.
- [8] 彭和阔, 宋耀华, 王翦, 等. 一种应用于光缆外破在线监控的模式识别方案[J]. 光学仪器, 2018, 40(2): 56-61.
- [9] 张威. 人工神经网络用于传感信号的模式识别[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
- [10] 李敬东, 易丛琴, 田丰, 等. 基于SVM模式识别的光纤围栏入侵告警技术研究[J]. 光通信技术, 2015, 39(1): 50-52.
- [11] 魏然. 分布式埋地光纤敲击信号识别方法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
- [12] MASOUDI A, NEWSON T P. Contributed review: distributed optical fibre dynamic strain sensing[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2016, 87(1): 011501.
- [13] 王贺, 孙琪真, 李晓磊, 等. 干涉型分布式光纤振动传感技术的研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(2): 020004.
- [14] 刘畅. 3×3耦合器解调方法研究与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [15] SHEEM S K. Fiber-optic gyroscope with [3×3] directional coupler[J]. *Applied Physics Letters*, 1980, 37(10): 869-871.
- [16] 肖倩. 稳定的长距离光纤分布式干涉测量技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2013.
- [17] 吴红艳. 全光纤分布式振动传感技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2007.
- [18] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.
- [19] ABADI M, BARHAM P, CHEN J M, et al. TensorFlow: a system for large-scale machine learning[C]// Proceedings of the 12th USENIX conference on operating systems design and implementation. Berkeley, CA: ACM, 2016.
- [20] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [21] HAM F M, KOSTANIC I. 神经计算原理[M]. 叶世伟, 王海娟, 译. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [22] 许海燕. 分布式光纤振动传感器及其定位技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2011.
- [23] 中华人民共和国公安部. GA/T 1217—2015 光纤振动入侵探测器技术要求[S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.

(编辑: 刘铁英)