

文章编号:1001-5078(2021)02-0217-05

· 光纤及光通讯技术 ·

基于 BP 信号识别的光纤油气管道监测系统

周莹^{1,2}, 苟武侯^{1,2}, 赵光贞^{1,2}

(1. 北京航天易联科技发展有限公司, 北京 100176; 2. 中国航天空气动力技术研究院, 北京 100074)

摘要:介绍了一种基于 BP 神经网络信号识别算法的分布式光纤管道安全预警系统,利用提取的现场振动信号时域、频域短时和长时特征,对基于 BP 神经网络分类器模型进行训练,模型实现了对人工挖掘和机械挖掘的智能分辨。其中 BP 分类器模型的最大误报率为 3.3%,平均误报率为 1%,最大漏报率为 3.2%,平均漏报率为 1%。将该 BP 模型应用在不同时长的现场信号识别测试中,实现了最低为 5% 的漏报率,因此 BP 信号识别算法能够实现对管线入侵信号的有效识别及分类,提升传感系统可靠性。

关键词:光纤传感;智能识别;神经网络;管道安全

中图分类号:TN929.11 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2021.02.015

Fiber sensor pipeline monitoring system based on BP signal distinguish

ZHOU Ying^{1,2}, GOU Wu-hou^{1,2}, ZHAO Guang-zhen^{1,2}

(1. Beijing Aerospace Yilian Technology Development Co., Ltd., Beijing 100176, China;

2. China Academy of Aerospace Aerodynamics, Beijing 100074, China)

Abstract: This paper reports a distributed optical fiber pipeline safety early warning system which based on the BP neural network signal recognition algorithm. Using the time-domain, frequency-domain features of short-time and long-time of the vibration signals, the BP neural network model is trained. The model realizes the intelligent distinguish of artificial dig or mechanical dig. The maximum false alarm rate of BP classifier model is 3.3%, the average false alarm rate is 1%, the maximum missing alarm rate is 3.2%, and the average missing alarm rate is 1%. The BP model is applied to the signal distinguish test with different time lengths, and the lowest rate of missing alarm rate is 5%. Therefore, the BP signal distinguish algorithm can effectively identify and classify the pipeline intrusion signal, and improve the reliability of the sensor system.

Keywords: optical fiber sensor; intelligent identification; neural network; pipeline safety

1 引言

石油、天然气等作为重要的物质能源,在国民经济发展中一直发挥着其重要的作用,而管道运输方式,由于其运输量大,能耗小,安全稳定等优势成为油气运输的重要运输方式之一。但是管线经过沿途地形复杂,一旦出现偷盗泄漏事件,则造成的经济损失及社会危害无法估量,因此,及时有效、正确地对

管线周围安全隐患事件进行提前预警意义重大。基于光纤传感技术的分布式光纤油气管线安全预警系统利用随管线同沟铺设的通信光缆中的一芯光纤,实时采集分析管线附近振动或声音信号,对破坏威胁管线事件进行判断区别,提前预警,以避免造成重大经济损失及社会危害^[1-3]。

随着 Φ -OTDR 系统在实际应用过程中不断推

作者简介:周莹(1981-),男,汉,工程师,硕士研究生,研究方向为分布式光纤长距离传感,周界安防。

通讯作者:赵光贞(1982-),男,汉,高级工程师,研究方向为光纤传感,光纤激光器和光纤非线性等。

E-mail: zhaoguangzhen@caaayl.com

收稿日期:2020-07-03; **修订日期:**2020-07-21

进,单纯的振动定位功能已经不能满足用户的要求,为提升系统应用的智能性,降低巡线工人劳动强度,用户在获取扰动定位信息的同时还希望确定引起扰动信号的类型。通过在不同的应用场景下对不同的振动信号进行识别,使用者能做出正确的处理,以便对不同的振动信号及时采取不同的应急预案,提高监控管理者对入侵事件的处理效率。因此分布式光纤传感系统中振动信号的识别成为了研究热点。在已有的报道中,信号识别主要通过对振动信号进行时域、频域特征提取,或者将两者结合进行多维度分析,利用人工智能的方法进行模式识别,从而实现信号的智能分类。北京交大的张俊楠利用支持向量机(SVM)算法,通过提取无扰动、踩压扰动、浇水扰动和敲击扰动 4 种情形的时域和频域特征,对 4 种情形进行了进行了分类^[4]。桂林电子科技大学熊显名利用(BP)神经网络算法,通过学习车辆振动信号的特征,用来识别测试数据中车辆信号^[5]。中国电子科技集团公司第三十四研究所欧阳竑利用经验模态分解(EMD)与神经网络结合的算法,将振动点的时域信号分解后作为特征值输入到神经网络中,从而得到信号识别模型^[6]。

本文提出一种基于 BP 神经网络算法的信号识别算法。通过对现场采集数据进行时域和频域特征提取,并将信号短时特征和长时特征作为 BP 模型输入进行模型训练。将训练后的模型进行现场测试,实现了误报率为 0,漏报率最低为 5 % 的分类结果,因此 BP 信号识别算法能够实现对管线入侵信号的有效识别及分类,提升传感系统可靠性。

2 分布式光纤传感系统

分布式光纤传感系统基于相位敏感光时域反射仪技术(Φ -OTDR),原理如图 1 所示。该技术将窄线宽激光作为光源,产生连续光信号,经声光调制后变为脉冲光,然后进入环形器,经由环形器的 2 端口进入拉曼放大器,进而进入到光缆中,光在光缆传播过程中产生后向瑞利散射光信号,该信号经由拉曼放大器,环形器 3 端口进入光放大器,后向散射光信号在一个脉冲范围内产生干涉现象,最后被光电器接收,并转化为电信号,传送给数据采集卡,从而提供振动信号数据源。 Φ -OTDR 的定位原理为通过记录脉冲光注入光纤的时间,光在光纤中传播的有效速度,探测器接收到光纤中散射回来的的散射光的

时间,根据对应关系,能够准确描绘出扰动强度和位置曲线。将扰动时刻的曲线与前一时刻的曲线进行作差处理,即可将振动点处干涉强度峰值体现出来,根据峰值位置实现扰动的准确定位。振动位置与时间关系式如下:

$$l = ct/2n \quad (1)$$

其中, l 表示位置; c 为真空中传播的光速,约为 $3.0 \times 10^8 \text{ m/s}$; n 为光纤折射率; t 为一个脉冲发出到接收的时间。

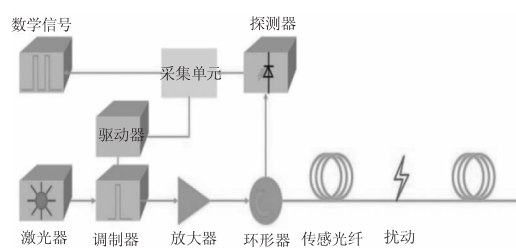


图 1 分布式光纤传感系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of distributed optical fiber sensing system

3 基于 BP 神经网络的信号识别

3.1 BP 神经网络

BP 神经网络算法是一种基于误差反向传播的多层感知器^[7],整个网络主要包括三部分,即输入层,中间层(隐藏层)和输出层,层与层之间采取全连接或全互联方式连接,同一层的神经元之间没有连接关系如图 2 所示。

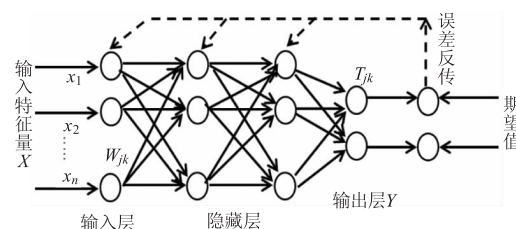


图 2 BP 神经网络原理图

Fig. 2 Schematic diagram of BP neural network

BP 网络模型处理信息的基本原理是:输入信号的特征向量 X 通过中间隐藏层(隐层点)作用于输出节点,经过非线性变换,产生输出向量信号 Y 。网络训练的过程为每个样本包括输入向量 X 和期望输出量 t ,网络输出值 Y 与期望输出值 t 之间存在误差,通过将误差反传,调整输入节点与隐层节点的权值向量 W_{jk} 和隐层节点与输出节点之间的权值向量 T_{jk} 以及阈值,使误差沿梯度方向下降,经过反复学习训练,确定与最小误差相对应的网络参数(权值和阈值),训练即告停止。此时经过训练的神经网络

络即能对类似样本的输入信息,自行处理输出误差最小的经过非线性转换的识别结果。

3.2 基于BP算法的入侵事件分析流程

信号识别流程主要分为四个部分:(1)对信号进行长时间采集并分割成短时信号,提取短时特征值并进行初步筛选过滤;(2)长时间特征向量提取,构成长时特征向量 A ;(3)将特征向量送入合适的分类器进行训练,建立相对应事件类型的模型库;(4)将训练好的模型应用于在线实时信号分析。如图3所示。

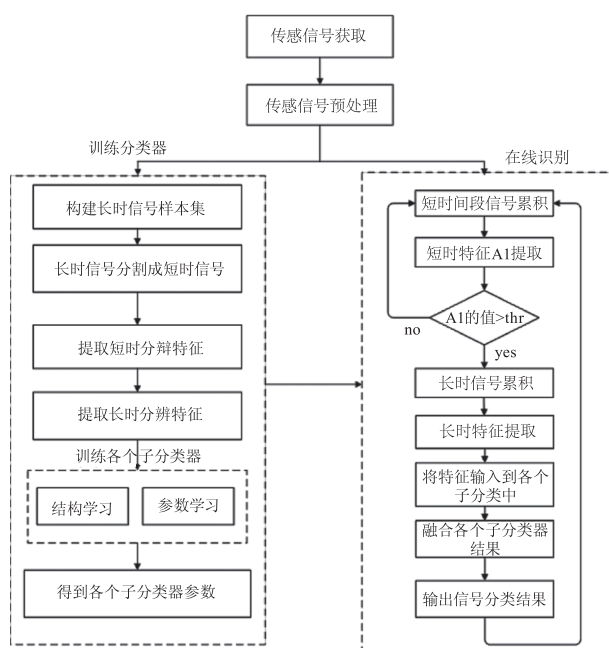


图3 BP算法的入侵事件分析流程

Fig. 3 Intrusion event analysis process of BP algorithm

1) 短信号特征提取

首先,为了实现对信号的初步筛选过滤,我们将获取的振动信号进行短时为1s信号分析,将获取的短时信号计为 S_i 。

<1>求短时主冲击强度分辨特征 a_1 。

a_1 表达式为:

$$a_1 = \begin{cases} p_{klk=q} + p_{klk=q-1} (q \in [2,9], p_{k=q-1} \geq p_{klk=1+1}) \\ p_{klk=q} + p_{klk=2} (q \in [2,9], p_{k=q-1} < p_{klk=1+1}) \\ p_{klk=q} + p_{k=2} (q = 1) \\ p_{klk=q} + p_{k=10} (q = 9) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $p_k = \frac{m_k}{M}$, $p_{klk=q}$ 表示 p_k 在 $k = q$ 处取得最大值; m_k 为包含在 R_k 范围内的点个数; M 为采样点数。

$$R_k = [(k-1) \cdot \frac{\max(S_i) - \min(S_i)}{10} + \min(S_i), k * \frac{\max(S_i) - \min(S_i)}{10} + \min(S_i)] \quad (1 \leq k \leq 10) \quad (3)$$

$$+ \min(S_i)] \quad (1 \leq k \leq 10) \quad (3)$$

<2>求短时次冲击强度分辨特征 a_2 。

将短时信号 S_i 表示如下:

$$S_i = \{y_{li}(l = 1, 2, \dots, M)\} \quad (4)$$

在信号 S_i 中,如果在 $l = t$ 时, $|y_{li}|$ 取得最大值,那么将 $l = t$ 附近,去除前后各 $M/8$ 个采样点。剩余的点构成新的信号 S'_i ,表达式如下:

$$S'_i = \begin{cases} y_{li}(l = 1, 2, \dots, t - \frac{M}{8}, t + \frac{M}{8}, t + \frac{M}{8} + 1, \dots, M) \\ (t > \frac{M}{8} \text{ 且 } t < \frac{7M}{8}) \\ y_{li}(l = \frac{M}{4} + 1, \frac{M}{4} + 2, \dots, M) (t \leq \frac{M}{8}) \\ y_{li}(l = 1, 2, \dots, \frac{3M}{4}) (t \geq \frac{7M}{8}) \end{cases} \quad (5)$$

然后按照求取短时主冲击强度分辨特征 a_1 的方式求得短时次冲击强度分辨特征 a_2 。

<3>求短时幅度比例分辨特征 a_3 。

$$a_3 = \frac{\max(|S'_i|)}{\max(|S_i|)} \quad (6)$$

式中, $\max(|S'_i|)$ 为信号 S'_i 中绝对值的最大值 w'_j 的最大幅度值, $\max(|S_i|)$ 为信号 S_i 中绝对值的最大值。

<4>短时小波包频率特征为 a_4 。

利用小波变换,使用db6小波基对信号进行三层小波变换如图4所示。

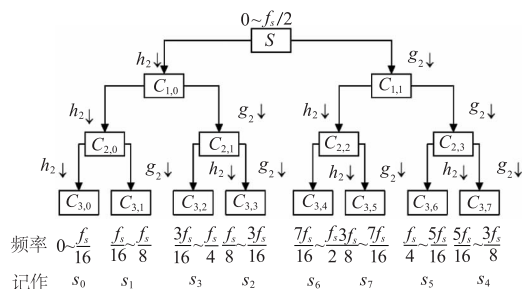


图4 基于db6小波基的三层小波变换

Fig. 4 Three layer wavelet transform based on DB6 wavelet

按照如下公式计算各层小波能量:

$$E_l = \sum_{n=0}^N |C_{j,l}(n)|^2, (l = 0, 1, \dots, 2^j - 1) \quad (7)$$

定义特征向量 a_4 表示如下:

$$a_4 = \frac{E_2 + E_3}{E_0 + E_1} \quad (8)$$

2) 长时特征向量提取算法

长时信号分析时,选取时间长度为 30 s,信号表示为 S_c ,则长时信号中第 j 个短时信号可表示为 $S_{c_j}(j = 1, 2, \dots, 30)$,进行如下方式提取特征值:

< 1 > 创建 6 个空集合,集合分别为 $Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6$;

对每个 $S_{c_j}(j = 1, 2, \dots, 30)$ 进行短时信号分析,得到特征值 a_1, a_2, a_3, a_4 。若 $a_1 > \text{thr}_1$ $a_1 > \text{thr}$,则将特征值 a_1, a_2, a_3, a_4 依次分别放入 Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 中,若 $a_1 < \text{thr}_1$,则 a_1 放入 Z_5 中,若 $a_1 > \text{thr}_1$ $a_1 < \text{thr}$ 且 $a_2 < \text{thr}_1, a_3 < \text{thr}_2, a_2 < \text{thr}_2, a_3 < \text{thr}_3$,则 a_1 放入 Z_6 中。

< 2 > 计算长时分辨特征值 $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6$:

$A_1 = \text{average}(Z_1), A_2 = \text{average}(Z_2), A_3 = \text{average}(Z_3), A_4 = \text{average}(Z_4), A_5 = \text{average}(Z_5), A_6 = \text{length}(Z_6)$ 。

其中, $\text{average}()$ 表示集合中所有数据的平均值; $\text{length}()$ 表示集合中所包含的数据个数。

提取长时特征向量算法中, $\text{thr}_1, \text{thr}_2, \text{thr}_3$ 均为 thr 经验阈值,分别表示特征值 a_1, a_2, a_3 的经验阈值,该阈值根据训练数据得到。

利用上述算法得到的长时特征向量,构建长时特征向量矢量:

$$T = [A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6]$$

< 3 > 将特征向量送入分类器进行训练,建立相对应事件类型的模型库

将得到的长时特征向量矢量输入 BP 神经网络子分类器,测试时采用的神经网络深度为 4 层,第一个隐藏设置选择 tansig 激活函数,第二个隐藏设置选择仍为 tansig 激活函数,输出层选择 purelin 激活函数。选择现场采集的 1000 组人工入侵、机械入侵数据进行分类器识别,识别结果如图 5 所示。

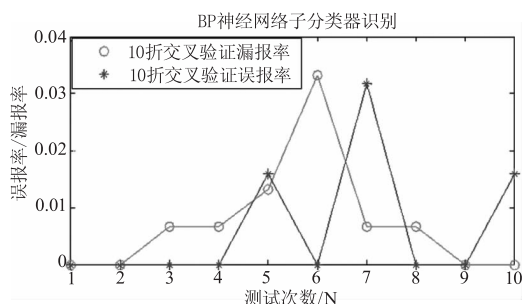


图 5 BP 神经网络识别结果

Fig. 5 Distinguish results of BP neural network

从上述识别结果可以看出,该神经网络子分

类器方法对于半分钟内的入侵事件的识别,平均识别率为 98 % 左右,其最大误报率为 3.3 %,平均误报率为 1 %,最大漏报率为 3.2 %,平均漏报率为 1 %,该方法能够实现对管线入侵信号的有效识别及分类,并且平均误报率、平均漏报率均处于 1 % 左右。因此对提升系统智能性有很大的意义。

4 现场测试结果

现场测试选取某输油管理站,设备检测距离为 40 km。测试位置选取 20 km 位置处,对 20 组不同时长下的入侵数据分别进行测试,其中人工模拟挖掘 15 组,机械模拟挖掘 5 组,其测试结果如表 1 所示。

表 1 现场测试结果

Tab. 1 Test results

测试的时间/s	误报率/%	漏报率/%
30	0	10
60	0	5
90	0	5

5 结 论

本文报道了基于 BP 神经网络信号识别算法的分布式光纤传感系统,通过对现场采集的振动信号时域、频域短时和长时特征进行提取,将提取的特征作为 BP 网络输入向量对模型进行训练,实现了对人工挖掘和机械挖掘的智能分辨。将训练后模型进行测试,平均识别率为 98 %,实际现场可实现最高 95 % 的识别率。通过以上结果可以看出, BP 神经网络信号识别算法在光纤长距离传感系统中具有重要的应用潜力。

参考文献:

- [1] Wang Siyuan, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al. Pattern recognition method for distributed disturbance sensing system based on MZ interferometer[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(8): 2613 - 2618.
- [2] Zhang Chunxi, Zhong Xiang, Li Lijing, et al. Long-distance intrusion detection system based on phase sensitive light time domain reflectometer[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(2): 742 - 746.
- [3] Wang Peng, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al. Threshold algorithm for selective average ϕ -OTDR distributed fiber

- perturbation sensing system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(3): 1003 - 1007.
- [4] Zhang Junnan, Lou Shuqin, Liang Sheng. Research on pattern recognition of ϕ -OTDR distributed optical fiber disturbance sensing system based on SVM algorithm[J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 46(4): 0422003 - 1 - 7. (in Chinese)
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, 2016, 46(4): 0422003 - 1 - 7.
- [5] Xiong Xianming, Cui Xiangliang. Improvement of vehicle distinguish method for ϕ -OTDR distributed optical fiber vibration sensing system[J]. Journal of Laser, 2018, 39(6): 70 - 73. (in Chinese)
熊显名, 崔向良. ϕ -OTDR 全分布式光纤振动传感系统的车辆识别方法改进[J]. 激光杂志, 2018, 39(6): 70 - 73.
- [6] Ou Yanghong, Liu Chengda, Qin Zujun, et al. Vibration signal detection and distinguish algorithm for ϕ -OTDR system[J]. Optical Communication Technology, 2020, 44(3): 37 - 40. (in Chinese)
欧阳竑, 刘承达, 秦祖军, 王侠. ϕ -OTDR 系统的振动信号检测和识别算法[J]. 光通信技术, 2020, 44(3): 37 - 40.
- [7] Xia Yu. Research and implementation of optical fiber intrusion classification algorithm based on Φ -OTDR[D]. Beijing: North University of Technology, 2017. (in Chinese)
夏雨. 基于 Φ -OTDR 光纤入侵的分类算法研究及实现[D]. 北京: 北方工业大学, 2017.