

基于光纤技术的管道油气泄漏共轭梯度 ESN 检测

田飞博

(中国石油工程建设有限公司 北京设计分公司,北京 100085)

摘要:在管道油气泄漏检测中最主要的难题是管道距离过长的问题,利用传统检测模式效果不好。提出一种基于光纤技术的管道油气泄漏共轭梯度回声状态网络(ESN)检测方法。首先,利用光纤探测技术对长距离油气管道的实时数据进行监测和采集,并利用数据串联方式,结合粗糙集算法对采集的泄露数据采样无标记数据的维度压缩方式,实现数据的降维和简化;其次,选取 ESN 对降维后的油气管道泄露数据进行分析,并基于正则化方式对 ESN 的权重进行初步的优化,在此基础上利用 Hessian 矩阵的半正定性,对初步的权重结果进行深入学习优化,实现 ESN 对油气管道泄露数据的识别能力;最后,通过实测的数据仿真验证,提出的油气管道的泄露监测模型具有更高的识别精度和计算效率。

关键词:光纤监测;油气管道;回声状态网络;共轭梯度;正则化

中图分类号:TP18 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-5561(2020)03-0031-06

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2020.03.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID): 

Conjugate gradient ESN detection of oil and gas leakage in pipeline based on optical fiber technology

TIAN Feibo

(China Petroleum Engineering & Construction Corp, Beijing Design Company, Beijing 100085, China)

Abstract: The main problem oil and gas leakage in pipeline detection is that the pipeline distance is too long, and the effect of traditional detection mode is not good. A detection method of oil and gas leakage in pipeline using conjugate gradient echo state network (ESN) based on optical fiber technology is proposed. Firstly, the real-time data of long-distance oil and gas pipeline is monitored and collected by optical fiber detection technology, and the dimension compression method of unmarked data is used to reduce the dimension and simplify the data by combining the data series method and rough set algorithm. Secondly, ESN is selected to analyze and process the dimension reduced oil and gas pipeline leakage data. The weight of ESN is optimized preliminarily, and then the preliminary weight results are further optimized by using the semi positive qualitative of Hessian matrix to realize the recognition ability of ESN to the leakage data of oil and gas pipelines which is based on regularization. Finally, through the simulation of the measured data, the proposed leakage monitoring model of oil and gas pipeline has higher recognition accuracy and calculation efficiency.

Key words: optical fiber monitoring; oil and gas pipeline; echo state network; conjugate gradient; regularization

0 引言

对于油气的运输,压力管道是相对安全、成本较低的可靠运输方式,并成为主要采用的油气运输工

具,例如西气东输工程就是为了将西部的天然气传输到东部城市使用^[1]。但是,西气东输工程这种长距离的油气运输管道在维护中是如何准确地确定管道的泄露问题,并快速查找到泄漏点,这对于管道的安全运行非常重要。近些年,油气工程普遍采用了光纤检测对油气管道实施运行数据进行采集,这种光纤随着油气管道一同铺设,可实现对油气管道的全过程实时监控^[2]。由于光纤检测的铺设线路过长,导致采集的信号非常杂乱、含有很多噪声,复杂度很高,有时还存在多种故障信号的掺杂,无法有效地甄别^[3]。如何在友好度

收稿日期:2019-04-29。

作者简介:田飞博(1988-),男,陕西省富平县人,博士,工程师,研究方向为油田地面油气处理工艺、原油长输管道工艺和天然气长输管道工艺。负责和参与的省部级工程项目 8 项,获优秀工程咨询奖 2 项,获优秀技术基础工作奖 1 项。



不佳的原始信号中进行油气管道泄露的判断,其算法具有非常高的要求。粗糙集是一种非常好的处理方法,具有模糊处理特性,并成功应用在不同的工程场景中^[4,5]。

本文从提高油气管道泄露识别精度和降低算法计算复杂性的角度,提出一种基于光纤技术的管道油气泄漏共轭梯度回声状态网络(ESN)检测方法,以解决以下3个问题:①如何实现数据的降维和简化^[6];②如何提高数据识别性能^[7];③如何提升回声状态网络的训练精度,并大幅提升学习的效率^[8]。

1 管道油气泄漏检测系统设计

本文所设计的管道油气泄漏检测系统主要包含3层:①检测层。主要是利用光纤元件和数据预处理处理器,负责对管道油气泄漏进行数据的采集,并通过处理器对数据进行初步的预处理。②管道油气泄漏检测系统的管理层。主要对管道油气泄漏数据进行特征的提取,采用相对成熟的稀疏编码方式进行处理。③管道油气泄漏信号识别层。主要由高性能计算机和共轭梯度 ESN 模型构成。

1.1 检测系统模型

针对油气管道所具有的长距离传输特点,石油公司一般采用马赫-曾德尔(MZ)光纤元件。该元件的测量基本原理为:油气管道信号检测的 MZ 光纤器件由3根光纤组成,这3根光纤在油气管道建设过程中同步进行铺设,其位于地下大约1 m位置。MZ 光纤器件利用其中的2根光纤进行信号的感应和采集,剩余的一根光纤的作用是对采集的油气管道信号进行传输。当油气管道发生泄漏或者故障时,会存在剧烈振动情况,导致光纤在信号采集中出现变化,由于形状、折射率等参数的变化,这些信号会出现相位调制情形。

油气管道信号测量系统如图1所示。如果检测到光纤采集数据出现波动,通过相位调制元件后,一组

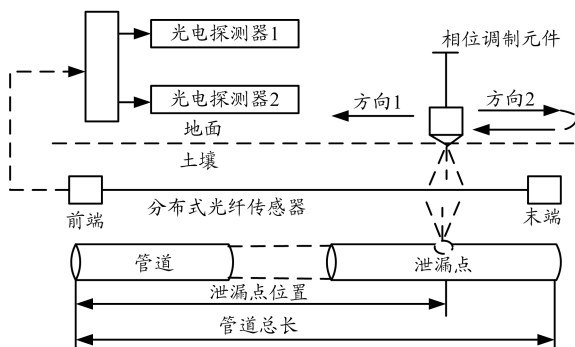


图1 油气管道信号测量系统

信号沿着光纤中方向1进行数据的传输,目标是光纤的前端,并进入光电探测器1;另一组探测数据通过方向2向光纤的末端进行传输,并最终进入光电探测器2。2组探测器将光纤传输的2组信号进行格式的转化,形成的电信号利用转换器获得二进制形式的数据进行存储。通过这种监测方式,油气管道信号测量系统可实现对油气管道运行中的振动信号进行实时的检测,从而实现对油气管道故障信号的实时监测。光纤线路与管道同步铺设,可同步实现对故障点的准确判断。

当然,这种油气管道信号监测方式也存在一定的缺点,即采集数据成份非常复杂,如此长的管线铺设,其经过的环境状况分布不均,信号也掺杂着各种不同的噪声,数据的采集量也非常巨大。如何在复杂数据中进行油气管道泄露信号的识别和处理,将变得非常困难。

1.2 油气管道采集信号预处理

在信号检测中,一般将所有信号采集传感器的信息进行串联,获得一个监测信号的时间序列向量,具有较高的维度^[9,10]。其后,在油气管道采集信号预处理过程中,按照一定原则将时间序列向量进行分块划分,并结合数据帧进行表示。

假定油气管道采集信号光纤采样频率参数是 f ,所具有的时间帧参数是 t ,监测信号的时间序列向量的时间帧是 r 。本文将所有信号采集传感器的信息进行串联所得时间序列向量为^[11,12]:

$$x=(x_1, x_2, \dots, x_r) \in \mathbb{R}^{r \times t \times f} \quad (1)$$

其中, x_i 表示采样序列数据, $\mathbb{R}$ 表示实数。油气管道采集信号的类别标签可表示为 $y \in \{1, 2, \dots, C\}$,信号的类别总数即为式中的参数 C 。可对油气管道采集信号组成的训练集 $\{x, y\}$ 执行上述数据处理过程,从而得到具有标记特征的训练集,形式为:

$$\{(x_1^{(1)}, y^{(1)}), (x_1^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x_1^{(m)}, y^{(m)})\} \quad (2)$$

其中, x_1 表示输入的采样数列数据。

当油气管道所处健康状态不可知时,可对采集的油气管道采集信号进行整合,得到 k 个没有标记特征的信号: $x_u^{(1)}, x_u^{(2)}, \dots, x_u^{(k)} \in \mathbb{R}^{r \times t \times f}$,其中 x_u 表示未标记的采样序列数据。

1.3 油气管道信号预测模型

ESN的应用非常广泛,可成功对不同类型的函数进行逼近,但是计算复杂度过高是其主要缺点,制约其应用效果。为了提升 ESN 在油气管道信号预测上

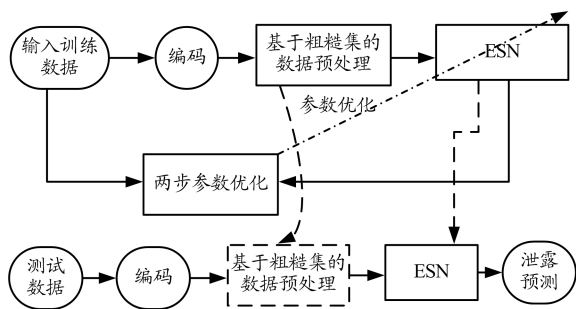


图2 油气管道信号预测模型

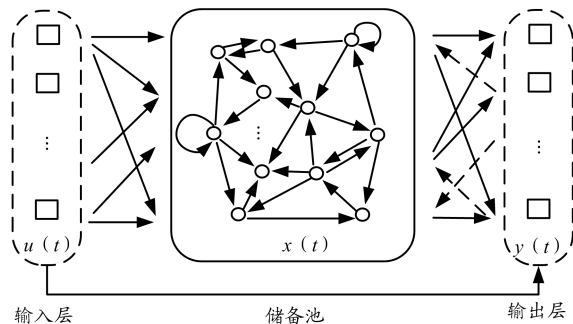


图3 油气管道泄漏点 ESN 识别模型

的性能,需要对信号数据进行降维处理,具体模型如图2所示。

根据图2,基于粗糙集模块对油气管道信号进行前置处理,在不过分降低原有数据质量的情况下,实现数据的精简、提升数据的处理效率。算法计算步骤如下:

步骤一:油气管道采集信号预处理。利用MZ光纤元件对油气管道运行数据进行采集,然后基于粗糙集对数据进行预处理,实现数据维度的降低。

步骤二:油气管道采集信号编码。利用粗糙集预处理数据,对油气管道采集信号进行编码,可得训练数据集。

步骤三:ESN权重两步优化。基于正则化方式对ESN的权重进行初步的优化,在此基础上利用Hessian矩阵的半正定性,对初步的权重结果进行深入学习优化,实现ESN对油气管道泄露数据的识别能力。

步骤四:油气管道ESN预测。利用粗糙集预处理数据,对油气管道采集信号进行编码,可得测试数据集。

步骤五:油气管道泄漏点预测。根据油气管道ESN预测结果,如果检测到油气管道中出现泄露,则利用MZ光纤干涉仪根据采集数据序列位置进行地点确定。

步骤六:模型重训练判别。如果预测的结果出现偏差,则算法重新跳回步骤一进行信号数据的重新检测和标记,并对油气管道ESN模型进行重新训练。

2 油气管道 ESN 预测

2.1 ESN 识别模型描述

在对油气管道泄漏点进行监测和识别过程中,本文利用ESN作为基础的识别模型,ESN识别模型结构如图3所示^[13]。

油气管道泄漏点 ESN 识别模型含有3个主要结

构,分别是输入层、储备池和输出层。油气管道泄漏点 ESN 模型输出主要包含2个阶段:

阶段一:ESN识别模型输入为 $x[n] \in \mathbb{R}^{N_i}$,其油气管道泄漏样本的维度是 N_i ,该层的输出将作为ESN储备池输入,储备池结构的内部状态 $h[n-1] \in \mathbb{R}^{N_r}$ 更新步骤为:

$$h[n] = f_{\text{res}}(W_i^r x[n] + W_r^r h[n-1] + W_0^r y[n-1]) \quad (3)$$

其中,ESN的权重参数 $W_i^r \in \mathbb{R}^{N_r \times N_i}$, $W_r^r \in \mathbb{R}^{N_r \times N_r}$ 及 $W_0^r \in \mathbb{R}^{N_r}$ 。 i, r 是模型节点编号, n 是迭代步数,可利用随机方式进行初始设置。 $f_{\text{res}}(\cdot)$ 是ESN中的节点激活函数,一般为非线性函数,例如sigmoid函数 $f_{\text{res}}(\cdot) = \tanh(\cdot)$ 是经常用到的激活函数。ESN模型的油气管道泄漏点标记结果为 $y[n-1] \in \mathbb{R}$ 。

阶段二:利用训练好的ESN模型对油气管道泄漏点进行预测:

$$y[n] = (W_i^0)^T x[n] + (W_r^0)^T h[n] \quad (4)$$

其中, T 表示转置操作,ESN识别模型权重 $W_i^0 \in \mathbb{R}^{N_i}$, $W_r^0 \in \mathbb{R}^{N_r}$ 是对ESN中的权重进行训练而得到的链接关系强弱的表达指标。

2.2 ESN 正则化权重更新

在对ESN进行正则化权重 W_r^r 更新中,根据ESN权重推导过程,对于富含噪声的油气管道泄漏检测信号,需要在一定的时间内消除,否则对于油气管道ESN预测结果带来不利影响。当前,对于ESN中权重 W_r^r 更新得较为经典的做法是令权值矩阵 W_r^r 满足 $\rho(W_r^r) < 1$,其中 $\rho(\cdot)$ 表示权值矩阵 W_r^r 的计算谱半径。

为实现对ESN的权重参数的学习,可基于正则化方式对输出-输入进行整体计算,这种权重学习方式可降低计算复杂度:

$$(x[1], d[1]), \dots, (x[Q], d[Q]) \quad (5)$$

其中, $d[1]$ 是 $x[i]$ 的移动时间窗样本值, Q 是样本点总数, 在油气管道泄漏点 ESN 建立中, 将采集到的油气管道泄漏点信息进行标记, 获得用于 ESN 权重训练的原始数据集, 形式为:

$$d[t] = x[t+m] \quad (6)$$

其中, m 表示截取的油气管道泄漏点信号的时间窗, 可根据油气管道泄漏点预测精度要求提前进行设定。对于 ESN 识别模型的训练, 可基于式(3)对 ESN 识别模型的储备池输出进行计算, 从而得到 ESN 识别模型的储备池的时间序列形式为: $h[1], \dots, h[Q]$ 。利用对时间序列的层叠将其转换成矩阵形式 $H \in \mathbb{R}^{(Q \times N_s + N_r)}$, ESN 识别模型的期望输出为 $d \in \mathbb{R}^Q$, 形式如下:

$$H = \begin{bmatrix} x^T[1], h^T[1] \\ \dots \\ x^T[Q], h^T[Q] \end{bmatrix}, d = \begin{bmatrix} d[1] \\ \dots \\ d[Q] \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, 对 ESN 识别模型的期望输出矩阵前 D 行执行删除操作, 主要是因为该期望输出矩阵前 D 行是状态数据的过渡位置。基于上述处理过程, 可将 ESN 识别模型的权重优化问题转换成线性回归求解问题。对于此类问题的求解, 可采用多种计算形式, 这里选择正则化方法对 ESN 识别模型的权重进行初始优化, 该正则化方法采用的是典型的最小二乘处理方法。问题处理过程为:

$$w_{ls}^* = \arg \min_{w \in \mathbb{R}^{N_s+N_r}} \frac{1}{2} \|Hw - d\|_2^2 + \frac{\alpha}{2} \|w\|_2^2 \quad (8)$$

其中, 正标参量 $w_{ls} = [w_l^0, w_r^0]^T$, $\alpha \in \mathbb{R}^+$ 是正则化方法输出。那么式(8)所示的 ESN 识别模型的正则化求解过程可利用闭合表达式:

$$w_{ls}^* = (H^T H + \alpha I)^{-1} H^T d \quad (9)$$

式(9)在符合条件 $N_s + N_r > Q$ 时, 为获得更高效的正则化求解过程, 其闭合表达式可采用如下求解形式:

$$w_{ls}^* = H^T (H^T H + \alpha I)^{-1} d \quad (10)$$

2.3 油气管道 ESN 识别模型的 Hessian 优化

油气管道 ESN 识别模型的 Hessian 优化方法源自于牛顿数值法, 是一种传统的二阶优化计算方法。利用数值的迭代可实现对 ESN 识别模型权重的梯度矢量优化, 也可实现对油气管道 ESN 识别模型优化目标 f 的参数更新。设定该网络模型的学习参数是 α , 那么目标 f 的参数 θ 可更新为:

$$\theta_{n+1} = \theta_n + \alpha p_n \quad (11)$$

其中, θ 可选取影响模型预测结果的关键参数, 油气管道 ESN 模型的 Hessian 优化方法的关键是基于 θ 对优化目标 f 进行局部区间的逼近, p_n 表示更新步长, 其逼近算法具体如下:

$$M_{\theta_n}(\theta) = f(\theta_n) + \nabla f(\theta_n)^T x_n + \frac{1}{2} p_n^T B_{\theta_n, x_n} p_n \quad (12)$$

其中, B_{θ_n} 是油气管道 ESN 模型优化目标 f 在参数 θ_n 区间内的 Hessian 参数矩阵, x_n 是输入样本数据, 因为该矩阵具有不确定性, 则对其进行重设定:

$$B_{\theta_n} = H(\theta_n) + \lambda I \quad (13)$$

其中, I 表示 Hessian 参数矩阵中存在的单位矩阵, 参数 $\lambda \geq 0$ 表示油气管道 ESN 识别模型 Hessian 参数矩阵的阻尼值。 $M_{\theta_n}(\theta)$ 的计算可通过对矩阵 B_{θ_n} 的迭代优化实现, 然后求解 $B_{\theta_n, x_n} p_n = -\nabla f(\theta_n)^T$ 。上述过程虽然可获得较高的优化精度, 但是当矩阵的规模较大时, 算法的计算复杂度很高。

为此, 本文采取的方法是对 Hessian 矩阵进行共轭梯度的改进, 基于半正定性实现目标的整合优化, 降低算法计算复杂度, 油气管道 ESN 识别模型 Hessian 优化算法如图 4 所示。

```

参数初始:  $\theta; d_0 \leftarrow 0; \lambda \leftarrow \lambda_0; L_{prev} \leftarrow L(\theta)$ 
1. while 未达到终止设定
2.    $g \leftarrow \nabla L(\theta);$ 
3.    $q_\theta(d) = \nabla L(\theta)^T d + \frac{1}{2} d^T (G(\theta) + \lambda I) d;$ 
4.    $\{d_1, d_2, L, d_N\} \leftarrow CG \leftarrow \text{MINIMIZE}(q_\theta(d), d_0);$ 
5.    $L_{test} \leftarrow L(\theta + d_N);$ 
6.   for  $i \leftarrow N-1, N-2, L, 1$ 
7.      $L_{curr} \leftarrow L(\theta + d_i);$ 
8.     if  $L_{prev} \geq L_{test} \wedge L_{curr} \geq L_{test}$ 
9.        $i \leftarrow i+1; \text{break}; \text{endif}$ 
10.     $L_{test} \leftarrow L_{curr};$ 
11.  if  $L_{prev} < L_{test}$ 
12.     $\lambda \leftarrow \frac{3}{2} \lambda; d_0 \leftarrow 0; \text{continue}; \text{end if}$ 
13.     $\rho = (L_{prev} - L_{test}) / q_\theta(d_N);$ 
14.    if  $\rho < 0.25$ 
15.       $\lambda \leftarrow \frac{2}{3} \lambda;$ 
16.    else if  $\rho > 0.75$ 
17.       $\lambda \leftarrow \frac{3}{2} \lambda; \text{end if}; \text{end if}$ 
18.     $\theta \leftarrow \theta + \alpha d_i; d_0 \leftarrow \beta d_N; L_{prev} \leftarrow L_{test}$ 
19.  end while
  
```

图 4 油气管道 ESN 识别模型 Hessian 优化

2.4 复杂度分析

ESN 模型 Hessian 优化过程的算法复杂度如下:

根据信息论理论,与具有信息不完全以及确定特征的 ESN 模型的学习过程复杂度 P 与参数表达式 $(1/\varepsilon)^{n/r}$ 间存在特定的比例关系:

$$P \propto (1/\varepsilon)^{n/r} \quad (14)$$

其中,参数 ε 是根据预测精度需要实现设定的油气管道 ESN 识别模型的误差区间; n 表示油气管道 ESN 识别模型的问题规模。如果将油气管道 ESN 识别模型看成是映射函数的近似逼近问题,那么参数 n 可表示油气管道 ESN 识别模型的自变量的总数。参数 r 是对油气管道 ESN 识别模型进行学习的平滑参数,该参数的设定值越大表示映射函数两侧的参量的关系越平滑,即两者之间具有越单纯的关系。

在油气管道 ESN 识别模型的学习中,由于油气管道泄露信息数据的量是相对有限的,同时噪声因素对于泄露信息数据的影响也不同,因此油气管道泄露数据的特征存在不确定性。此时油气管道 ESN 识别模型的复杂度与样本数据特征相关,具有如下比例关系:

$$P' \propto (1/\varepsilon)^{n/R} \quad (15)$$

此外,油气管道 ESN 识别模型的规模越大,可获得更加精确的油气管道泄露预测值,其解决问题的维度容量指标 d_{vc} 也越大,这里可对指标 d_{vc} 的下限值进行估计:

$$d_{vc} \geq 2 \left\lceil \frac{Z}{2} \right\rceil v \quad (16)$$

其中, Z 是油气管道 ESN 识别模型的隐层总数; v 是 ESN 识别模型的输入样本的维度。油气管道 ESN 识别模型的关键是上述定义的容量指标 d_{vc} 应与输入的油气管道监测数据维度相一致,两者呈现一定的比例关系。因为油气管道 ESN 识别模型的输出为单节点输出,故可得形式为:

$$d_{vc} \geq (v+1)Z \quad (17)$$

进而可得:

$$C_R = \varepsilon \left[(m+1)J \right]^{R_m/n} \quad (18)$$

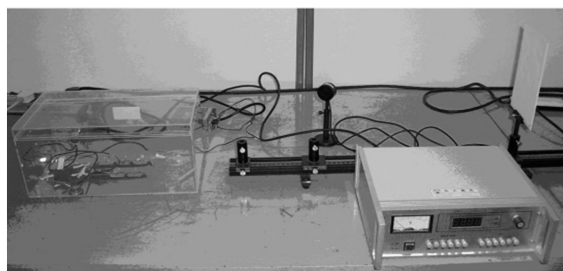
其中,参数 C_R 的影响因素较多,例如设定收敛误差 ε ,问题复杂度 R_m ,以及 ESN 识别模型的储备池节点数 J 等。

3 实验分析

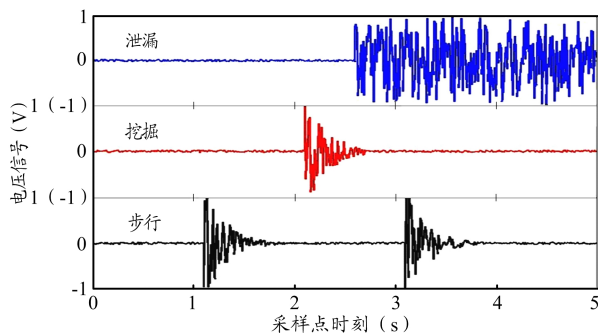
本节实验分析主要选取马惠宁油气传输管道作为研究实例。在该油气传输管道上设置并搭建 MZ 类

型的光纤干涉仪数据采集平台,将光纤器件采集到的信号通过转换器转化成二进制形式在电脑中进行存储待处理。所采用的 MZ 类型的光纤干涉仪是上海交大所研制,如图 5(a)所示。在对油气管道泄漏点 ESN 识别模型构建过程中,实验设定 3 种类型的振动信号:油气管道出现故障的泄漏造成的振动信号、管道上方有施工挖掘机造成的振动信号和管道上方人行行走出现的振动信号,如图 5(b)所示。

油气管道出现故障客户泄漏造成的振动信号是本文研究主要考虑的对象,而另外 2 种信号是油气管道监测过程中存在的干扰。本文研究目的正是在干扰存在下有效辨别油气管道的泄露故障,并设计自动报警算法。图 5(b)为 3 种独立的探测信号,但实际上这几种信号是夹杂出现的,并不能独立探测到。



(a) 光纤干涉仪(上海交大)



(b) 油气管道监测数据

图 5 光纤仪器及其采集数据

本实验所用到的硬件配置如下:系统为 win10 旗舰版,数据采集后的处理软件为 Matlab2012b,处理器为 i5-3550k,内存为 DDR3-1600 8 GB。油气管道泄漏监测的对比算法选取深度优化算法^[14]和 k 均值聚类算法^[15]。在采集到的油气管道泄漏数据中选择 100 组作为 ESN 识别模型的训练数据,选取 20 组作为 ESN 识别模型的测试数据,分成训练内样本、训练外样本和混合样本 3 种类型。评价指标选择油气管道泄漏监测的精度和计算效率,油气管道泄漏数据识别结果如表 1 所示。

表 1 油气管道泄漏数据识别结果

样本	检测方法	精度 (%)	时间 (s)
训练内样本	本文算法	99.8	4.5
	深度优化	93.8	6.4
	k 均值聚类	86.5	7.7
训练外样本	本文算法	96.3	7.1
	深度优化算法	88.3	10.5
	k 均值聚类	82.2	11.8
混合样本	本文算法	87.9	9.2
	深度优化	78.3	10.8
	k 均值聚类	73.1	13.3

表 1 中,选取训练内样本、训练外样本和混合样本 3 种类型测试样本在油气传输管道上泄露故障的识别精度和计算时间。根据仿真结果可知:采用训练内样本的测试结果最佳,这主要因为油气管道泄漏 ESN 识别模型的构建就是基于这些样本,所以模型对于这些数据样本的适应性更佳;其次为混合样本类型;最后是训练外样本的测试结果。总体上,本文算法的识别精度和计算效率要显著地优于选取的 2 种对比方法,体现了所提算法的有效性。

4 结束语

本文提出一种基于光纤技术的管道油气泄漏共轭梯度 ESN 检测方法,有效解决长距离油气传输管道的泄漏检测问题,利用数据串联方式,结合粗糙集算法对采集的泄露数据采样进行降维和简化,对降维后的油气管道泄露数据进行分析 and 处理,并对其权重计算方式进行改进,实验结果验证了算法的有效性。不足之处:对于混合油气传输管道的泄漏信号检测问题,还有很大的空间可以提升,今后将重点对算法进行改进,以便获得更佳的传输管道的泄漏信号检测结果。

参考文献:

[1] DARREN C. Fourier-Mellin Transforms for Circular Domains [J].

Computational Methods and Function Theory, 2015, 15(4): 655-687.

[2] 严凤,许海梅. 基于神经网络的配电线路综合故障定位方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(5): 86-92.

[3] 高莹莹,朱维彬. 深层神经网络中间层可视化建模 [J]. 自动化学报, 2015, 41(9): 1627-1635.

[4] SHI B, LIAN Q, CHEN S. Compressed sensing magnetic resonance imaging based on dictionary updating and block-matching and three-dimensional filtering regularization [J]. IET Image Processing, 2016, 10(1): 68-79.

[5] PRUNGSINCHAI S, KHELIFI F, BOURIDANE A. Proceedings of 2013 Fourth International Conference on Emerging Security Technologies (EST) June 15, 2013[C]. Cambridge: IEEE, 2013.

[6] HONG X, CHEN S, HARRIS C J. Single-Carrier Frequency Domain Equalization for Hammerstein Communication Systems Using Complex-Valued Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(17): 4467-4478.

[7] BAG A K, TUDU B, BANDYOPADHYAY R. Dealing With Redundant Features and Inconsistent Training Data in Electronic Nose: A Rough Set Based Approach[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(3): 758-767.

[8] YADAV P, KUMAR R, PANDA S K. Optimal Thrust Allocation for Semisubmersible Oil Rig Platforms Using Improved Harmony Search Algorithm [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39 (3): 526-539.

[9] 滕书华,鲁敏,杨阿峰. 基于一般二元关系的粗糙集加权不确定性度量[J]. 计算机学报, 2014, 37(3): 649-657.

[10] 杨雅辉,黄海珍,沈晴霓. 基于增量式 GHSOM 神经网络模型的入侵检测研究[J]. 计算机学报, 2014, 37(5): 1216-1221.

[11] 张梁梁,冯径,胡谷雨. 基于压缩感知的社团结构深度学习方法[J]. 计算机工程, 2014, 40(9): 190-197.

[12] MCCAGUE C. Novel sensor design using photonic crystal fibres for monitoring the onset of corrosion in reinforced concrete structures [J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(5): 891-896.

[13] TORRES-ARREDONDO M A. Data-driven multivariate algorithms for damage detection and identification [J]. Structural Health Monitoring, 2014, 13(1): 19-32.

[14] MUJICA LE. A structural damage detection indicator based on principal component analysis and statistical hypothesis testing [J]. Smart Materials & Structures, 2014, 23(2): 25014-25025.

[15] XU J W, WU H J, XIAO S K. Distributed intrusion monitoring system with fiber link backup and on-line fault diagnosis functions [J]. Photonic Sensors, 2014, 4(4): 354-358.

《光通信技术》加入 OSID 公告

《光通信技术》期刊自 2018 年 9 月 3 日起加入 国家新闻出版署出版融合发展(武汉)重点实验室提出的 OSID(Open Science Identity)开放科学计划。通过在期刊每篇文章上添加 OSID 开放科学(资源服务)标识码,可以使论文成果更加立体化展现,增强论文质量,促进传播与交流;使作者获得直接拓展学术人脉的渠道,并为作者与研究同领域课题的学者交流互动提供途径。

《光通信技术》编辑部