

doi: 10.7690/bgzd.2025.06.015

基于 BP 神经网络的石油化工设备故障点位置检测系统

姜 力, 郝姘婕, 方雪莲, 张 瑶

(新疆油田公司数智技术公司, 新疆 克拉玛依 834000)

摘要: 为保证设备的安全运行, 提高石油开采的效率, 基于 BP 神经网络对石油化工设备故障点位置检测进行研究。以 BP 神经网络构建检测系统框架, 石油化工设备的运行全过程设计脉冲编码模块, 构建电压隔离电路和测频电路。软件部分, 以 BP 神经网络构建数学模型, 通过激活函数与加权法计算坐标位置, 实现设备故障点的位置检测。实验以 3 组不同类型的石油化工设备作为测试对象, 分别从噪声条件和距离条件的设定中检测故障点位置。结果表明: 该系统具有较高的检测精度, 可应用在复杂的石油工程中, 具有应用价值。

关键词: 基于 BP 神经网络; 石油化工设备; 故障点位置检测系统; 石油工程

中图分类号: TP277.3 **文献标志码:** A

Fault Location Detection System of Petrochemical Equipment Based on BP Neural Network

Jiang Li, Hao Huajie, Fang Xuelian, Zhang Yao

(Xinjiang Oilfield Company Digital Intelligence Technology Co., Ltd., Karamay 834000, China)

Abstract: In order to ensure the safe operation of equipment and improve the efficiency of oil exploitation, the fault location detection of petrochemical equipment based on BP neural network is studied. The BP neural network is used to construct the framework of the detection system, the pulse coding module is designed for the whole operation process of the petrochemical equipment, and the voltage quarantine circuit and frequency measurement circuit are constructed. In the software part, the BP neural network is used to construct the mathematical model, and the coordinate position is calculated by the activation function and the weighted method to realize the position detection of the equipment fault point. In the experiment, three groups of different types of petrochemical equipment were used as test objects, and the fault location was detected from the setting of noise conditions and distance conditions respectively. The results show that the system has high detection accuracy and can be used in complex petroleum engineering.

Keywords: based on BP neural network; petrochemical equipment; fault location detection system; petroleum engineering

0 引言

石油是国家的重要战略资源, 我国的石油储备较为丰富, 随着国际石油的需求增加, 新的石油格局逐步形成。为满足国内的石油供求关系以及开拓国际石油市场, 我国建设了多个石油开采工程。由于勘探和开采工作具有较高难度, 并且需要大型设备辅助, 当其发生故障时会影响整个勘探和开采工程的运行效果。为有效地对石油化工设备故障问题进行检测, 需要设计一个故障点位置诊断系统, 科研人员开展了一系列研究, 并取得了较为有效的研究成果。其中, 刘振方等^[1]基于激光拉曼光谱提出了一个故障监测系统, 该系统针对故障特征进行详细分析, 主要对表现不明显的故障进行排查, 实现潜在性故障点的诊断。其主要优势在于激光拉曼光谱可以直接在光谱仪的作用下分析钻探设备的油气

数据, 并在无线通信模块的应用中对故障类型进行划分, 实现数据的交互。在无线通信技术和光谱仪的双重作用下, 保证了系统的故障诊断率, 具有较好的表现, 但没有对远程的设备进行具体分析。李旭等^[2]考虑了远程设备的监控, 并基于云平台设计了一个故障诊断系统, 直接通过传感器采集设备的运行数据, 以环网技术将信息传输至服务器进行统一的分析。该系统能够将设备数据整合为统一格式文件, 在诊断过程中可以一目了然地对应其所属设备, 对远程的石油化工设备实现故障诊断。由于在整合过程中需要一定的学习时间, 导致诊断效率有所降低。为缩减系统的故障诊断时间, 并能够应用于远程设备故障点检测, 笔者采用 BP 神经网络技术进行研究, 该技术具有自主化学习的功能, 可以对数据进行深度挖掘, 建立新的石油化工设备故障点诊断系统, 为设备的安全稳定运行提供技术支持。

收稿日期: 2024-08-10; 修回日期: 2024-09-15

第一作者: 姜 力(1982—), 女, 山东人, 硕士。

1 设备故障点位置检测系统硬件设计

1.1 以 BP 神经网络构建检测系统框架

为满足检测系统的实际需求, 保证工作人员能够在不同的场景内实现设备的故障点检测, 系统划分为移动终端和互联网 2 部分, 不仅可以在手机端实现设备的查看, 而且能在中心进行设备的监测^[3]。为实时有效地获取石油化工设备的运行数据, 笔者采用 BP 神经网络进行研究, 设计设备故障点位置检测系统如图 1 所示。

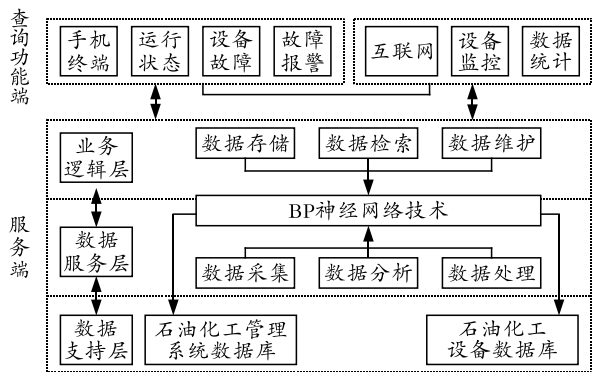


图 1 基于 BP 神经网络的检测系统框架

图 1 中, 整个检测系统有业务逻辑层、数据服务层以及数据支持层 3 个模块。业务逻辑层是功能板块, 对石油化工设备的数据检索以及维护进行设定, 可以实现不同时间段内的数据调取^[4]; 数据服务层的功能是设备的运行数据采集, 并在采集过程中实现分类和处理; 数据支持层主要是对历史数据进行保留, 在整个数据采集完毕后实现数据的存档。由于每个模块的具体功能各不相同, 因此具有独立的应用效果。

1.2 研制石油化工设备脉冲编码模块

不同的石油化工设备在运转过程中会产生大量

的脉冲信号。为更好地对不同类型信号采集和处理, 设计一个脉冲编码模块、重构隔离电路和测频电路, 对应地分类不同设备产生的数据信号^[5]。根据石油化工设备的工作应用场景, 脉冲编码模块的采集幅度需大于 28 V、频率需控制在 0.1~200 Hz 范围之间, 相位差不得低于 90°, 脉冲信号的测量频率误差控制在 0.1 Hz, 设计方案如图 2 所示。

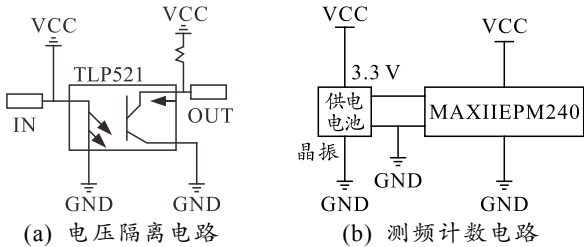


图 2 脉冲编码模块

图 2 中, 隔离电路采用 TLP521 光电耦合器, 在红外发光二极管的耦合作用下, 保证信号的传递可避免前端和负载的干扰^[6]。测频计数电路采用 MAXIIEPM240 芯片, 采用 3.3 V 电压直接供电, 并通过时钟振频进行计数, 振频设置为 36.7 MHz。通过 2 组电路的重构, 可以对不同类型设备数据进行独立采集, 减少了工作环境对检测的干扰, 并且可以增强数据显示安全性。

2 故障点位置检测系统软件设计

2.1 倍频处理方式石油化工设备相关信号

通常情况下, 在石油开采过程中实际使用的设备会受到环境影响, 在恶劣的生产环境中容易发生故障问题, 而其产生的数据则是检测故障的重要依据^[7]。通过倍频处理方式获取并分析石油化工设备的相关信号, 保证在不同的通路中能够实现数据的完整接收。此次以 4 倍频处理方式采集如表 1^[8]所示。

表 1 设备数据信号的倍频处理逻辑

信道 W		信道 E		旋转方向	边沿动作
信号 W ₁	信号 W ₂	信号 E ₁	信号 E ₂		
二阶	三阶	二阶	三阶	正旋	ENCOODER-S 上升
三阶	二阶	三阶	二阶	正旋	ENCOODER-S 下降
二阶	三阶	三阶	二阶	正旋	ENCOODER-D 上升
三阶	二阶	二阶	三阶	正旋	ENCOODER-D 下降
二阶	三阶	二阶	二阶	反旋	ENCOODER-S 上升
三阶	三阶	三阶	三阶	反旋	ENCOODER-S 下降
三阶	二阶	二阶	三阶	反旋	ENCOODER-D 上升
二阶	二阶	三阶	二阶	反旋	ENCOODER-D 下降

根据表 1 中内容可知: 此次设定设备的信号接收通道共计 2 组, 每组信道产生 2 种类型的信号, 对应为二阶或三阶滤波信号, 在电平关系下进行正转和反转, 在正转过程中计数器的序号位为 “+”,

反转过程中计数器的序号位为 “-”^[9]。基于此, 对不同的信号进行编码如下:

$$Q+1=W_1''\times W_2''\times E_1''+W_1''\times W_2''\times E_1'+W_1'\times E_1'\times E_2''+W_1'\times E_1''\times E_2'; \quad (1)$$

$$Q+1=W_1''\times W_2''\times E_1''+W_1''\times W_2\times E_1+W_1\times E_1\times E_2''+W_1''\times E_1''\times E_2。$$

(2)

式中： Q 为编码计数值； W_1'' 、 W_2'' 为 W_1 、 W_2 信号的均值； E_1'' 、 E_2'' 为 E_1 、 E_2 信号的均值^[10]。通过不同的编码形式，实现设备的信号倍频处理，且需保证信号的输出通路中存在采集周期，减少设备信号的爱叠。

2.2 基于 BP 神经网络检测设备故障点具体位置

BP 神经网络算法是人工智能领域的研究热点，具有深度处理数据的作用，笔者以 BP 神经网络算法为基础构建数学模型，加权处理不同设备的运行数据^[11]。以多层神经网络进行数据处理，过程为：

$$R''=T(R*Y^2+U^2)。$$

(3)

式中： Y 为网络层数^[12]； $*$ 为加权运算过程； T 为激活函数； R 为原始数据； R'' 为处理后的数据； U 为偏置量。

在整个 BP 神经网络中数据的传播较为简单，设定每组数据可以形成一个 $I*I$ 矩阵，通过池化区域进行数据分割，建立新的维度矩阵如下：

$$O=[I*I]_p=\begin{bmatrix} I_1I_1/P_1 & I_1I_2/P_1 & \cdots & I_1I_Y/P_Y \\ I_2I_1/P_2 & I_2I_2/P_2 & \cdots & I_2I_Y/P_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ I_YI_1/P_Y & I_YI_2/P_Y & \cdots & I_YI_Y/P_Y \end{bmatrix}_{Y*Y}。$$

(4)

式中： O 为新的维度矩阵^[13]； P 为重新构造出来的维度。当数据在 BP 神经网络中传播时，还可以通过隐含层的设定，保证数据的不断更新，基于此，在该网络结构中构建出一个隐含层，表达式为：

$$A(Y,U)/Y^D=\frac{A(Y,U,J,K)}{T(R*Y^2+U^2)}\times\frac{T(R*Y^2+U^2)}{Y^D}=L^D\times R''；$$

(5)

$$A(Y,U,J,K)/U^D=\frac{A(Y,U)}{T(R*Y^2+U^2)}\times\frac{T(R*Y^2+U^2)}{U^D}Z^{D-1}。$$

(6)

式中： L^D 为连接层^[14]； Z^{D-1} 为隐含层； (J,K) 为故障节点的位置坐标； $A(\bullet)$ 为推导函数。通过其值能够推导出 Y 和 U 的值，在其他参数为已知状态时，即可推导出数据传输的位置坐标，实现位置判断。至此，笔者通过对系统硬件和软件的分析，完成基于 BP 神经网络的石油化工设备故障点位置的检测系统设计。

3 实验测试分析

上文中基于 BP 神经网络设计了新的检测系统，

为验证该系统可以应用在石油化工设备的故障点位置检测中，采用对比测试的方法进行验证。分别采用对照组与本文中系统进行比较，验证不同系统的应用效果。

3.1 搭建测试环境

为保证此次测试具有真实性，能够应用在实际的石油化工厂的设备检测过程中，本次测试以新疆地区的油田为测试对象，对其石油开采的设备进行故障点检测，分别选择不同类型的设备，并获取对应设备的传感器节点位置，如表 2 所示。

表 2 石油化工设备监测节点位置情况 m

节点编号	压力变送器		液位计		录井仪	
	X 轴	Y 轴	X 轴	Y 轴	X 轴	Y 轴
A ₁	2	12	42	36	43	40
A ₂	4	10	38	30	27	38
A ₃	8	23	28	17	15	25
A ₄	26	16	20	20	18	16
A ₅	18	22	36	34	32	24
A ₆	20	18	14	27	25	32
A ₇	30	14	18	24	26	20
A ₈	25	18	10	25	20	12

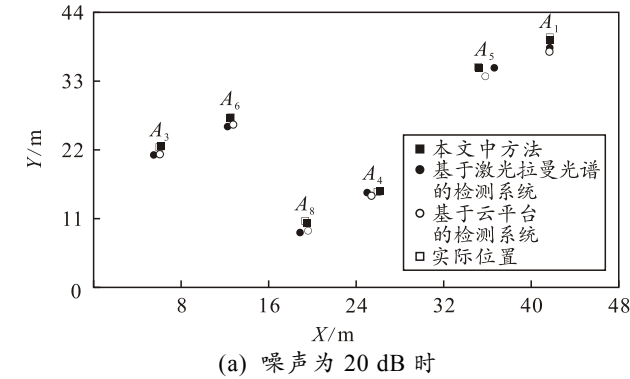
根据表 2 中内容所示，直接在数据库中统计不同设备的运行数据，发生在每组设备中均发生过故障，符合此次测试条件。分别统计各组设备发生故障最多的节点位置：

- 1) 压力变送器：故障节点为 A₃ 和 A₄；
- 2) 液位计：故障节点为 A₅ 和 A₆；
- 3) 录井仪：故障节点为 A₈ 与 A₁。

将上述信息上传至 Matlab 测试平台，分别以选择的系统进行故障点位置检测，验证不同系统的检测效果。

3.2 噪声条件下故障点检测结果

由于石油化工设备的运行环境较为复杂，在实际检测过程中会存在噪声数据，为保证新系统能够在不同的条件下完成故障点检测，在第一阶段设定噪声参数，分别在 20、50 和 80 dB 的环境中对故障点位置进行检测，结果如图 3 所示。



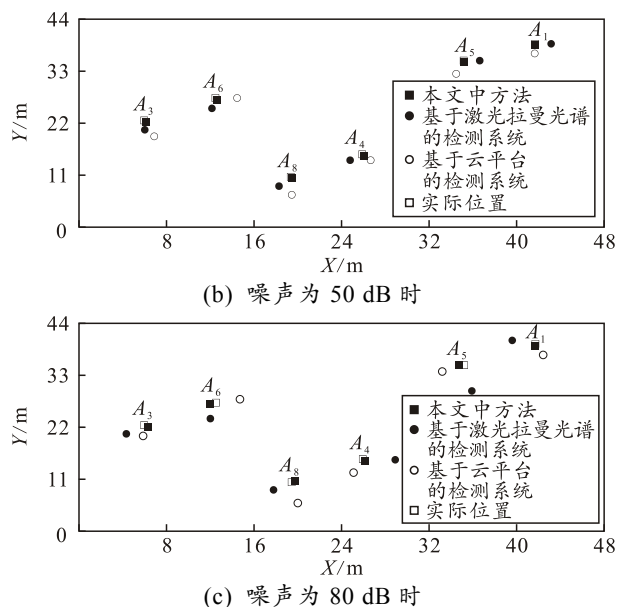


图 3 不同噪声条件下的检测结果

图 3 中, 随着噪声参数的不断增加, 2 组传统系统检测结果与实际故障位置的误差越来越大, 而本文中系统受到的影响较小, 在噪声 20 和 50 dB 时基本不会产生检测误差, 说明本文中系统的应用性更佳。

3.3 不同距离下故障点检测结果

上一阶段验证了新系统的有效性, 为进一步分析系统的应用价值, 以距离为测试条件, 对 3 组不同的检测系统进行验证。根据石油化工设备所处的环境, 不同设备放置的距离不一致, 因此距离监测中心的距离具有差异性。距离条件分别为 100、200、400 m, 基于此获取故障点位置检测结果, 如图 3 所示。

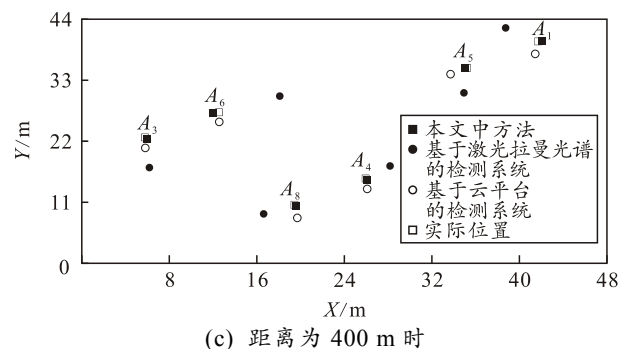
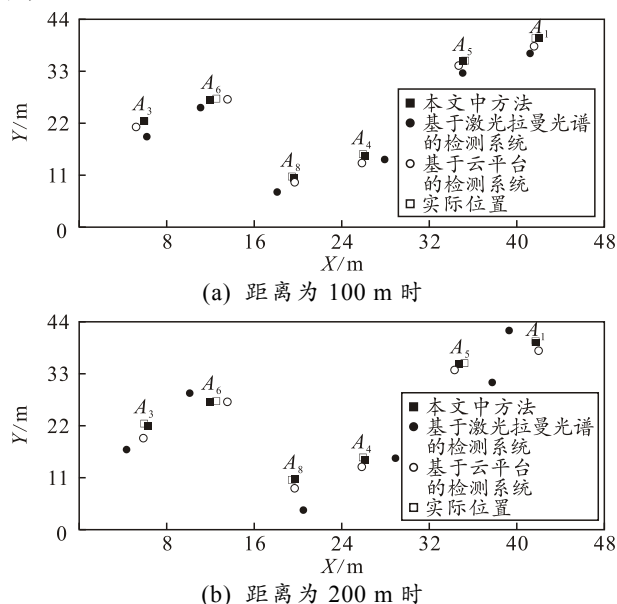


图 4 不同距离条件下的检测结果

随着距离的不断加, 基于激光拉曼光谱的检测系统会受到较大影响, 其检测结果会产生较大误差, 与实际故障位置发生偏离; 基于云平台的检测系统产生的误差较小, 但存在少许误差; 本文中系统基本不受影响, 仍然可以保证较为准确的检测结果, 说明本文中系统更具有应用价值。

4 结束语

为弥补传统检测系统的不足, 笔者以 BP 神经网络技术为基础, 设计一个新的石油化工设备故障点检测系统, 并经过实验验证了其应用价值, 可以实现远距离的故障点位置检测, 且不受噪声条件的影响。该系统在系统设计中仍存在少许不足之处, 如对硬件的选型较少, 具有一定的局限性, 后续研究会针对这一问题, 选择不同类型的硬件设备, 设计一个更加全面的检测系统, 为石油化工设备的安全运行提供支持。

参考文献:

- [1] 刘振方, 何伟. 基于激光拉曼光谱的海洋石油钻探设备潜在性故障监测系统[J]. 激光杂志, 2022, 43(8): 211-216.
- [2] 李旭, 吴雪菲, 田野, 等. 基于云平台的综采设备群远程故障诊断系统[J]. 工矿自动化, 2021, 47(7): 57-62.
- [3] 张鑫. 基于粒子群优化神经网络的机电系统故障诊断[J]. 舰船电子工程, 2022, 42(6): 159-162.
- [4] 周璐婕, 董昱. 基于 GA-BP 神经网络的列控车载设备故障诊断方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(12): 3257-3265.
- [5] 张福生, 潘学文, 路超. 基于 SSA 优化 BP 神经网络的故障诊断系统研究[J]. 中国工程机械学报, 2022, 20(1): 81-85, 90.
- [6] 黄志胜, 鄢长福, 陈祖云, 等. 基于 AHP-BP 神经网络法的石油化工企业安全性预警研究[J]. 工业安全与环保, 2021, 47(12): 1-6.
- [7] 杨思瑞, 白海清, 鲍骏, 等. 基于回归分析和遗传算法

优化的 BP 神经网络熔覆层形貌预测[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(21): 149-157.

[8] 戴志辉, 耿宏贤, 韩健硕, 等. 基于矩阵算法和 BP 神经网络的智能站二次系统故障定位方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2022, 49(6): 1-10.

[9] 王海清, 毛奇, 李敏睿, 等. 化工安全仪表系统失效率与检测周期迭代算法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2021, 45(4): 131-138.

[10] 张洗玉, 朱果露, 陈雨欣, 等. 基于 BP 神经网络的畜禽粒状饲料水分测定系统设计[J]. 河南农业科学, 2021, 50(9): 163-171.

(上接第 47 页)

参考文献：

[1] 林杨, 单延武, 安创锋, 等. 验证与确认技术在智能油田信息化建设中的应用[J]. 石油钻采工艺, 2022, 44(1): 131-138.

[2] 康琦, 吴海浩, 张若晨, 等. 面向智能油田的集输管网工艺模拟软件研制[J]. 油气储运, 2021, 40(3): 277-286.

[3] 赵广渊, 王天慧, 杨树坤, 等. 渤海油田液压控制智能分注优化关键技术[J]. 石油钻探技术, 2022, 50(1): 76-81.

[4] 陈小娟, 贺红艳, 张慧萍. 基于数据消冗技术的隐私大数据属性加密仿真[J]. 计算机仿真, 2022, 39(11): 422-426.

[5] 韩培义, 刘川意, 王佳慧, 等. 面向云存储的数据加密系统与技术研究[J]. 通信学报, 2020, 41(8): 55-65.

[6] 叶晨, 王宏志, 高宏, 等. 面向众包数据清洗的主动学习技术[J]. 软件学报, 2020, 31(4): 1162-1172.

[7] 黄光球, 赵羲轩, 陆秋琴. 基于 KPCA-IF-WRF 模型的多源 VOCs 数据清洗方法研究[J]. 安全与环境学报, 2022, 22(6): 3412-3423.

[11] 冯子芸, 王治红, 戴一阳. 基于随机森林的不可靠数据化工过程故障诊断方法[J]. 石油学报(石油加工), 2021, 37(1): 121-129.

[12] 叶星晨, 任玲, 王宁, 等. 基于 BP 神经网络 PID 的移栽机双闭环调速系统[J]. 农机化研究, 2022, 44(4): 12-18, 79.

[13] 邱寒雨, 张春峰, 徐兵, 等. 基于优化 BP 神经网络的快速起竖装置液压驱动系统故障诊断[J]. 液压与气动, 2021, 45(3): 1-6.

[14] 王志强, 彭高辉. 基于 BP 神经网络的矿用设备安全监测系统设计[J]. 煤炭技术, 2022, 41(8): 218-220.

[8] 韩帅, 孙乐平, 杨艺云, 等. 基于改进 K-Means 聚类和误差反馈的数据清洗方法[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(7): 9-15.

[9] 刘期烈, 陈澄, 白翔, 等. 采用拒绝服务的无线区块链网络区块传输策略[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2022, 34(1): 24-33.

[10] 李少凡, 刘金福, 张盈谦, 等. 基于区块链的统计数据共享模型研究[J]. 统计与决策, 2022, 38(22): 10-14.

[11] 李一聪, 周宽久, 王梓仲. 基于零知识证明的区块链隐私保护研究[J]. 空间控制技术与应用, 2022, 48(1): 44-52.

[12] 周由胜, 陈律君. 基于区块链的细粒度云数据安全存储与删除方案[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(7): 1856-1863.

[13] 张晓东, 陈韬伟, 余益民, 等. 基于属性基加密的区块链数据共享模型[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(8): 2278-2283.

[14] 王倩, 任方, 郑东. 基于 Goldwasser-Micali 加密算法的安全子集计算[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(4): 1140-1143.

[15] 孙信泽, 周福才, 李宇溪, 等. 基于可搜索加密机制的数据库加密方案[J]. 计算机学报, 2021, 44(4): 806-819.