

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416793

## 基于归一化 RBFNN 的油井动液面测量数据异常辨识\*

贾鹿<sup>1</sup> 赵磊<sup>2</sup> 凌飞<sup>2</sup> 李广亚<sup>1</sup>

(1. 中国石油新疆油田分公司 克拉玛依 834000; 2. 航天恒星空间技术应用有限公司 西安 710077)

**摘要:** 为解决油井动液面测量数据中存在的缺失值、非线性和非平稳特性导致的数据特征提取准确性不足,以及无法实现油井动液面位置精准测量的问题,提出基于归一化 RBF 神经网络的油井动液面测量数据异常辨识方法。通过安装在油井上的传感器实时采集数据,利用基于专家库的多源油归一化处理技术完成数据的校验与整合。采用经验模态分解(EMD)技术将数据分解为趋势项与波动项,去除波动项后,将趋势项数据作为归一化 RBF 神经网络的输入。实验结果表明,该方法可有效补全不完整数据,并通过趋势项准确辨识异常数据并提供合理替代值,获得的动液面位置曲线与实际动液面位置曲线基本吻合,误差最高不超过 2 m,可实现油井动液面位置的精准估计。基于归一化 RBF 神经网络的油井动液面测量数据异常辨识方法解决了数据缺失、非线性和非平稳性带来的挑战,实现了油井动液面位置的精准估计,为油井动液面的实时监测和数据分析提供了技术支撑。

**关键词:** 归一化;RBF 神经网络;油井动液面;测量数据;异常辨识

**中图分类号:** TP273;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Abnormal identification of dynamic liquid level measurement data  
in oil wells based on normalized RBFNNJia Lu<sup>1</sup> Zhao Lei<sup>2</sup> Ling Fei<sup>2</sup> Li Guangya<sup>1</sup>

(1. PetroChina Xinjiang Oilfield Company, Karamay 834000, China;

2. Space Star Aerospace Technology Applications Co., Ltd., Xi'an 710077, China)

**Abstract:** In order to solve the lack of accuracy of data feature extraction caused by missing values, nonlinear and non-stationary characteristics in the measurement data of oil well dynamic liquid level, and the problem that the accurate measurement of oil well dynamic liquid level position cannot be achieved, an abnormal identification method of oil well dynamic liquid level measurement data based on normalized RBF neural network is proposed. Through the sensor installed on the oil well to collect data in real time, the multi-source oil normalization processing technology based on expert database is used to complete the data verification and integration. Empirical mode decomposition (EMD) is used to decompose the data into trend and fluctuation terms. After removing the fluctuation terms, the trend data is used as the input of normalized RBF neural network. The experimental results show that this method can effectively complete incomplete data, accurately identify abnormal data through the trend term and provide reasonable alternative values, and the obtained dynamic liquid level position curve is basically consistent with the actual dynamic liquid level position curve, with the maximum error of less than 2 m, which can realize the accurate estimation of the dynamic liquid level position of oil wells. The abnormal identification method of oil well dynamic liquid level measurement data based on normalized RBF neural network solves the challenges brought by data missing, nonlinearity and non stationarity, realizes the accurate estimation of oil well dynamic liquid level position, and provides technical support for real-time monitoring and data analysis of oil well dynamic liquid level.

**Keywords:** normalization; RBF neural network; oil well dynamic liquid level; measurement data; abnormal identification

## 0 引言

在石油勘探与开采领域,油井动液面测量数据是评估

油井生产状态、监测地层供液能力以及优化采油工艺的重要依据。这些数据的准确性和可靠性直接影响着油田的生产效率和经济效益<sup>[1]</sup>。然而,在实际生产过程中,由于测量

收稿日期:2024-09-03

\* 基金项目:智能油田建设-产量变动分析和预测系统项目(K78865567)、新疆“天山英才”培养基金(2022TSYCJC0032)项目资助

设备的不稳定性、环境因素的干扰以及数据传输过程中的误差,油井动液面测量数据中常常混入异常值或噪声。这些异常数据的存在,若未得到有效辨识和处理,将严重削弱后续数据分析的准确性和决策的科学性<sup>[2]</sup>。

为了克服这一问题,提高油井动液面测量数据的处理能力和辨识精度至关重要,近年来众多学者在此方面做出努力,如 Jia 等<sup>[3]</sup>融合动静态信息特征(dynamic and static information feature, DSIFF)神经网络与 Huber 损失函数。有效降低了高维动态数据对分析过程的干扰。但是该方法的预测精度高度依赖于输入数据的准确性和完整性。罗久飞等<sup>[4]</sup>采用噪声激振优化技术提取共振信号,通过数学建模和信号处理技术有效抑制强噪声干扰,确保测量数据的准确性。但是该方法缺少不完整数据的补全操作,会严重影响油井动液面测量的连续性和准确性。汪玉祥等<sup>[5]</sup>通过高精度声波信号采集技术、可存储式声波信号模拟自检及语音交互功能,显著改善了井下动液面测量的操作体验。但是井下环境复杂多变,可能对声波传播和信号采集设备产生影响,从而影响测量精度。

鉴于上述方法的局限性,研究基于归一化径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的油井动液面测量数据异常辨识方法。该方法充分发挥了 RBF 神经网络在复杂数据处理和模式识别方面的优势<sup>[6-7]</sup>,而结合归一化技术后, RBF 神经网络能够更有效地处理不同量纲和范围的数据,提高辨识精度和鲁棒性<sup>[8]</sup>。通过该方法的应用,期望能够实现测量数据中异常值的准确辨识和有效处理,从而实现对油井动液面的精准测量,为石油勘探与开采提供更加可靠的数据支持。

## 1 油井动液面测量数据异常辨识

### 1.1 基于归一化处理的油井动液面测量数据校验

油井动液面的测量数据依赖于安装在油井上的高精度传感器,实现以日为周期的精确采集。这些数据由嵌入式工控机通过无线传输技术高效上传至上位机,并安全存储于数据库中,为后续分析提供坚实基础。为应对不同传感器间可能存在的数据缺失、不一致性等挑战,以及这些挑战对后续油井动液面异常辨识可能带来的不利影响,引入归一化处理方法,确保数据在统一尺度下的可比性,并通过数学变换增强了数据的稳定性和鲁棒性。

鉴于油井动液面的测量数据由多个传感器获取的数据组成,且这些数据之间无法简单地通过字符串进行校验,为此本文构建基于专家库的多源油井动液面测量数据归一化方法。该方法有效实现了多源测量数据的精准校验<sup>[9]</sup>,为后续进行异常数据的辨识奠定了坚实的数据基础。基于归一化处理的多传感器测量数据校验流程如图 1 所示。

将安装于油井上的多种传感器采集得到的多源油井动液面测量数据整合至专家库中。该专家库作为一个智能的逻辑推理平台,内置有强大的逻辑推理模块,能够对输入的

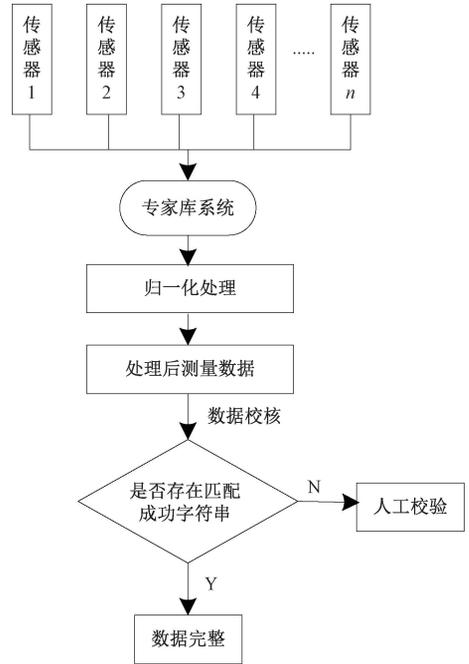


图 1 基于归一化处理的多传感器测量数据校验流程

Fig. 1 Calibration flow of multi-sensor measurement data based on normalization processing

多源数据进行初步分析,精确识别出测量数据中的不完备部分<sup>[10]</sup>。基于油井生产系统的实际布局与作业流程,专家库系统能够自动构建出油井生产系统网络拓扑图。根据输入数据中各传感器的位置信息和生产流程,系统能够建立各传感器之间的上下游拓扑关系。通过分析输入数据中动液面数据的变化趋势,专家库系统能够深入推断并明确各数据采集传感器之间的内在逻辑关系<sup>[11]</sup>。专家库系统根据拓扑关系和逻辑关系,计算多源动液面数据之间的相关度,计算表达式为:

$$E_i = \frac{\sum_{j=1}^N e_{ij}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{ij}} \quad (1)$$

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & i \text{ 是 } j \text{ 的父节点} \\ 0, & i = j \text{ 或 } i \text{ 是 } j \text{ 的子节点} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $E_i$ 、 $e_{ij}$ 、 $N$  分别用于描述传感器节点  $i$  的相关度、传感器节点  $i$  相对于  $j$  的相关度、安装传感器的总数。

依据上述计算结果,输出相关度最高的数据,实现油井动液面测量数据的归一化处理。并将归一化处理结果与采集到的多源测量数据进行逐一比匹配,若能找到匹配的字符串,则表明测量数据完整,若不存在,则表明测量数据存在不完整的情况,此时需要采取人工方式进行校验与补充<sup>[12]</sup>。

通过上述校验过程,保障油井动液面测量数据的完整性与准确性,为后续测量数据异常辨识提供良好数据基础。

## 1.2 基于 EMD 的油井动液面测量数据分解

经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 作为一种自适应的数据处理方法, 非常适合处理这类复杂的数据。通过 EMD 分解, 可以将油井动液面测量数据中的趋势项 (长期变化趋势) 和波动项 (短期波动) 有效分离<sup>[13]</sup>。利用本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量获取测量数据在不同时间尺度上的局部特征, 有利于提高油井动液面测量数据异常辨识的准确性<sup>[14]</sup>。因此以校核后的油井动液面测量数据为基础, 采用 EMD 对校核完成后的油井动液面测量数据进行分解。具体步骤如下:

1) 获取由校核完成油井动液面测量数据组成数据序列  $X(t)$  的全部极大、极小值点, 经三次样条函数拟合获取油井动液面测量数据序列的上下包络线<sup>[15]</sup>。

2) 计算去除包络线后的油井动液面测量数据序列表达式为:

$$h_1(t) = X(t) - m_1(t) \quad (3)$$

其中,  $m_1(t)$  用于描述油井动液面测量数据序列的上下包络线均值。

3) 将  $h_1(t)$  视为  $X(t)$  的首个 IMF (本征模函数) 分量, 将其记为:

$$h_1(t) = c_1(t) \quad (4)$$

4) 从  $X(t)$  中剥离  $c_1(t)$ , 获取去掉一个高频分量的差值信号  $r_1(t)$ :

$$r_1(t) = X(t) - c_1(t) \quad (5)$$

其中,  $c_1(t)$  为首个 IMF 分量;  $X(t)$  为油井动液面测量数据组成的数据序列。

将式(5)获取  $r_1(t)$  作为初始数据序列, 循环执行上述式(1)~(3)过程, 获取第 2 个 IMF 分量  $c_2(t)$ , 并如此反复  $n$  次, 获取  $n$  个 IMF 分量以及余项  $r_n(t)$ , 得到:

$$\begin{cases} r_2(t) = r_1(t) - c_2(t) \\ \vdots \\ r_n(t) = r_{n-1}(t) - c_n(t) \end{cases} \quad (6)$$

分解结束后通过  $n$  个 IMF 分量和余项  $r_n(t)$  组合形式, 描述原始油井动液面测量数据序列  $X(t)$ :

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (7)$$

其中,  $r_n(t)$  可以描述测量数据序列的趋势均值, IMF 分量用于描述测量数据序列由高到低不同频段的成分<sup>[16]</sup>。

5) 将高频 IMF 分量舍弃, 求和处理余下的成分, 构建一个新的测量数据序列  $X'(t)$ , 表达式为:

$$X'(t) = \sum_{i=n-l}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (8)$$

其中, 高频段 IMF 分量的数目用  $l$  描述。

上述分解过程中, 先被提取的 IMF 分量主要为油井动液面测量数据的高频部分, 这些高频分量往往对应于噪声干扰, 后提取的 IMF 分量则反应了油井动液面测量数据的低频成分, 这些低频部分通常包含了有价值的、有用的油井

动液面信息。由于有价值信息主要集中在低频段数据中, 因此通过 EMD 分解校核后的油井动液面测量数据, 将高频段 IMF 分量视为测量数据的波动项予以剔除, 同时保留并重建低频段的 IMF 分量作为有价值的的数据部分, 从而获取到测量数据的趋势项数据, 用于后续测量数据异常辨识。

## 1.3 基于归一化 RBF 的油井动液面测量数据异常辨识

RBF 神经网络是一种前馈式神经网络, 能够快速适应新的数据输入, 并调整网络参数以优化输出结果。将趋势项作为归一化后的输入数据馈送至 RBF 神经网络中, 可以去掉短期波动对异常辨识的干扰, 提高辨识的准确性和稳定性<sup>[17]</sup>。

将趋势项数据构建的输入数据样本用  $X_k = (x_{k_1}, x_{k_2}, \dots, x_{k_n}), k = 1, 2, \dots, m$  描述, 其中  $n, m$  分别用于描述输入数据样本中的趋势项数量、总样本数量, RBF 神经网络的输入层神经元数量等同于趋势项数量<sup>[18]</sup>。RBF 神经网络模型以第  $k$  个样本为输入的输出用  $Y_k = (y_{k_1}, y_{k_2}, \dots, y_{k_n})$  描述。

输入样本  $X_k$  在权重作用下抵达隐含层第一层的数值表达式为:

$$S_{1j} = \sum_{i=1}^n (W_{1ij}x_{k_i} - \theta_{1j}), j = 1, 2, \dots, p \quad (9)$$

式(9)在特征转换函数作用下得到:

$$b_{1j} = \exp\left(-\frac{\left(\sum_{i=1}^n (W_{1ij}x_{k_i} - \theta_{1j} - c_j)\right)^2 / 2\sigma^2}{\sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{i=1}^n (W_{1ij}x_{k_i} - \theta_{1j} - c_j)\right)^2 / 2\sigma^2\right]}\right) \quad (10)$$

选取归一化径向基函数作为归一化 RBF 神经网络的特征转换函数, 且  $\sigma, c_j$  和  $\theta_{1j}$  分别用于描述径向基宽度、中心以及隐含层中心值。

隐含层第一层输出结果在权重作用下抵达隐含层第二层的数值表达式为:

$$S_{2j} = \sum_{i=n+1}^{2n} (W_{2ij}x_{k_j} - \theta_{2j}) + \sum_{i=n+1}^{2n} \sum_{j=1}^p W'_{ij}b_{1j} - \theta_{2j} \quad (11)$$

在经过全部隐含层后在权重  $V_{jt}$  作用下, 经过归一化径向基函数求解获取归一化 RBF 神经网络输出的油井动液面测量数据异常辨识结果为:

$$C_t = \exp\left(-\frac{\left\|\sum_{i=1}^n V_{jt}b_{2j} - c_j\right\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

第  $k$  个样本的数据异常辨识误差为:

$$E = \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^q \left[\frac{(y_t^k - C_t^k)^2}{2}\right] \quad (13)$$

设定油井动液面测量数据异常辨识的阈值  $\tau$ , 通过归一化 RBF 神经网络的不断迭代<sup>[19-20]</sup>, 直至网络输出的异常辨识误差  $E$  小于设定的阈值  $\tau$ , 或者达到最大迭代次数时, 输出最终的油井动液面测量数据异常辨识结果。

## 2 实验分析

### 2.1 实验设置

为验证本文所提基于归一化 RBF 神经网络的油井动液面测量数据异常辨识方法的有效性,选取某正在开采的油田中编号为 4~5 的油井作为实验对象,利用其真实的动液面测量数据作为实验数据。应用本文研究的基于归一化 RBF 神经网络方法,对这些动液面测量数据进行异常辨识分析。在实验过程中,详细记录每一步的处理结果,包括数据预处理、归一化处理、RBF 神经网络训练与测试等关键环节。为了更全面地评估本文方法的性能,增加多组实验数据,并进行对比分析。将本文方法应用于实际应用系统中,并进行实际运行测试,在测试过程中,模拟多种异常情况,包括数据缺失、数据错误以及数据异常等,以验证本文方法在实际应用中的性能和稳定性。实验环境如图 2 所示。



图 2 实验环境

Fig. 2 Experimental environment

测量到该油井的 2022 年的部分动液面数据如表 1 所示。

表 1 该油井 2022 年的部分动液面测量数据

Table 1 Partial hydrodynamic level measurement data of the well in 2022

测量日期	冲饮/ $\text{min}^{-1}$	油压/ MPa	套压/ MPa	产液/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	产油/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	产气/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	含水率/ %	气液比/ $\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$	泵效/ %
2022. 3. 25	4.5	0.28	3.8	6.8	1.5	345	75.25	48.52	24.48
2022. 4. 12	8.5	0.32	4.2	5.6	1.4	342	74.15	52.04	21.36
2022. 5. 15	4.5		0.8	4.6	1.5	354	76.85	55.36	27.45
2022. 6. 02	3.5	0.32	4.2	5.8	1.2	362	72.56	54.25	22.14
2022. 6. 18		0.35	12.2	5.5	1.3	USD¥A	69.54	60.05	27.45
2022. 7. 5	3.5	0.35	4.6	5.5	1.1	322	68.75	132.07	23.54
2022. 7. 30	5	0.35	3.5	6.5	1.6	348	70.22	49.97	22.14
2022. 8. 16	5	0.28	3.2	6.8	1.2	332	71.36	42.58	19.28
2022. 9. 11	5	0.28	3.5	7.2	1.5		72.58	50.33	16.84
2022. 10. 9		0.28	4	7.2	0.9	315	78.22	62.84	17.25
2022. 10. 22	5	0.28	4	5.5	1.5	345	77.22	77.25	14.52
2022. 11. 10	5	0.28	4.5	4.8	4.4	295	74.89	39.23	16.84
2022. 11. 30	5	0.28	4.5		1.8	318	74.22	47.62	46.31
2022. 12. 18	5	0.28	4.2	5.6	1.6	330	78.24		14.02

### 2.2 异常数据辨识验证

#### 1) 数据校验补全处理

首先应用本文方法进行测量数据归一化校验,检测测量数据中的不完整数据,校验后数据补全部分的结果如表 2 所示。

对比分析表 1、2 中数据发现,本文方法能够有效识别并监测出测量数据中的不完整部分,进而对这些数据进行补全处理,保障数据的完整性,避免数据缺失对后续测量数据异常辨识的影响。

#### 2) 基于 EMD 的数据分解处理

以套压和泵效数据为例,其数据曲线如图 3 所示。应

表 2 测量数据校验结果

Table 2 Calibration results of measurement data

数据测量日期	校验项目	校验后数值
2022. 5. 15	油压/MPa	0.32
2022. 6. 18	冲饮/ $\text{min}^{-1}$	3.5
2022. 9. 11	产气/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	322
2022. 10. 9	冲饮/ $\text{min}^{-1}$	5
2022. 11. 30	产液/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	5.2
2022. 12. 18	气液比/ $\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$	41.12

用本文方法对两个数据进行 EMD 分解,获取的趋势项和

波动项的分解结果如图 4、5。

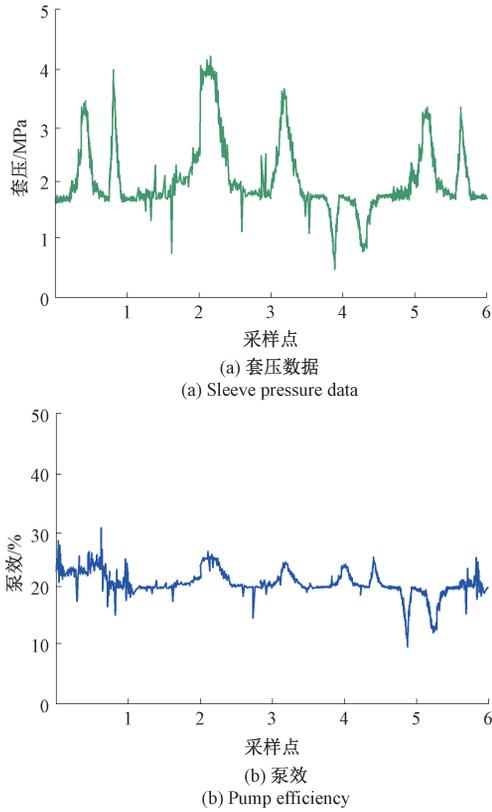


图 3 套压和泵效数据详情

Fig. 3 Details of set pressure and pump efficiency data

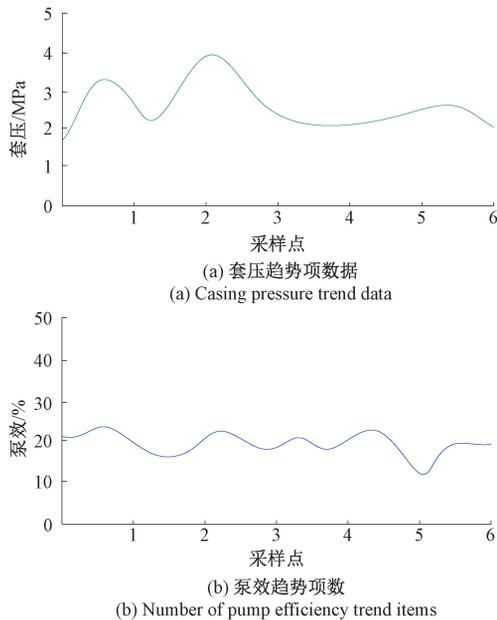


图 4 套压、泵效趋势项数据

Fig. 4 Sets of pressure, pump efficiency trend item data

分析图 3~5 数据可知,本文方法应用 EMD 技术可以有效分解油井动液面测量数据,去除测量数据中波动项干

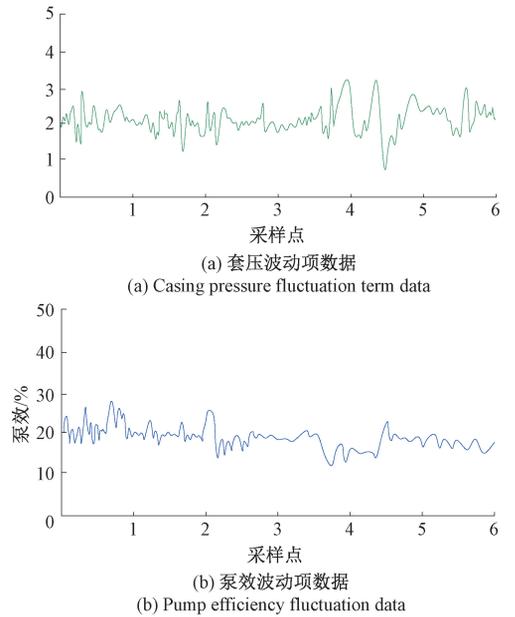


图 5 套压、泵效波动项数据

Fig. 5 Sets of fluctuation data of pressure and pump efficiency

扰,将趋势项数据作为后续测量数据异常辨识的依据。

### 3) 异常数据辨识

本文方法将 EMD 分解获取的各个测量数据的趋势项作为归一化后的输入,提供给 RBF 神经网络,以进行后续的测量数据异常辨识工作,辨识到的异常数据结果如表 3 所示。

表 3 测量数据异常辨识结果

Table 3 Abnormal identification results of measurement data

数据测量日期	异常辨识项目	原始数值	辨识后数值
2022. 4. 12	冲饮/ $\text{min}^{-1}$	8.5	4.5
2022. 5. 15	套压/MPa	0.8	3.8
2022. 6. 18	套压/MPa	12.2	4.2
2022. 6. 18	产气/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	USD¥A	312
2022. 7. 5	气液比/ $\text{L}\cdot\text{m}^{-3}$	132.07	55.87
2022. 11. 10	产油/ $\text{t}\cdot\text{d}^{-1}$	4.4	1.4
2022. 11. 30	泵效/%	46.31	13.31

对比分析表 2 和表 3 的数据,可以看出,本文方法成功辨识出了油井动液面测量数据中的异常值与错误数据,并合理给出辨识后修正的数值。例如,将 2022 年 4 月 12 日的冲饮速率从异常的  $8.5 \text{ min}^{-1}$  调整为合理的  $4.5 \text{ min}^{-1}$ ,该调整基于对数据异常性的准确判断。同时,针对 2022 年 6 月 18 日的产气量数据,本文方法将错误的“USD¥A”更正为正确的  $312 \text{ t}\cdot\text{d}^{-1}$ ,确保了数据的准确性。因此本文方法可以提升数据的精确度和可靠性,为油田的生产分析与决策提供了坚实的数据基础。

### 2.3 对比实验

为了进一步验证本文基于归一化 RBF 神经网络的油井动液面测量数据异常辨识方法的有效性,设计对比实验进行验证。将基于动静态信息特征融合神经网络方法,和噪声激振优化方法作为对比方法,与本文方法共同进行测试。

应用 3 种方法对油井动液面测量数据的异常进行辨识,并进行油井动液面软测量,得到的不同方法的油井动液面位置估计结果和实际动液面位置,来衡量不同方法对异常数据辨识的准确性。对比结果如图 6 所示。

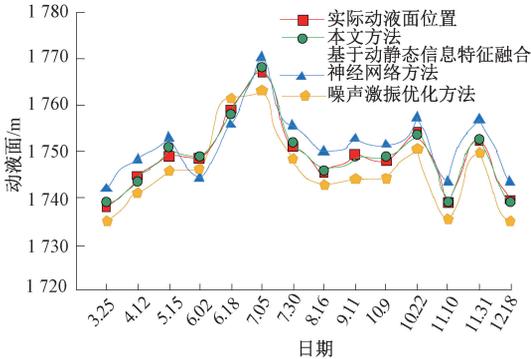


图 6 动液面软测量结果

Fig. 6 Soft measurement results of hydrodynamic surface

分析图 6 发现,应用基于动静态信息特征融合神经网络方法获取的动液面位置预测结果,与实际动液面位置之间的误差范围为 2~6 m;应用噪声激振优化方法获取的动液面位置预测结果,与实际动液面位置之间的误差范围为 3~7 m;而应用本文方法进行油井动液面测量数据异常辨识后,获取的动液面位置预测结果与实际动液面位置十分接近,获得的动液面位置曲线与实际动液面位置曲线基本吻合,误差最高不超过 2 m,测量数据较为准确。原因在于该方法可以有效补充不完整数据并降低异常测量数据的干扰,使得油井动液面软测量的结果更精准。

### 3 结 论

本文针对油井动液面测量数据的异常辨识方法进行研究,不仅丰富了油井动液面测量数据处理的理论体系,也为油田生产中的数据异常检测与处理提供了新的思路和方法。通过该方法的应用,可以显著提高油井动液面测量数据的准确性和可靠性,为油田的安全生产和高效管理提供有力支持。同时,该方法还具有一定的普适性和可扩展性,可以推广应用于其他类似领域的数据处理和分析中。

### 参考文献

[1] 王振龙,何岩峰,王相,等. 基于数据驱动的油井生产参数智能调控方法[J]. 断块油气田, 2022, 29(6): 859-864.

WANG ZH L, HE Y F, WANG X, et al. Intelligent control method of oil well production parameters based on data drive[J]. Fault Block Oil & Gas Field, 2022, 29(6):859-864.

[2] 王通,陈延彬. 基于改进生成对抗网络的动液面建模数据扩充[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 99-109.

WANG T, CHEN Y B. Dynamic fluid surface modeling data based on improved generated adversarial network Expansion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(2):99-109.

[3] JIA M M, LENG CH Y. Multi-well dynamic liquid-level prediction method of pumping well based on dynamic and static information feature fusion neural network [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2023, 45(6): 1099-1110.

[4] 罗久飞,郑明轩,冉超,等. 噪声激振下的油井动液面测量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 258-266.

LUO J F, ZHENG M X, RAN CH, et al. Research on measurement method of moving fluid level in oil Wells under noise excitation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12):258-266.

[5] 汪玉祥,魏勇,王路平,等. 井下动液面深度测量系统的设计与实现[J]. 仪表技术与传感器, 2022(10):81-87.

WANG Y X, WEI Y, WANG L P, et al. Design of downhole dynamic liquid depth measurement system[J]. Instrument Technology and Sensor, 2022(10):81-87.

[6] 段铭钰,袁瑞甫,杨艺. 基于改进 RBF 神经网络的采煤机截割煤岩性状智能识别[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2022, 41(1):43-51.

DUAN M Y, YUAN R F, YANG Y. Shearer cutter based on improved RBF neural network Intelligent identification of coal cutting rock properties [J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science Edition), 2022, 41(1):43-51.

[7] 董琴,杨涛. 基于 RBF 神经网络的关联数据一致性挖掘仿真[J]. 计算机仿真, 2023, 40(7):457-461.

DONG Q, YANG T. Consistency mining imitation of associated data based on RBF neural network True[J]. Computer Simulation, 2023, 40(7):457-461.

[8] 游淳淋,黄明清,丘浩禹. 基于多元数据归一化处理的破碎岩体质量分级[J]. 中国矿业, 2022, 31(8): 158-164.

YOU CH L, HUANG M Q, QIU H Y. Fragmentation based on multivariate data normalization processing Rock mass quality classification [J]. China Mining Industry, 2022, 31(8): 158-164.

- [9] 方修睦,杨大易.基于归一化原理的流量计群在线核查方法[J].暖通空调,2024,54(1):81-88,9.  
FANG X M, YANG D Y. On-line checking method of flowmeter group based on normalization principle[J]. Journal of Heating, Ventilation and Air Conditioning, 2024,54(1):81-88,9.
- [10] 彭旭,饶元,乔焰.基于宽度卷积神经网络的异常农情数据检测方法[J].华南农业大学学报,2022,43(2):113-121.  
PENG X, RAO Y, QIAO Y. Abnormal agricultural data based on width convolutional neural network detection methods [J]. Journal of South China Agricultural University,2022,43(2):113-121.
- [11] 王俊,赖会霞,万玥,等.基于角度的图神经网络高维数据异常检测方法[J].计算机工程,2024,50(3):156-165.  
WANG J, LAI H X, WAN Y, et al. Angle based graph neural network method for anomaly detection in high dimensional data [J]. Computer Engineering, 2024,50(3):156-165.
- [12] 张国兴,王世朋.基于特征优化和BSO-RBF神经网络的NO<sub>x</sub>浓度预测模型[J].计量学报,2024,45(2):285-293.  
ZHANG G X, WANG SH P. Based on feature optimization and BSO-RBF neural network prediction model of NO<sub>x</sub> concentration[J]. Chinese Journal of Measurement, 2024,45(2):285-293.
- [13] 刘鑫屏,陈艺文,董子健.基于混合算法下RBF神经网络的执行机构非线性特性在线辨识与补偿[J].动力工程学报,2024,44(5):792-801.  
LIU X P, CHEN Y W, DONG Z J. RBF neural network based on hybrid algorithm on-line identification and compensation of nonlinear characteristics of actuator [J]. Power Engineering Chinese Journal of Science, 2024,44(5):792-801.
- [14] 焦明之,沈中丽,周扬明,等.面向煤矿混合气体检测的神经网络算法研究进展[J].工矿自动化,2023,49(9):115-121.  
JIAO M ZH, SHEN ZH L, ZHOU Y M, et al. Research progress of neural network algorithm for coal mine gas detection[J]. Industrial and Mine Automation, 2023,49(9):115-121.
- [15] ANTOS J, KUBALCIK M, KURITKA I. Scalable non-dimensional model predictive control of liquid level in generally shaped tanks using rbf neural network[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2022, 20(3):1041-1050.
- [16] 宋冀峰.基于改进随机森林的海量结构化数据异常辨识算法[J].微型电脑应用,2023,39(11):156-159.  
SONG J F. Anomaly identification algorithm of massive structured data based on improved random forest [J]. Microcomputer Applications, 2023, 39(11): 156-159.
- [17] 刘洋,于海东,刘文彬,等.基于DTW-两阶四分位的分布式光伏发电异常数据辨识[J].热力发电,2024,53(7):34-44.  
LIU Y, YU H D, LIU W B, et al. Abnormal data identification for distributed photovoltaic generation based on DTW and two-stage quartile[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(7): 34-44.
- [18] 陆海波,尹建兵,张志鹏,等.关联驱动下配电网同期线损异常数据辨识[J].电子设计工程,2024,32(16):102-105,110.  
LU H B, YIN J B, ZHANG ZH P, et al. Abnormal data identification of synchronous line loss in distribution network driven by correlation [J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(16): 102-105,110.
- [19] 张懿操,陆俊,洪德华,等.基于LOF-GMM方法的电网异常数据动态辨识及分析[J].电气自动化,2024,46(4):66-68.  
ZHANG Y C, LU J, HONG D H, et al. Dynamic identification and analysis of abnormal data in power grid based on LOF-GMM method [J]. Electrical Automation, 2024, 46(4): 66-68.
- [20] 魏仕俊,李云,吴开平.基于无监督学习的计算机网络异常数据流辨识方法[J].计算机应用文摘,2024,40(12):102-104.  
WEI SH J, LI Y, WU K P. Method for abnormal data flow identification of computer communication network based on unsupervised learning[J]. Chinese Journal of Computer Application, 2024, 40(12): 102-104.

## 作者简介

贾鹿(通信作者),高级工程师,博士,主要研究方向为信息测量与控制系统。

E-mail:pjy987654123@163.com

赵磊,高级工程师,硕士研究生,主要研究方向为电子信息工程。

E-mail:zhaolei@space-star.com

凌飞,高级工程师,学士,主要研究方向为通信工程。

E-mail:lingfei@space-star.com

李广亚,工程师,学士,主要研究方向为信息工程。

E-mail:lgy19890215@163.com