

引文: 施宁, 孙祥龙, 苗兴园, 等. 基于弱磁检测的埋地管道点蚀缺陷反演方法[J]. 油气储运, 2025, 44(8): 890–898.

SHI Ning, SUN Xianglong, MIAO Xingyuan, et al. Research on the inversion method of pitting corrosion defects in buried pipelines based on weak magnetic detection[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2025, 44(8): 890–898.

基于弱磁检测的埋地管道点蚀缺陷反演方法

施宁¹ 孙祥龙² 苗兴园² 王维斌¹ 赵弘² 宁志远²

1. 国家管网集团科学技术研究总院分公司; 2. 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院

摘要: 【目的】埋地管道在石油、天然气等资源运输方面发挥着重要作用, 但受周围土壤环境影响, 埋地管道点蚀缺陷时有发生, 严重影响管道运行可靠性。弱磁检测技术作为一种新型的无损检测技术, 具有操作简易、灵敏度高、适应性好等优势, 被广泛应用于埋地油气管道检测领域。弱磁检测的数据分散性与相关样本数据过少的问题导致缺陷反演精度不足。在实际工程中, 点蚀缺陷不易发现, 检测难度较大, 且现有研究鲜有涉及缺陷角度的预测。【方法】将立方混沌映射与自适应惯性权重的鲸鱼优化算法(Chaotic Improved Whale Optimization Algorithm, CIWOA)与向后传播 BP 神经网络相结合, 针对点蚀缺陷尺寸与角度提出基于弱磁检测的埋地管道点蚀缺陷反演方法。首先, 通过管道弱磁检测试验分析不同点蚀缺陷对弱磁信号特征的影响, 选取反演参数并构建数据集, 利用 Smote 算法进行数据增强; 其次, 采用核主成分分析(Kernel Principal Components Analysis, KPCA)进行数据降维, 确定点蚀缺陷尺寸及角度的主成分; 最后, 建立 CIWOA-BP 模型预测埋地管道点蚀缺陷尺寸及角度, 并与其他模型预测结果进行对比。【结果】CIWOA-BP 模型可以实现埋地管道点蚀缺陷尺寸及角度的准确预测, 相比于 WOA-BP(Whale Optimization Algorithm-Back Propagation)、BP、RF(Random Forest)以及 SVM(Support Vector Machine)模型, CIWOA-BP 模型的平均绝对百分比误差、均方误差、平均绝对误差值更小, 绝对系数 R^2 值更接近于 1, 表现出更高的预测精度。【结论】在此提出的基于弱磁检测的埋地管道点蚀缺陷反演方法可以实现点蚀缺陷的准确反演, 对于保障埋地管道安全运输具有良好的应用前景。但由于试验条件受限, 该研究未能全面考虑弱磁信号所有影响因素, 后续需进一步改进。(图 6, 表 4, 参 32)

关键词: 弱磁检测; 埋地管道; 点蚀缺陷反演; 缺陷角度; 数据降维; CIWOA-BP 模型

中图分类号: TE832

文献标识码: A

文章编号: 1000-8241(2025)08-0890-09

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2025.08.006

Research on the inversion method of pitting corrosion defects in buried pipelines based on weak magnetic detection

SHI Ning¹, SUN Xianglong², MIAO Xingyuan², WANG Weibin¹, ZHAO Hong², NING Zhiyuan²

1. PipeChina Institute of Science and Technology; 2. College of Mechanical and Transportation Engineering, China University of Petroleum (Beijing)

Abstract: [Objective] Buried pipelines play a vital role in the transportation of resources such as petroleum and natural gas. However, pitting defects frequently occur in these pipelines exposed to surrounding soil environments, seriously compromising their reliability. As a novel non-destructive testing technique, weak magnetic testing has been widely adopted in the detection of buried oil and gas pipelines due to its advantages, including simplicity of operation, high sensitivity, and strong adaptability. Currently, the dispersion of weak magnetic testing data and a lack of relevant sample data hinder the accuracy of defect inversion. Detecting pitting defects in engineering practices presents significant challenges. Additionally, previous research has overlooked the prediction of defect angles. [Methods] This study proposes a methodology for inverting pitting defects in buried pipelines based on weak magnetic testing, utilizing a combination of the Chaotic Improved Whale Optimization Algorithm (CIWOA) and the BP neural network, with a focus on the size and angle of the defects. First, the impact of various pitting defects on the characteristics of weak magnetic signals was analyzed through experimental weak magnetic testing on pipelines. The results were then used to select inversion parameters and establish data sets, which were enhanced using the Synthetic

Minority Oversampling Technique (SMOTE) algorithm. Next, Kernel Principal Component Analysis (KPCA) was applied to reduce the dimensionality of the data and identify the principal components contributing to the sizes and angles of pitting defects. Finally, a CIWOA-BP model was developed to predict the size and angle of pitting defects in buried pipelines. A comparison of the prediction results from the proposed model was conducted against those from other existing models. **[Results]** The results demonstrate the accuracy of the CIWOA-BP model in predicting the size and angle of pitting defects in buried pipelines. With smaller values of mean absolute percentage error (MAPE), mean squared error (MSE), and mean absolute error (MAE), along with the coefficient of determination R^2 closer to 1 compared to WOA-BP (Whale Optimization Algorithm-Back Propagation), BP, RF (Random Forest), and SVM (Support Vector Machine), the CIWOA-BP model shows superior prediction accuracy for both the sizes and angles of pitting defects. **[Conclusion]** Therefore, the proposed method enables accurate inversion of pitting defects in buried pipelines using weak magnetic testing, presenting promising application prospects for ensuring the safe transportation of these pipelines. (6 Figures, 4 Tables, 32 References)

Key words: weak magnetic testing, buried pipeline, inverting pitting defect, defect angle, dimensionality reduction of data, Chaotic Improved Whale Optimization Algorithm-Back Propagation (CIWOA-BP) model

管道运输是石油、天然气等资源运输的重要方式之一,在油气体制深化改革与“双碳”战略目标下,油气管道正朝着大型化、网络化、多元化的方向发展,而大规模复杂管网的运行管理带来了新的机遇与挑战^[1]。为减少人为破坏、节省城市空间,野外长输管道与城市内管道通常采用埋地敷设的方式,管道处于复杂且难以预测的土壤环境中,土壤内部电阻率、pH 值等因素会对埋地管道造成腐蚀^[2-4],使得埋地管道点蚀现象时有发生。点蚀缺陷不易察觉,发展速度快,容易造成管壁穿孔与泄漏^[5],因此埋地管道点蚀缺陷的准确检测与反演对于提升管道运行可靠性与安全性具有重要意义^[6]。

常规的管道无损检测技术包括超声检测、X 射线检测、涡流检测、漏磁检测及弱磁检测等。其中,漏磁与弱磁检测技术均能有效识别管道内外壁腐蚀缺陷,并实现输气管道的实时监测与故障诊断^[7-10]。漏磁检测技术可适应超高温环境,检测速度快,适用于大面积扫描,但设备复杂,需强磁场源。弱磁检测技术效率较低,需慢速精细操作,但灵敏度高、设备简单、适用材料广泛。在埋地管道检测方面,漏磁检测技术需要在挖开覆土层后或在小于 0.3 m 的薄土层进行应用,而弱磁检测技术可以在埋深小于 1.5 m 的情况下进行检测^[11-13],在某些特定检测环境下具有一定优势。

在埋地管道腐蚀缺陷弱磁检测方面, Liu 等^[13]通过建立磁力学等效模型,分析了磁导率与应力之间的关系,探讨了弱磁信号的传播特性,利用 Boltzmann Lift-off 修正因子描述弱磁信号随提离值的变化规律。

杨晓惠等^[14]提出了一种基于扩展磁荷模型的埋地管道弱磁检测方法,考虑了力磁耦合效应与位错钉扎效应,分析了不同类型缺陷(体积型、面积型、焊缝型)对弱磁信号的影响,发现梯度模量在缺陷处出现显著尖峰畸变,且峰值随缺陷尺寸增大而提高。刘艳军等^[15]通过改进磁偶极子理论模型,建立了一种针对球形缺陷的弱磁信号正演模型,该模型能够有效模拟焊缝气孔缺陷处的磁感应强度分布特征,为缺陷定量反演研究提供了理论依据。张华斌等^[16]建立了含缺陷管道弱磁信号正演模型,并研究了腐蚀缺陷磁感应强度波形特征以及离地高度、磁化强度对磁感应强度的影响,其中正演模型的误差率为 11.11%。上述研究进行了管道缺陷弱磁检测的数学模型建立与试验分析,但鲜少涉及点蚀缺陷尺寸及角度反演。同时,实际工程中弱磁检测数据具有分散性且缺陷样本数据较少,导致缺陷反演精度不足。

为解决上述问题,将立方混沌映射与自适应惯性权重的鲸鱼优化算法(Chaotic Improved Whale Optimization Algorithm, CIWOA)与 BP 神经网络相结合,针对点蚀缺陷的尺寸与角度,提出了基于弱磁检测的埋地管道点蚀缺陷反演方法。首先,通过管道弱磁检测试验分析不同点蚀缺陷对弱磁信号特征的影响,进行反演参数选取并构建数据集,利用 Smote 算法进行数据增强;其次,采用核主成分分析(Kernel Principal Components Analysis, KPCA)进行数据降维,确定点蚀缺陷尺寸与角度的主成分以及其对点蚀缺陷深度的累计贡献率;最后,建立 CIWOA-BP 模型预测埋地管道点蚀缺陷尺寸及角度。

1 埋地管道点蚀缺陷弱磁检测试验

埋地管道弱磁检测是一种利用地磁场与应力对铁磁性材料的影响来检测缺陷的技术。管道缺陷处的应力较高,会导致磁畴发生变化,形成稳定磁化状态。这种变化具有不可逆性,即使在去除外力后,缺陷处的磁场仍然不同。因此通过检测管道周围的磁场差异,可以确定缺陷的位置。

1.1 试验设计

搭建由非铁磁性材料制成的试验平台,管材 X52 钢,管长 1 200 mm,外径 126 mm,壁厚 7 mm。在管道表面加工不同尺寸及角度的点蚀缺陷。将弱磁检测设备抬高 0.5 m,模拟覆土层下埋地管道状态。采用直流电机控制检测设备的运动速度,使其沿管道轴向匀速运动,实时采集弱磁信号并传输至上位机(图 1)。

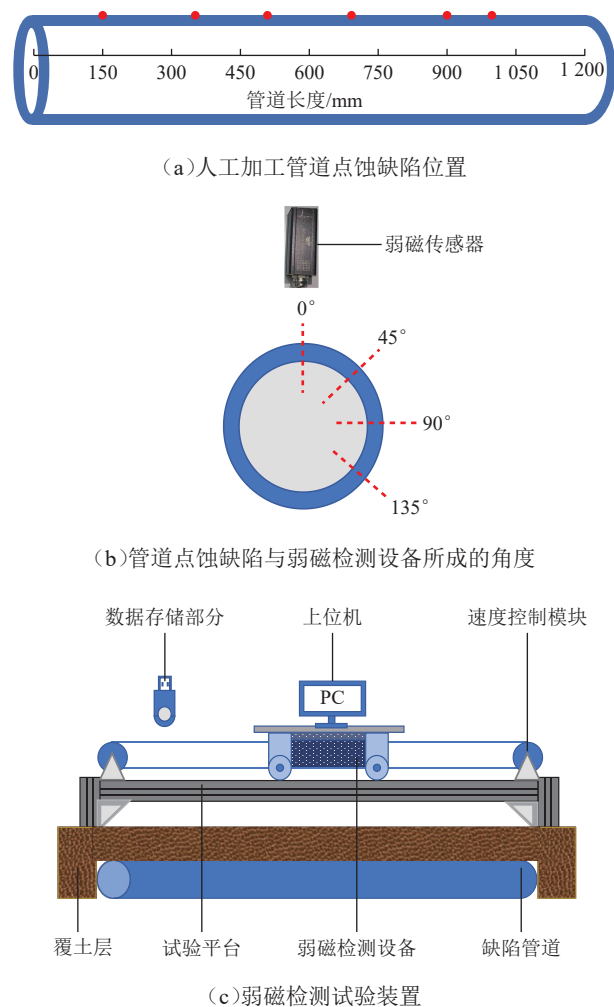


图 1 人工加工管道缺陷、弱磁检测角度及弱磁检测试验装置组成示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the annual processing defects in pipelines, the angles of weak magnetic testing and the experimental weak magnetic testing setup

1.2 弱磁检测试验结果分析

在 150 mm、350 mm、500 mm、700 mm、900 mm、1 000 mm 共 6 个缺陷位置处(图 1), 测量不同深度与直径的点蚀缺陷弱磁信号(图 2), 轴向磁感应强度均出现峰值。当点蚀直径 ϕ 均为 10 mm、点蚀深度 H 分别为 1 mm、3 mm、5 mm、7 mm 时, 轴向磁感应强度峰值分别为 25 000 nT、30 000 nT、50 000 nT、65 000 nT。这说明当点蚀缺陷直径相同时, 随着点蚀深度的增加, 轴向磁感应强度峰值逐渐增大。当点蚀深度均为 7 mm, 点蚀直径分别为 6 mm、8 mm、10 mm 时, 轴向磁感应强度峰值分别为 101 000 nT、100 000 nT、65 000 nT。这说明当点蚀缺陷深度相同时, 随着点蚀缺陷直径的增大, 轴向磁感应强度峰值逐渐减小。

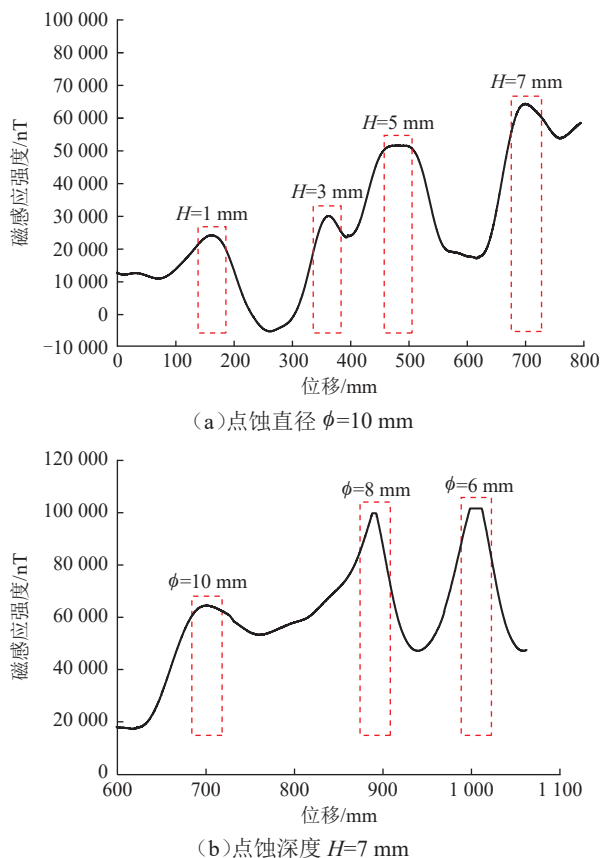


图 2 不同缺陷深度与直径下不同管道位置处点蚀缺陷弱磁信号图

Fig. 2 Weak magnetic signal of pitting defects at different pipeline positions with varying defect depths and diameters

实际管道点蚀缺陷的位置可能出现在沿管道周向不同角度, 因此针对管道点蚀缺陷与弱磁检测设备不同角度进行检测(图 3)。设置点蚀缺陷直径为 10 mm, 缺陷深度分别为 1 mm、3 mm, 分别位于沿管道轴向 150 mm、350 mm 处, 缺陷角度分别为 0°、

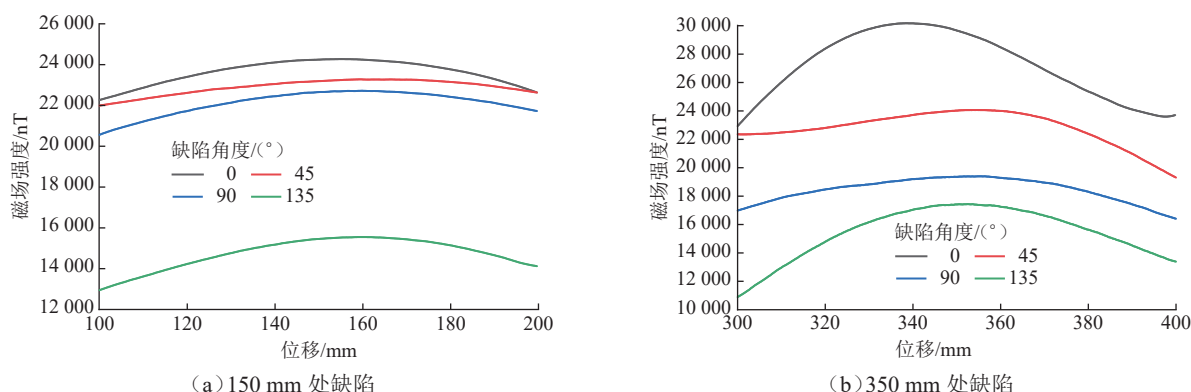


图3 管道150 mm、350 mm附近与弱磁检测装置呈不同角度的点蚀缺陷弱磁信号图

Fig. 3 Weak magnetic signal diagram of pitting defects near 150 mm and 350 mm of the pipeline and at different angles with the weak magnetic detection device

45°、90°、135°进行磁场强度检测。可以看出,当点蚀缺陷与弱磁检测设备角度逐渐增大时,检测系统得到的磁场数据整体呈下降趋势,但不同角度的缺陷处磁信号均出现峰值,这说明点蚀缺陷与弱磁检测设备角度不同会导致弱磁信号特征发生变化。

2 埋地管道点蚀缺陷反演

2.1 反演参数选取

由于弱磁检测数据的复杂性,若将原始信号作为数据则不能准确地预测缺陷尺寸,因此需要对数据进行处理。通过分析弱磁信号,提取弱磁特征作为反演参数^[17-18]。

2.2 数据预处理

Smote方法是一种应对数据集类别不均衡问题的创新性过采样技术,其运用 K 最近邻原理确定少数类样本在特征空间中的若干最接近邻居。在这部分样本与每一个最近邻样本间执行随机的线性内插运算,从而产生位于这两点连线上的新增合成样本,并最终将这些合成样本整合进原数据集中,以此达到平衡各类别样本数量的目的^[19-20]。管道缺陷尺寸预测的准确度除了依赖于预测模型的选择外,还需大量数据支撑。然而,缺陷数据的采集难度、复杂的管道状况导致样本数量欠缺,也阻碍了各种方法在管道缺陷尺寸预测方面的应用。运用Smote方法对现有的少量数据模拟分析后进行数据扩充,可为预测准确性提供基础。

同时,由于造成管道缺陷因素众多且关系复杂,若将全部因素作为模型输入,会导致信息冗余,增加预测误差。因此,对众多因素进行合理分类、提取,利

用KPCA^[21-22]降低数据维度,从而能够正确地表述缺陷尺寸。

2.3 反演模型建立

2.3.1 立方混沌映射

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)通常采用随机方法进行种群的初始化,因此该算法缺乏种群多样性。然而,立方混沌映射能够产生 $[0, 1]$ 的混沌序列,且序列具备随机性、周期性及遍历性^[23-24],有利于保证种群的多样性,进而提高全局搜索能力,计算公式为:

$$C_{n+1} = \beta C_n (1 - C_n^2) \quad (1)$$

式中: C_n 、 C_{n+1} 分别为第 n 、第 $n+1$ 个混沌值; β 为控制参数,通常取值2.595。

2.3.2 自适应惯性权重

自适应惯性权重 ω 可以有效地平衡全局搜索与局部搜索^[25-26],防止算法陷入局部最优,从而提升算法的寻优精度与计算效率,计算公式如下:

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) S e^{(-t/t_{\max})} \quad (2)$$

式中: $\omega_{\min}$ 、 $\omega_{\max}$ 分别为惯性权重的最小值、最大值; S 为调整系数; t 、 $t_{\max}$ 分别为算法当前迭代次数、最大迭代次数。

2.3.3 CIWOA-BP模型

BP神经网络具有较强的非线性映射与泛化能力,但也存在收敛慢、易陷入局部最优等问题^[27-31]。WOA算法模拟了座头鲸的捕食行为,包括对猎物的包围、攻击与搜索3种行为模式,具有控制参数少、优化能力强等优点^[32]。CIWOA-BP模型通过引入立方混沌映射与自适应惯性权重改进WOA算法,优化BP神经网络的权值与阈值,进而提升预测的准确性(图4,其中 P 为选择概率, A 为系数向量)。

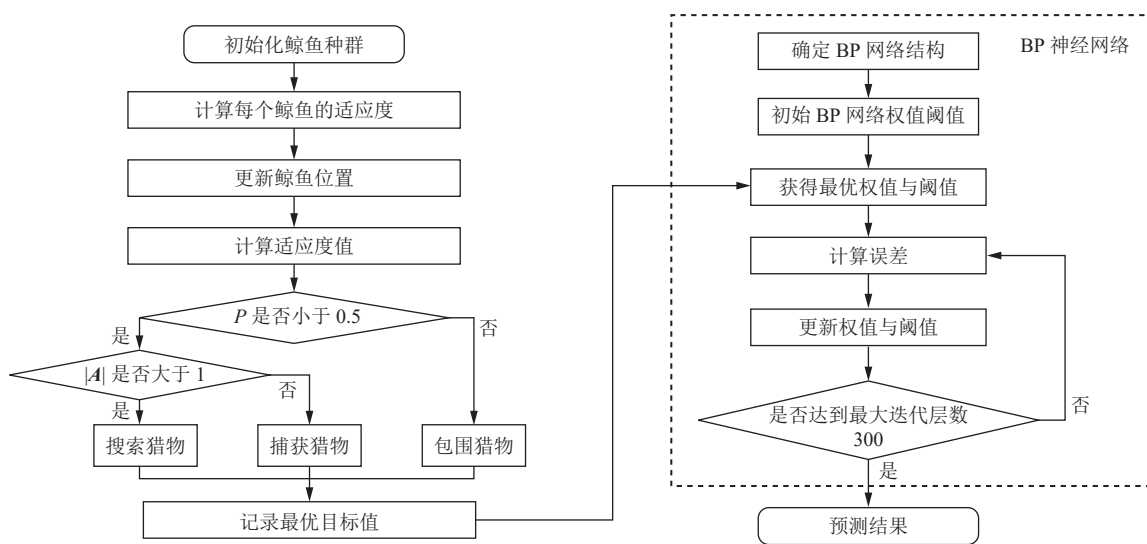


图 4 CIWOA-BP 模型计算流程图

Fig. 4 Flow chart of calculations based on CIWOA-BP model

3 预测结果

3.1 数据集构建

采用 Smote 算法对原始数据(表 1)进行数据增强,在数据不丢失信息的前提下尽可能扩大数据集。其中, $X_0 \sim X_{11}$ 为 12 个反演参数: X_0 为切向峰峰值, X_1 为法向

峰峰值, X_2 为合成磁场峰峰值, X_3 为切向变化率, X_4 为法向变化率, X_5 为合成磁场强度变化率, X_6 为切向磁场梯度, X_7 为法向磁场梯度, X_8 为切向梯度极限系数, X_9 为法向梯度极限系数, X_{10} 为磁异常信号的占宽, X_{11} 为磁异常信号的面积。 $Y_1 \sim Y_3$ 为输出量: Y_1 为点蚀缺陷深度, Y_2 为点蚀缺陷直径, Y_3 为点蚀缺陷与弱磁检测设备角度。

表 1 部分管道缺陷样本数据表
Table 1 Sample data of pipeline defects (partial)

$X_0/$ nT	$X_1/$ nT	$X_2/$ nT	$X_3/$ (nT·mm ⁻¹)	$X_4/$ (nT·mm ⁻¹)	$X_5/$ (nT·mm ⁻¹)	$X_6/$ (nT·mm ⁻¹)	$X_7/$ (nT·mm ⁻¹)	X_8	X_9	$X_{10}/$ mm	$X_{11}/$ mm ²	$Y_1/$ mm	$Y_2/$ mm	$Y_3/(^\circ)$
13.25	8.83	15.92	0.13	0.11	0.17	2.52	0.06	1.01	1.14	98.47	503.50	1	10	0
35.30	30.06	46.36	0.33	0.39	0.51	2.50	0.08	1.03	1.33	107.17	1374.98	3	10	0
28.12	15.09	31.91	0.31	0.24	0.39	2.13	0.09	1.03	1.37	89.35	1584.58	5	10	0
47.33	6.01	47.71	0.53	0.06	0.53	2.44	1.12	1.02	1.18	89.46	2093.60	7	10	45
51.74	40.36	65.61	0.38	0.29	0.48	2.37	1.00	1.03	1.20	136.53	2831.58	7	8	45
58.46	17.86	61.13	0.93	0.55	1.08	2.23	1.18	1.03	1.37	63.07	1814.35	7	6	45
8.45	5.68	10.18	0.12	0.09	0.15	2.14	2.33	2.58	2.03	69.22	282.29	1	10	90
20.41	7.64	21.79	0.19	0.11	0.22	1.98	2.89	1.60	1.11	106.55	1163.59	3	10	90
62.48	32.16	70.27	0.31	0.18	0.36	1.67	4.34	3.41	3.02	204.09	5788.77	5	10	135
55.45	42.28	70.96	0.34	0.25	0.42	1.91	2.21	2.68	2.06	165.14	5000.44	7	8	135

3.2 反演参数降维结果

在数据集中,反演参数对每个输出量的影响程度不同,因此采用 KPCA 确定每个输出量的主控影响因素。通过计算特征值与相应的特征向量,将原始高维数据转换到新的特征空间,并借助核函数映射实现非线性变换。然后,依据样本数据在新的特征空间上的投影,生成能够清晰区分并反映潜在结构关系的低维

数据表达。最后,利用高斯核函数求得反演参数对点蚀缺陷深度的累计贡献率(图 5)。

可见,前 4 项反演参数对点蚀缺陷深度的累计贡献率超过 90%,覆盖了原始样本数据 90.75%的信息,因此选取贡献率前 4 的主成分作为后续预测点蚀缺陷深度的输入量,有效去除了数据间的冗余信息。通过 KPCA 计算 4 个主成分所对应的特征向量值(表 2)。

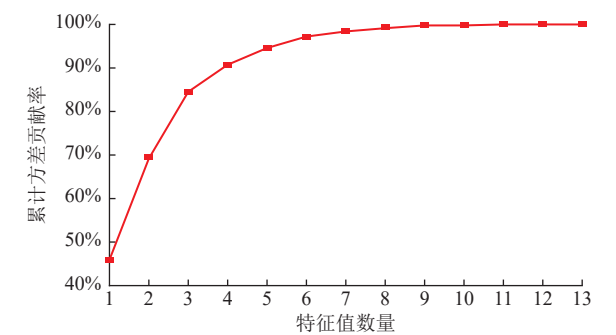


图5 反演参数对点蚀缺陷深度的累计贡献率图
Fig. 5 Cumulative contribution rate of inversion parameters to pitting defect depth

表2 反演参数主成分所对应特征向量值表
Table 2 Eigenvector values for the principal components of inversion parameters

反演参数	特征向量			
	F_1	F_2	F_3	F_4
X_0	-0.24	0.01	-0.37	-0.03
X_1	-0.22	-0.27	0.15	-0.14
X_2	-0.22	0.05	-0.39	-0.06
X_3	-0.24	-0.02	-0.17	0.19
X_4	-0.22	-0.19	0.14	-0.33
X_5	-0.22	0.04	-0.39	-0.04
X_6	0.24	0.41	0.04	-0.09
X_7	0.14	0.37	0.13	0.08
X_8	0.50	-0.45	-0.19	0.02
X_9	0.22	0.40	0.07	-0.10
X_{10}	-0.08	-0.11	0.44	-0.21
X_{11}	0.53	-0.30	-0.14	-0.04

根据特征向量可以得出主成分与反演参数之间的关系(以 F_1 为例):

$$F_1 = -0.24 X_0 - 0.22 X_1 - 0.22 X_2 - 0.24 X_3 - 0.22 X_4 - 0.22 X_5 + 0.24 X_6 + 0.14 X_7 + 0.50 X_8 + 0.22 X_9 - 0.08 X_{10} + 0.53 X_{11}$$

(3)

表3 CIWOA-BP 模型降维前后点蚀缺陷深度、直径、角度预测效果误差对比表
Table 3 Comparison of prediction errors for pitting defect depth, diameter and angle before and after dimensionality reduction of CIWOA-BP model

CIWOA-BP 模型	点蚀缺陷深度预测结果				点蚀缺陷直径预测结果				点蚀缺陷角度预测结果			
	MAPE	MSE	MAE	R^2	MAPE	MSE	MAE	R^2	MAPE	MSE	MAE	R^2
降维前	18%	0.63	0.59	0.89	2.0%	0.09	0.19	0.93	35%	876.50	24.03	0.47
降维后	12%	0.29	0.42	0.92	1.9%	0.05	0.15	0.97	11%	57.23	6.80	0.98

3.4 模型性能对比

为了进一步验证 CIWOA-BP 模型的优越性(表 4), 选择其他 4 种模型进行对比。分析可知, CIWOA-BP 模型的预测性能要优于其他模型。对于点蚀缺陷深度与角度, CIWOA-BP 模型与 WOA-BP 模型差距较小, 但对于点蚀缺陷直径, CIWOA-BP 模

同理, 利用 KPCA 分别进行数据降维, 得到点蚀缺陷直径、角度的累积贡献率与特征值数量的关系(图 6)。可见, 点蚀缺陷直径、角度前 4 项累计贡献率超过 90%, 选取贡献率前 4 的主成分作为预测点蚀缺陷直径、角度的输入量。

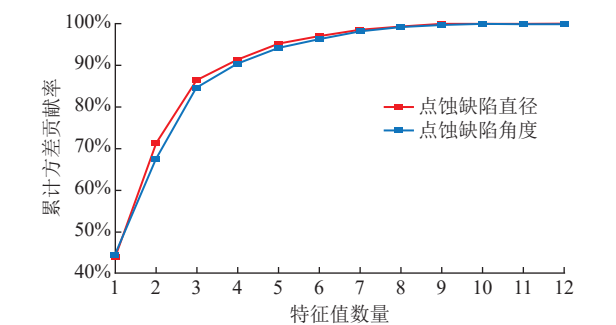


图6 反演参数对点蚀缺陷直径、角度的累计贡献率图
Fig. 6 Cumulative contribution rates of inversion parameters to pitting defect diameter and angle

3.3 降维前后结果对比

根据数据降维结果, 利用 CIWOA-BP 模型分别对点蚀缺陷深度、直径、角度进行预测。利用测试集验证模型精度, 并与无数据降维的情况进行对比(表 3)。相比于降维前, 通过 KPCA 降维后的 CIWOA-BP 模型预测值明显与真实值更加接近, 尤其对于点蚀缺陷角度, 降维后的预测效果远远优于降维前。同时, 降维后 CIWOA-BP 模型平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方误差(Mean Square Error, MSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)的值相比降维前更小, 降维后 CIWOA-BP 模型的绝对系数 R^2 相比降维前更接近于 1。因此, 降维后 CIWOA-BP 模型预测效果更好。

型的精度要远高于 WOA-BP 模型, 该模型的 MAPE、MSE、MAE 值分别降低了 60.00%、81.48% 及 63.41%。传统 BP 模型预测精度要明显低于 CIWOA-BP 模型与 WOA-BP 模型, 其中 RF(Random Forest)模型与 SVM(Support Vector Machine)模型表现更差, 无法准确预测点蚀缺陷尺寸及角度。

表 4 不同模型点蚀缺陷深度、直径、角度预测效果误差对比表
Table 4 Comparison of prediction errors for pitting defect depth, diameter and angle across different models

模型	点蚀缺陷深度预测结果				点蚀缺陷直径预测结果				点蚀缺陷角度预测结果			
	MAPE	MSE	MAE	R ²	MAPE	MSE	MAE	R ²	MAPE	MSE	MAE	R ²
BP	15%	0.430	0.56	0.88	7%	0.62	0.63	0.60	16%	410.82	12.61	0.84
WOA-BP	13%	0.300	0.45	0.92	5%	0.27	0.41	0.82	11%	77.14	7.18	0.97
CIWOA-BP	12%	0.290	0.42	0.92	2%	0.05	0.15	0.97	11%	57.23	6.80	0.98
RF	17%	0.709	0.63	0.73	8%	1.30	0.55	0.21	14%	811.87	17.86	0.33
SVM	23%	0.550	0.60	0.81	9%	1.22	0.70	0.17	16%	559.77	15.75	0.39

4 结论

提出一种基于弱磁检测的埋地管道点蚀缺陷反演方法,通过弱磁检测试验分析了不同点蚀缺陷对弱磁信号特征的影响,选取了 12 个弱磁信号特征参数作为点蚀缺陷反演参数,采用 KPCA 进行数据降维,建立了 CIWOA-BP 模型预测埋地管道点蚀缺陷尺寸及角度,得出以下结论:

1)弱磁检测试验结果表明,当点蚀缺陷直径相同时,随着点蚀深度的增加,轴向磁感应强度峰值逐渐增大。当点蚀缺陷深度相同时,随着点蚀缺陷直径的增加,轴向磁感应强度峰值逐渐减小。同时,点蚀缺陷角度不同也会导致弱磁信号特征发生变化。

2)采用立方混沌映射与自适应惯性权重对 WOA 算法进行改进,相比于 WOA-BP、BP、RF 以及 SVM 模型,CIWOA-BP 模型在点蚀缺陷尺寸和角度都表现出更高的预测精度。

3)新建模型为埋地管道点蚀缺陷反演提供了理论依据,但由于试验条件的限制,未考虑埋地管道外部载荷、介质内压等因素对弱磁信号的影响,将在下一步研究工作中改进。

参考文献:

[1] 梁永图,邱睿,涂仁福,杜渐,廖绮,邵奇. 中国油气管网运行关键技术及展望[J]. 石油科学通报, 2024, 9(2): 213–223. DOI: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.02.016.

LIANG Y T, QIU R, TU R F, DU J, LIAO Q, SHAO Q. Key technologies and prospects for the operation of oil and gas pipeline networks in China[J]. Petroleum Science Bulletin, 2024, 9(2): 213–223.

[2] WAN H X, SONG D D, CAI Y, DU C W. The AC corrosion and SCC mechanism of X80 pipeline steel in near-neutral pH

solution[J]. Engineering Failure Analysis, 2020, 118: 104904. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2020.104904.

[3] WANG S F. Effect of oxygen on CO₂ corrosion of mild steel[D]. Athens: Russ College of Engineering and Technology, 2009.

[4] ZENG Z P, LILLARD R S, CONG H B. Effect of salt concentration on the corrosion behavior of carbon steel in CO₂ environment[J]. Corrosion, 2016, 72(6): 805–823. DOI: 10.5006/1910.

[5] 胡芷逸. 基于超声导波的埋地管道无损检测方法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2021.

HU Z Y. Research on nondestructive testing method of buried pipeline based on ultrasonic guided waves[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2021.

[6] 吴志平,陈振华,戴联双,胡亚博,毕武喜. 油气管道腐蚀检测技术发展现状与思考[J]. 油气储运, 2020, 39(8): 851–860. DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2020.08.002.

WU Z P, CHEN Z H, DAI L S, HU Y B, BI W X. Development status and thinking of oil and gas pipeline corrosion detection technology[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2020, 39(8): 851–860.

[7] 陈有强. 超声检测在工业管道定期检验中的应用[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2023, 43(14): 50–52. DOI: 10.3969/j.issn.1673-4076.2023.14.018.

CHEN Y Q. Application of ultrasonic testing in regular inspection of industrial pipelines[J]. China Petroleum and Chemical Standard and Quality, 2023, 43(14): 50–52.

[8] 李蓉雪. 超声波管道内检测系统数据处理技术的研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2022.

LI R X. Research on data processing technology of ultrasonic pipeline internal inspection system[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2022.

[9] 熊能, 闵韬. 基于 X 射线的金属锅炉内部缺陷检测技术研究[J].

- 中国金属通报, 2023(13): 132–134. DOI: [10.3969/j.issn.1672-1667.2023.13.044](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-1667.2023.13.044).
- XIONG N, MIN T. Research on X-ray based internal defect detection technology for metal boilers[J]. China Metal Bulletin, 2023(13): 132–134.
- [10] 徐昊, 包俊, 黄国勇, 邓为权, 赵成俊. 飞机多层金属铆接结构缺陷检测的新型电涡流探头仿真设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(5): 178–187. DOI: [10.13382/j.jemi.B2307139](https://doi.org/10.13382/j.jemi.B2307139).
- XU H, BAO J, HUANG G Y, DENG W Q, ZHAO C J. Simulation design of a new eddy current probe for defect detection of aircraft multi-layer metal riveting structure[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 178–187.
- [11] 高亚婷, 吴楠, 迟国安, 王安良, 宋成. 管道缺陷漏磁场影响因素仿真分析与研究[J]. 电气防爆, 2024(2): 38–43. DOI: [10.14023/j.cnki.dqfb.2024.02.012](https://doi.org/10.14023/j.cnki.dqfb.2024.02.012).
- GAO Y T, WU N, CHI G A, WANG A L, SONG C. Simulation analysis and research on influencing factors of pipeline defect magnetic leakage field[J]. Electric Explosion Protection, 2024(2): 38–43.
- [12] 李丰芜, 于润桥, 陈靖博, 林玉婷, 刘松源. 风电机组齿轮的弱磁检测技术[J]. 无损检测, 2024, 46(6): 7–11. DOI: [10.11973/wsjs202406002](https://doi.org/10.11973/wsjs202406002).
- LI F Y, YU R Q, CHEN J B, LIN Y T, LIU S Y. Weak magnetic testing technology of wind power gear[J]. Nondestructive Testing, 2024, 46(6): 7–11.
- [13] LIU B, HE L Y, MA Z Y, ZHANG H, SFARRA S, FERNANDES H, et al. Study on internal stress damage detection in long-distance oil and gas pipelines via weak magnetic method[J]. ISA Transactions, 2019, 89: 272–280. DOI: [10.1016/j.isatra.2018.12.009](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2018.12.009).
- [14] 杨晓惠, 蒲海峰, 陈龙, 何长春, 刘艳军. 基于扩展磁荷模型的埋地管道弱磁检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 218–226. DOI: [10.19650/j.cnki.cjsi.J2209175](https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjsi.J2209175).
- YANG X H, PU H F, CHEN L, HE C C, LIU Y J. Weak magnetic detection method on the buried pipeline based on the extended magnetic charge model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 218–226.
- [15] 刘艳军, 洪佳伟, 徐鸿飞, 张帆. 长输埋地管道焊缝气孔缺陷弱磁信号正演模型模拟研究[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(8): 2675–2682. DOI: [10.13637/j.issn.1009-6094.2022.0640](https://doi.org/10.13637/j.issn.1009-6094.2022.0640).
- LIU Y J, HONG J W, XU H F, ZHANG F. Simulation study on forward modeling of the weak magnetic signal of weld porosity defect in long-distance buried pipeline[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(8): 2675–2682.
- [16] 张华斌, 徐鸿飞, 刘艳军. 含腐蚀缺陷管道弱磁信号的正演模型[J]. 腐蚀与防护, 2024, 45(4): 86–91. DOI: [10.11973/fsyfh-202404015](https://doi.org/10.11973/fsyfh-202404015).
- ZHANG H B, XU H F, LIU Y J. A forward modeling of weak magnetic signal in defective pipeline[J]. Corrosion and Protection, 2024, 45(4): 86–91.
- [17] 王松弘泽. 基于金属磁记忆检测技术的管道缺陷尺寸定量反演[D]. 大庆: 东北石油大学, 2022.
- WANG S H Z. Quantitative identification of defects in pipes based on metal magnetic memory method[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2022.
- [18] 李思岐, 俞洋, 党永斌, 陈思雨, 冷建成. 基于改进的支持向量回归机算法的磁记忆定量化缺陷反演[J]. 工程科学学报, 2018, 40(9): 1123–1130. DOI: [10.13374/j.issn2095-9389.2018.09.014](https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2018.09.014).
- LI S Q, YU Y, DANG Y B, CHEN S Y, LENG J C. Metal magnetic memory quantitative inversion of defects based on optimized support vector machine regression[J]. Chinese Journal of Engineering, 2018, 40(9): 1123–1130.
- [19] 崔彩霞. 面向不平衡数据的分类算法研究[D]. 太原: 山西大学, 2022.
- CUI C X. Research on classification algorithms for imbalanced data[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2022.
- [20] 王晓霞, 李雷孝, 林浩. SMOTE 类算法研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(5): 1135–1159. DOI: [10.3778/j.issn.1673-9418.2309079](https://doi.org/10.3778/j.issn.1673-9418.2309079).
- WANG X X, LI L X, LIN H. Survey of research on SMOTE type algorithms[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2024, 18(5): 1135–1159.
- [21] 李文强, 刘颖. 基于灰色关联分析与 PLS-LSSVM 的航材备件需求预测模型[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(7): 54–60.
- LI W Q, LIU Y. The prediction model of airlines spare parts based on grey-relational analysis and PLS-LSSVM[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2021, 51(7): 54–60.
- [22] 李昌元, 刘国栋, 谭博. 基于 PCA 和 KPCA 的高光谱遥感数据降维对比研究[J]. 地理空间信息, 2022, 20(7): 89–93, 103. DOI: [10.3969/j.issn.1672-4623.2022.07.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-4623.2022.07.019).
- LI C Y, LIU G D, TAN B. Comparative study on hyperspectral

- remote sensing data dimensionality reduction based on PCA and KPCA[J]. Geospatial Information, 2022, 20(7): 89–93, 103.
- [23] 王颖超. 鲸鱼优化算法研究与应用进展[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(5): 881–896. DOI: [10.3969/j.issn.1007-130X.2024.05.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-130X.2024.05.014).
- WANG Y C. Research and application of whale optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2024, 46(5): 881–896.
- [24] 张燕. 基于 Cubic 混沌模型的自适应布谷鸟优化算法[J]. 数学的实践与认识, 2018, 48(17): 246–254.
- ZHANG Y. Adaptive cuckoo optimization algorithm based on CUBIC chaotic model[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2018, 48(17): 246–254.
- [25] 杨刚, 王乐, 戴丽珍, 徐芳萍. 自适应权重粒子群优化 LS-SVM 的交通流预测[J]. 控制工程, 2017, 24(9): 1838–1843. DOI: [10.14107/j.cnki.kzgc.d5.0210](https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.d5.0210).
- YANG G, WANG L, DAI L Z, XU F P. Traffic flow prediction based on adaptive particle swarm optimization of least square support vector machine[J]. Control Engineering of China, 2017, 24(9): 1838–1843.
- [26] 任子晖, 王坚. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(2): 227–229, 256. DOI: [10.3969/j.issn.1002-137X.2009.02.054](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-137X.2009.02.054).
- REN Z H, WANG J. New adaptive particle swarm optimization algorithm with dynamically changing inertia weight[J]. Computer Science, 2009, 36(2): 227–229, 256.
- [27] 张志博. 基于 BP 神经网络的柳州市需水量概率区间预测研究[J]. 人民珠江, 2021, 42(9): 91–97. DOI: [10.3969/j.issn.1001-9235.2021.09.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-9235.2021.09.014).
- ZHANG Z B. Prediction research of water demand probability interval in Liuzhou city based on BP neural network[J]. Pearl River, 2021, 42(9): 91–97.
- [28] WAHAIBI A A, GANAT T, RAWAHI N A, ABDALLA M, MOTAIE E. A novel method for accurate pressure drop prediction in horizontal and near horizontal pipes using adaptive neuro fuzzy inference system based model[J]. Journal of Pipeline Science and Engineering, 2024, 4(3): 100182. DOI: [10.1016/j.jpse.2024.100182](https://doi.org/10.1016/j.jpse.2024.100182).
- [29] 江新星, 吴杰, 薛一冰, 彭世亮. 基于 SOM-BP 级联神经网络的电驱离心泵健康状态识别方法[J]. 油气储运, 2025, 44(3): 350–359. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.2025.03.011](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.2025.03.011).
- JIANG X X, WU J, XUE Y B, PENG S L. Health status recognition method of electrically driven centrifugal pump based on cascade-structured SOM-BP neural networks[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2025, 44(3): 350–359.
- [30] 肖述辉, 杜传甲, 王成军. 改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络管道腐蚀速率预测模型[J]. 油气储运, 2024, 43(7): 760–768, 795. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.2024.07.005](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.2024.07.005).
- XIAO S H, DU C J, WANG C J. Pipeline corrosion rate prediction model using BP neural network based on improved sparrow search algorithm[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2024, 43(7): 760–768, 795.
- [31] WOLDESELLASSE H, TESFAMARIAM S. Data augmentation using conditional generative adversarial network (cGAN): Application for prediction of corrosion pit depth and testing using neural network[J]. Journal of Pipeline Science and Engineering, 2023, 3(1): 100091. DOI: [10.1016/j.jpse.2022.100091](https://doi.org/10.1016/j.jpse.2022.100091).
- [32] 武泽权, 牟永敏. 一种改进的鲸鱼优化算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(12): 3618–3621. DOI: [10.19734/j.issn.1001-3695.2019.09.0536](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2019.09.0536).
- WU Z Q, MU Y M. Improved whale optimization algorithm[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(12): 3618–3621.
- (编辑: 曾力波)
-
- 基金项目:**国家自然科学基金资助项目“海底油气管道封堵致振机理及气动减振控制方法研究”, 51575528; 国家管网集团科学技术研究总院分公司科技攻关项目“基于数据驱动的力磁耦合模型”, GWHT20230044324。
- 作者简介:**施宁, 男, 1987 年生, 高级工程师, 2014 年硕士毕业于中国石油大学(北京)油气储运工程专业, 现主要从事管道安全与维护专业方向的研究工作。地址: 天津市经济技术开发区洞庭一街 4 号, 300150。电话: 022-61187799。Email: 564770359@qq.com
- 通信作者:**赵弘, 女, 1974 年生, 教授, 博士生导师, 2003 年博士毕业于西安交通大学机械电子工程专业, 现主要从事机电系统及管道智能机器人设计及控制技术、智能制造 3D 打印技术研究工作。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 102299。电话: 13522390529。Email: hzhao_cn@163.com
- Received: 2024-09-10
 - Revised: 2024-11-05
 - Online: 2025-04-29

