

引文: 骆正山, 陈思思, 高懿琼. 海洋环境下天然气集输管道内腐蚀速率预测[J]. 油气储运, 2025, 44(10): 1140–1148.

LUO Zhengshan, CHEN Sisi, GAO Yiqiong. Internal corrosion rate prediction of natural gas gathering and transportation pipelines in marine environments[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2025, 44(10): 1140–1148.

海洋环境下天然气集输管道内腐蚀速率预测

骆正山 陈思思 高懿琼

西安建筑科技大学管理学院

摘要: 【目的】为了提高天然气集输管道在海洋环境下内腐蚀速率预测的准确性, 评估管道剩余强度, 制定防腐措施, 维护管道的安全运行, 建立了一种基于核主成分分析法(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)、改进猎人猎物算法(Improved Hunt-Prey Optimizer, IHPO)及核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)的腐蚀速率预测模型。【方法】以南海某天然气集输管道内腐蚀数据为例, 首先利用 KPCA 提取腐蚀影响因素特征, 消除冗余数据对预测结果的影响, 确定输入变量; 其次采用 Circle 映射进行种群初始化, 使用柯西变异增强猎人猎物算法(Hunter-Prey Optimization, HPO)的局部开发能力, 通过反向学习提高 HPO 全局搜索能力, 用 IHPO 优化 KELM 的正则化系数 C 与核函数参数 γ ; 最后使用 Matlab 软件对腐蚀速率进行预测, 并对比 KPCA-IHPO-KELM 模型与 KELM、KPCA-KELM、KPCA-HPO-KELM 模型的预测结果。【结果】案例中初始影响因素较多, 使用 KPCA 提取出 3 个主成分, 在保留原始数据主要特征的情况下, 有效消除了冗余数据影响, 降低了预测误差; 通过 IHPO 确定 KELM 模型的最优正则化系数 C 与核函数参数 γ 分别为 3.83、0.01, 此时模型预测效果最佳; 经特征提取与算法改进后的 KPCA-IHPO-KELM 模型的预测结果与实际腐蚀速率更接近, 性能更优, 其均方根误差、平均绝对误差、决定系数 R^2 分别为 0.024 5、0.020 4、0.997 6, 与其他三种模型相比预测精度最高、平均误差最小。【结论】新建的 KPCA-IHPO-KELM 腐蚀速率组合预测模型具有良好的预测性能, 可为后续海洋环境下天然气集输管道的内腐蚀速率预测提供新方法, 从而为海洋环境下天然气集输管道的运维管理与风险预警提供参考。(图 3, 表 6, 参 27)

关键词: 天然气集输管道; 海洋环境; 内腐蚀速率; 核主成分分析; 改进猎人猎物算法; KELM 模型

中图分类号: TE988

文献标识码: A

文章编号: 1000-8241(2025)10-1140-09

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2025.10.006

Internal corrosion rate prediction of natural gas gathering and transportation pipelines in marine environments

LUO Zhengshan, CHEN Sisi, GAO Yiqiong

School of Management, Xi'an University of Architecture and Technology

Abstract: [Objective] To improve the accuracy of internal corrosion rate predictions for natural gas gathering and transportation pipelines in marine environments, evaluate their residual strength, develop anti-corrosion measures, and ensure their safe operation, a corrosion rate prediction model based on Kernel Principal Component Analysis (KPCA), Improved Hunt-Prey Optimizer (IHPO), and Kernel Extreme Learning Machine (KELM) was proposed. [Methods] Using the internal corrosion data from a natural gas gathering and transportation pipeline in the South China Sea, KPCA was first employed to extract features from corrosion-influencing factors, eliminate the impact of redundant data on the prediction results, and determine the input variables. Second, population initialization was performed using Circle mapping. Cauchy mutation was applied to enhance the local development capability of the Hunter-Prey Optimization (HPO) algorithm, while opposition-based learning was utilized to improve its global search capability. The IHPO was then employed to optimize the regularization coefficient (C) and the kernel function parameter (γ) of the KELM. Finally, corrosion rate predictions were made using Matlab, and the results of the KPCA-IHPO-KELM model were compared with those of the KELM, KPCA-KELM, and KPCA-HPO-KELM models. [Results] The results indicated that numerous initial influencing factors were present in the case. A total of three principal components were

extracted using the KPCA algorithm, which effectively eliminated the influence of redundant data while preserving the main features of the original dataset, thus reducing prediction error. The optimal C and γ for the KELM model, determined by IHPO, were 3.83 and 0.01, respectively, at which the model achieved the best prediction performance. After feature extraction and algorithm improvement, the predictions of the KPCA-IHPO-KELM model closely aligned with the actual corrosion rate, demonstrating superior performance. Its root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and determination coefficient (R^2) were 0.0245, 0.0204, and 0.9976, respectively. Compared to the other three models, it achieved the highest prediction accuracy and the lowest mean error. **[Conclusion]** The proposed KPCA-IHPO-KELM combined prediction model for corrosion rate exhibits excellent prediction performance. It offers a new approach for predicting the internal corrosion rate of natural gas gathering and transportation pipelines in marine environments, providing valuable insights for their operation and maintenance management, and risk early-warning systems. (3 Figures, 6 Tables, 27 References)

Key words: natural gas gathering and transportation pipeline, marine environment, internal corrosion rate, Kernel Principal Component Analysis, Improved Hunt-Prey Optimizer, KELM model

随着海洋油气田的勘探与开发, 海洋环境下集输管道的应用越来越广泛, 尤其在特殊条件下, 其具备单相输送管道所不具备的优势^[1]。集输管道中存在气液两相, 可能导致内腐蚀, 进而引发安全事故与经济损失。因此, 准确预测腐蚀速率对集输管道安全与维护至关重要。

国内外众多学者已针对天然气集输管道内的腐蚀问题开展了多方面的研究。葛扬志等^[2]使用 WG-ICDA(Wet Gas Internal Corrosion Direct Assessment)方法评估天然气集输管道中 CO_2 的腐蚀特性, 改进了 NORSOK(Norsk Søkkel Konkurranseseposisjon)模型以提高预测精度, 但该模型仅适用于含 CO_2 的湿气腐蚀。谢飞等^[3]分析了 pH 值及 CO_2 分压对管道内腐蚀的影响。陈铁等^[4]运用 OLGA 软件探讨温度、压力及管道直径等参数对腐蚀的影响, 但因实际管道内环境复杂, 其研究全面性不足。蒋宏业等^[5]将 Nesic 模型作为基础, 加入腐蚀产物膜影响因子, 提出新预测模型, 但仅适用于 CO_2 腐蚀预测。这些传统方法由于其局限性无法满足实际需求, 应用机器学习算法逐渐成为主流方法。1998 年, 李小红等^[6]提出使用 BP 网络预测油气管道与设备的腐蚀情况, 避免了探索各种因素对腐蚀影响规律的复杂过程, 为机器学习算法在管道腐蚀速率预测中的应用奠定了基础。Abbas 等^[7]利用神经网络预测腐蚀速率, 但训练效率低, 效果不佳。骆正山等^[8]将灰色关联分析(Grey Relational Analysis, GRA)与随机森林回归(Random Forest Regression, RFR)相结合, 形成 GRA-RFR 模型, 但 RFR 易过拟合, 需进一步研究特征选择与回归树数量。Li 等^[9]结合 KPCA(Kernel Principal Component Analysis)与 BRANN(Bayesian-Regularized

Artificial Neural Network)技术, 建立数据驱动的海洋集输管道腐蚀退化预测模型, 但预测精度不稳定。郑度奎等^[10]对人工鱼群算法进行自适应改进, 建立 IAFSA-GRNN(Improved Adaptive Fish Swarm Algorithm-Generalized Regression Neural Network)模型用于 X65 钢的内腐蚀速率预测, 但广义回归神经网络在多维输入时存在泛化能力弱的问题。Xu 等^[11]引入分解算法消除冗余噪声, 采用改进粒子群优化算法优化支持向量机进行集输管道内腐蚀速率预测, 但粒子群优化算法对于复杂问题的优化能力有限, 且支持向量机存在计算速度慢、容易过度拟合的问题。赵年峰等^[12]利用人工蜂群算法动态优化 GM(1, N)模型的背景值, 从而建立优化的 GM(1, N)模型预测腐蚀速率, 以提高预测精度, 但在中长期预测上表现不佳。为了进行腐蚀速率预测, 肖荣鸽等^[13]引入 TSO(Tuna Swarm Optimization)算法优化 BPNN(Back Propagation Neural Network)模型, 但其预测效果仍有进一步提高的空间。综上, 现有机器学习预测模型仍旧存在预测精度不足、预测误差不稳定、训练效率低、容易过度拟合等方面的局限性。

在此, 提出一种结合核主成分分析法、改进猎人猎物算法(Improved Hunt-Prey Optimizer, IHPO)与核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)的新方法, 建立 KPCA-IHPO-KELM 模型预测腐蚀速率。采用 KPCA 算法提取主要影响因素成分, 以减少数据冗余与干扰, 降低预测误差; 利用 Circle 映射初始化种群、柯西变异更新猎物位置与反向学习扩展搜索范围对猎人猎物算法(Hunt-Prey Optimizer, HPO)进行改进, 增强算法的局部开发与全局搜索能力; 基于改进的 IHPO 算法寻求 KELM 模型的最优正则化系数 C

与核参数 γ , 提升预测效率与准确性。最后通过南海某天然气集输管道的内腐蚀数据验证该模型的可行性与科学性。

1 理论基础

1.1 KPCA

为了更有效地处理天然气集输管道腐蚀原始数据并去除冗余特征, 采用 KPCA 进行降维, 选择主要特征作为输入, 降低预测模型的计算复杂度, 提高泛化

$$X(k+1) = \begin{cases} X(k) + 0.5 [2 HZP_{\text{pos}} - X(k) + 2(1-H)Z\mu(d) - X(k)], & R_2 < \beta \\ T_{\text{pos}} + HZ\cos(2\pi R_1) [T_{\text{pos}} - X(k)], & R_2 \geq \beta \end{cases} \quad (1)$$

式中: k 为当前迭代次数; $X(k)$ 为猎人或猎物当前位置; $X(k+1)$ 为迭代更新后的位置; H 为平衡参数; Z 为自适应参数; R_1 、 R_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数; β 为调节参数, 取 0.1; P_{pos} 为猎物位置; d 为优化问题中的第 d 个维度; $\mu(d)$ 为当前迭代时刻整个种群在第 d 维空间中的平均位置; T_{pos} 为全局最优位置; $\cos$ 函数根据 R_1 值的变化, 用于在不同半径与角度下, 为下一个猎物寻找全局最优位置。

若 $R_2 < \beta$, 为猎人搜索, 下一位置通过猎人位置更新; 若 $R_2 \geq \beta$, 为猎物搜索, 下一位置通过猎物位置更新^[17]。

1.3 KELM

在极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)的核心理念之上, KELM 通过引入核函数对 ELM 的隐含层特征映射进行优化, 在提升模型预测性能的同时保留了 ELM 的优势^[18]。KELM 无需确定隐藏层节点数, 通过选择合适的正则化系数 C 与核参数 γ 即可计算输出权值^[19]。当 C 取值过高时易引发模型的过拟合现象; 相反, C 取值偏小则会造成模型学习能力不足而产生欠拟合问题; γ 取值决定了输入空间至特征空间的映射过程, 同时会显著改变特征空间本身的拓扑属性与数学特性。

2 IHPO 算法

在使用 HPO 算法的过程中, 算法的表现受到初始种群分布的影响, 同时还可能面临收敛速度缓慢且易陷入局部最优解的问题。因此, 从以下 3 个方面对猎人猎物算法进行改进, 以提高算法稳定性。

能力, 减少过拟合风险, 提升预测精度。KPCA 是在主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)基础上引入核函数, 将低维空间的数据映射到高维空间中, 再使用 PCA 进行降维处理, 通常选取贡献率高于 85% 的主成分^[14-15]。

1.2 猎人猎物算法

HPO 是 2022 年由 Naruei 等提出的智能优化算法, 灵感源自对动物狩猎过程的模拟, 该算法具有快速收敛、强大的寻优能力等优点^[16]。算法中猎人猎物的选择原则如下:

2.1 Circle 映射初始化改进

相比传统随机方法, Circle 映射生成的种群更均匀地分布于解空间, 避免局部最优解, 从而增强全局优化能力^[20]。其计算式如下:

$$\text{num}_{q+1} = \text{mod} \left[\text{num}_q + 0.2 - \frac{0.5}{2\pi} \sin(2\pi \text{num}_q), 1 \right] \quad (2)$$

式中: num_q 为第 q 个混沌序列数; $\text{mod}(a, b)$ 为 a 对 b 的取余运算。

为验证 Circle 映射的性能, 生成 1 000 个序列数值(图 1)。结果显示, 采用 Circle 映射生成的混沌序列数值在 0~1 之间的分布具备良好的遍历性与均匀性。

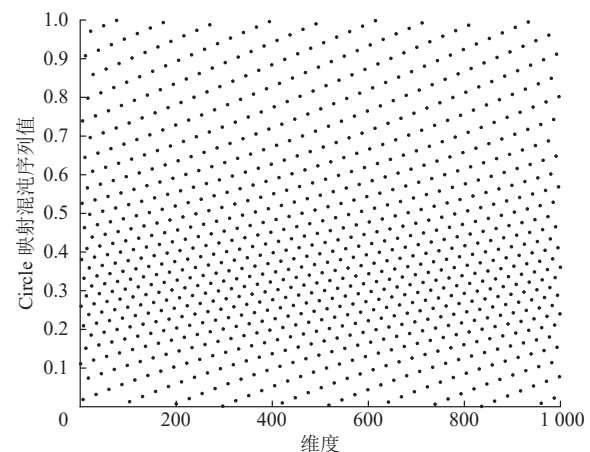


图 1 Circle 映射序列数值分布图

Fig. 1 Distribution of Circle mapping sequence values

2.2 柯西变异改进

引入柯西变异算子改进猎物位置更新公式, 该算子基于柯西分布, 旨在为潜在最优猎物的局部区域引入随机扰动, 增强算法的局部搜索能力。通过适度的随机性, 柯西变异算子帮助猎物更广泛地探索局部空

间,防止陷入局部最优解。这一改进优化了猎物位置更新策略,提升了算法在复杂问题中的局部开发能力,从而增强了群智能优化算法的实际应用效果^[21]。柯西概率密度函数计算式如下:

$$g(y; y_0, \delta) = \frac{1}{\pi \delta \left[1 + \left(\frac{y - y_0}{\delta} \right)^2 \right]} \quad (3)$$

式中: y 为实数; y_0 为位置参数; δ 为随机变量,且 $\delta > 0$ 。

取 $y_0 = 0, \delta = 1$, 此时为标准柯西分布:

$$G(y) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan(y) \quad (4)$$

柯西分布具有更均匀的整体分布特性,平缓的对称轴最大值与较大的拖尾概率使其适合扩展搜索范围。新的猎物位置更新公式如下:

$$X'(k) = X(k) + X(k)G(y) \quad (5)$$

式中: $X'(k)$ 为经过柯西变异改进后的猎物位置。

通过局部扰动,在搜索空间中引入随机性,打破当前解的稳定性,使得算法能够探索新的方向,从而发现更优的解。

2.3 反向学习改进

在 HPO 中,猎物因处于较差位置,躲避猎人时效果不佳。为提高全局搜索能力,利用由式(5)变异后的猎物位置引导种群进行反向学习,从而扩展搜索范围,避免无效时间浪费,确保算法收敛性与改善种群分布^[22]。其更新公式如下:

$$X'(k+1) = u_b + l_b - \text{rand}(0,1)X(k+1) \quad (6)$$

式中: $X'(k+1)$ 为经过反向学习改进后的猎物位置; u_b 、 l_b 分别为当前测试函数的上限、下限; $\text{rand}(0,1)$ 为区间 $[0,1]$ 的随机数。

更新后猎物在躲避猎人时拥有更广阔的移动范围,并具有跳出局部最优的能力。

2.4 收敛性分析

为验证改进后猎人猎物算法的性能,将 IHPO 与 HPO、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)在 Sphere、Schwefel 1.2、Ackley 基准测试函数下进行独立重复测试。为保证公平性,算法种群规模均设置为 30,最大迭代次数设置为 500。其中 Sphere 与 Schwefel 1.2 为单峰函数, Ackley 为多峰函数,单峰函数有且仅有一个全局最优值 0,在全局最优值附近,有多个局部最优值,若算法搜索能力不强,则会收敛到局部最优值,因此单峰函数可用来检测算法的收敛速度与精度^[23-24];多峰函数有多个局部收敛峰值,可用来检测算法的综合寻优能力^[25-26]。对比 4 种算法在不同函数下的适应度值,即最优值、平均值、标准差,其中最优值与平均值用来检验寻优能力,标准差检验稳定性(表 1)。结果显示 IHPO 在所有算法中的寻优值为最低、效果最好,说明改进算法可以提高模型的寻优能力与稳定性。

表 1 4 种算法适应度测试结果对比表
Table 1 Comparison of four algorithm fitting performance test results

算法	适应度最优值			适应度平均值			标准差		
	Sphere	Schwefel 1.2	Ackley	Sphere	Schwefel 1.2	Ackley	Sphere	Schwefel 1.2	Ackley
HPO	1.10×10^{-187}	2.35×10^{-160}	4.44×10^{-16}	5.36×10^{-174}	3.19×10^{-146}	4.44×10^{-16}	0	1.67×10^{-145}	0
GWO	4.89×10^{-29}	1.99×10^{-8}	6.79×10^{-14}	1.97×10^{-27}	4.27×10^{-5}	1.07×10^{-13}	3.81×10^{-27}	1.65×10^{-4}	2.04×10^{-14}
WOA	1.62×10^{-90}	1.39×10^4	4.44×10^{-16}	6.59×10^{-73}	3.61×10^4	4.47×10^{-15}	2.43×10^{-72}	1.23×10^4	2.91×10^{-15}
IHPO	0	0	4.44×10^{-16}	0	0	4.44×10^{-16}	0	0	0

3 模型构建

KPCA-IHPO-KELM 模型用于管道内腐蚀速率预测流程(图 2)如下。

1)数据预处理。设有 n 组腐蚀数据样本 (x_i, y_i) 、 m 个影响因素,其中 i 为 $[1, n]$;影响因素 x_{ij} 为模型输入,其中 j 为 $[1, m]$;腐蚀速率 y_i 为输出。按式(7)处理原始数据:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - x_{j\min}}{x_{j\max} - x_{j\min}} \quad (7)$$

式中: x_{ij}^* 为经数据预处理后的第 i 组数据的第 j 个因素; x_{ij} 为第 i 组数据的第 j 个因素; $x_{j\max}$ 、 $x_{j\min}$ 分别为第 j 个因素的最大值、最小值。

2)KPCA 算法影响因素降维。首先将处理后的原始数据作为 KPCA 的数据空间,再利用径向基函数计算核矩阵 K ,并按式(8)提取累计贡献率超过 85%的前 p 项主成分,将数据从 m 维降至 p 维,其输出结果

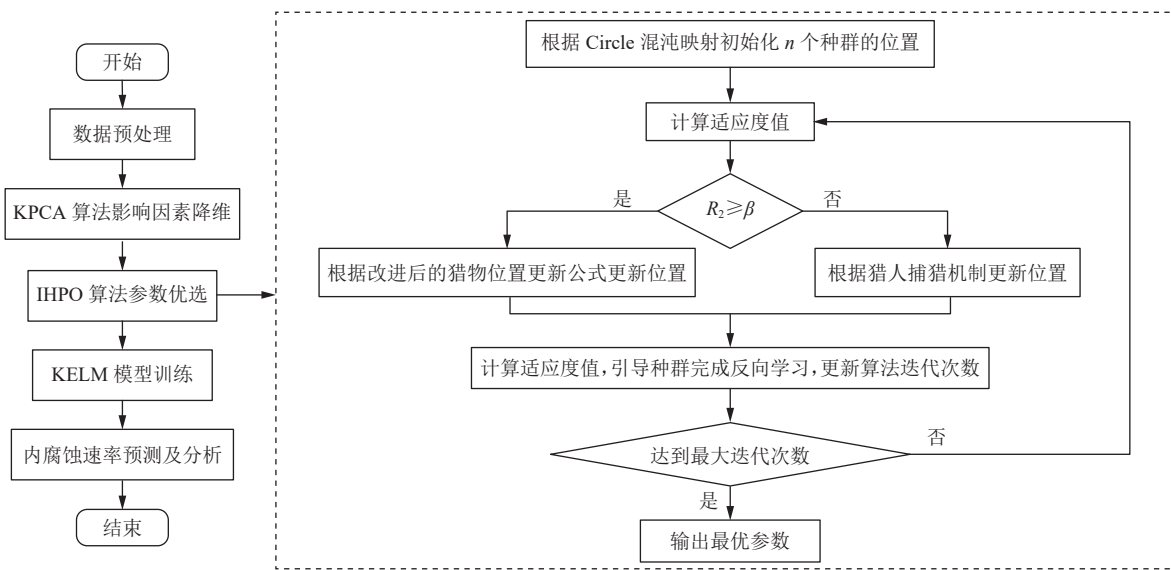


图 2 天然气集输管道内腐蚀速率预测流程图

Fig. 2 Flow chart for predicting the internal corrosion rate of natural gas gathering and transportation pipelines

为 $X^* = \{x_{ic}^* | i = 1, 2, \dots, n; c = 1, 2, \dots, p\}$, 且 $p \leq m$ 。再将 KPCA 处理后的数据归一化, 并随机划分训练集与测试集。

$$\nu \varphi(x_i) = \sum_{i=1}^n w_i \varphi(x_i) \varphi(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(x_i, x) \quad (8)$$

式中: ν 为新样本的特征向量; $\varphi(x)$ 为输入空间样本的非线性映射结果; $\varphi(x_i)$ 为训练集第 i 个样本通过非线性映射函数转换后的高维特征向量; x 为任意样本映射到同特征空间的向量; w_i 为 $\varphi(x_i)$ 的权值; $K(x_i, x)$ 为核矩阵。

3) IHPO 算法参数优选。先进行初始化, 设置 IHPO 的种群数量、最大迭代次数等参数, 按式(2)使用 Circle 映射优化初始种群, 计算初始位置适应度值, 并记录最优位置, 开始算法迭代。然后, 根据 R_2 与 β 的大小判断是猎人还是猎物搜索, 若为猎人, 按式(1)进行猎人的位置更新; 若为猎物, 则根据式(1)与引入柯西变异后的式(5)对猎物的位置进行更新, 计算适应度值, 并记录最优位置。再根据式(6)由当前迭代次数的

全局最优解引导种群完成动态反向学习, 计算适应度值, 更新算法迭代次数, 并与上一代最优位置进行对比, 若优于上一代, 则更新当前最优值。检查是否已经达到最大迭代次数, 如果尚未达到设定的迭代上限, 则继续进行迭代与优化; 如果已经达到, 则直接输出最优解。

4) KELM 模型训练。将最优解作为最优正则化系数与核参数, 代入 KELM 模型对训练数据进行系统全面学习。

5) 内腐蚀速率预测及分析。采用 KPCA-IHPO-KELM 模型对测试数据集进行预测, 并分析预测结果。

4 模型验证

4.1 数据准备

中国南海某天然气集输管道长 5.5 km, 于 2009 年 6 月运行, 设计寿命 20 年。该管道不同条件下的腐蚀速率由专业机构确定^[27], 选取 60 个位置点数据进行研究(表 2)。

表 2 某天然气集输管道内腐蚀数据表

Table 2 Internal corrosion data of the natural gas gathering and transportation pipeline

位置序号	温度/℃	持液率	压力/ kPa	CO ₂ 分压/ kPa	流体流速/ (m·s ⁻¹)	pH 值	壁面剪应力/Pa		腐蚀速率/ (mm·a ⁻¹)
							液相	气相	
1	64.67	0.67	1 812.28	181.23	0.62	4.96	22.52	0.080	2.73
2	64.67	0.67	1 812.28	181.23	0.62	4.96	12.30	0.040	2.73
3	64.51	0.74	2 277.03	227.70	0.80	4.89	1.84	0	2.73
4	64.02	0.57	2 520.57	252.06	0.76	4.87	1.60	0.002	2.86
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
60	38.42	0.82	2 189.61	218.96	0.59	4.96	1.00	0.050	3.11

4.2 特征提取

根据 KPCA 计算步骤, 采用 Matlab2023b 软件对各影响因素进行主成分提取; 选择 rbf 函数作为核函数, 计算主成分特征值及累计贡献率(图 3)。可见, 前 3 项成分的累计贡献率已超过 85%, 故将前 3 个成分作为影响腐蚀的关键指标, 用以预测天然气集输管道的内腐蚀速率。由 KPCA 处理中主成分特征向量矩阵(表 3)可见, 主成分 1、主成分 2、主成分 3 分别与 CO₂ 分压、温度、pH 值相关性较大, 这分别体现了腐蚀性气体、运行方式以及水相溶液对管道腐蚀的作用。经 KPCA 处理后, 可得到降维后的天然气集输管道内腐蚀数据(表 4)。

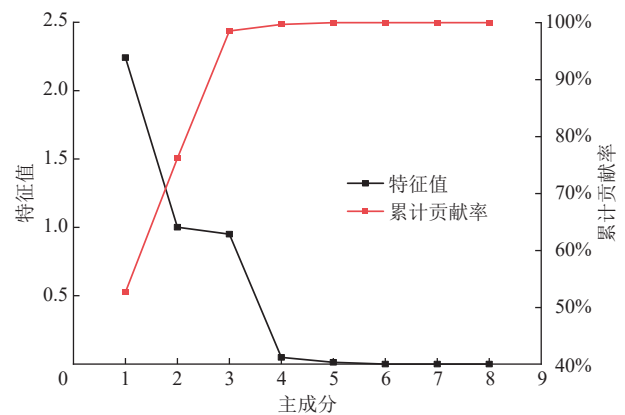


图 3 某天然气集输管道内腐蚀数据主成分碎石图
Fig. 3 Scree plot of principal components for the internal corrosion data of the natural gas gathering and transportation pipeline

表 3 某天然气集输管道内腐蚀数据主成分特征向量矩阵表
Table 3 Eigenvector matrix of principal components for the internal corrosion data of the natural gas gathering and transportation pipeline

成分序号	温度/℃	持液率	压力/kPa	CO ₂ 分压/kPa	流体流速/(m·s ⁻¹)	pH 值	壁面剪应力/Pa	
							液相	气相
成分 1	0.281 90	-0.273 07	0.529 49	0.729 81	-0.273 22	-0.263 61	-0.257 56	-0.273 42
成分 2	-0.890 12	0.072 58	0.404 04	0.307 40	0.075 52	0.081 32	0.028 66	0.017 23
成分 3	0.218 15	0.126 51	0.325 17	0.528 28	0.199 77	-0.8882 4	-0.010 47	-0.122 79

表 4 降维后的某天然气集输管道内腐蚀数据表
Table 4 Internal corrosion data of the natural gas gathering and transportation pipeline after dimensionality reduction

位置序号	降维结果		
	主成分 1	主成分 2	主成分 3
1	-0.049 6	-0.017 8	0.005 4
2	-0.049 6	-0.017 8	0.005 4
3	0.447 4	0.082 6	0.120 7
4	0.572 7	0.102 4	0.135 7
...	...	...	...
60	-0.049 6	-0.017 8	0.005 4

4.3 模型训练与结果分析

对建立的 KPCA-IHPO-KELM 模型进行训练, 将通过 KPCA 方法提取出的 3 个主成分作为模型的输入集, 对应预测的天然气集输管道内腐蚀速率作为输出; 同时, 从降维后的数据集中随机选取 50 组作为训

练集, 剩余的 10 组作为测试集。
训练过程中 IHPO 算法的初始参数设置如下: 随机设置种群数量 pop=30、最大迭代次数 $T_{\max}$ =100、搜索参权范围的上界 l_b =[1e⁻², 1e⁻²]、下界 u_b =[10, 10], 待寻优的参数有两项, 设置 dim=2。通过 100 次迭代优化运行, 自动寻找 KELM 模型最优的正则化系数 C 与核参数 γ , 得出的最优参数分别为 3.83、0.01, 并将最优参数代入 KELM 模型中进行腐蚀速率预测。
为了验证所建立模型的有效性, 选择 KELM 模型、KPCA-KELM 模型及 KPCA-HPO-KELM 模型作为对比模型, 对天然气集输管道内腐蚀速率进行预测(表 5)。为保证公平性, HPO 算法参数设置与 IHPO 相同, HPO 寻优得到的最优参数分别为 1.00、0.03。

表 5 不同内腐蚀速率预测模型预测结果及相对误差表
Table 5 Prediction results and relative errors of different internal corrosion rate prediction models

测试样本	腐蚀速率 实际值/ (mm·a ⁻¹)	腐蚀速率预测值/(mm·a ⁻¹)				相对误差			
		KELM	KPCA-KELM	KPCA-HPO-KELM	KPCA-IHPO-KELM	KELM	KPCA-KELM	KPCA-HPO-KELM	KPCA-IHPO-KELM
1	2.73	2.855 0	2.853 6	2.792 5	2.755 9	4.578 8%	4.527 5%	2.289 4%	0.947 1%
2	2.80	2.919 2	2.904 8	2.850 5	2.798 2	4.258 5%	3.743 7%	1.803 4%	0.064 2%
3	2.79	2.847 3	2.849 9	2.824 7	2.805 0	2.055 0%	2.146 3%	1.242 2%	0.538 3%

表 5 (续)

测试样本	腐蚀速率 实际值/ (mm·a ⁻¹)	腐蚀速率预测值/(mm·a ⁻¹)				相对误差			
		KELM	KPCA- KELM	KPCA-HPO- KELM	KPCA-IHPO- KELM	KELM	KPCA- KELM	KPCA-HPO- KELM	KPCA-IHPO- KELM
4	2.79	2.884 3	2.919 0	2.865 9	2.806 3	3.381 1%	4.623 0%	2.720 9%	0.583 8%
5	3.11	2.855 0	2.972 7	3.018 1	3.071 1	8.199 3%	4.413 8%	2.954 6%	1.251 9%
6	2.64	2.782 7	2.782 7	2.735 5	2.685 5	5.406 7%	5.406 7%	3.618 7%	1.722 3%
7	2.70	2.768 9	2.768 9	2.727 1	2.722 9	2.551 8%	2.551 8%	1.002 1%	0.849 2%
8	2.84	2.876 0	2.902 5	2.856 1	2.847 0	1.268 7%	2.201 4%	0.566 8%	0.245 7%
9	2.86	2.769 4	2.769 4	2.830 2	2.855 2	3.166 9%	3.168 8%	1.041 0%	0.168 5%
10	2.79	2.845 9	2.849 4	2.841 0	2.815 8	2.004 2%	2.130 2%	1.826 9%	0.925 8%

与其他 3 种模型相比, KPCA-IHPO-KELM 模型的预测结果与实际值更接近, 其预测的最大误差为 1.722 3%, 而最小误差仅为 0.064 2%。可见, KPCA-IHPO-KELM 模型预测效果最好。

使用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、决定系数 R^2 这 3 种性能指标进一步测试 KPCA-IHPO-KELM 模型性能的准确性(表 6)。可见, 与 KELM、KPCA-KELM、KPCA-HPO-KELM 模型相比, KPCA-IHPO-KELM 模型预测结果的 RMSE 分别降低 9.58%、7.85%、3.5%, MAE 分别降低 8.41%、7.75%、3.31%, 决定系数 R^2 分别提高 71.14%、31.78%、4.64%。因此, 在天然气集输管道内腐蚀速率预测方面, KPCA-IHPO-KELM 组合模型的性能优于其他 3 种模型, 从而也验证了特征提取与算法改进对模型预测性能的提升。

表 6 不同内腐蚀速率预测模型预测结果性能指标值表
Table 6 Performance indicator values for the prediction results of different internal corrosion rate prediction models

预测模型	RMSE	MAE	R^2
KELM	0.120 3	0.104 5	0.286 1
KPCA-KELM	0.103 0	0.097 9	0.679 7
KPCA-HPO-KELM	0.059 6	0.053 5	0.951 2
KPCA-IHPO-KELM	0.024 5	0.020 4	0.997 6

5 结论

通过对 KPCA-IHPO-KELM 组合模型研究, 采用特征提取方法与算法改进策略提升海洋环境下天然气集输管道内腐蚀速率的预测精度, 且经过实例验证。

1) 针对冗余输入指标影响模型预测效果问题, 采用 KPCA 算法进行特征提取, 能有效捕获原始数据集

的主要特征, 保证预测准确性。

2) 通过 IHPO 算法对 KELM 模型的正则化系数 C 、核参数 γ 进行寻优, 与 KPCA-HPO-KELM 模型对比发现, 采用 Circle 映射、柯西变异及反向学习改进 HPO 算法, 并将改进后的 IHPO 算法应用于优化核极限学习机模型, 其准确性更高、预测效果更好。

3) 与 KELM、KPCA-KELM、KPCA-HPO-KELM 模相比, 新建立的 KPCA-IHPO-KELM 模型预测精度更高, 可为后续海洋环境下天然气集输管道风险评估提供参考。在工程实践中, 管道腐蚀常呈现多因素耦合作用, 鉴于此, 后续研究可建立管道腐蚀标准化数据库, 基于大样本量数据集提升模型泛化能力。

参考文献:

[1] 李风, 王亭沂, 郭志永, 冷传基, 郑召斌. 集输管道内腐蚀检测与评价技术[J]. 化工设计通讯, 2019, 45(8): 124–125. DOI: 10.3969/j.issn.1003-6490.2019.08.084.

LI F, WANG T Y, GUO Z Y, LENG C J, ZHENG Z B. Corrosion detection and evaluation technology in gathering pipeline[J]. Chemical Engineering Design Communications, 2019, 45(8): 124–125.

[2] 葛扬志, 韩国进, 边江, 曹学文. 基于 WG-ICDA 的管道 CO₂ 腐蚀预测模型改进[J]. 石油地质与工程, 2018, 32(3): 114–117. DOI: 10.3969/j.issn.1673-8217.2018.03.030.

GE Y Z, HAN G J, BIAN J, CAO X W. Improvement of pipeline CO₂ corrosion prediction model based on WG-ICDA[J]. Petroleum Geology and Engineering, 2018, 32(3): 114–117.

[3] 谢飞, 李佳航, 王新强, 马成, 苏禹铭, 孙小晴. 天然气管道 CO₂ 腐蚀机理及预测模型研究进展[J]. 天然气工业, 2021, 41(10): 109–118. DOI: 10.3787/j.issn.1000-0976.2021.10.012.

XIE F, LI J H, WANG X Q, MA C, SU Y M, SUN X Q. Research

- progress on CO₂ corrosion mechanism and prediction model of natural gas pipelines[J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(10): 109–118.
- [4] 陈铁, 刘冬军, 洪广福, 闫江涛, 马伯泉, 卢奇, 等. 长庆油田原油输送管道内腐蚀预测分析[J]. 当代化工, 2021, 50(3): 740–743. DOI: [10.3969/j.issn.1671-0460.2021.03.056](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-0460.2021.03.056).
- CHEN T, LIU D J, HONG G F, YAN J T, MA B Q, LU Q, et al. Prediction and analysis of internal corrosion of crude oil pipeline in Changqing Oilfield[J]. Contemporary Chemical Industry, 2021, 50(3): 740–743.
- [5] 蒋宏业, 刘映雪, 何莎, 骆吉庆, 徐涛龙. 集输管道 CO₂ 腐蚀预测机理模型研究[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2023, 45(2): 178–188. DOI: [10.11885/j.issn.1674-5086.2020.11.20.01](https://doi.org/10.11885/j.issn.1674-5086.2020.11.20.01).
- JIANG H Y, LIU Y X, HE S, LUO J Q, XU T L. A study on mechanistic prediction model of gathering pipelines in CO₂ environment[J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 2023, 45(2): 178–188.
- [6] 李小红, 华寅初. 用人工神经网络预测评判油气田设备的腐蚀[J]. 油气储运, 1998, 17(8): 30–33. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.1998.08.012](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.1998.08.012).
- LI X H, HUA Y C. Prediction and judgement to the corrosion of the equipment in oil & gas field with artificial nerve net[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 1998, 17(8): 30–33.
- [7] ABBAS M H, NORMAN R, CHARLES A. Neural network modelling of high pressure CO₂ corrosion in pipeline steels[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2018, 119: 36–45. DOI: [10.1016/j.psep.2018.07.006](https://doi.org/10.1016/j.psep.2018.07.006).
- [8] 骆正山, 宋莹莹, 毕傲睿. 基于 GRA-RFR 的油气集输管道内腐蚀速率预测[J]. 材料保护, 2020, 53(3): 95–100. DOI: [10.16577/j.cnki.42-1215/tb.2020.03.017](https://doi.org/10.16577/j.cnki.42-1215/tb.2020.03.017).
- LUO Z S, SONG Y Y, BI A R. Prediction model of internal corrosion rate in oil and gas gathering pipelines based on GRA-RFR[J]. Materials Protection, 2020, 53(3): 95–100.
- [9] LI X H, JIA R C, ZHANG R R, YANG S Y, CHEN G M. A KPCA-BRANN based data-driven approach to model corrosion degradation of subsea oil pipelines[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 219: 108231. DOI: [10.1016/j.ress.2021.108231](https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108231).
- [10] 郑度奎, 程远鹏, 李昊燃, 何天隆. IAFSA-GRNN 在油田集输管道 CO₂ 腐蚀速率预测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(1): 110–117. DOI: [10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2022.01.015](https://doi.org/10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2022.01.015).
- ZHENG D K, CHENG Y P, LI H R, HE T L. Application of IAFSA-GRNN in CO₂ corrosion rate prediction of oil gathering and transportation pipelines[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(1): 110–117.
- [11] XU L, YU J, ZHU Z Y, MAN J F, YU P F, LI C J, et al. Research and application for corrosion rate prediction of natural gas pipelines based on a novel hybrid machine learning approach[J]. Coatings, 2023, 13(5): 856. DOI: [10.3390/coatings13050856](https://doi.org/10.3390/coatings13050856).
- [12] 赵年峰, 夏艳权, 崔凯强, 孔淑颖, 解静, 梁晶晶. 基于优化 GM(1, N) 模型的油气管道腐蚀速率预测[J]. 焊管, 2023, 46(8): 38–44. DOI: [10.19291/j.cnki.1001-3938.2023.08.006](https://doi.org/10.19291/j.cnki.1001-3938.2023.08.006).
- ZHAO N F, XIA Y Q, CUI K Q, KONG S Y, XIE J, LIANG C J. Corrosion rate prediction of oil and gas pipeline based on optimized GM(1, N) model[J]. Welded Pipe and Tube, 2023, 46(8): 38–44.
- [13] 肖荣鸽, 刘国庆, 刘博, 魏王颖, 庄琦, 靳帅帅. 基于 PCA-TSO-BPNN 模型的海底管道内腐蚀速率预测研究[J]. 热加工工艺, 2025, 54(4): 82–88. DOI: [10.14158/j.cnki.1001-3814.20230484](https://doi.org/10.14158/j.cnki.1001-3814.20230484).
- XIAO R G, LIU G Q, LIU B, WEI W Y, ZHUANG Q, JIN S S. Study on prediction of internal corrosion rate of submarine pipelines based on PCA-TSO-BPNN model[J]. Hot Working Technology, 2025, 54(4): 82–88.
- [14] 李易安, 骆正山. 基于 KPCA-ICS-ELM 算法的埋地管线土壤腐蚀深度预测[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(12): 100–105. DOI: [10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2020.12.014](https://doi.org/10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2020.12.014).
- LI Y A, LUO Z S. Soil corrosion depth prediction of buried pipelines based on KPCA-ICS-ELM algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(12): 100–105.
- [15] 陈巧军, 余浩, 李艳昌, 谭依佳, 李奕. 基于 KPCA-LSSVM 的回采工作面瓦斯涌出量的预测[J]. 中国安全生产科学技术, 2024, 20(4): 78–84. DOI: [10.11731/j.issn.1673-193x.2024.04.011](https://doi.org/10.11731/j.issn.1673-193x.2024.04.011).
- CHEN Q J, YU H, LI Y C, TAN Y J, LI Y. Prediction of gas emission quantity in mining face based on KPCA-LSSVM[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2024, 20(4): 78–84.
- [16] 杨乐, 张达敏, 何庆, 邓佳欣, 左锋琴. 改进猎人猎物优化算法在 WSN 覆盖中的应用[J]. 计算机应用, 2024, 44(8): 2506–2513. DOI: [10.11772/j.issn.1001-9081.2023081208](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2023081208).
- YANG L, ZHANG D M, HE Q, DENG J X, ZUO F Q. Application of improved hunter-prey optimization algorithm in WSN coverage[J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(8): 2506–2513.

- [17] HAN N, LI G F, REN L. Application of improved HPO optimized VMD and GRU method in Tool wear state recognition[J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering: 1–9[2024-08-03]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.2023.0357>.
- [18] 江兵, 李响, 巢一帆, 余子煜, 陶锴. 基于 KPCA-CGSSA-KELM 的变压器故障识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(5): 139–147. DOI: [10.13382/j.jemi.B2307027](https://doi.org/10.13382/j.jemi.B2307027).
- JIANG B, LI X, CHAO Y F, YU Z Y, TAO K. Transformer fault recognition method based on KPCA-CGSSA-KELM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 139–147.
- [19] 王浩, 王艳, 纪志成. 基于 SAIGM-KELM 的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(18): 78–87. DOI: [10.19783/j.cnki.pspc.191347](https://doi.org/10.19783/j.cnki.pspc.191347).
- WANG H, WANG Y, JI Z C. Short-term wind power forecasting based on SAIGM-KELM[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(18): 78–87.
- [20] 徐福强, 邹德旋, 李灿, 罗鸿赞, 章猛. 引入 Circle 映射和正弦余弦因子的改进粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(17): 80–90. DOI: [10.3778/j.issn.1002-8331.2211-0290](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.2211-0290).
- XU F Q, ZOU D X, LI C, LUO H Y, ZHANG M. Improved particle swarm optimization algorithm with circle mapping and sine cosine factor[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(17): 80–90.
- [21] 王栋桥, 张达敏, 樊英, 徐航, 王依柔. 基于改进型柯西变异灰狼优化算法训练的多层感知器[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(6): 1131–1140. DOI: [10.3969/j.issn.1007-130X.2021.06.024](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-130X.2021.06.024).
- WANG L Q, ZHANG D M, FAN Y, XU H, WANG Y R. Multilayer perceptron training based on a Cauchy variant grey wolf optimizer algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2021, 43(6): 1131–1140.
- [22] 李书杭, 童楠, 符强. 改进型麻雀搜索算法[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(12): 205–210. DOI: [10.15888/j.cnki.csa.009307](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.009307).
- LI S H, TONG N, FU Q. Improved sparrow search algorithm[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(12): 205–210.
- [23] 付华, 刘昊. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 87–96. DOI: [10.13195/j.kzyjc.2021.0582](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0582).
- FU H, LIU H. Improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration and its application[J]. Control and Decision, 2022, 37(1): 87–96.
- [24] 李江华, 王鹏晖, 李伟. 一种混合多策略改进的麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(2): 303–315. DOI: [10.3969/j.issn.1007-130X.2024.02.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-130X.2024.02.013).
- LI H J, WANG P H, LI W. A hybrid multi-strategy improved sparrow search algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2024, 46(2): 303–315.
- [25] 高晨峰, 陈家清, 石默涵. 融合黄金正弦和曲线自适应的多策略麻雀搜索算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(2): 491–499. DOI: [10.19734/j.issn.1001-3695.2021.06.0217](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2021.06.0217).
- GAO C F, CHEN J Q, SHI M H. Multi-strategy sparrow search algorithm integrating golden sine and curve adaptive[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(2): 491–499.
- [26] 尹德鑫, 张达敏, 蔡朋宸, 秦维娜. 改进的麻雀搜索优化算法及其应用[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(10): 1844–1851. DOI: [10.3969/j.issn.1007-130X.2022.10.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-130X.2022.10.016).
- YIN D X, ZHANG D M, CAI P C, QIN W N. An improved sparrow search optimization algorithm and its application[J]. Computer Engineering and Science, 2022, 44(10): 1844–1851.
- [27] PENG S B, ZHANG Z, LIU E B, LIU W, QIAO W B. A new hybrid algorithm model for prediction of internal corrosion rate of multiphase pipeline[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2021, 85: 103716. DOI: [10.1016/J.JNGSE.2020.103716](https://doi.org/10.1016/J.JNGSE.2020.103716).
- (编辑: 曾力波)
-
- 基金项目:**国家自然科学基金资助项目“在役海底油气输送管道风险评估与管理研究”, 41877527。
- 作者简介:**骆正山, 男, 1969 年生, 教授, 2009 年博士毕业于西安建筑科技大学系统工程专业, 现主要从事管理科学与工程、信息管理与信息系统、油气管道风险评估等方向的研究工作。地址: 陕西省西安市碑林区雁塔路中段 13 号, 710055。电话: 18591980812。Email: luozhengshan@163.com
- Received: 2024-12-28
 - Revised: 2025-01-23
 - Online: 2025-05-13

