

# 机理与数据融合驱动的原油集输管道腐蚀失效预测

王志华<sup>1</sup> 洪家骏<sup>1</sup> 张宏奇<sup>2</sup>

1. 东北石油大学提高油气采收率教育部重点实验室; 2. 中国石油大庆油田有限责任公司第二采油厂

**摘要:** 随着油田深度开发及多元化采油方式的推广应用,地面集输系统腐蚀环境日趋复杂,原油集输管道受腐蚀危害引发的问题日益突出。通过对原油集输系统中掺水管道腐蚀失效数值的模拟计算,考虑原油集输管道冲刷腐蚀与电化学腐蚀之间存在的协同影响机制,以11组管道特征参数为腐蚀失效特征对象,以冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率、综合腐蚀速率为预测指标,构建腐蚀机理与特征数据融合的原油集输管道腐蚀失效数据集,并基于Kohonen算法和MEA算法优化的BP神经网络,分别建立机理与数据融合驱动的原油集输管道冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率及综合腐蚀速率预测模型,与多种预测模型进行对比分析。结果表明:优化后的Kohonen聚类算法以管道规格与敷设方式为潜在主导特征,划分具有不同失效管道特征的四类腐蚀失效层级,由机理与数据融合驱动的Kohonen-MEA-BP模型在原油集输管道冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率及综合腐蚀速率预测中均具有最优预测性能,定量评价指标MSE分别为0.001 2、 $4.8 \times 10^{-6}$ 、0.000 3,预测误差均在10%以内。同时,通过模型揭示了不同腐蚀失效层级对应的腐蚀速率变化规律,表征了原油集输管道的腐蚀失效耦合机制以冲刷腐蚀为主导,为油田原油集输系统的数智化建设和完整性管理提供了有益参考。

**关键词:** 原油集输管道; 神经网络; 机理融合; 腐蚀速率; 层级划分

中图分类号: TE988

文献标志码: A

文章编号: 2097-5260(2025)01-0002-12

## Corrosion failure prediction of crude oil gathering and transportation pipelines driven by mechanism and data

WANG Zhihua<sup>1</sup> HONG Jiajun<sup>1</sup> ZHANG Hongqi<sup>2</sup>

1. Key Laboratory for Enhanced Oil & Gas Recovery of the Ministry of Education, Northeast Petroleum University;

2. Oil Recovery Plant No. 2, PetroChina Daqing Oilfield Company Limited

**Abstract:** With the deepening development of oilfields and the application of diversified oil extraction methods, the corrosion environment of the surface gathering and transportation system becomes increasingly complex, causing frequent leakage accidents due to corrosion damage to crude oil gathering and transportation pipelines. In this study, by establishing numerical simulation calculations of corrosion failure in water-injection pipelines within the crude oil gathering and transportation system, considering the synergistic influence mechanism between erosion-corrosion and electrochemical corrosion, using 11 pipeline characteristic parameters as corrosion failure features, and erosion-corrosion rate, electrochemical corrosion rate, and comprehensive corrosion rate as prediction indicators, a dataset integrating corrosion mechanisms and characteristic data for crude oil gathering and transportation pipelines was constructed. Using the BP neural network optimized by Kohonen and MEA algorithms, prediction models driven by mechanism and data fusion for erosion-corrosion rate, electrochemical corrosion rate, and comprehensive corrosion rate of crude oil gathering and transportation pipelines were established and compared against various prediction models. The result shows that the optimized Kohonen clustering algorithm, taking pipeline specifications and

收稿日期: 2025-01-04

基金项目: 国家自然科学基金项目“剪切流场中相间乳化与起泡耦合作用下界/表面膜形成与稳定的影响机制研究”(52174060); 黑龙江省“双一流”学科协同创新成果重点项目“非常规储层CO<sub>2</sub>增产技术研究与应” (LJGXCG2024-F02)。

作者简介: 王志华, 男, 1981年生, 教授, 2014年博士毕业于东北石油大学石油与天然气工程专业, 现主要从事油气集输工艺理论与技术及采出液处理等方面的科研和教学工作。地址: 黑龙江省大庆市高新技术开发区学府街99号, 邮编163318。电话: 0459-6503102。Email: zhihua\_wang@nepu.edu.cn

laying methods as potential dominant features, divides the corrosion failure into four levels according to different pipeline characteristics. The Kohonen-MEA-BP model driven by mechanism and data performs best in predicting the erosion-corrosion rate, electrochemical corrosion rate, and comprehensive corrosion rate of crude oil gathering and transportation pipelines, with quantitative evaluation indicators MSE of 0.001 2,  $4.8 \times 10^{-6}$ , and 0.000 3, respectively. Besides, the model reveals the variation patterns of erosion-corrosion rate and comprehensive corrosion rate corresponding to different corrosion failure levels, indicating that the corrosion failure coupling mechanism of water-injected pipelines is dominated by erosion-corrosion. This study provides a reference for the integrity management of crude oil gathering and transportation pipelines under the development of digital construction.

**Keywords:** crude oil gathering and transportation pipelines; neural network; mechanism fusion; corrosion rate; level division

原油集输管道作为油田地面集输系统的重要组成部分,其运行状态对油田安全生产、原油储存运输,乃至下游能源供应均有重要影响<sup>[1]</sup>。随着油田深度开发及多元化采油方式的推广应用,油藏注入的多元化学组分伴随采出液陆续返出,使得包括掺水管道在内的原油集输管道系统在不同程度上含有腐蚀性化学组分,造成原油集输管道受腐蚀危害而引发的问题不断暴露。以我国东部主要油田的原油集输系统为例,其单井掺水管道失效率达0.255次/(km·a),且整体失效程度随着运行年限的增加而增大<sup>[2]</sup>。因此,与原油集输管道完整性管理相关的腐蚀失效预测成为热点课题<sup>[3]</sup>。目前,针对原油集输管道腐蚀失效规律已开展大量数值模拟研究,管道内存在冲刷腐蚀<sup>[4]</sup>、化学腐蚀<sup>[5]</sup>、电化学腐蚀<sup>[6]</sup>等多种类型腐蚀,并建立了多种腐蚀类型诱发机制,总结了多元化学组分、腐蚀环境、管道规格等因素对腐蚀速率影响的规律<sup>[7]</sup>。同时,力学、电化学等物理场耦合理论不断优化改进,明确了原油集输管道相邻腐蚀缺陷之间存在的多种应力作用,从而揭示了缺陷间距<sup>[8]</sup>、失效点位<sup>[8]</sup>、分布形式<sup>[9-10]</sup>、几何形态<sup>[11]</sup>等缺陷特性对管道腐蚀速率的影响。尽管关于原油集输管道中多种腐蚀失效机理与影响规律分析已得到普遍认同,但其相关模拟结果也仅针对特定原油集输管道工况,未能考虑腐蚀环境、管输介质变化而形成对腐蚀速率的定量表征。

鉴于此,回归分析<sup>[12]</sup>、支持向量机<sup>[13]</sup>和神经网络<sup>[14]</sup>等数据挖掘算法不断应用于腐蚀速率定量预测。其中,考虑原油集输管道内存在大量化学组分、腐蚀环境、管道规格等特征数据,将数据降维

算法与数据挖掘算法相结合,能够有效避免大量特征数据之间的相关程度对腐蚀速率预测产生的干扰<sup>[15]</sup>。同时,针对原油集输管道腐蚀预测模型易陷入局部最优解的局限,通过引入粒子群算法<sup>[16]</sup>、遗传算法<sup>[17]</sup>优化神经网络初始权值矩阵与偏置矩阵,大幅度提高了预测模型的全局寻优能力。虽然结合数据挖掘算法的原油集输管道腐蚀速率预测技术在不断发展,但这些神经网络训练过程仅由原油集输管道相关数据驱动,其腐蚀速率预测结果难以与冲刷腐蚀、化学腐蚀、电化学腐蚀机理相结合,对机理与数据融合驱动下的原油集输管道腐蚀失效预测模型构建尚有不足。为此,本文将原油集输管道腐蚀机理与特征数据相融合,通过Kohonen算法和MEA算法优化BP神经网络,构建腐蚀失效预测模型,定量揭示不同腐蚀失效层级时的腐蚀速率变化规律,以期在油田数智化建设形势下,为原油集输系统的完整性管理提供有益参考。

## 1 “机理-数据”融合的原油集输管道腐蚀失效数据集建立

### 1.1 原油集输管道腐蚀失效机理分析

根据原油集输过程掺水管道腐蚀产物的形成过程,可以将腐蚀失效类型主要分为冲刷腐蚀与电化学腐蚀。冲刷腐蚀机理(图1)为:由于掺水介质中存在由机械杂质等物相组成的若干固体颗粒,当掺水介质以一定流速掠过原油集输管道壁面时,这些固体颗粒不断冲撞管道壁面,消耗动能以破坏管壁附近的金属钝化层,从而将部分管壁

金属相裹挟至掺水介质内,形成具有一定腐蚀深度的管壁冲刷腐蚀缺陷<sup>[18]</sup>。

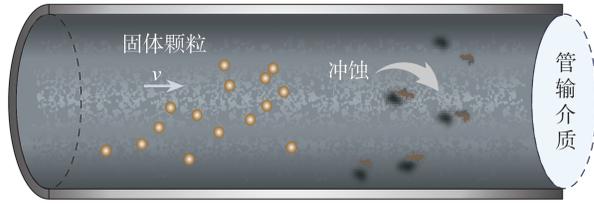


图1 原油集输管道冲刷腐蚀机理

Fig.1 Mechanism of erosion-corrosion in crude oil gathering and transportation pipelines

采用 Generic 冲刷模型<sup>[19]</sup>描述原油集输管道的冲刷腐蚀特性见式(1),其反映出冲刷腐蚀速率是与多元参数相关的非线性函数,掺水介质中的固体颗粒特性与管道规格特性均会对冲刷腐蚀速率产生影响。

$$E_c = \zeta \sum_{n=1}^M \frac{n_p C(d_r) f(\omega) u^{b(u)}}{A_s} \quad (1)$$

式中: $E_c$ 为冲刷腐蚀速率,mm/a; $M$ 为固体颗粒数量; $n_p$ 为固体颗粒的质量流量,kg/s; $C(d_r)$ 为固体颗粒的粒径函数,通常取 $C(d_r) = 1.8 \times 10^{-9}$ ;  $f(\omega)$ 为固体颗粒冲撞壁面角度 $\omega$ 的函数; $u$ 为固体颗粒冲撞速度,m/s; $b(u)$ 为固体颗粒冲撞速度的函数; $A_s$ 为固体颗粒冲撞管道壁面的面积, $m^2$ ; $\zeta$ 为冲刷腐蚀速率单位折算系数。

电化学腐蚀机理(图2)为:在掺水等管输介质流动过程中,多元化学组分会与管道壁面发生氧化还原反应,管壁金属失去电子而转换为阳离子进入管输介质,通过电化学氧化反应形成阳极;同时,管输介质中氢离子捕获电子而转换为氢气,通过电化学还原反应形成阴极,由此形成电化学原电池中的闭合电流。随着管输介质不断流动,管道壁面金属不断被溶解进入管输介质中,形成具有一定腐蚀深度的电化学腐蚀缺陷。

采用经典的 Tafel 模型描述原油集输管道的电化学反应特性见式(2),其腐蚀机理影响因素与冲刷腐蚀存在差异,除了管输介质中的多元化学组分特性以外,温度、压力等管道运行工况也会影响电化学氧化还原反应速率,进而影响电化学腐蚀速率<sup>[20-21]</sup>。

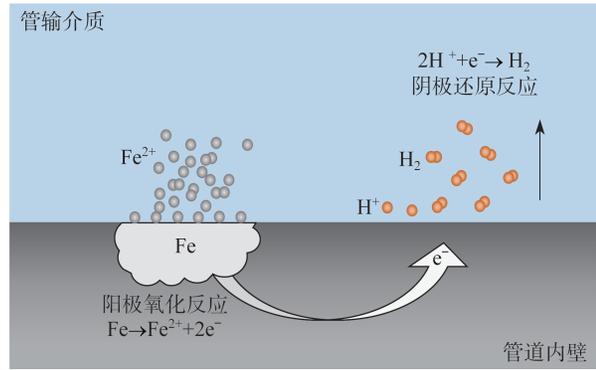


图2 原油集输管道电化学腐蚀机理

Fig.2 Mechanism of electrochemical corrosion in crude oil gathering and transportation pipelines

$$\eta = a + b \log J_{\text{corr}} \quad (2)$$

$$E_d = 0.327 \frac{A \zeta J_{\text{corr}}}{n \rho}$$

式中: $\eta$ 为电化学腐蚀电位,V; $E_d$ 为电化学腐蚀速率,mm/y; $A$ 为管壁金属的相对原子质量,g/mol; $J_{\text{corr}}$ 为电化学腐蚀电流,A; $n$ 为电化学腐蚀过程中的电子转移数量; $\rho$ 为管壁金属的密度, $kg/m^3$ ; $a$ 、 $b$ 为Tafel模型参数; $\zeta$ 为电化学腐蚀速率单位折算系数。

## 1.2 原油集输管道腐蚀失效数据集构建

根据式(1)和式(2)中冲刷腐蚀速率与电化学腐蚀速率的表达形式,以我国东部某油田原油集输系统的实际掺水管道数据为基础,对其管道流动特性、热力学特性以及规格特性数据进行预处理,提取潜在影响腐蚀机理的因素及取值(表1),并考虑冲刷腐蚀与电化学腐蚀之间存在的协同影响机制,但重量损失法、超声波检测法等腐蚀速率测试方法均无法在实际掺水管道腐蚀缺陷中分别提取冲刷速率与电化学腐蚀速率,故分别针对实际掺水管道的冲刷腐蚀、电化学腐蚀以及两者耦合腐蚀过程开展数值模拟计算,进而从数值模拟结果中分别提取冲刷腐蚀、电化学腐蚀、综合腐蚀速率数据。

其中,不同敷设方式原油集输管道物理模型(图3)管道材质选取20#碳钢,湍流模型选取考虑涡流旋转效应的RNG正体模型<sup>[22-23]</sup>,颗粒控制方程选取适用于稠密流的DDPM模型<sup>[22]</sup>,对于固体颗粒与壁面的碰撞过程采用DMT模型进行描

表1 与腐蚀机理相关的原油集输管道腐蚀失效特征及取值

Tab.1 Characteristics and values of crude oil gathering and transportation pipelines related to mechanisms

影响因素名称	影响因素取值								
	41	52	67	41	52	67	41	52	67
管径规格/mm	41	52	67	41	52	67	41	52	67
敷设方式	水平管段			弯管			串接管		
弯径比/mm	无			48/72/96	60/90/120	76/114/152	无		
倾角/(°)	无			90/120/135/150			无		
流速/(m·s <sup>-1</sup> )	2/3			2/3			2/3		
固相颗粒含量/(mg·L <sup>-1</sup> )	190/380/760			190/380/760			190/380/760		
运行压力/MPa	0.3/1.5/2.5			0.3/1.5/2.5			0.3/1.5/2.5		
运行温度/°C	30/40/50			30/40/50			30/40/50		
CO <sub>3</sub> <sup>2-</sup> 含量/(mg·L <sup>-1</sup> )	80/160/320			80/160/320			80/160/320		
HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup> 含量/(mg·L <sup>-1</sup> )	1 200/2 400/4 800			1 200/2 400/4 800			1 200/2 400/4 800		
固相颗粒粒径/μm	30/65/130			30/65/130			30/65/130		

述<sup>[24]</sup>。其余基础参数如表2所示。

表2 原油集输掺水介质基础参数

Tab.2 Basic parameters of blended water in crude oil gathering and transportation

基础参数	参数取值
pH	7.57
Ca <sup>2+</sup> 质量浓度/(mg·L <sup>-1</sup> )	20
Mg <sup>2+</sup> 质量浓度/(mg·L <sup>-1</sup> )	9
Cl <sup>-</sup> 质量浓度/(mg·L <sup>-1</sup> )	850
黏度/(mPa·s)	1.03
SRB含量/(个·mL <sup>-1</sup> )	11 000
矿化度/(mg·L <sup>-1</sup> )	5 750

由此,根据冲刷腐蚀、电化学腐蚀以及两者耦合腐蚀过程的数值模拟计算结果,以表1中管径规格、敷设方式等11项腐蚀机理潜在影响因素为腐蚀失效特征,以冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率以及综合腐蚀速率为预测指标,构建“机理-数据”融合的原油集输管道腐蚀失效数据集。其中,考虑实际管道中任意点位腐蚀失效后均

会造成管输介质泄漏等事故,故以管道固体域的腐蚀速率最大值作为该样本对应的冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率、综合腐蚀速率取值。同时,须针对敷设方式进行编码处理,且弯径比与倾角是弯管的特有属性,无法在水平管段与串接管中体现。由于水平管段中不存在弧度,且始终保持水平流动,可近似将水平管段的弯径比与倾角变量特征值编码为0;而串接管虽然同样不存在管线弧度,但其与弯管中均存在流体冲击壁面的流动特征,流体冲击壁面的冲击角度始终保持在90°,则对串接管的弯径比与倾角特征值分别编码为0和90,获得相关特征的具体编码对应关系(表3)。

此外,鉴于不同的特征与预测指标之间数量级相差悬殊,难以反映所有变量特征与预测指标之间的多元非线性映射关系,则根据表1中各特征的最大值与最小值,采用Min-Max归一法将不同样本的特征取值映射到[-1,1]区间范围内。

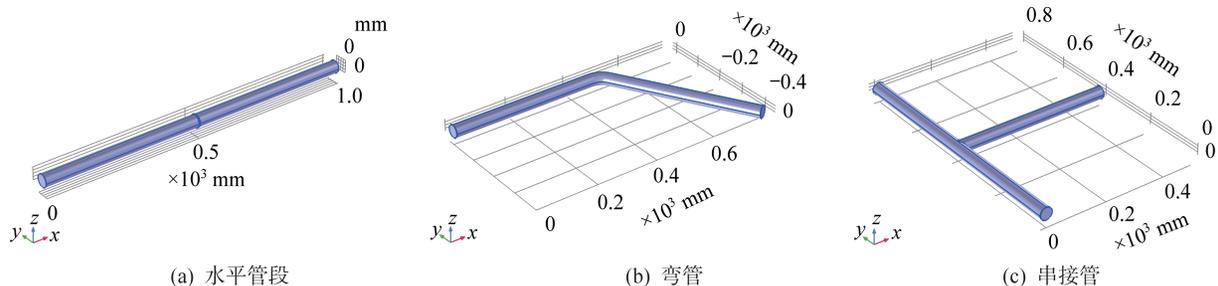


图3 不同敷设方式的原油集输管道物理模型

Fig.3 Physical models of crude oil gathering and transportation pipelines with different laying methods

表3 原油集输管道腐蚀失效特征编码

Tab.3 Encoding of corrosion failure characteristics of crude oil gathering and transportation pipelines

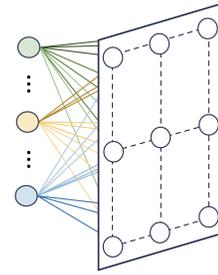
特征	特征初始值	特征编码值
敷设方式	水平管段	1
	弯管	2
	串接管	3
弯管倾角	水平管段无初始值	0
	串接管无初始值	90
弯径比	水平管段无初始值	0
	串接管无初始值	0

## 2 原油集输管道腐蚀失效预测模型构建

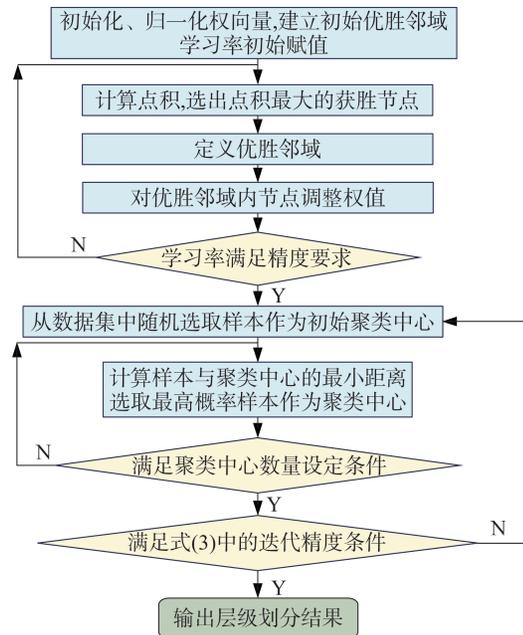
### 2.1 Kohonen 聚类算法优化

考虑原油集输管道腐蚀失效数据集中特征数值与冲刷、电化学腐蚀机理的潜在关联,针对多种特征数值进行聚类划分,形成原油集输管道腐蚀失效层级,以此从机理层面增加后续神经网络结构的机理解释精细度。Kohonen 聚类算法本质为自组织特征映射神经网络,普遍应用于多种特征的无监督聚类分析<sup>[25]</sup>。因此,采用Kohonen 聚类算法划分原油集输管道腐蚀失效层级,如图4(a)所示,其空间拓扑结构整体为包含输入层和输出层的两层前馈全连接神经网络,其中,输入层神经元数量与原油集输管道腐蚀失效数据集中特征数量一致,输出层的神经元按二维阵列分布形式排列,其神经元数量实际表征了Kohonen 聚类算法最终形成的聚类数量。

此外,由于Kohonen 聚类算法中输出层相邻神经元节点存在侧向交互性,优胜神经元进行权值调整时会诱导优胜邻域内的神经元节点权值发生变化。当原油集输管道腐蚀失效数据集样本数量相对较少,且特征数值聚集在某几个离散值附近时,相邻神经元节点形成的原油集输管道腐蚀失效层级内样本数量差异较大。为平衡聚类中心相近的层级内样本数量差异,对Kohonen 聚类算法结果进行优化调整,优化调整后的Kohonen 聚类算法具体计算流程如图4(b)所示,在预先剔除输出层空白神经元后,以剩余神经元的聚类中心为特征,采用K-means 算法来重构原油集输管道



(a) Kohonen聚类算法空间拓扑结构



(b) 优化调整后的Kohonen聚类算法具体计算流程

图4 优化调整后的Kohonen 聚类算法神经网络空间拓扑结构与计算流程

Fig.4 Topological structure and computational process of the optimized Kohonen clustering algorithm neural network

腐蚀失效层级的聚类中心。其中,K-means 的初始聚类数量取为剩余神经元个数,依次递减聚类数量直至满足式(3)中的迭代精度条件,即可认为Kohonen 聚类算法结果中聚类中心相近的神经元节点已完全合并,由此完成Kohonen 聚类算法神经元节点的重构。

$$\frac{\max \left\{ \sum_{t=1}^{11} [X_m(t) - X_n(t)]^2 \mid n, m=1, 2, \dots, p; n \neq m \right\}}{\min \left\{ \sum_{t=1}^{11} [X_m(t) - X_n(t)]^2 \mid n, m=1, 2, \dots, p; n \neq m \right\}} < 5 \quad (3)$$

式中: $X_m(t)$ 为第 $m$ 个神经元聚类中心中第 $t$ 个腐蚀失效特征取值; $X_n(t)$ 为第 $n$ 个神经元聚类中心

中第  $t$  个腐蚀失效特征取值;  $p$  为神经元聚类数量。

## 2.2 Kohonen-MEA-BP 腐蚀失效预测模型构建

由于原油集输管道腐蚀失效数据集中涉及特征种类较多,且根据式(1)、式(2)中冲刷腐蚀与电化学反应机理,各特征与冲刷腐蚀速率、电化学反应速率之间的非线性映射关系错综复杂,则采用非线性适应性强的BP神经网络算法构建原油集输管道腐蚀失效预测模型。BP神经网络算法是一种多层前馈神经网络,其空间拓扑结构自左向右可以分为输入层、隐含层和输出层(图5)。随着原油集输管道腐蚀失效数据集特征信号不断向前传递,各层神经元产生的预测误差反向传输,并根据预测误差相应调整神经网络权值矩阵与偏置矩阵,经过大量原油集输管道腐蚀失效数据集特征与指标的学习训练,从而使得BP神经网络算法预测结果与实际结果之间的预测误差趋向于0。然而,考虑传统BP神经网络算法中权值矩阵与偏置矩阵初始值的随机性,在神经网络结构复杂时容易表现出训练速度慢、陷入局部最优解和过拟合等问题,则需通过寻求极值优化算法进行初始权值矩阵与偏置矩阵优化设计<sup>[26]</sup>。

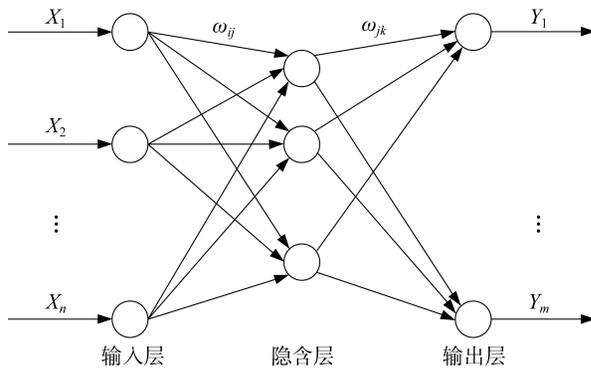


图5 BP神经网络算法空间拓扑结构

Fig.5 Spatial topological structure of the BP neural network algorithm

根据适者生存的自然生态法则,以遗传算法(GA)为基础演化形成了思维进化算法(MEA),可通过趋同与异化过程解决交叉变异算子双重性问题<sup>[27]</sup>。故采用MEA算法优化BP神经网络初始权值矩阵与偏置矩阵,将矩阵参数解码为个体信息后,在求解域内随机生成子群体并定义优胜、临时个体,利用子群体内部趋同行为及各子群体之间

异化行为进行个体优选、竞争,直至完成优胜子群体及临时子群体的交替、废弃、新生的过程,从而获得得分最高的全局最优个体,对其个体信息重构即可获取BP神经网络初始权值矩阵与偏置矩阵最优值。

基于前述MEA-BP神经网络算法,结合Kohonen聚类算法的神经元重构结果,将原油集输管道腐蚀失效数据集中216组样本区分为不同腐蚀失效层级数据集,并考虑冲刷腐蚀与电化学反应之间存在的协同影响机制,分别针对冲刷腐蚀速率、电化学反应速率、综合腐蚀速率3种预测指标进行训练,损失函数采用光滑、连续、处处可导的均方误差  $M_{SE}$ :

$$M_{SE} = \frac{\sum_{i=1}^n [f(x_i) - y_i]^2}{w} \quad (4)$$

式中:  $x_i$  为数据集中第  $i$  个样本的特征向量;  $f(x_i)$  为数据集中第  $i$  个样本的冲刷腐蚀速率、电化学反应速率、综合腐蚀速率预测值;  $y_i$  为数据集中第  $i$  个样本的冲刷腐蚀速率、电化学反应速率、综合腐蚀速率真实值;  $w$  为数据集的样本数量。

由此,根据Kohonen聚类算法、MEA算法、BP神经网络算法的训练参数(表4),构建不同腐蚀失效层级、不同腐蚀类型机理的Kohonen-MEA-BP集输管道腐蚀失效预测模型(图6)。同时,为对比验证“机理-数据”融合驱动对综合腐蚀速率预测结果的影响程度,针对上述原油集输管道腐蚀失效数据集,按相同训练参数构建MEA-BP管道腐蚀速率预测模型,以及仅由11组腐蚀失效特征数据驱动预测综合腐蚀速率的D-MEA-BP管道腐蚀速率预测模型。

## 3 原油集输管道腐蚀失效预测结果及分析

### 3.1 原油集输管道腐蚀失效层级划分结果分析

根据优化调整后的Kohonen聚类算法,针对原油集输管道腐蚀失效数据集中216组数据进行腐蚀失效层级划分(图7),3×3输出层阵列中仅存在空白神经元 $2^{\#}$ ,其余神经元均分配一定样本构成8个神经元聚类,但不同神经元聚类的样本数量差异较大,尤其是神经元 $6^{\#}$ 聚类中仅存在5个样

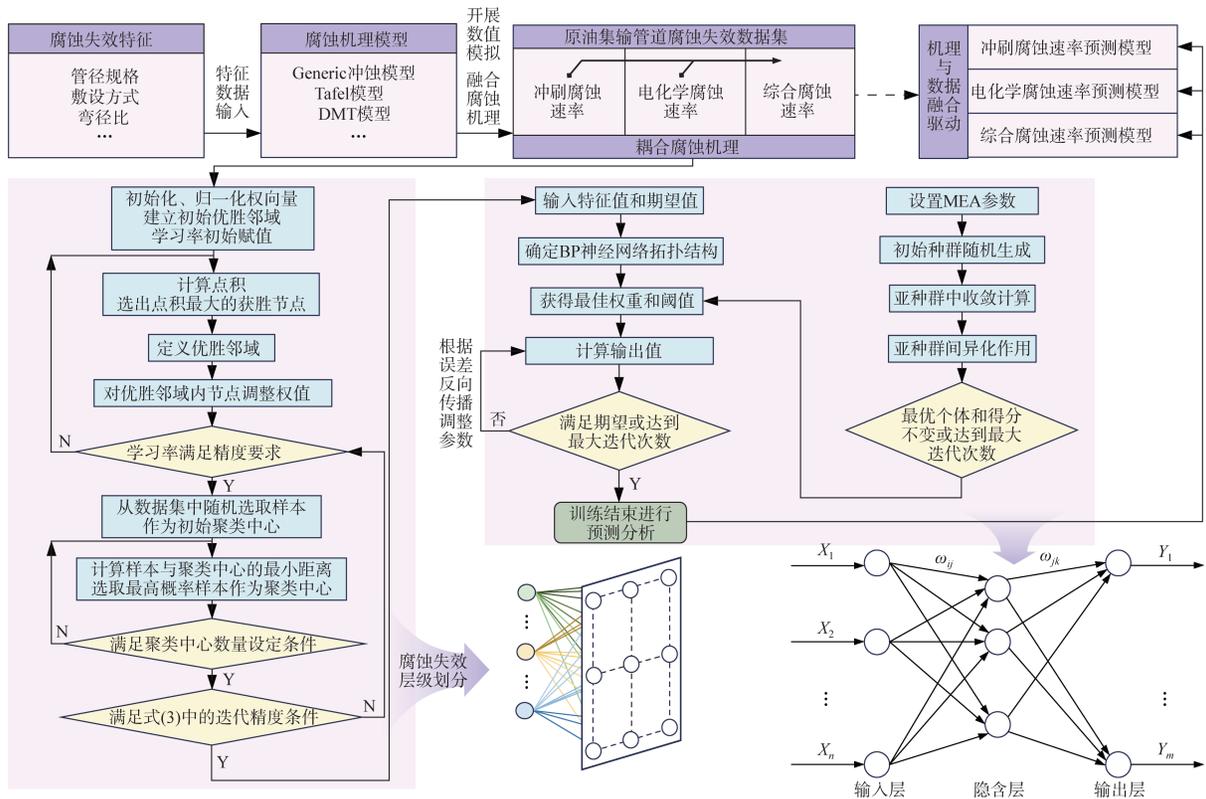


图6 不同腐蚀失效层级、腐蚀类型机理的Kohonen-MEA-BP集输管道腐蚀失效预测模型的训练流程  
Fig.6 Algorithm process of the Kohonen-MEA-BP model for different corrosion failure levels and types

表4 各模型中Kohonen聚类算法、MEA算法、BP神经网络算法的具体训练参数

Tab.4 Parameters of Kohonen clustering algorithm, MEA algorithm, and BP neural network algorithm

算法	参数名称	冲刷腐蚀速率	电化学腐蚀速率	综合腐蚀速率
BP神经网络算法	输入层神经元个数	11	11	2(冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率)
	隐含层神经元范围	[4, 14]	[4, 14]	[2, 12]
	输出层神经元个数	1	1	1
	学习率	0.003		
	隐含层激活函数	Sigmoid函数		
	输出层激活函数	ReLU函数		
	训练算法	Levenberg-Marquardt算法		
MEA算法	损失函数	均方误差(MSE)		
	优胜子群体个数	5		
	临时子群体个数	5		
	子群体容量	40		
Kohonen聚类算法	迭代次数	1 000		
	输出层阵列形式	3×3		
	核函数	高斯核函数		
	学习半径	[0.6, 1.2]		
评价指标	学习率	[0.05, 0.2]		
	评价指标	均方误差(MSE)		

本。Kohonen聚类算法的侧向交互性受边缘数据影响较大,将导致小样本聚类形成。因此,采

用K-means算法对Kohonen聚类算法神经元节点进行重构,216组数据的具体样本规划与腐蚀失

效层级重构流程如图7(b)所示,相邻神经元聚类1<sup>#</sup>、3<sup>#</sup>、5<sup>#</sup>共66组样本,重构为原油集输管道腐蚀失效层级M1;神经元聚类7<sup>#</sup>、9<sup>#</sup>共50组样本,重构为原油集输管道腐蚀失效层级M2;神经元聚类4<sup>#</sup>、6<sup>#</sup>共62组样本,重构为原油集输管道腐

蚀失效层级M3;神经元聚类8<sup>#</sup>中38组样本,重构为原油集输管道腐蚀失效层级M4,有效解决了传统Kohonen聚类算法中数据样本数量差异大的问题。

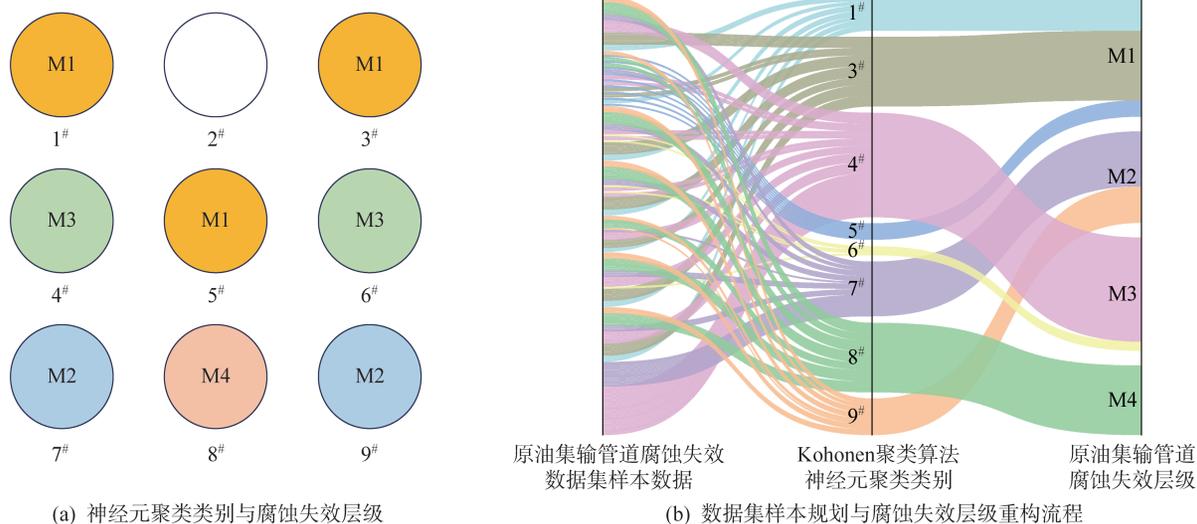


图7 原油集输管道腐蚀失效层级划分结果

Fig.7 Results of corrosion failure level division of crude oil gathering and transportation pipelines

此外,为进一步分析上述原油集输管道腐蚀失效层级划分的潜在机理,采用分条热图表征不同神经元聚类、腐蚀失效层级之间的特征差异(图8)。结果表明,所有神经元聚类的聚类中心差异主要体现于管道规格、敷设方式、弯径比、倾角特征,其余特征在9组聚类中心均呈现相近的数值。其中,神经元聚类1<sup>#</sup>、3<sup>#</sup>、5<sup>#</sup>的聚类中心的管道规格、敷设方式、弯径比、倾角特征相近,其构成的腐蚀失效层级M1普遍表征为小管径、较低弯径比与倾角的水平管段或弯管,且受到神经元聚类5<sup>#</sup>干扰,腐蚀失效层级M1还呈现出较低的运行温度特性;神经元聚类4<sup>#</sup>、6<sup>#</sup>的聚类中心受管道规格影响,与神经元聚类7<sup>#</sup>、9<sup>#</sup>产生显著差异,其构成的腐蚀失效层级M3普遍表征为中低管径、中等弯径比、较高倾角的弯管或串接管,而同样为弯管或串接管的腐蚀失效层级M2的样本管径普遍较大。同时,腐蚀失效层级M4完全由管径较小的串接管样本构成。由此,通过优化调整后的Kohonen聚类算法对原油集输管道腐蚀失效数据集进行层级划分,以管道规格与敷设方式为潜在主导特征,将大量样本区分为具有不同管道特性的4类腐蚀失效

层级:M1、M2、M3、M4。

### 3.2 原油集输管道冲刷腐蚀与电化学腐蚀速率预测结果分析

针对原油集输管道冲刷腐蚀速率预测,MEA-BP模型和Kohonen-MEA-BP模型的测试集预测结果如图9(a)、图9(b)所示,可见MEA-BP模型的泛化能力较差。当冲刷腐蚀速率超过0.65 mm/a时,MEA-BP模型基本将预测误差控制在20%以内;当在冲刷腐蚀速率较小时,MEA-BP模型难以保持较高的预测精度,部分测试集样本的预测误差超过20%,且冲刷腐蚀速率的预测值普遍偏小。当通过Kohonen聚类算法对原油集输管道进行腐蚀失效层级划分后,Kohonen-MEA-BP模型在4类腐蚀失效层级的测试集样本中均具有较高预测性能,其预测精度基本控制在10%以内,模型泛化能力大幅提升。

同时,分析两种模型对原油集输管道数据集全部样本的预测结果如图9(c)、图9(d)所示,相较于MEA-BP模型,Kohonen-MEA-BP模型冲刷腐蚀速率预测值的变化趋势更贴合真实值,且不同腐蚀失效层级对应的冲刷腐蚀速率变化范围明显

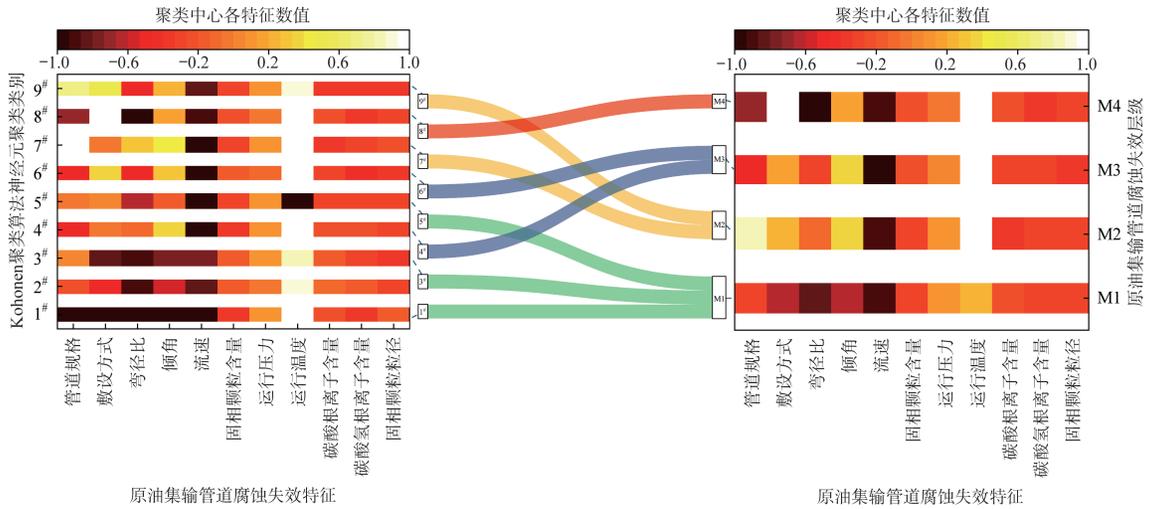


图8 不同神经元聚类、腐蚀失效层级之间的特征差异

Fig.8 Feature differences between different neuron clusters and corrosion failure levels

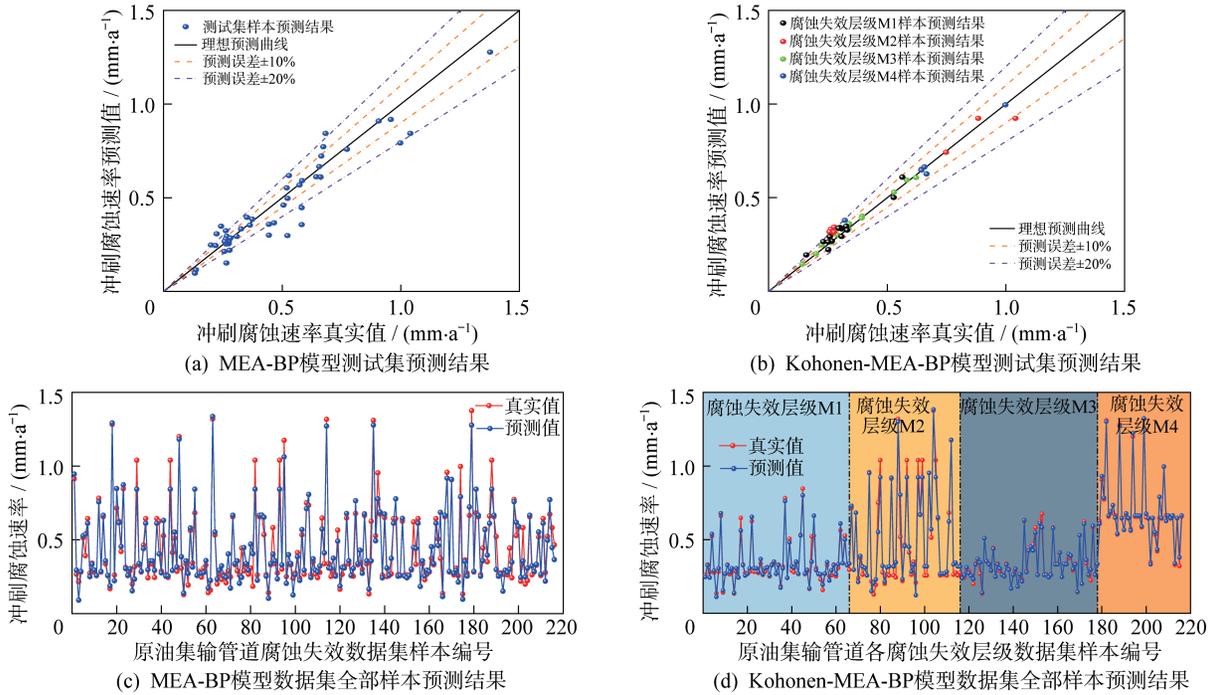


图9 Kohonen-MEA-BP模型和MEA-BP模型的冲刷腐蚀速率预测结果

Fig.9 Prediction results of erosion-corrosion rate for Kohonen-MEA-BP model and MEA-BP model

不同。其中,腐蚀失效层级M1因存在水平管段而呈现出普遍较低的冲刷腐蚀速率,但受到少量弯管样本影响,会出现较大的冲刷腐蚀速率波动;而对于同样含有弯管与串接管的腐蚀失效层级M2与M3,由于管径增大会导致管输介质中固体颗粒数量增加,故具有大管径特征的腐蚀失效层级M2的冲刷腐蚀速率数值普遍较高,且受弯管样本干扰波动很大;完全由串接管样本构成的腐蚀失效层级M4冲刷腐蚀速率波动较小,数值较大,这也

与Kohonen聚类算法以管道规格与敷设方式为潜在主导特征的划分机理相一致。

针对原油集输管道电化学腐蚀速率预测, Kohonen-MEA-BP模型和MEA-BP模型的测试集预测结果如图10(a)、图10(b)所示,可见Kohonen-MEA-BP模型和MEA-BP模型均具有较强的泛化能力,两种模型在测试集中电化学腐蚀速率预测值与真实值基本完全吻合,整体预测误差保持在10%以内。

同时,分析两种模型对原油集输管道数据集全部样本的预测结果如图 10(c)、图 10(d)所示,可以看出 MEA-BP 模型与 Kohonen-MEA-BP 模型的电化学腐蚀速率预测效果相近,这是由于电化学腐蚀速率受  $\text{CO}_3^{2-}$ 、 $\text{HCO}_3^{2-}$  含量影响较大。根据表 2 中的基础参数,所有样本的电化学腐蚀速

率均呈现出与  $\text{CO}_3^{2-}$ 、 $\text{HCO}_3^{2-}$  含量类似的离散分布形式。而在 Kohonen 聚类算法对原油集输管道进行腐蚀失效层级划分时,并未将  $\text{CO}_3^{2-}$ 、 $\text{HCO}_3^{2-}$  含量作为潜在的主导特征,从而导致 MEA-BP 模型与 Kohonen-MEA-BP 模型对电化学腐蚀速率的预测性能相近。

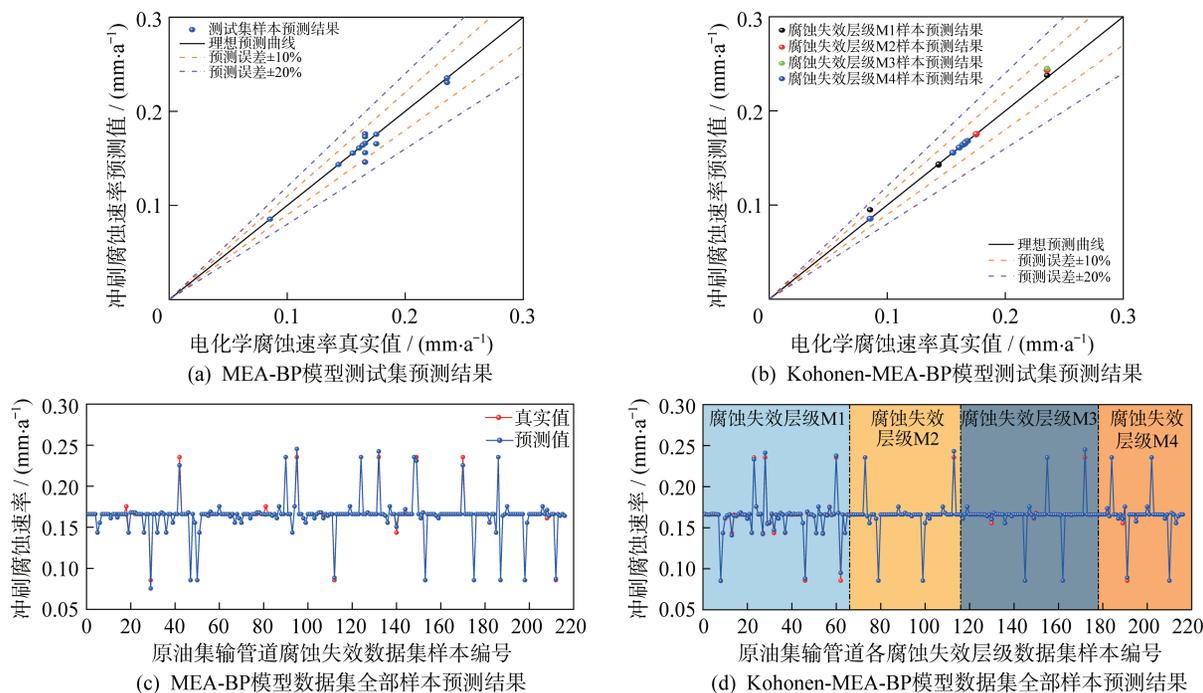


图 10 Kohonen-MEA-BP 模型和 MEA-BP 模型的电化学腐蚀速率预测结果

Fig.10 Prediction results of electrochemical corrosion rate for Kohonen-MEA-BP model and MEA-BP model

此外,采用反映预测值与真实值差异程度的均方误差(MSE)对模型预测效果进行定量评价。其中,MEA-BP 模型对原油集输管道冲刷腐蚀、电化学腐蚀预测结果的定量评价指标 MSE 分别为 0.008 4、 $5.8 \times 10^{-6}$ ;Kohonen-MEA-BP 模型对原油集输管道冲刷腐蚀、电化学腐蚀预测结果的定量评价指标 MSE 分别为 0.001 2、 $4.8 \times 10^{-6}$ 。该 MSE 指标数值越小,即表示模型预测值与真实值的误差越趋近于 0,模型的预测精度越高。最终,确定 Kohonen-MEA-BP 模型为预测性能最优的原油集输管道冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率预测模型。

### 3.3 原油集输管道综合腐蚀速率预测结果分析

针对原油集输管道综合腐蚀速率,分析对比机理与数据融合驱动的 Kohonen-MEA-BP 模型

和数据驱动的 D-MEA-BP 模型测试集预测结果,如图 11(a)、图 11(b)所示,可见直接输入 11 个腐蚀失效特征的 D-MEA-BP 模型泛化能力较差,测试集中大量样本的预测误差超过 20%;该模型难以描述冲刷腐蚀、电化学腐蚀耦合作用下不同运行工况的原油集输管道腐蚀速率演变规律。

然而,考虑冲刷腐蚀、电化学腐蚀对综合腐蚀速率的协同影响机理,以冲刷腐蚀速率、电化学腐蚀速率为输入特征,融入原油集输管道潜在的耦合腐蚀机制,并采用 Kohonen 聚类划分腐蚀失效层级,进一步对耦合腐蚀机理的影响因素进行机理剖析与分类训练,以此形成机理与数据融合驱动的 Kohonen-MEA-BP 模型。该模型泛化能力大幅提升,预测值整体上贴近理想预测曲线,其预测误差基本控制在 10% 以内,具有更好的预测效果。

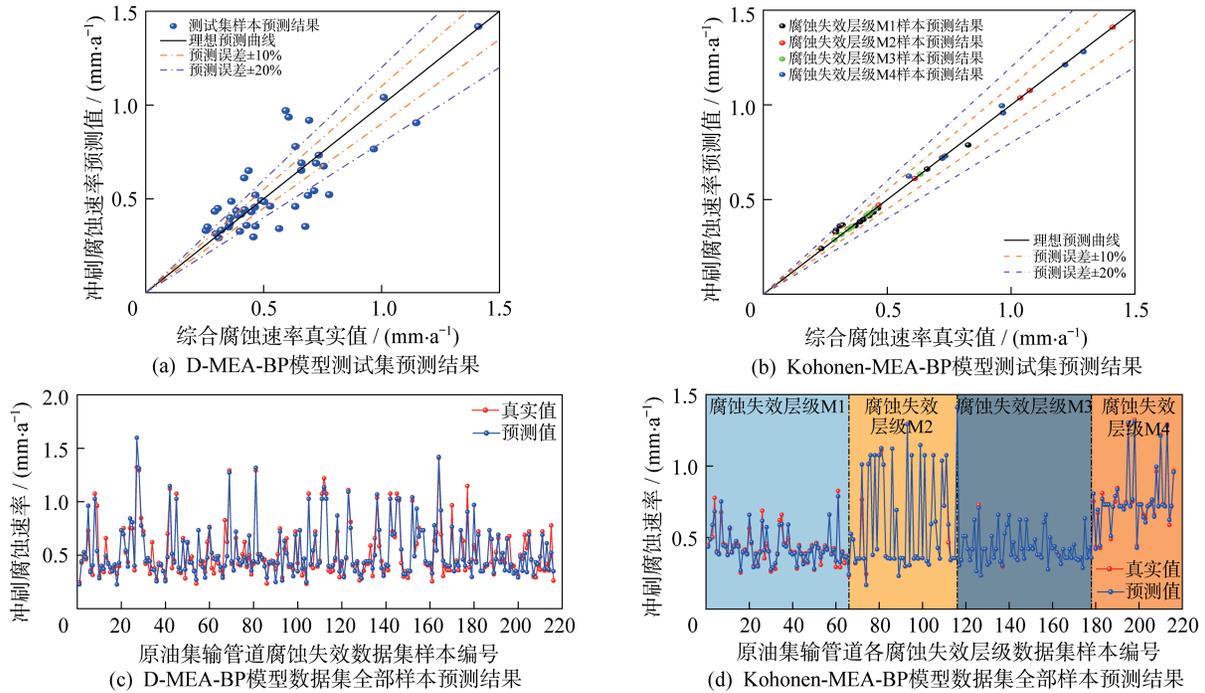


图 11 Kohonen-MEA-BP 模型和 D-MEA-BP 模型的综合腐蚀速率预测结果

Fig.11 Prediction results of comprehensive corrosion rate for Kohonen-MEA-BP model and D-MEA-BP model

分析对比两种模型对原油集输管道腐蚀失效数据集全部样本的预测结果,如图 11(c)、图 11(d)所示,可以看出 Kohonen-MEA-BP 模型的综合腐蚀速率预测效果明显优于 D-MEA-BP 模型,所有样本的综合腐蚀速率预测值与真实值基本吻合,仅有少量样本在较低综合腐蚀速率时出现预测误差;不同腐蚀失效层级对应的综合腐蚀速率变化范围明显不同,其变化规律与冲刷腐蚀速率类似,表明该类原油集输管道的腐蚀失效耦合机制以冲刷腐蚀占主导。此外,计算 Kohonen-MEA-BP 模型的 MSE 为 0.000 3,而 D-MEA-BP 模型的 MSE 为 0.016 1。显然,综合预测结果的定性与定量评价结果,机理与数据融合驱动的 Kohonen-MEA-BP 模型更适用于对原油集输管道综合腐蚀失效速率的预测。

#### 4 结论

(1) 根据优化后的 Kohonen 聚类算法,所有神经元聚类的聚类中心差异主要体现于管道规格、敷设方式、弯径比、倾角特征,尤其以管道规格与敷设方式为潜在主导特征,将 216 组样本划分成了具有不同管道特性的 4 类腐蚀失效层级: M1、M2、M3、M4。

(2) Kohonen-MEA-BP 模型对冲刷腐蚀速率的预测误差在 10% 以内, MSE 为 0.001 2,其预测性能明显优于 MEA-BP 模型,并揭示了不同腐蚀失效层级相应的冲刷腐蚀速率变化规律。此外,2 种模型对原油集输管道电化学腐蚀速率的预测性能相近,且预测误差均在 10% 以内。

(3) 机理与数据融合驱动的 Kohonen-MEA-BP 模型更适用于对原油集输管道综合腐蚀失效速率的预测,其误差在 10% 以内, MSE 为 0.000 3,预测性能明显优于仅由 11 组腐蚀失效特征数据驱动的 D-MEA-BP 模型;不同腐蚀失效层级对应的综合腐蚀速率变化与冲刷腐蚀类似,反映出该类原油集输管道的腐蚀失效耦合机制以冲刷腐蚀占主导。

#### 参考文献

- [1] 黄辉,马红莲,李长春,等. 高含水原油集输管道内腐蚀预测及监测方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(18): 8050-8055.
- [2] 王善哲. 原油集输季节性停掺管道内腐蚀失效行为及防控对策[J]. 油气储运, 2024, 43(12): 1-19.
- [3] 刘彦麟,彭星煜,姚东池,等. 考虑失效相关性的管道腐蚀故障树新算法[J]. 油气储运, 2019, 38(1): 31-39.
- [4] LIU Y Z, ZHANG L B, ZHENG W P, et al. Research on

- pipeline corrosion prediction based on RF-PSO-BP algorithm [J]. *International Journal of Electrochemical Science*, 2024, 20(4):100686.
- [5] LI X B, LIU R, MA D, et al. Prediction of chemical corrosion rate and remaining life of buried oil and gas pipelines in Changqing gas field [J]. *Journal of Chemistry*, 2023, 2023(1): 1-8.
- [6] 刘宏波,王书森,高铸,等. CO<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S对油气管道内腐蚀影响机制[J]. *油气储运*, 2007, 26(12):43-46.
- [7] 田嘉鑫,王长权,邹明华,等. 红河油田混输管道20钢的腐蚀行为及其影响因素[J]. *腐蚀与防护*, 2023, 44(11):54-59.
- [8] WANG W, ZHANG Y, SHUAI J, et al. Mechanical synergistic interaction between adjacent corrosion defects and its effect on pipeline failure [J]. *Petroleum Science*, 2023, 20(4): 2452-2467.
- [9] SUN J L, CHENG Y F. Investigation by numerical modeling of the mechano-electrochemical interaction of circumferentially aligned corrosion defects on pipelines [J]. *Thin-Walled Structures*, 2019, 144: 106314.
- [10] SUN J L, CHENG Y F. Modelling of mechano-electrochemical interaction of multiple longitudinally aligned corrosion defects on oil/gas pipelines [J]. *Engineering Structures*, 2019, 190: 9-19.
- [11] 张鹏,赵明,罗梓洋,等. 弯管内外表面腐蚀缺陷力学-电化学相互作用规律研究[J]. *中国安全生产科学技术*, 2024, 20(8): 104-111.
- [12] ZHU X H, SUN R Q, TONG H. A new method to predict the remaining life of corrosion casing for steam injection wells [J]. *Materials and Corrosion*, 2015, 66(2): 175-181.
- [13] 者娜,杨剑锋,刘文彬,等. 基于KPCA和SVM的工艺管道腐蚀速率预测[J]. *腐蚀与防护*, 2019, 40(1):56-60.
- [14] 骆正山,姚梦月,骆济豪,等. 基于KPCA-BAS-GRNN的埋地管道外腐蚀速率预测[J]. *表面技术*, 2018, 47(11):173-180.
- [15] 刘文彬,秦谢勋,陈良超,等. 基于PCA-IABC-ELM的管道腐蚀速率预测[J]. *热加工工艺*, 2022, 51(14):27-31.
- [16] 华东阳,王寿喜,郭乔,等. 基于粒子群算法的液体管道仿真模型参数校正方法[J]. *油气储运*, 2020, 39(12):1386-1393.
- [17] 杜培恩,陈新果,李欣泽,等. 基于动态规划法与改进遗传算法的管网稳态运行优化[J]. *油气储运*, 2018, 37(3):285-290.
- [18] 闫静,文绍牧,喻智明,等. 高含硫气田开发腐蚀控制关键技术进展与发展方向[J]. *天然气工业*, 2024, 44(11):136-148.
- [19] 刘忠伟,苗超,何萌,等. 催化裂化提升管T型出口气固两相流冲蚀研究[J]. *流体机械*, 2024, 52(10):74-81.
- [20] ZHU Z D, JIN Z Y, ZHANG F Z, et al. An improved model of the Tafel method for determining the intrinsic kinetic parameters of porous rotating disk electrodes [J]. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 2023, 947: 117745.
- [21] 韩晓龙,王毅,吴鑫,等. CO<sub>2</sub>体系下X70天然气管线钢的电化学腐蚀行为研究[J]. *材料保护*, 2024, 57(5):83-89.
- [22] 邹林浩,宋杨,苏义脑,等. 水平井分段压裂套管孔眼冲蚀机理研究[J]. *特种油气藏*, 2024, 31(5):127-135.
- [23] 朱丽云,王森,王国涛,等. 稠油热采四通管冲蚀特性影响因素数值模拟研究[J]. *表面技术*, 2022, 51(11):244-252, 270.
- [24] 樊艳芳,李少安,曾德智,等. 应急放喷工况井下管柱冲蚀行为研究[J]. *特种油气藏*, 2020, 27(1):169-174.
- [25] SENTHILNATH J, NAGARAJ G, SIMHA S, et al. DRBM-ClustNet: a deep restricted Boltzmann-Kohonen architecture for data clustering [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(2): 2560-2574.
- [26] YE S Q, ZHOU K Q, ZAIN A M, et al. A modified harmony search algorithm and its applications in weighted fuzzy production rule extraction [J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, 24(11): 1574-1590.
- [27] 刘琦,董娟,韩晓阳,等. 基于思维进化算法优化的东北地区参考作物蒸散量估算[J]. *节水灌溉*, 2024(11):69-78.

(编辑:孙冰冰)