doi:10.3969/j.issn.1001-4837.2025.02.010

检验与维护

大型原油储罐底板腐蚀速率预测方法研究

程　伟[1,2],陈　炜[1,2],袁文彬[1,2],李志远[3],巫红军[3],吴　祥[1,2]
(1.合肥通用机械研究院有限公司,合肥 230031;2.国机特种设备检验有限公司,合肥 230031;
3.中国石化集团石油商业储备有限公司,北京 100728)

摘　要:针对大型原油储罐在未开罐情形下定量预测罐底板腐蚀速率难的问题,通过收集国内大量5~15万m^3大型原油储罐的设计建造、检验检测和运行采样数据,筛选影响或表征底板腐蚀的主要因素,建立了基于随机森林(RF)结合粒子群优化算法(PSO)的原油储罐底板腐蚀速率预测模型。结果表明,该模型预测罐底板腐蚀速率与实测罐底板腐蚀速率误差较小,93.3%的预测值与实测值误差不超过0.1 mm/a,且具有较高的精确度:平均绝对误差(*MAE*)为0.021 mm/a,均方根误差(*RMSE*)为0.038 mm/a,相关性(R^2)为0.942。研究结果可为大型原油储罐检修周期制定及腐蚀防护决策提供技术支撑。

关键词:原油储罐;随机森林;粒子群优化;机器学习
中图分类号:TH49;TE972;TG174　　**文献标志码:**B

Research on prediction method of corrosion rate of floor of large crude oil storage tank

CHENG Wei[1,2],CHEN Wei[1,2],YUAN Wenbin[1,2],LI Zhiyuan[3],WU Hongjun[3],WU Xiang[1,2]
(1.Hefei General Machinery Research Institute Co.,Ltd.,Hefei 230031,China;
2.National Special Equipment Inspection and Research Co.,Ltd.,Hefei 230031,China;
3.SINOPEC Petroleum Reserve Company,Beijing 100728,China)

Abstract: In view of the difficulty of quantitatively predicting the corrosion rate of the bottom plate of large crude oil storage tanks, when the tank was not opened, the main factors affecting or characterizing the corrosion of the bottom plate were screened by collecting the design and construction, inspection and operation sampling data of a large number of 5×10^4~1.5×10^5 m^3 large crude oil storage tanks in China. Based on random forest (RF) combined with particle swarm optimization (PSO), the corrosion rate prediction model of crude oil storage tank floor was established. The results show that the error between the predicted corrosion rate of tank floor and the measured corrosion rate of tank floor is small, and the error between the predicted value and the measured value of 93.3% is less than 0.1 mm/a, which has a high accuracy with mean absolute error (*MAE*) of 0.021 mm/a, root mean square error (*RMSE*) of 0.038 mm/a and the correlation (R^2) of 0.942. The research can provide technical support for making maintenance cycle and corrosion protection decision of large crude oil storage tank.

Key words: crude oil storage tank; random forest; particle swarm optimization; machine learning

0　引言

大型原油储罐是国家战略石油储备、商业石油存转输的关键设备,影响国家能源安全与经济发展。罐底板腐蚀是大型原油储罐主导失效模式之一[1],制约着大型原油储罐长周期安全运行。安全生产行业标准AQ 3053—2015《立式圆筒形钢制焊接储罐安全技术规范》指出"储罐定期检验

收稿日期:2024-09-27　**修回日期:**2025-01-25
基金项目:国家重点研发计划项目(2024YFC3014204)

的周期应根据实测的腐蚀速率和罐体最小允许厚度来确定”，当储罐未经开罐检验检测、缺少实测腐蚀速率时，则需要利用罐底板预测腐蚀速率来确定大型原油储罐的定期检验周期和剩余寿命[2-3]。API RP 581：2008 *Risk-Based Inspection Technology*（基于风险的检验技术）给出罐底板土壤侧理论腐蚀速率计算方法为 $CR_S=CR_{SB}\times F_{SR}\times F_{PA}\times F_{TD}\times F_{CP}\times F_{TB}\times F_{ST}$，介质侧理论腐蚀速率计算方法为 $CR_P=CR_{PB}\times F_{PC}\times F_{PT}\times F_{SC}\times F_{WD}$，通过选择土壤状况、储罐基础种类、储罐排水种类等因素预测罐底板腐蚀速率。但由于原油储罐底板腐蚀影响因素较多，这种半定量的计算方法误差较大，难以满足生产需求。

机器学习在处理多维数据方面具有性能优异、计算能力强、计算成本低、可操作性高等诸多优点，越来越多的学者开始尝试将机器学习的算法运用到腐蚀速率的预测研究等[4-8]，为原油储罐罐底板腐蚀速率预测提供新的方法。

在机器学习算法中，随机森林（random forest，RF）算法学习性能强、鲁棒性高，得到广泛应用[9]。然而，RF 算法很少用于原油储罐的腐蚀速率预测，输入变量也没有基于储罐底板腐蚀知识筛选。ELBAZ 等[10-11]验证了粒子群算法（PSO）在提高机器学习算法预测性能方面的优异性能。

本文针对原油储罐腐蚀速率量化预测困难的问题，提出一种结合 PSO 和 RF 算法，构建基于原油储罐罐底板腐蚀速率的预测方法，在较全面梳理影响储罐底板腐蚀影响因素的基础上，采用 PSO 优化 RF 参数，让 RF 回归模型在最优性能下对腐蚀速率进行预测。同时，通过收集的原油储罐数据，验证方法的可行性，并与传统预测方法进行对比，分析和评估该方法的适用性。

1 构建罐底板腐蚀速率预测模型

1.1 机理模型和数据模型

在腐蚀影响因素众多、耦合关系复杂的情形下，机理模型往往需要借助经验和试验。如开展多种腐蚀机理作用下主导腐蚀机理分析，甄别主导影响因素就变得十分关键[12]。通过正交试验、主元分析等方法，结合机理分析在一定程度上弥补机理模型的不足[13]。数据模型通过获取与腐蚀速率相关的大量多源数据，分析研究其中蕴含的腐蚀规律。

近年来，国内原油储罐管理的信息化程度越来越高，同时大量的原油储罐都陆续进行了开罐检验，掌握的储罐真实腐蚀速率数据，为大数据技术的应用提供了训练集，充分利用这些数据，构建影响因素和罐底板腐蚀速率的定量关系模型。在未开罐情形下，可对罐底板腐蚀速率进行智能化预测，这是传统的方法所不具备的。

1.2 基于数据驱动的罐底板腐蚀速率预测模型

通过获取影响或表征罐底板腐蚀速率的因素，构建影响因素和罐底板腐蚀速率的关系模型，并利用该模型进行腐蚀速率预测。

假设储罐 i 底板腐蚀速率为 v_i，存在 n 个影响因素记为 $X_i=[x_{i,1},x_{i,2},\cdots,x_{i,n}]$，则预测模型的目标是建立由 X_i 到 v_i 的关系模型，即 $f(X_i)=v_i$。

本研究结合 PSO 和 RF 算法，构建原油储罐罐底板腐蚀速率的预测模型。

1.3 预测方法

1.3.1 随机森林算法

随机森林算法是由 BREIMAN 提出的，用于分类和回归任务的集成机器学习（machine learning，ML）算法[14]，是采用装袋（bagging）方法集成分类和回归树（classification and regression tree，CART）的学习算法。从训练集 N 有放回抽样得到集合 N_{isk}，用于生成决策树，计算所有决策树结果平均值，来获取最终的预测结果，如图 1 所示。

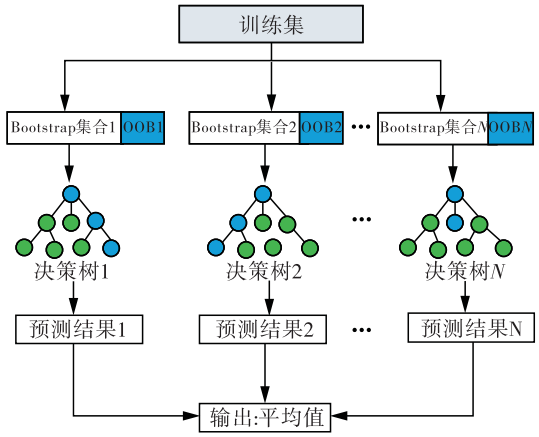


图 1 随机森林回归结构

Fig.1 Random forest regression structure

RF 算法的具体实现过程如下。

（1）使用 Boostrap 抽样方法，从原始训练集 $A=\{(X_1,v_1),(X_2,v_2),\cdots,(X_n,v_n)\}$ 中抽取 k 个训练集 $(A_n^{r_1},A_n^{r_2},\cdots,A_n^{r_k})$，$k<n$。抽样过程中，未抽到的数据称为袋外数据，通常作为测试样本。

（2）使用回归树算法构建 k 棵决策树：

$T(X,A_n^{r_1}),T(X,A_n^{r_2}),\cdots,T(X,A_n^{r_k})$。

在构建过程中不进行剪枝操作，使每棵决策树在限定范围内最大延伸。假设每棵决策数据的预测值为 $\hat{v}_1=\hat{y}_1(X,A_n^{r_1}),\hat{v}_2=\hat{y}_2(X,A_n^{r_2}),\cdots,\hat{v}_k=\hat{y}_k(X,A_n^{r_k})$。

（3）模型输出的 $\hat{v}$ 为构建的 k 棵决策树预测结果的平均值。

$$\hat{v}=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\hat{v}_i=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\hat{y}_i(X,A_n^{r_i}) \tag{1}$$

装袋和随机特征选择是该算法的核心机制，使RF算法在处理高维数据（多特征）时表现优异，且无需依赖人工经验进行特征筛选。然而，在训练前预先设置的超参数（决策树的数量、分类特征数等）对模型的预测性能起关键作用。

1.3.2 超参数的优化

随机森林回归模型需设定随机森林最佳子树棵数（n_{tree}）和分类特征数（m_{try}），手动设定难以精准选取，且参数选择对随机森林性能影响较大。针对这一问题，采用PSO对随机森林进行重要参数寻优。

PSO算法受鸟类捕食行为的启发而提出[15]，具有精度高、收敛速度快等优点。PSO算法流程如图2所示。每个粒子代表潜在的一种解决方案，粒子所处位置即对应优化问题的解，粒子在空间中运动为搜索最优解的过程。粒子运动方向和距离由飞行速度决定。飞行速度根据粒子自身和其他粒子的运动经验动态调整。通过不断迭代和更新，获取优化解。

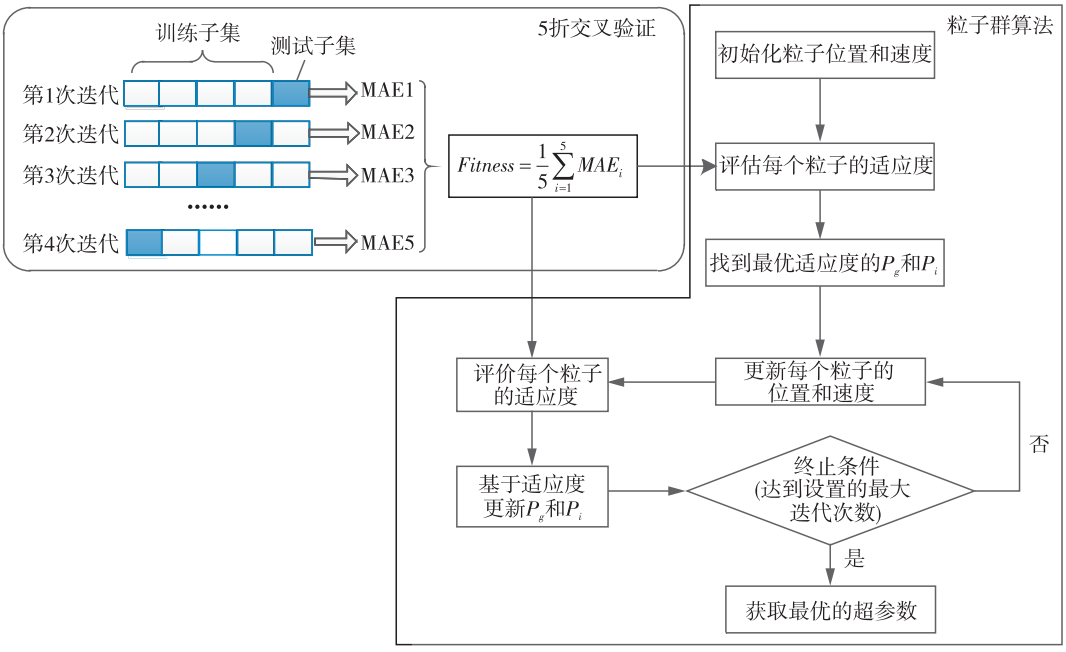


图2 PSO算法流程

Fig.2 PSO algorithm flowchar

更新每个粒子的速度 V_i 和位置 S_i 如下式：

$$V_{id}^{(k+1)}=\omega V_{id}^{k}+c_1r_1(P_{id}^{k}-S_{id}^{k})+c_2r_2(P_{gd}^{k}-S_{id}^{k}) \tag{2}$$

$$S_{id}^{(k+1)}=S_{id}^{k}+V_{id}^{(k+1)} \tag{3}$$

式中，$V_{id}^{k},P_{id}^{k},S_{id}^{k}$，分别为粒子 i 在第 d 维搜索空间经历第 k 次迭代后的速度、个体极值和位置；c_1,c_2 为非负的加速度因子；r_1,r_2 为区间[0,1]上的随机数；P_{gd}^{k} 为种群在第 d 维搜索空间经历第 k 次迭代后的全局极值；ω 为惯性因子。

经过若干次迭代更新后，即可实现可解空间中的参数寻优。

基于步骤（1）~（5），建立PSO-RF关键参数算法过程，具体步骤如下。

（1）初始化粒子群：初始化每个粒子的位置（n_{tree} 与 m_{try}）和速度，设置粒子的最大迭代数、种群数量。此时，每个粒子的个体极值 P_i 初始化为自身初始位置，全局最优极值 P_g 初始化为适应度最优的粒子位置。

（2）建立PSO-RF模型：采用5折交叉验证的方式，将数据集划分为训练集和测试集，在每次迭代中，对训练集进行训练，对测试集进行预测，得到平均绝对误差（MAE），通过适应度公式计算每个粒子当前位置对应的适应度。

（3）适应度评估与粒子更新：将粒子当前位置

适应度分别与个体历史最优极值和全局最优极值对应的适应度作比较，如果当前位置适应度更高，则用该位置更新粒子P_i和P_g，依据公式(2)~(3)更新粒子的位置和速度。

(4)若达到最大迭代次数或适应度达到预设阈值，执行步骤(5)；否则返回步骤(3)更新粒子个体的最佳位置和全局最佳位置。

(5)基于粒子群算法，得到最优n_{tree}与m_{try}。

2 模型验证和分析

2.1 数据收集

本文数据源于多年储罐检验检测数据积累和收集的在役储罐数据，建立原储罐数据集，包含原油储罐246台，其中，按储罐容积分类，10万m^3原油储罐211台，占比85.77%；5万m^3储罐26台，占比10.57%；15万m^3储罐4台，5.5万m^3储罐3台，2万m^3储罐2台。原油储罐平均服役时间为14.7年。

对90台大型原油储罐罐底板开罐检验，统计实测腐蚀速率，得到原油储罐罐底板腐蚀速率分布情况如图3所示。

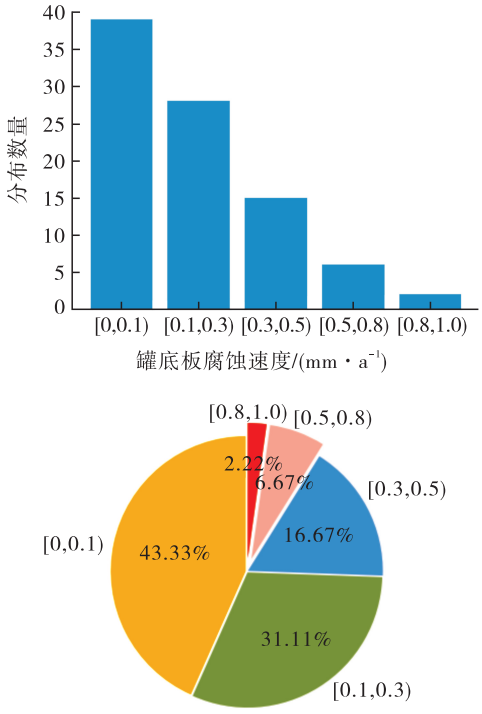


图3 原油储罐罐底板腐蚀速率分布

Fig.3 Corrosion rate distribution of the floor plate of crude oil storage tanks

从罐底板的腐蚀机理及收集数据与罐底板腐蚀速率相关性，确定随机森林回归模型的输入数据。数据以数据表形式存储，每个字段表示一个参数，每条记录表示一个时刻采集的数据，为获取储罐当地的气候信息，参考气象网站的气候数据。筛选的原油储罐罐底板腐蚀速率影响因素见表1。

表1 筛选的原油储罐罐底板腐蚀速率影响因素

Tab.1 Factors affecting the corrosion rate of the bottom plate of selected crude oil storage tanks

序号	分类	影响因素
1	设计制造参数	是否有阳极块、是否有加热器
2	运行参数	储罐用途、服役时间、充装频率、介质硫含量、介质含水量、介质酸值
3	维护参数	外部腐蚀状况、罐基础状况、腐蚀活跃度
4	环境参数	当地年平均降水量、当地平均气温

2.2 数据分析

对各特征变量与罐底板腐蚀速率进行相关性分析。利用皮尔逊积矩相关系数ρ_{ab}，判断影响因素与储罐腐蚀速率的关联程度。ρ_{ab}计算公式如下：

$$\rho_{ab}=\frac{\sum_{i=1}^{n}a_ib_i-\sum_{i=1}^{n}a_i\sum_{i=1}^{n}b_i}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{n}a_i^2-(\sum_{i=1}^{n}a_i)^2}\sqrt{n\sum_{i=1}^{n}b_i^2-(\sum_{i=1}^{n}b_i)^2}} \tag{4}$$

式中，$a=\{a_1,a_2,\cdots,a_n,\}$；$b=\{b_1,b_2,\cdots,b_n,\}$；$a_i,b_i$分别为特征变量的第$i$个值。

腐蚀速率相关参数热力图如图4所示。可以看出，腐蚀活跃度、罐基础状况、外部腐蚀状况、储罐用途、充装频率、介质酸值及介质硫含量等因素与罐底板腐蚀速率关系较密切。

2.3 模型评价指标

为评价预测模型性能，采样平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)评价指标。RMSE和MAE主要反映模型的预测误差，其值越小表示预测效果较好。异常值对RMSE的影响大于对MAE的影响。R^2反映预测结果与实际结果之间的相关性，其范围为[0,1](其中，1表示与实际结果完美精确的拟合，0为最差拟合)。*MAE*，*RMSE*和R^2的计算公式[16]如下：

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|v_i-\hat{v}_i| \tag{5}$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(v_i-\hat{v}_i)^2} \tag{6}$$

$$R^2=1-\sum_{i=1}^{n}(v_i-\hat{v}_i)^2\Big/\sum_{i=1}^{n}(\bar{v}_i-\bar{\hat{v}}_i)^2 \tag{7}$$

式中，n 为测试数据总数；v_i 为第 i 个样本的腐蚀速率值；$\hat{v}_i$ 为预测的第 i 个样本的腐蚀速率值；$\overline{v}_i$ 为检测获取的样本腐蚀速率平均值；$\overline{\hat{v}}_i$ 为预测的样本腐蚀速率平均值。

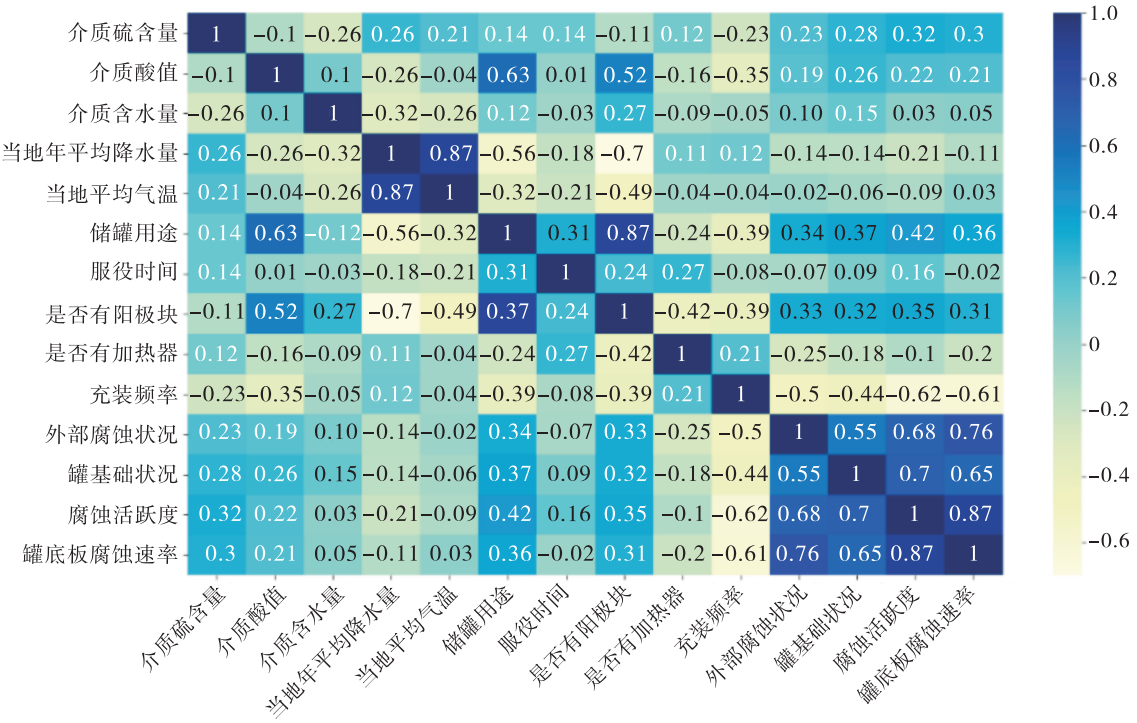


图4 腐蚀速率相关参数热力图

Fig.4 Heatmap of corrosion rate correlated parameters

2.4 结果讨论

2.4.1 优化结果

将预处理的数据分为两部分：80% 的样本数据作为训练集；对 20% 的样本数据进行测试。采用 Python 语言，构建基于 PSO-RF 原油储罐罐底板腐蚀速率的预测模型。将 PSO 和 5 折交叉验证相结合，获取 RF 的超参数（见图 2），经过粒子群优化后得到随机森林回归模型的最佳决策树数量和树分枝的变量个数，并对罐底板的腐蚀速率进行预测。

图 5 示出 PSO-RF 原油储罐罐底板腐蚀速率的预测值与实测值的计算对比图，为了便于观察，选取部分预测结果进行绘制。由图可知，该模型具备较优的预测性能，93.3% 的储罐罐底板腐蚀速率预测值与实测结果误差不超过 0.1 mm/a；6.7% 的储罐罐底板腐蚀速率预测值与实测结果误差大于 0.1 mm/a，其中，预测结果最大差值为 0.12 mm/a。分析认为，可能由于当前腐蚀速率大（大于 0.5 mm/a）的样本数量少，导致模型未能捕捉到数据的真实分布和潜在模式。在这种情况下，模型可能无法有效地从有限的数据中学习，导致该储罐预测误差较大。随着后期开罐检验的储罐数量增多，模型的准确性可能会进一步提升。

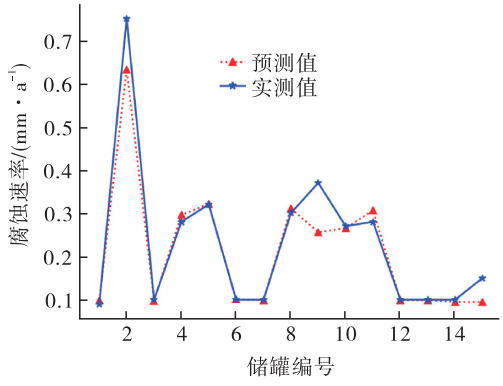


图5 预测值与实测值对比

Fig.5 Comparison of predicted corrosion rates with actual measured values

2.4.2 预测性能

为验证 PSO-RF 模型能够为原油储罐罐底板腐蚀速率的预测提供有效参考，对比了 PSO-RF 模型与常用预测模型的误差情况，其结果见表 2 及图 6。

对 RF 和 PSO-RF 进行对比分析，再两个预测模型的训练集中，RF 模型的 *MAE* 为 0.023 mm/a，*RMSE* 为 0.037 mm/a，R^2 高达 0.96，说明模型已经进行充分的训练，并成功地获得变量之间的潜在

关系。在没有应用过的测试集中进行测试，PSO-RF模型预测结果和测试结果的R^2高达0.942，RF模型为0.92。这些指标表明，PSO-RF模型优于传统RF算法的预测性能。因此，采用PSO-RF模型有助于提高对储罐底板腐蚀速率的预测能力。

表2 模型预测误差情况（测试集）

Tab.2 Model prediction error(test set)

模型	*MAE*	*RMSE*	R^2
BP神经网络回归	0.055	0.072	0.804
Adaboost回归	0.041	0.053	0.893
线性回归算法（梯度下降法）	0.049	0.059	0.870
RF算法	0.134	0.044	0.920
PSO-RF算法	0.021	0.038	0.942

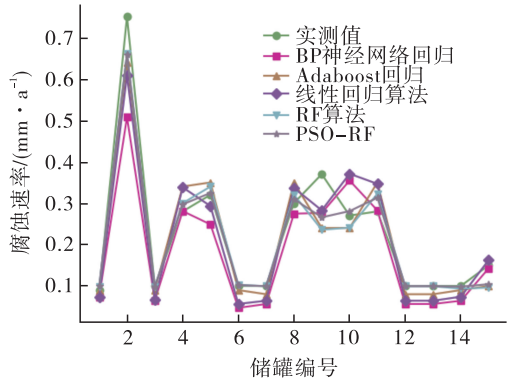


图6 PSO-RF与常用算法的对比

Fig.6 Comparison of PSO-RF with common algorithms

为了进一步验证模型的可行性，将PSO-RF模型的预测结果与BP神经网络回归、Adaboost回归和线性回归算法进行对比，如图6所示，在3个对比模型中，Adaboost回归模型评价指标较优，其R^2和*MAE*值分别为0.893和0.041 mm/a，但与PSO-RF的差距仍比较明显，PSO-RF模型的R^2提高了5.5%，*MAE*指标降低了48.8%。

2.4.3 各因素相对重要性分析

Gini值可以在PSO-RF模型训练过程中获得，记录每个变量的权重，表示影响因素的相对重要性（如图7所示）。

Gini值低且参数变化较小，表明其在罐底板腐蚀速率预测过程中的作用较小。影响或表征罐底板腐蚀速率主要因素是腐蚀活跃度（声发射检测）及外部腐蚀状况、罐基础状况等，数据分析结果和常用的储罐检测手段（宏观检查、在线声发射检测）比较吻合，证明该方法在预测罐底板腐蚀速率方面具有合理性，也一定程度上说明进行储罐宏观检查和在线声发射检测的重要性。

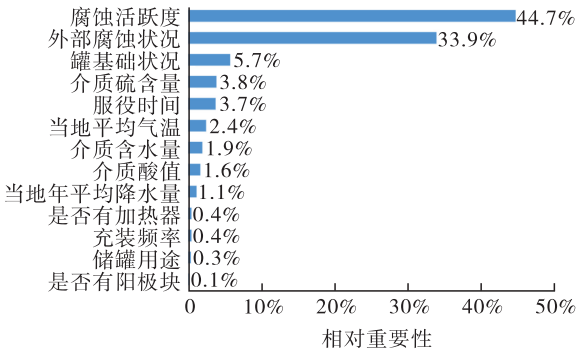


图7 各因素相对重要性对比

Fig.7 Comparison of the relative importance of various factors

在后续研究中，从项目中继续收集数据来训练预测模型，并验证Gini值的普遍适用性，有助于提高评估模型及其选取特征参数的合理性和可靠性。

3 结论

（1）文中采用的PSO-RF模型具有低误差（*MAE*=0.021 mm/a，*RMSE*=0.038 mm/a）和高相关性（R^2=0.942），93.3%原油储罐罐底板腐蚀速率预测值与开罐检验实测值误差不超过0.1 mm/a，预测性能较好，可为原油储罐检修周期制定及底板腐蚀防护决策提供技术支撑。

（2）在原油储罐罐底板腐蚀速率预测方面，PSO-RF模型优于BP神经网络回归、Adaboost回归和线性回归算法模型。

（3）原油储罐罐底板腐蚀是多种因素耦合作用的结果，在线声发射检测获取的原油储罐罐底板腐蚀活跃度是表征罐底板腐蚀状况的重要参量。

由于本研究中的训练数据仅来自收集到的储罐数据，因此，很难将不变的影响因素添加到预测模型中，未来将收集更多储罐数据，以扩展储罐数据库，增强预测模型的泛化能力。

参考文献：

[1] 马凯军，王萌萌，史振龙，等. 温度对原油储罐罐底微生物腐蚀影响规律的研究[J]. 中国腐蚀与防护学报，2022，42（6）：1051-1057.
MA K J，WANG M M，SHI Z L，et al. Influence of temperature on microbial induced corrosion of tank bottom for crude oil storage [J]. Journal of Chinese Society for Corrosion and Protection，2022，42（6）：1051-1057.

[2] 韩克江,帅健,石磊,等.大型原油储罐内检测周期的预测方法[J].油气储运,2013,32(2):189-195.
HAN K J,SHUAI J,SHI L,et al.Prediction method for internal detection cycle of large-scale oil tank[J].Oil & Gas Storage and Transportation, 2013, 32(2): 189-195.

[3] 杨志军,赵亚忠,蒙昌彭,等.拱顶储罐罐顶缺陷漏磁检测技术研究[J].压力容器,2024,41(4):1-8.
YANG Z J,ZHAO Y Z,MENG C P,et al.Research on magnetic flux leakage detection technology for defects in domed roof storage tanks [J]. Pressure Vessel Technology,2024,41(4):1-8.

[4] 凌晓,徐鲁帅,余建平,等. 基于改进的BP神经网络的输油管道内腐蚀速率预测[J].传感器与微系统,2021,40(2):124-127.
LING X,XU L S,YU J P,et al.Prediction of corrosion rate in oil pipeline based on improved BP neural network [J]. Transducer and Microsystem Technologies,2021,40(2):124-127.

[5] 章玉婷,杨剑锋. 基于BP神经网络的管道腐蚀速率预测[J].全面腐蚀控制,2013,27(9):67-71.
ZHANG Y T,YANG J F.Corrosion rate prediction of pipeline based on BP artiifcial neural network [J]. Total Corrosion Control,2013,27(9):67-71.

[6] 王文辉,骆正山,张新生.基于PSO-GRNN模型的埋地管道腐蚀剩余寿命预测[J].表面技术,2019,48(10):267-275.
WANG W H,LUO Z S,ZHANG X S.Prediction on remaining service life of buried pipeline after corrosion based on PSO-GRNN model [J]. Surface Technology,2019,48(10):267-275.

[7] 马钢. 基于相关性分析和SVM算法的单缺陷管道剩余强度预测[D].西安:西安石油大学,2020.
MA G.Prediction of residual strength of single defect pipeline based on correlation analysis and SVM algorithm[D].Xi'an:Xi'an Shiyou University,2020.

[8] 程伟,陈炜,陈益辉,等.常压塔塔顶冷凝系统设备腐蚀计算与风险评估[J].压力容器,2024,41(9):68-76.
CHENG W,CHEN W,CHEN Y H,et al.Corrosion calculation and risk assessment of overhead condensing system equipments of atmospheric pressure tower[J].Pressure Vessel Technology,2024,41(9):68-76.

[9] LOVATTI B P O,NASCIMENTO M H C,NETO Á C,et al. Use of random forest in the identification of important variables[J].Microchemical Journal,2019,145:1129-1134.

[10] ELBAZ K,SHEN S L,ZHOU A,et al. Prediction model of shield performance during tunnelling via incorporating improved particle swarm optimization into ANFIS[J].IEEE Access,2020,8:39659-39671.

[11] ELBAZ K,SHEN S L,ZHOU A.Deep reinforcement learning approach to optimize the driving performance of shield tunnelling machines [J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2023,136:105104.

[12] CHEN X D,AI Z B,YANG T C,et al.Analysis method of failure likelibood on pressure equipmeat with combined action of multi-failure mechsnism [C]// Proceedings of the ASME Pressure Vessels and Piping Conference 2010.Bellevue,Washington,USA,2010:499-504.

[13] 冀丰偲,余云松,张早校.LDA_SVM方法在化工过程故障诊断中的应用[J].高校化学工程学报,2020,34(2):487-494.
JI F C,YU Y S,ZHANG Z X.Application of LDA and SVM method in fault diagnonis of chemical procers [J]. Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities,2020,34(2):487-494.

[14] BREIMAN L.Random forests[J].Machine Learning,2001,45(1):5-32.

[15] EL-GALLAD A,EL-HAWARY M,SALLAM A,et al. Enhancing the particle swarm optimizer via proper parameters selection [C]//Proceedings of the 2002 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering,Winnipeg,MB,Canads,2002:792-797.

[16] DING Y,YE X W,GUO Y.A multistep direct and indirect strategy for predicting wind direction based on the EMD-LSTM model [J]. Structural Control & Health Monitoring,2023(1):4950487.

作者简介:程伟(1987),男,高级工程师,主要从事压力容器、压力管道、常压储罐工程风险评估技术研究与应用工作,通信地址:230031 安徽省合肥市蜀山区长江西路888号合肥通用机械研究院有限公司,E-mail:chengwei4zhai601@163.com。

本文引用格式:
程伟,陈炜,袁文彬,等.大型原油储罐底板腐蚀速率预测方法研究[J].压力容器,2025,42(2):80-86.
CHENG Wei,CHEN Wei,YUAN Wenbin,et al.Research on prediction method of corrosion rate of floor of large crude oil storage tank[J]. Pressure Vessel Technology,2025,42(2):80-86.