

数值模拟

基于粒子群优化和最小二乘支持向量机的 储罐腐蚀速率预测

王明慧¹, 党鹏飞¹, 杨铮鑫¹, 龚博²

(1. 沈阳化工大学机械与动力工程学院, 沈阳 110142; 2. 中国石油大庆油田采油六厂第二油矿地质队, 大庆 163400)

摘要: 利用粒子群优化 (PSO) 算法的全局寻优能力, 对最小二乘支持向量机 (LSSVM) 的正则化参数和核参数进行优化, 提出了基于 PSO-LSSVM 的大型储罐腐蚀速率的预测方法。采用该方法对储罐腐蚀速率进行预测, 并利用实测数据对模型的预测精度进行验证。结果表明: 使用 PSO-LSSVM 获得的腐蚀速率预测结果与实际腐蚀速率较为吻合, 罐顶、第一层罐壁、罐底预测结果的平均绝对百分误差分别为 2.265%、3.077%、1.18%, 均方根误差分别为 0.010%、0.012%、0.011%, 决定系数分别为 0.973、0.982、0.976。该方法可以对储罐内腐蚀速率进行有效的预测。

关键词: 粒子群优化 (PSO); 最小二乘支持向量机 (LSSVM); 腐蚀速率预测

中图分类号: TE988

文献标志码: A

文章编号: 1005-748X(2024)08-0071-06

储罐是油气储运的主要设备, 也是储存战略能源物资的重要装置, 广泛应用在港口、化工、石油等行业。在储罐运行过程中, 受储罐内介质和自然环境的影响, 储罐局部构件不可避免发生腐蚀。随着储罐使用时间的延长, 储罐的腐蚀会逐渐加剧, 这将威胁储罐的安全使用。若能预测储罐的腐蚀速率, 就可以提前采取防腐蚀措施, 保障储罐的安全运行, 避免经济损失。

目前, 国内研究人员针对储罐内腐蚀行为进行了大量的研究, 且取得了比较丰硕的研究成果。蒋林林等^[1]对储罐底板进行声发射检测评价, 并与开罐实测结果进行对比, 发现声发射检测的结果与开罐实测的结果基本一致。穆大鹏等^[2]将磁记忆检测技术应用在储罐罐壁腐蚀缺陷检测中, 该技术能反映腐蚀缺陷位置等基本特征。刘文才等^[3]基于 Lamb 波的反射/透射信号幅值比系数法对储罐罐顶腐蚀深度进行了检测, 成功地将某石化基地的储罐罐顶腐蚀程度划分为轻微、中等和严重三个腐蚀等级。朱吉新^[4]发现储罐沉降水中含有大量的 Cl^- 、 S^{2-} 和细菌等, 造成储罐底板点

蚀, 防腐蚀涂层与牺牲阳极联合保护对储罐底板具有良好的保护效果。刘琪华等^[5]基于遗传算法优化 BP 神经网络 (GA-BP) 和 BP 神经网络两种方法对储罐底板腐蚀情况进行了评估, 结果表明 GA-BP 神经网络具有更高的腐蚀评估精度。张颖等^[6]基于统计分析和专家经验得到了储罐底板腐蚀的主要外部因素, 并运用贝叶斯网络对储罐底板的腐蚀状态进行了预测, 通过与声发射检测结果对比可知预测结果的准确率达到 87.5%。刘雪云等^[7]运用广义极值分布作为储罐底板腐蚀深度最大值的统计模型, 利用 L 矩阵计算相应参数, 发现 Weibull 分布比 Gumbel 分布能更好地拟合储罐底板最大腐蚀深度的统计规律。朱本廷等^[8]在灰色模型基础上提出非等间距的灰色模型, 并对储罐的罐底、罐顶和罐壁的腐蚀速率分别进行了预测, 发现改进的灰色模型对三个位置腐蚀速率的预测精度都达到了 1 级。

国内对储罐腐蚀的研究主要关注于储罐腐蚀状态的检测和最大腐蚀深度的分布规律。为此, 作者利用粒子群优化 (PSO) 算法的全局寻优能力, 对最小二乘支持向量机 (LSSVM) 的正则化参数和核参数进行优化, 提出了一种基于粒子群优化和最小二乘支持向量机的储罐腐蚀速率预测方法, 并采用储罐内腐蚀速率的实测数据对该方法的有效性进行了验证。

收稿日期: 2022-07-05

基金项目: 国家自然科学基金 (12002219); 辽宁省教育厅一般项目 (LQ2019008)

通信作者: 党鹏飞 (1986—), 副教授, 博士, 研究方向为转子动力学及故障诊断, 18056226092, pfdanng@163.com

1 PSO-LSSVM 模型

1.1 模型构建

基于粒子群优化和最小二乘支持向量机对储罐腐蚀速率预测的具体步骤可分以下几步。

1.1.1 获取并处理样本

获取运行中储罐历年的腐蚀速率样本 $D = \{(x_i, y_i) | (i=1, 2, \dots, N)\}$ 。其中, $x_i \in R^n$, 为 n 维输入样本; $y_i \in R$, 为 x_i 对应的目标输出。为便于后续运算、减小奇异数据对预测结果的影响, 使各样本数据处在同一数量级, 需要先将原始数据按式(1)进行归一化处理, 然后将归一化处理后的储罐腐蚀速率样本分为训练集和测试集两部分。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: x 为原始数据; x' 为归一化处理数据; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 依次为原始数据集中的最大值和最小值。

1.1.2 构建 LSSVM

支持向量机是一类面对小样本的非线性机器学习算法。该算法采用一种非线性映射, 把样本的低维特征反映到某个高维特征空间, 进而获得高维空间中的线性回归, 即将简单不确定性问题转换为线性问题的高维空间。LSSVM 是在支持向量机的基础上采用等式约束取代不等式约束, 因此减少了二次回归问题, 使计算的准确度更高, 运算效率更快。

LSSVM 在高维空间中的线性回归函数可以表示为^[9-11]

$$f(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (2)$$

式中: ω 为权向量; b 为偏差量; $\varphi(x)$ 核空间映射函数。

基于结构风险最小准则, 将 LSSVM 的回归问题转化为式(3)所示凸优化问题。

$$\min_{\omega, b, e} J(\omega, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (3)$$

约束条件:

$$\omega^T \varphi(x) + b = y_i - e_i, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

式中: e_i 为随机误差; γ 正则化参数。 γ 值过高, 易使拟合结果出现过拟合, γ 值过小, 则易使拟合结果出现欠拟合, 因此合理的 γ 取值可使所求的函数具有较好的推广能力。

由于优化问题计算过程繁琐且计算量大, 通常将式(3)转化为对偶问题, 并引入 Lagrange 乘子对式(4)进行求解。

$$L(\omega, b, e, \alpha) = J(\omega, e) -$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i \{\omega^T \varphi(x) + b + e_i - y_i\} =$$

$$\frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 -$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i \{\omega^T \varphi(x) + b + e_i - y_i\} \quad (4)$$

式中: α_i 为 Lagrange 乘子。根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 最优化条件^[12], 分别对式(4)中的变量 ω, b, e, α 求偏导数, 得

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \alpha_i = \gamma e_i \\ \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

消去 ω 和 e_i , 可得到线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \Omega + \frac{1}{\gamma} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$; $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]$; $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$; $\Omega = \{\Omega_{kl} | k, l = 1, 2, \dots, N\}$; $\Omega_{kl} = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = K(x_k, x_l)$ 。

根据式(2)~(6)整理可得 LSSVM 函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_k, x_l) + b \quad (7)$$

式中: α_i 为支持向量; $K(x_k, x_l)$ 为核函数, 此处选用径向核函数(RBF), 其表达式为

$$K(x_k, x_l) = \exp\left(-\frac{\|x_k - x_l\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中: σ^2 为核参数。

1.1.3 初始化 PSO

设置 LSSVM 中的正则化参数 γ 和核参数 σ^2 的取值范围 $\gamma \in [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}]$ 和 $\sigma^2 \in [\sigma_{\min}^2, \sigma_{\max}^2]$, 将一组参数序列 (γ, σ^2) 作为 PSO 中粒子的初始位置向量, 由训练集对 LSSVM 进行训练学习, 构建测试样本的均方根误差作为 PSO 的适应度函数。

1.1.4 更新粒子的位置和速度

计算更新后粒子的适应度值, 选出这一代的最优粒子并与上一代的最优粒子的适应度值进行比较, 判断粒子是否需要再更新。PSO 是一种全局优化算法, 灵感来自鸟群在觅食流程中的迁徙和聚集行动^[13-18]。在 PSO 算法中, 所有解都被看作一组同

时具有初始速率和初始位置的微粒。在所有粒子给出了起始位移和起始速率后,就可以开始进行迭代寻优,每个粒子通过追踪个体最优和全局最优来更新自己在解空间中的位置和速率。

1.1.5 判断是否达到最大迭代次数

若迭代次数达到最大,则输出最优参数组合 (γ, σ^2) 并以此构建 PSO 优化的 LSSVM 预测模型;若迭代次数未达到最大,返回式(4)。具体流程如图 1 所示。

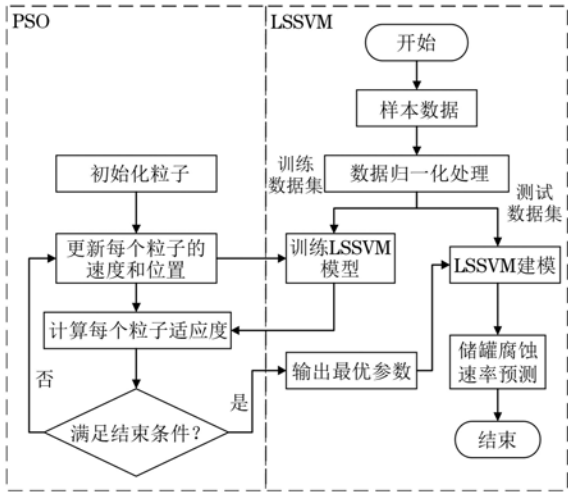


图 1 PSO-LSSVM 流程图
Fig. 1 Flow chart of PSO-LSSVM

1.2 模型精度检验

为了检验 PSO-LSSVM 模型的精度,选取均方根误差(σ_{RMSE})、平均绝对百分误差(σ_{MAPE})、决定系数(R^2)三种指标检验模型的精度^[19],计算公式如式(9)~(11)所示。

$$\sigma_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \times 100\% \quad (9)$$

$$\sigma_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

$$R^2 = \frac{(N \sum_{i=1}^N y_i \hat{y}_i - \sum_{i=1}^N y_i \sum_{i=1}^N \hat{y}_i)^2}{[N \sum_{i=1}^N \hat{y}_i^2 - (\sum_{i=1}^N \hat{y}_i)^2] [N \sum_{i=1}^N y_i^2 - (\sum_{i=1}^N y_i)^2]} \quad (11)$$

式中: $\hat{y}_i$ 为第 i 年储罐底板内腐蚀速率的预测值; y_i 为第 i 年储罐底板内腐蚀速率的测量值; N 为样本数据的个数。

计算每个粒子的适应度值,选择适应度值最小的粒子作为最优粒子。 $R^2 \in [0, 1]$, R^2 越接近 1,表明模型的拟合优度越高,模型的性能越好。 σ_{RMSE} 和

σ_{MAPE} 指标均在 $[0, 1]$ 范围内,数值越接近 0,说明误差越小,预测效果越好。

2 实例分析

2.1 数据选择

表 1 列出了某公司 2008 年到 2020 年某一储罐罐底、罐顶、第一层罐壁内腐蚀速率数据^[20]。分别选择这组数据中的前 70% 作为训练样本数据,最后 30% 作为测试样本数据。

表 1 储罐罐底、罐顶和第一层罐壁的内腐蚀速率

Tab. 1 Corrosion rates of bottom, top and the first wall of tank

年份	内腐蚀速率/(mm·a ⁻¹)		
	罐顶	第一层罐壁	罐底
2008	0.03	0.01	0.05
2009	0.07	0.04	0.12
2010	0.13	0.09	0.19
2011	0.19	0.11	0.26
2012	0.24	0.16	0.31
2013	0.27	0.21	0.38
2014	0.31	0.27	0.45
2015	0.36	0.31	0.52
2016	0.42	0.35	0.58
2017	0.49	0.38	0.64
2018	0.53	0.42	0.69
2019	0.57	0.49	0.73
2020	0.64	0.58	0.82

PSO 粒子群数为 30,最大迭代次数为 300,正则化参数 γ 的取值为 $[10^{-2}, 10^3]$,核参数的取值为 $[10^{-2}, 10^2]$ 。模型在训练中的迭代过程如图 2 所示。结果表明,该方法在优化过程中可以多次跳出局部最优,快速获得全局最优解。

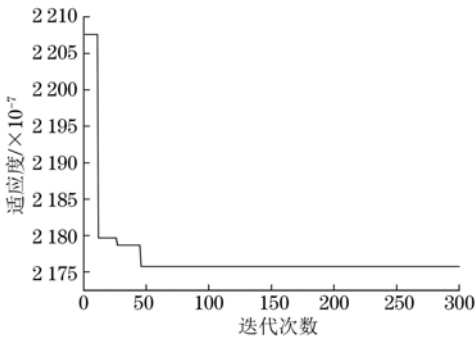


图 2 罐底 PSO-LSSVM 迭代进化过程

Fig. 2 Iterative evolution process of PSO-LSSVM for tank bottom

2.2 预测结果分析

将通过 PSO 得到的最优参数 γ 和 σ^2 代入到

LSSVM 中对储罐罐底腐蚀速率进行预测。为了验证 PSO-LSSVM 的预测效果,同时采用 LSSVM 和 PSO-SVM 模型对储罐罐底腐蚀速率进行预测,并对三种模型的预测结果进行了比较。表 2 为采用三种模型预测的储罐罐底腐蚀速率。图 3 为三种模型罐底腐蚀速率预测结果的相对误差。可以发现,在 PSO-LSSVM、LSSVM 和 PSO-SVM 三种模型中,PSO-LSSVM 的预测值和真实值的差距较小,且

表 2 储罐罐底腐蚀速率的预测结果和实测结果

Tab. 2 Predicted results and test results of corrosion rate of tank bottom

年份	实测腐蚀速率/ (mm·a ⁻¹)	预测腐蚀速率/(mm·a ⁻¹)		
		PSO-LSSVM	LSSVM	PSO-SVM
2017	0.64	0.631 69	0.635 79	0.641 74
2018	0.69	0.690 89	0.692 31	0.706 25
2019	0.73	0.748 22	0.745 23	0.770 59
2020	0.82	0.813 41	0.794 13	0.834 72

表 3 储罐罐顶和罐壁第一层腐蚀速率的预测结果和实测结果

Tab. 3 Corrosion rate prediction results of tank roof and the first layer of tank wall

年份	罐顶的腐蚀速率/(mm·a ⁻¹)				第一层罐壁的腐蚀速率/(mm·a ⁻¹)			
	实测值	PSO-LSSVM 预测值	LSSVM 预测值	PSO-SVM 预测值	实测值	PSO-LSSVM 预测值	LSSVM 预测值	PSO-SVM 预测值
2017	0.49	0.473	0.450	0.453	0.38	0.388	0.394	0.389
2018	0.53	0.533	0.489	0.495	0.42	0.443	0.437	0.432
2019	0.57	0.585	0.524	0.537	0.49	0.499	0.479	0.474
2020	0.64	0.624	0.556	0.577	0.58	0.563	0.519	0.515

表 4 三种模型预测性能指标对比

Tab. 4 Comparison of predicted performance indexes of the three models

模型	罐顶			第一层罐壁			罐底		
	σ _{MAPE} /%	σ _{RMSE} /%	R ²	σ _{MAPE} /%	σ _{RMSE} /%	R ²	σ _{MAPE} /%	σ _{RMSE} /%	R ²
PSO-LSSVM	2.265	0.010	0.973	3.077	0.012	0.982	1.18	0.011	0.976
LSSVM	9.264	0.155	0.965	5.134	0.055	0.966	1.71	0.016	0.955
PSO-SVM	7.469	0.097	0.944	4.903	0.059	0.970	2.50	0.023	0.967

从平均绝对百分误差来看,罐顶、第一层罐壁和罐底 PSO-LSSVM 的结果比 LSSVM 和 PSO-SVM 的结果分别减少了 6.99%、2.057%、0.53% 和 5.198%、1.826%、1.32%;从均方根误差来看,罐顶、第一层罐壁和罐底 PSO-LSSVM 的结果比 LSSVM 和 PSO-SVM 的结果分别降低了 0.145%、0.043%、0.005%和 0.087%、0.047%、0.012%;罐顶、第一层罐壁和罐底 PSO-LSSVM 预测结果的决定系数分别为 0.973、0.982、0.976,均高于另外两种方法。以上分析结果均进一步说明 PSO-LSSVM 的预测精

度是三种模型中最高的。

运用同样的方法分别对储罐的罐顶和第一层罐壁进行腐蚀速率预测,预测结果见表 3。为了更进一步了解 PSO-LSSVM 的预测精度,运用上文中提到的均方根误差、平均绝对百分误差、决定系数三种统计学指标对三种预测模型进行评价,评价结果见表 4。

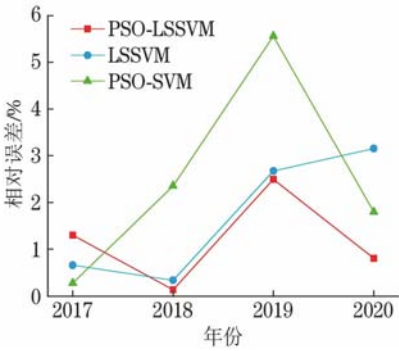


图 3 三种模型罐底腐蚀速率预测结果的相对误差

Fig. 3 Relative error comparison of tank bottom prediction results

3 结 论

(1) 利用 PSO 算法的全局寻优能力,对 LSSVM 的正则化参数和核参数进行优化,提出了基于 PSO-LSSVM 的大型储罐腐蚀速率的预测方法。

(2) 采用平均绝对百分误差、均方根误差和决定系数三种统计学指标,对 PSO-LSSVM 的预测精度进行验证。结果表明,PSO-LSSVM 的三种误差指标均为最优,说明该方法对腐蚀速率的预测精度

最高。

参考文献:

- [1] 蒋林林,李玲杰,苏碧煌,等. 声发射技术在储罐底板腐蚀检测中的应用[J]. 腐蚀与防护,2021,42(2):56-59,77.
JIANG L L, LI L J, SU B H, et al. Application of acoustic emission to corrosion detection of tank floor [J]. Corrosion & Protection,2021,42(2):56-59,77.
- [2] 穆大鹏,樊建春,姜健康,等. 基于磁记忆检测的储罐罐壁典型缺陷信号研究[J]. 石油机械,2021,49(8):125-131.
MU D P, FAN J C, JIANG J K, et al. Study on typical defect signals of tank wall based on magnetic memory detection [J]. China Petroleum Machinery, 2021, 49 (8):125-131.
- [3] 刘文才,樊建春,杨进. 采用超声导波的储罐罐顶腐蚀深度检测方法[J]. 光学 精密工程,2021,29(6):1468-1481.
LIU W C, FAN J C, YANG J. Corrosion depth detection of tank top based on ultrasonic guided waves [J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29 (6): 1468-1481.
- [4] 朱吉新. 原油储罐底板腐蚀的原因及其防护措施[J]. 材料保护,2009,42(5):56-58.
ZHU J X. Causes leading to corrosion of the bottom plate of crude oil stock tank and measures for protection[J]. Materials Protection, 2009, 42 (5): 56-58.
- [5] 刘琪华,张世杰. 基于 GA-BP 网络的声发射检测储罐底板腐蚀评价[J]. 电子技术应用,2020,46(1):76-80.
LIU Q H, ZHANG S J. Corrosion evaluation of tank floor based on acoustic emission detection based on GA-BP network [J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(1): 76-80.
- [6] 张颖,陈荣刚,戴光,等. 储罐底板腐蚀状况的贝叶斯判别预测方法[J]. 压力容器,2010,27(1):31-34.
ZHANG Y, CHEN R G, DAI G, et al. Research of Bayes discriminant analysis in prediction of tank bottom corrosion [J]. Pressure Vessel Technology, 2010, 27(1):31-34.
- [7] 刘雪云,张宁宁,赵光连,等. 储油罐底腐蚀深度统计的极值理论应用[J]. 哈尔滨工业大学学报,2013,45(3):56-60.
LIU X Y, ZHANG N N, ZHAO G L, et al. Application of extreme value theory in the corrosion depth statistics of storage tank bottom[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2013, 45(3):56-60.
- [8] 朱本廷,吴明,陈军. 基于灰色系统理论改进模型的储罐腐蚀速率预测[J]. 油气储运,2010,29(9):679-682.
ZHU B T, WU M, CHEN J. Corrosion rate prediction of tank based on modified grey system theory model [J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2010, 29 (9):679-682.
- [9] 李烽. 基于 LSSVM-RSM 的边坡可靠度研究[J]. 水电能源科学,2021,39(9):165-168.
LI F. Study on reliability of slope stability based on LSSVM-RSM[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(9):165-168.
- [10] 王东风,李其贤,黄宇,等. 基于 LSSVM 的核电厂稳压器压力控制系统隐蔽攻击方法研究[J]. 核动力工程,2022,43(1):133-140.
WANG D F, LI Q, HUANG Y, et al. LSSVM based covert attack method research on pressure control system of pressurizer in nuclear power plant [J]. Nuclear Power Engineering, 2022, 43(1):133-140.
- [11] 于燕南,戚其松,董青,等. 起重机载荷谱回归预测的 LSSVM 模型优化研究[J]. 振动与冲击,2022,41(12):215-228.
YU Y N, QI Q S, DONG Q, et al. A study on optimization of the LSSVM model for crane load spectrum regression prediction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(12):215-228.
- [12] JIAN L, SHEN S Q, LI J D, et al. Budget online learning algorithm for least squares SVM[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(9):2076-2087.
- [13] 马钢,李俊飞,白瑞,等. 基于 PSO-SVM 模型的油气管道内腐蚀速率预测[J]. 表面技术,2019,48(5):43-48.
MA G, LI J F, BAI R, et al. Prediction of corrosion rate in oil and gas pipelines based on PSO-SVM model[J]. Surface Technology, 2019, 48(5):43-48.
- [14] 王世东,李立,张游游,等. 基于 DE-PSO 模型的土地资源优化配置研究[J]. 农业机械学报,2022,53(6):226-236.
WANG S D, LI L, ZHANG Y Y, et al. Optimal allocation of land resources based on DE-PSO model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6):226-236.
- [15] 李二超,高振磊. 改进粒子速度和位置更新公式的粒子群优化算法[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2022, 45(1):118-126.
LI E C, GAO Z L. Particle swarm optimization algorithm with improved particle velocity and position update formula [J]. Journal of Nanjing Normal

- University (Natural Science Edition), 2022, 45 (1): 118-126.
- [16] 徐培文,陈仁祥,胡小林,等. PSO 优化多尺度一维卷积神经网络的风机基础螺栓松动诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(4): 86-92.
- XU P W, CHEN R X, HU X L, et al. PSO optimized multi-scale one-dimensional convolutional neural network for fan foundation bolt looseness diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(4): 86-92.
- [17] 程岳梅,李小波,沈青. 基于 IPSO-BP 的地铁牵引逆变器系统可靠性预测[J]. 计算机仿真, 2022, 39(2): 78-82.
- CHENG Y M, LI X B, SHEN Q. Reliability prediction of subway traction inverter system based on IPSO-BP[J]. Computer Simulation, 2022, 39(2): 78-82.
- [18] 李世倩,任罡,胡晓丽,等. 基于粒子群优化的变压器绕组热点温度模型研究[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2022, 36(1): 98-104.
- LI S Q, REN G, HU X L, et al. Research on hot spot temperature model of transformer winding based on PSO optimization[J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 36(1): 98-104.
- [19] 骆正山,秦越,张新生,等. 基于 LASSO-WOA-LSSVM 的海洋管线外腐蚀速率预测[J]. 表面技术, 2021, 50(5): 245-252.
- LUO Z S, QIN Y, ZHANG X S, et al. Prediction of external corrosion rate of marine pipelines based on LASSO-WOA-LSSVM [J]. Surface Technology, 2021, 50(5): 245-252.
- [20] 郭海新. 基于 GWO-LSSVM 算法的 LNG 储罐腐蚀速率预测研究[J]. 能源化工, 2021, 42(4): 61-67.
- GUO H X. Corrosion rate prediction of LNG storage tank based on GWO-LSSVM algorithm[J]. Energy Chemical Industry, 2021, 42(4): 61-67.

Corrosion Rate Prediction of Storage Tank Based on Particle Swarm Optimization and Least Squares Support Vector Machine

WANG Minghui¹, DANG Pengfei¹, YANG Zhengxin¹, GONG Bo²

- (1. School of Mechanical and Power Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China;
2. Second Oil Mine Geological Team of Sixth Oil Production Plant, Petrochina Daqing Oilfield, Daqing 163400, China)

Abstract: A prediction method for corrosion rate of large storage tanks was proposed based on particle swarm optimization (PSO) algorithm and least squares support vector machine (LSSVM), which utilize the global optimization capability of PSO algorithm to optimize the regularization parameters and kernel parameters of LSSVM. The corrosion rates of storage tanks were predicted by the method, and the prediction accuracy of the model was verified by measured data. The results show that the predicted corrosion rates obtained using PSO-LSSVM were in good agreement with the actual corrosion rates. The mean absolute percentage errors of the predicted results of the tank top, the first tank wall and the tank bottom were 2.265%, 3.077% and 1.18%, the root mean square errors were 0.010%, 0.012% and 0.011%, and the corresponding coefficient of determination were 0.973, 0.982 and 0.976, respectively. So this method can effectively predict the corrosion rates of storage tanks.

Key words: particle swarm optimization (PSO); least square support vector machine (LSSVM); corrosion rate prediction