

基于 AOA 优化 SVM 的工业过程故障检测

李鑫妮, 王亚君*, 许晓婷

(辽宁工业大学电子与信息工程学院, 辽宁 锦州 121001)

摘要: 为了提高工业生产过程的故障检测精度, 保证产品的质量和生产过程的安全, 提出了一种基于算术优化算法 (arithmetic optimization algorithm, AOA) 优化支持向量机 (support vector machine, SVM) 的故障检测方法。首先, 对工业过程中产生的数据进行标准化处理; 然后, 将处理后的数据作为训练样本建立 SVM 模型, 同时采用算术优化算法对支持向量机中的惩罚参数 C 和核函数参数 g 进行优化, 通过多次迭代对模型进行训练, 建立最佳故障检测模型; 最后, 将测试数据导入建立的故障检测模型中进行故障检测。将提出的 AOA-SVM 方法应用于田纳西-伊斯曼过程进行实验验证, 并与传统 SVM、灰狼优化算法优化的支持向量机 (GWO-SVM) 方法进行比较, 该研究提出的模型具有更高的准确率。实验仿真结果表明, 提出的 AOA-SVM 故障检测模型具有更好的表现。

关键词: 故障检测; 算术优化算法; 支持向量机; 田纳西-伊斯曼过程

中图分类号: TP277

文献标志码: A

文章编号: 0253-4320(2024)S2-0343-05

DOI: 10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2024.S2.060

Industrial process fault detection based on AOA optimized SVM

LI Xin-ni, WANG Ya-jun*, XU Xiao-ting

(School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of fault detection in industrial production process, and ensure product quality as well as production process safety, a fault detection method is proposed based on arithmetic optimization algorithm optimized support vector machine. Firstly, the data generated in industrial process is standardized. Next, the pre-processed data is utilized as training samples to create an SVM model. Meanwhile, the penalty parameter C and the kernel function parameter g in the Support Vector Machine are optimized by using Arithmetic Optimization Algorithm. The model is trained through multiple iterations to establish the optimal fault detection model. Finally, the test data are imported into the established fault detection model for fault detection. The AOA-SVM method proposed in this study is employed for experimental validation on the Tennessee Eastman process. It is then compared with the conventional SVM method and Grey Wolf Optimization algorithm-optimized Support Vector Machine method. It is indicated that the proposed model in the study has higher accuracy. Experimental simulation results show that the proposed AOA-SVM fault detection model has better performance.

Key words: fault detection; arithmetic optimization algorithm; support vector machine; Tennessee Eastman process

随着工业 4.0 的到来, 工业流程正在向智能流程转变。现代工业具有复杂的操作条件与设备结构, 在提高生产率的同时, 出现故障的可能性也相应增加, 可能导致整个生产流程瘫痪, 严重的故障还会对人类的生命财产安全造成威胁^[1]。对于设备和过程完全自动化的工业环境变化, 需要更谨慎的监督^[2-3]。

支持向量机 (SVM) 是一种典型的机器学习方法, 能有效地处理小样本、非线性问题, 因而在故障检测和诊断中得到了广泛的应用^[4-5]。但是支持向量机的精确度受参数影响较大, 参数的选择对支持向量机尤为重要。传统的交叉寻优方法在工业过程故障检测时效果较差, 准确率较低。为了解决上述问题, 需要对核函数参数和惩罚因子进行优化。智

能优化算法是目前解决全局寻优问题时常用的技术手段, 因简单、灵活且高效而被广泛应用。文献[6]提出了灰狼优化算法 (GWO) 优化 SVM 的方法对变压器故障诊断进行分析, 证明 GWO 比粒子群优化算法精度更高; 文献[7]提出了麻雀搜索算法 (SSA) 优化 SVM 对发动机润滑油状态进行评估, 相比于普通 SVM 模型以及 QPSO-SVM 模型在评估准确率及运行时间上均有提升。但是 GWO 算法易早熟收敛, SSA 算法容易陷入局部最优解。研究人员受到算术中的四则混合运算的启发, 提出了算术优化算法 (AOA)^[8], 实验结果表明, 该算法在搜索能力和迭代速度上均优于传统的优化方法。

综上所述, 针对传统方法选取支持向量机参数困难的问题, 本文中提出了基于算术优化算法优化

收稿日期: 2024-03-12; 修回日期: 2024-06-09

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61503169, 61802161); 辽宁省自然科学基金项目 (2020-MS-291)

作者简介: 李鑫妮 (1998-), 女, 硕士生, 研究方向为多元统计建模和故障诊断在工业过程的应用, lixinmi1564@163.com; 王亚君 (1978-), 女, 博士, 教授, 研究方向为工业过程监测方法研究、过程控制, 通讯联系人, wyj_lg@163.com。

支持向量机的故障检测方法,对支持向量机的惩罚参数 C 和核函数参数 g 进行优化,建立最佳故障检测模型。最后以田纳西-伊斯曼过程为例验证方法的有效性。

1 支持向量机

支持向量机^[9-10]是由 Cortes 和 Vapnik 引入的流行的机器学习算法。给定一组具有已知标签、分类或连续的训练数据,支持向量机分析这些数据,推导出监督学习模型。SVM 的基本思路是把数据样本映射到高维空间,在高维空间中找到能够对数据进行分类的超平面。SVM 试图寻找一个最优的决策边界,使其距离支持向量最远,如图 1 所示。

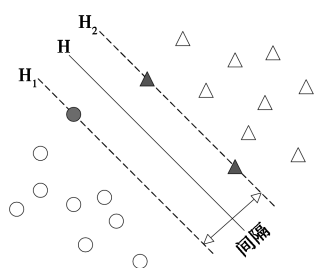


图 1 最优决策边界

假设两类样本是线性可分的,其集合表示为 $A = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$, $x_i \in R^n$, $y_i \in \{+1, -1\}$, 两类样本可被 $\omega \cdot x + b = 0$ 有效分开。超平面公式为:

$$f(x) = \begin{cases} \omega \cdot x + b \geq 1, y_i = 1 \\ \omega \cdot x + b \leq -1, y_i = -1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω 为超平面的法向量; b 为常数项。线性可分时,最优超平面的约束条件如式(2),是一个不等式约束的二次规划问题。

$$\begin{cases} \min \Phi(\omega) = 1/2 \|\omega\|^2 \\ y_i [(\omega \cdot x) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

针对 SVM 在某些样本上存在不可分类的问题,采用了惩罚函数 C 和松弛变量 ξ 来改善 SVM 的性能,提高 SVM 的容错率。SVM 的基本型可表示为:

$$\begin{cases} \min \Phi(\omega, \xi) = 1/2 \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ s.t. \begin{cases} y_i [(\omega \cdot x) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\xi_i \geq 0$; C 为大于 0 的常数。 C 的值与函数的惩罚度呈正相关,惩罚参数越大,要求松弛变量的值越小,主要起到权衡的作用。

运用拉格朗日乘子法可将上式转化为对偶问题,构造出新的拉格朗日函数如式(4)所示:

$$L(\omega, b, a, \xi, \mu) = 1/2 \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i +$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i [1 - \xi_i - y_i (\omega^T x_i + b)] - \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i \quad (4)$$

式中: $\alpha_i \geq 0, \mu_i \geq 0$ 是拉格朗日乘子。对上式求解,可以得到决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right] \quad (5)$$

为解决非线性问题引入核函数,本文中选用高斯径向基核函数,引入核函数后的决策函数如式(6)所示:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \right] \quad (6)$$

2 智能优化算法

2.1 算数优化算法

算术优化算法(arithmetic optimization algorithm, AOA)是在 2021 年由 Abualigah 等^[8]提出的一种新型元启发式算法。算术运算符通常用于研究数字的传统计算方法。使用简单的算子作为数学优化,从一组候选方案中确定符合特定标准的最佳元素。算术运算符的层次结构及其从外到内的支配地位如图 2 所示。

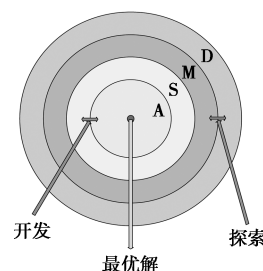


图 2 算术运算符的层次结构

算法优化算法通过使用算术中的乘法和除法运算来增强算法的全局搜索能力,同时通过加法和减法运算来提高算法的局部搜索精度。该算法主要分为 3 个阶段。

(1) 数学优化器加速函数(MOA)

AOA 通过 MOA 来判断接下来的搜索阶段(全局探索或本地开发)。首先,选择随机数 $r_1 [r_1 \in (0, 1)]$ 。如果 r_1 大于 MOA,将执行全局探索阶段,否则,将进入本地开发阶段。MOA 的数学模型如式(7)所示:

$$\text{MOA}(i) = \text{Min} + i \times [(\text{Max} - \text{Min})/i_{\max}] \quad (7)$$

式中: i 为当前迭代次数; i_{\max} 为最大迭代次数; Max 和 Min 为加速函数的最大值和最小值。

(2) 探索阶段

全局探索阶段将在多个区域进行随机探索,并根据 2 种主要策略(除法搜索策略和乘法搜索策

略)执行搜索,位置更新方程如下:

$$x_{i,j}(i+1) = \begin{cases} \text{best}(x_j) \div (\text{MOP} + \varepsilon) \times [(UB_j - LB_j) \times \mu + LB_j], r_2 < 0.5 \\ \text{best}(x_j) \times \text{MOP} \times [(UB_j - LB_j) \times \mu + LB_j], \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: μ 是调整搜索过程的控制参数, $x_{i,j}(i+1)$ 表示 $i+1$ 次迭代中的解; $\text{best}(x_j)$ 为目前获得的最佳位置; ε 为避免分母为 0 的极小值; UB_j 和 LB_j 为搜索空间的上下限; $r_2 \in [0, 1]$,当 $r_2 < 0.5$ 时,执行除法策略,否则执行乘法策略。数学优化率 (math optimizer probability, MOP) 是一个系数, MOP 计算公式为:

$$\text{MOP}(i) = 1 - i^{1/\alpha} / i_{\max}^{1/\alpha} \quad (9)$$

式中: α 表示一个敏感参数,定义了迭代过程的开发精度。

(3) 开发阶段

在 AOA 中,如果 MOA 小于 r_1 ,算术优化算法将随机选择加法运算或减法运算来执行开发阶段,位置更新模型如式 (10) 所示:

$$x_{i,j}(i+1) = \begin{cases} \text{best}(x_j) - \text{MOP} \times [(UB_j - LB_j) \times \mu + LB_j], r_3 < 0.5 \\ \text{best}(x_j) + \text{MOP} \times [(UB_j - LB_j) \times \mu + LB_j], \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $r_3 \in [0, 1]$,当 $r_3 < 0.5$ 时,执行减法策略,否则执行加法策略。

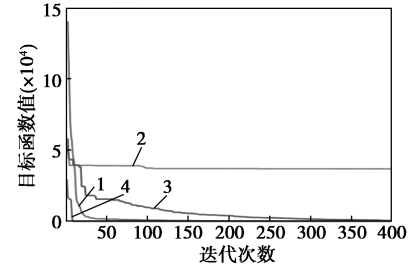
2.2 算术优化算法性能测试

为了能够更清晰地展示 AOA 的整体优势,本文中采用粒子群算法 (PSO)^[11]、遗传算法 (GA)^[12]、改进的鲸鱼优化算法 (EWOA)^[13] 与 AOA 算法进行对比实验。本次测试函数选取及相关参数如表 1 所示,分别用以上智能算法进行结果分析比较。实验

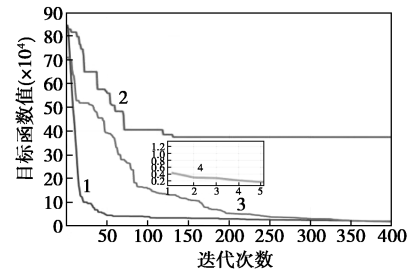
表 1 测试函数及相关参数

函数	维度	范围	理论最小值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	[-100,100]	0
$f_2(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	30	[-100,100]	0
$f_3(x) = -20 \exp[-0.2 \sqrt{(1/n) \sum_{i=1}^n x_i^2}] - \exp[(1/n) \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)] + 20 + e$	30	[-32,32]	0
$f_4(x) = (1/4000) \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i/\sqrt{i}) + 1$	30	[-600,600]	0

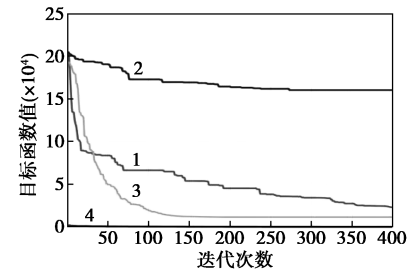
结果如图 3 所示,从图中曲线可以看出, AOA 的目标函数值最接近理论值,且迭代次数最少,性能远超其他算法。



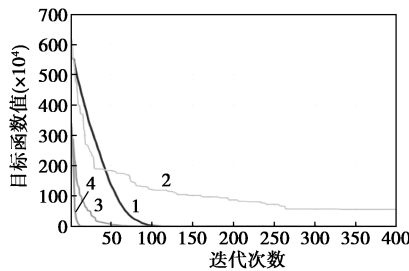
(a) 函数 f_1



(b) 函数 f_2



(c) 函数 f_3



(d) 函数 f_4

1—PSO;2—GA;3—EWOA;4—AOA

图 3 4 种目标函数曲线

3 基于 AOA 优化 SVM 的工业过程故障检测

故障检测流程如图 4 所示。基于 AOA 优化 SVM 的工业过程故障检测流程如下。

- (1) 采集正常工况下的数据以及故障工况下的数据,分别对正常和故障数据进行标准化处理。
- (2) 划分训练集和测试集,并确定目标输出值。
- (3) 对算数优化算法和支持向量机的相关参数进行初始化。

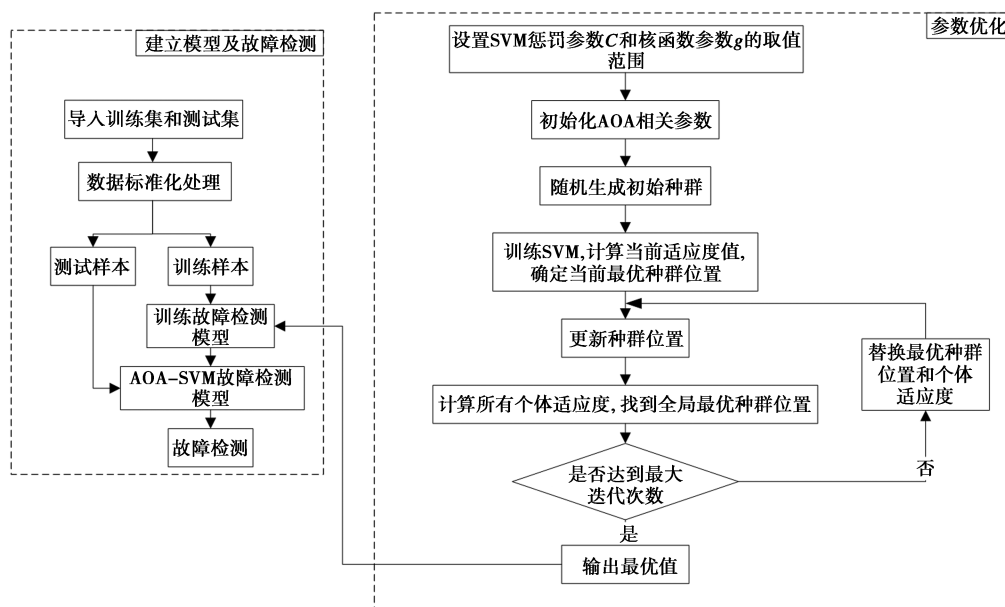


图 4 AOA-SVM 故障检测流程

(4) 计算个体适应度值,选取最佳适应度值来更新当前最佳种群位置 X_{fit} 。本文将故障检测的准确率作为适应度值,公式如式(11)所示:

$$a_j = [(b_j - b_i) / b_j] \times 100\% \quad (11)$$

式中: a_j 为故障检测准确率; b_j 为样本点总数; b_i 为识别错误的样本点个数。

(5) 通过式(7)来判断搜索阶段,并根据式(8)~式(10)对种群位置进行更新,直到满足终止条件,停止更新。

(6) 训练得到 SVM 模型的最优参数,建立最佳检测模型。

(7) 将测试集导入模型进行检测,输出检测结果。

4 应用实例

4.1 田纳西-伊斯曼过程

田纳西-伊斯曼过程(tennessee-eastman process, TEP)^[14-15]由伊斯曼化学公司开发,为评估过程控制和监控方法提供具有代表性的现实工业过程。整个过程有 4 个反应,反应物包括气态物料 A、C、D 和 E,4 种物料中含有少量的惰性气体 B,过程会生成 2 种产品 G 和 H,以及副产物 F。化学反应方程式如式(12)所示。TEP 由 41 个测量变量和 12 个操纵变量组成,预先设定 21 个故障,具体故障情况如表 2 所示。

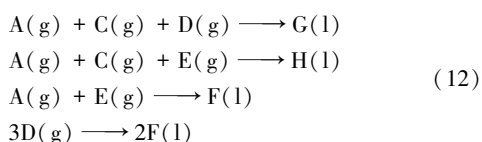


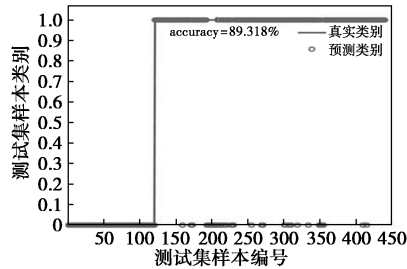
表 2 TEP 故障类型

编号	故障描述	故障类型
IDV(1)	A/C 进料比变化,组分 B 含量不变	阶跃
IDV(2)	组分 B 含量变化,A/C 进料比不变	阶跃
IDV(3)	物料 D 的温度变化	阶跃
IDV(4)	反应器冷却水入口温度变化	阶跃
IDV(5)	冷凝器冷却水入口温度变化	阶跃
IDV(6)	物料 A 损失	阶跃
IDV(7)	物料 C 压头损失	阶跃
IDV(8)	物料 A、B、C 组成变化	随机变化
IDV(9)	物料 D 温度变化	随机变化
IDV(10)	物料 C 温度变化	随机变化
IDV(11)	反应器冷却水入口温度变化	随机变化
IDV(12)	冷凝器冷却水入口温度变化	随机变化
IDV(13)	反应动力学常数变化	慢漂移
IDV(14)	反应器冷却水阀门	黏滞
IDV(15)	冷凝器反应器冷却水阀门	黏滞
IDV(16~20)	未知	未知
IDV(21)	流 4 的阀门固定在稳定位置	恒定位置

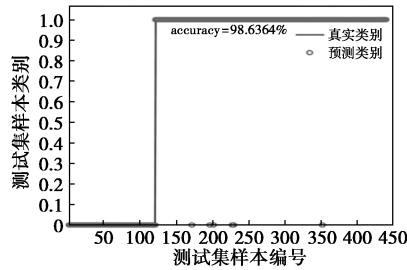
4.2 故障检测结果

通过 TEP 仿真模型进行故障数据的采集,模型运行 96 h,每 3 min 采样一次,在运行至 56 h 时引入故障,共采集过程数据 1 920 条,其中正常数据 1 120 条,故障数据 800 条。随机截取 120 条正常数据和 320 条故障数据组成测试集,剩余数据组成训练集,并为数据集添加标签,正常数据标签为 0,故

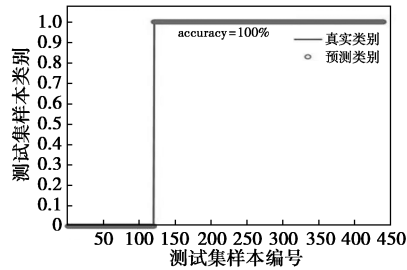
障数据标签为 1。本文中选取 6 种过程故障,即故障 4、5、7、8、14、21,并将分类结果与 SVM、GWO-SVM 进行对比,优化算法种群数目设置相同,迭代次数为 100。图 5 和图 6 分别为故障 4 和故障 14 的结果对比。



(a) SVM

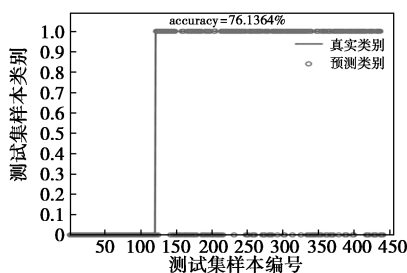


(b) GWO-SVM

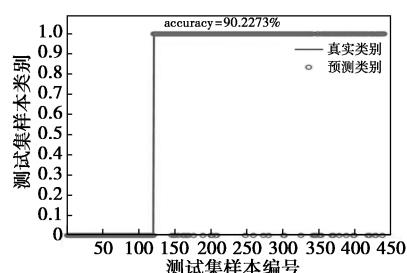


(c) AOA-SVM

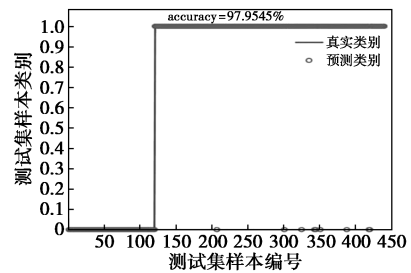
图 5 故障 4 检测结果对比



(a) SVM



(b) GWO-SVM



(c) AOA-SVM

图 6 故障 14 检测结果对比

以上 2 组故障检测结果对比图可以说明 AOA-SVM 算法中故障的准确率均有显著提升,漏报率明显下降,这意味着 AOA-SVM 算法能更好地实现对故障的检测。表 3 汇总了 6 种故障检测的对比结果,本文中采用故障检测准确率来评估算法的优越性,由图 5、图 6 和表 3 可以看出,传统 SVM 模型的检测效果最差,灰狼优化算法优化 SVM 进行故障检测准确率有所提高,但对部分故障的检测精度仍然较差。本文中提出的方法在对故障的检测中性能表现优越,准确率均在 95% 以上,证明了该方法的有效性。

表 3 不同算法检测准确率对比 %

故障类型	SVM	GWO-SVM	AOA-SVM
4	89.3182	98.6364	100.0000
5	71.0938	97.6563	99.8438
7	82.9688	99.8438	100.0000
8	68.9063	88.4375	98.6250
14	76.1364	90.2273	97.9495
21	60.0000	62.3438	95.9091

5 总结

提出了基于 AOA-SVM 算法的工业过程故障检测方法,首先,对 TEP 的数据划分训练集和测试集,并进行标准化。将训练集引入模型,确定目标输出值,再通过算术优化算法对支持向量机中的核函数参数 g 和惩罚因子 C 进行寻优,经过多次迭代对模型进行训练,建立最佳故障检测模型。最后,将测试集导入建立的故障检测模型中进行故障检测,在 Matlab 平台进行仿真实验,并将结果分别与 SVM、GWO-SVM 进行对比分析。仿真结果表明,AOA-SVM 的故障检测准确率均高于 SVM、GWO-SVM,证明了本文中所提方法可以提高工业过程故障检测的准确率,具有实用性和可行性。

(下转第 354 页)

- [2] 禾志强,周鹏,张铭,等.有机酸添加剂在石灰石-石膏法脱硫中应用的试验研究[J].中国电机工程学报,2011,31(23):34-40.
- [3] Lim J H, Cho H T, Lim J. Optimization of wet flue gas desulfurization system using recycled waste oyster shell as highgrade limestone substitutes[J].Journal of Cleaner Production,2021,318:1-15.
- [4] 曲江源,齐娜娜,关彦军,等.湿法烟气脱硫塔内传递与化学反应过程 CFD 模拟[J].化工学报,2019,70(6):2117-2128.
- [5] 侯建勇,严芳,王浩,等.基于因果-模糊层次分析的湿法脱硫系统运行稳定性综合评价[J].化工进展,2022,41(2):569-583.
- [6] 曹国庆,邢金城,涂光备.基于灰色层次分析理论的烟气脱硫技术评价方法[J].中国电机工程学报,2006,26(4):51-55.
- [7] 马双忱,周权,曹建宗,等.湿法脱硫系统动态过程建模与仿真[J].化工学报,2020,71(8):3741-3751.
- [8] 吴磊,康英伟.基于改进粒子群优化长短时记忆神经网络的脱硫系 SO₂ 预测模型[J].热力发电,2021,50(12):66-73.
- [9] 许丹,沈凯,张亚平,等.基于模糊理论的湿法脱硫故障诊断和优化模型研究[J].环境工程,2018,36(2):92-97.
- [10] 张锦航,乔宗良,司凤琪.基于模糊理论的脱硫系统故障诊断[J].工业控制计算机,2021,34(9):92-96.
- [11] 徐遵义,刘文慧,张旭冉,等.基于数据驱动的浆液循环泵运行优化研究[J].中国电力,2021,54(3):197-204.
- [12] 范昊鹏,夏凤毅,包军宇,等.基于 PFC 预测的燃煤机组脱硫优化控制[J].动力工程学报,2020,40(10):808-814.
- [13] 贾西部,金万元,李兴华,等.石灰石-石膏湿法烟气脱硫系统浆液起泡原因分析[J].中国电力,2015,48(9):157-160.
- [14] Gu H, Cui Y F, Zhu H X, *et al.* A new approach for clustering in desulfurization system based on modified framework for gypsum slurry quality monitoring[J].Energy,2018,148:789-801.
- [15] 薛建明,王小明,刘建民,等.湿法烟气脱硫设计及设备选型手册[M].北京:中国电力出版社,2011:133-139.
- [16] 董锐锋,陈浩军,王锋涛,等.单塔双循环脱硫系统结垢问题研究[J].中国电力,2018,51(4):149-154.
- [17] Su Z, Denoex T. BPEC: Belief-peaks evidential clustering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2018,27(1):111-123.
- [18] Denoex T. A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory[J].IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics,1995,25(5):804-813.
- [19] Shafer G. Dempster-Shafer theory[J].Encyclopedia of Artificial Intelligence,1992,1:330-331.
- [20] Gong C, Su Z, Wang P, *et al.* Cumulative belief peaks evidential K-nearest neighbor clustering [J]. Knowledge-Based Systems,2020,200:105982.
- [21] Gong C, Su Z, Wang P, *et al.* Distributed evidential clustering toward time series with big data issue[J].Expert Systems with Applications,2022,191:116279.
- [22] Gong C, Su Z, Wang P, *et al.* An evidential clustering algorithm by finding belief-peaks and disjoint neighborhoods [J]. Pattern Recognition,2021,113:107751.
- [23] Gong C, Li Y, Fu D, *et al.* Self-reconstructive evidential clustering for high-dimensional data [C]. 2022 IEEE 38th International Conference on Data Engineering (ICDE), Beijing:IEEE,2022.
- [24] He Q P, Wang J. Fault detection using the K-nearest neighbor rule for semiconductor manufacturing processes [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing,2007,20(4):345-354.
- [25] Chen X, Wang P, Hao Y, *et al.* Evidential KNN-based condition monitoring and early warning method with applications in power plant [J]. Neurocomputing,2018,315:18-32. ■

(上接第 347 页)

参考文献

- [1] Hussin N E, Johari A, Kidam K, *et al.* Major hazards of process equipment failures in the chemical process industry [J]. Applied Mechanics and Materials,2015,735:75-79.
- [2] Datta S, Sarkar S. A review on different pipeline fault detection methods [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries,2016,41:97-106.
- [3] Abid A, Khan M T, Iqbal J. A review on fault detection and diagnosis techniques: Basics and beyond [J]. Artificial Intelligence Review,2021,54:3639-3664.
- [4] Chen K Y, Chen L S, Chen M C, *et al.* Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant [J]. Computers in Industry,2011,62(1):42-50.
- [5] Li Y, Lu N Y, Jiang B, *et al.* An islanding fault detection method with CFDF-SVM based RPV approach under pseudo islanding phenomenon [J]. IFAC-Papers on Line,2018,51(24):1349-1355.
- [6] 周莉,鲍志伟.基于灰狼算法优化 SVM 的变压器故障诊断 [J]. 长江信息通信,2022,35(9):27-29.
- [7] 李英顺,张国莹,张杨,等.基于 SSA 算法优化 SVM 的发动机润滑油信息状态评估 [J]. 润滑与密封,2023,48(2):129-134.
- [8] Abualigah L, Diabat A, Mirjalili S, *et al.* The arithmetic optimization algorithm [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering,2021,376:113609.
- [9] Hearst M A, Dumais S T, Osuna E, *et al.* Support vector machines [J]. IEEE Intelligent Systems and their Applications,1998,13(4):18-28.
- [10] Patle A, Chouhan D S. SVM kernel functions for classification [C]//2013 International Conference on Advances in Technology and Engineering (ICATE), IEEE,2013:1-9.
- [11] 李炳宇,萧蕴诗.新的进化计算算法——粒子群优化算法 [J]. 计算机科学,2003,(6):19-22.
- [12] Sohail A. Genetic algorithms in the fields of artificial intelligence and data sciences [J]. Annals of Data Science,2023,10(4):1007-1018.
- [13] Devarapalli R, Bhattacharyya B, Kumari A. Enhancing oscillation damping in a power network using EWOA technique [M]//Advances in Smart Grid Automation and Industry 4.0; Select Proceedings of ICETSGAI4.0. Singapore: Springer Singapore,2021:27-36.
- [14] Francesca C, Erik V, Murat K, *et al.* The revised Tennessee Eastman process simulator as testbed for SPC and DoE methods [J]. Quality Engineering,2019,31(2):212-229.
- [15] Larsson T, Hestetun K, Hovland E, *et al.* Self-optimizing control of a large-scale plant: The Tennessee Eastman process [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research,2001,40(22):4889-4901. ■