

中文引用格式:葛亮,周女青,车洪磊,等. 实验室安全 ISBOA-KELM 多传感器数据融合预警模型[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(1):63-71.

英文引用格式:GE Liang, ZHOU Nüqing, CHE Honglei, et al. ISBOA-KELM multi-sensor data fusion model for early warning method in laboratory safety[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(1): 63-71.

实验室安全 ISBOA-KELM 多传感器数据 融合预警模型*

葛亮^{1,2}教授, 周女青¹, 车洪磊³正高级工程师, 肖国清⁴教授,
赖希¹, 曾文⁵教授

(1 西南石油大学 机电工程学院, 四川 成都 610500; 2 西南石油大学 油气藏地质
及开发工程全国重点实验室, 四川 成都 6105003; 3 中国安全生产科学研究院,
北京 100012; 4 西南石油大学 化学化工学院, 四川 成都 610599;
5 重庆大学 材料科学与工程学院, 重庆 400045)

中图分类号:X948 文献标志码:A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.01.1133

基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(52374234); 省科技计划项目(2023ZHCG0020); 四川省国际港澳台科技创
新合作项目(25GJHZ0475); 中国石油集团科学技术研究院项目(2025ZD1406800)。

【摘要】 为解决传统实验室环境信息复杂、单传感器检测不准确且精度有限等问题, 提出一种面向实验室安全的改进型鹭鹰优化算法(ISBOA)-核极限学习机(KELM)多传感器数据融合预警算法模型。首先, 分析 KELM 的数据融合机制, 并通过引入正则化项来有效缓解模型过拟合问题; 然后, 利用改进 ISBOA 对 KELM 中的正则化参数 C 和核参数 σ 进行自适应优化, 构建 ISBOA-KELM 多传感器数据融合模型, 从而避免人工选取 KELM 参数所导致的故障诊断准确率低的问题; 最后, 以模拟数据和试验数据为基础, 分别与未改进的鹭鹰优化算法(SBOA)、粒子群算法(PSO)以及灰狼优化算法(GWO)进行性能对比分析。试验结果表明: ISBOA-KELM 算法模型相较于其他 3 种模型准确率分别提高 4%、3%、2%, 且在实际测试实验室环境下火灾等 4 种情况的准确率均高于 96%, 漏报率低于 6%, 显著提升安全事故预警的可靠性与鲁棒性。

【关键词】 实验室安全; 改进型鹭鹰优化算法(ISBOA); 核极限学习机(KELM); 多传感器数据融合; 智能预警

ISBOA-KELM multi-sensor data fusion model for early warning method in laboratory safety

GE Liang^{1,2}, ZHOU Nüqing¹, CHE Honglei³, XIAO Guoqing⁴, LAI Xi¹, ZENG Wen⁵

(1 School of Mechanical and Electrical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu
Sichuan 610500, China; 2 National Key Laboratory of Reservoir Geology and Development
Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu Sichuan 6105003, China;
3 China Academy of Safety Science and Technology, Beijing 100012, China;
4 School of Chemistry and Chemical Engineering, Southwest Petroleum University,

Chengdu Sichuan 610599, China; 5 College of Materials Science and Engineering,
Chongqing University, Chongqing 400045, China)

Abstract: To address the challenges of complex data environments, low accuracy of single-sensor detection, and limited precision in traditional laboratory safety systems, this study presented a multi-sensor fusion early warning model based on an ISBOA and algorithm KELM. First, the KELM framework was employed to integrate heterogeneous sensor data and construct the warning model, where a regularization term was introduced to alleviate overfitting. Then, the improved ISBOA adaptively optimized the regularization coefficient C and kernel parameter σ of the KELM, thereby enhancing parameter robustness and diagnostic accuracy. Finally, simulation and experimental analyses were conducted using both synthetic and real laboratory datasets, and the proposed ISBOA-KELM model was compared with the unimproved Secretary Bird Optimization Algorithm (SBOA), Particle Swarm Optimization (PSO), and Gray Wolf Optimization (GWO) algorithms. The experimental results show that the ISBOA-KELM model improved accuracy by 4%, 3%, and 2%, respectively, compared with the other three models. In four representative laboratory safety scenarios, including fire and gas leakage, the detection accuracy exceeds 96% with the false negative rate below 6%, which significantly improves the reliability and robustness of safety accident early warning.

Keywords: laboratory safety; improved secretary bird optimization algorithm (ISBOA); kernel extreme learning machine (KELM); multi-sensor data fusion; intelligent early warning

0 引言

为加强高校实验室安全管理,教育部 2024 年 3 月印发《高等学校实验室安全分级分类管理办法(试行)》。高校实验室作为人才培养与科研核心设施,其安全管理直接关系教学科研有序推进与高质量发展^[1-3]。近 5 年高校实验室安全事故达 20 余起,如 2022 年 7 月,北京某研究院发生了一起催化剂泄漏自燃,造成了严重的人员伤亡^[4]。实验室环境复杂耦合,构建多传感器数据融合智能预警系统,避免单一指标导致误判,对保障师生安全、维持试验秩序至关重要。

多传感器数据融合技术通过整合多个传感器检测信息,削弱数据不确定性,输出具有决策意义的的结果^[5]。如张兢等^[6]提出融合火灾探测中的多传感器检测数据信息的研究,开拓了该领域的应用方向。聂琿等^[7]融合分析多种环境参数,提升了环境感知的准确性与鲁棒性。杨同标等^[8]结合 D-S 证据理论与信息熵理论,突破了多量纲数据融合的瓶颈。目前,该技术已在农业温室环境调控^[9]、燃气安全监测^[10]、火灾预警^[11-12]等多个领域得到广泛应用,为多传感器融合技术的发展奠定了基础。

目前,国内外学者对室内环境智能预警监测展

开了多方面探索。如鲜晓东等^[13]设计了一种基于无线传感器网络的实时室内环境监测预警系统。赵地等^[14]基于改进 Cartographer 算法和长短期记忆网络算法与选择性搜索算法融合的方式预警监测高校机械类实验室安全风险。BETHARAJOO 等^[15]利用网络和射频识别标签技术组合,自动评估与实验室库存相关的安全风险。这些研究方法均针对特定场景,泛化性不足,故采用合适的人工智能算法完成预警检测是目前研究的热点方向。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是 DING Shifei 等^[16]提出的一类人工神经网络预测算法,可很好地运用于室内环境数据的预测。核 ELM(Kernel ELM, KELM)使用惩罚系数来优化 ELM,并应用核函数替换隐藏层中的节点^[17-18]。为获得更好的效果,研究人员使用粒子群、遗传算法等优化算法优化 KELM^[19-21]。

综上所述,研究学者们为室内环境监测预警及多传感器数据融合技术提供了坚实的学术基础。然而,现有研究仍存在以下不足:①多数方法依赖单一传感器或简单加权融合,难以充分挖掘多源异构数据间的互补特征;②现有优化算法参数寻优时易陷入局部最优,收敛速度慢、泛化能力有限,导致安全预警结果不够稳定和精准。鉴于此,笔者拟提出一种面向实验室安全的改进型鹭鹰优化算法

(Improved Secretary Bird Optimization Algorithm, ISBOA)-KELM 多传感器数据融合预警模型,通过捕捉传感器间的非线性耦合关系提升预测精度与泛化能力,以期为试验人员提供充足的时间避险,提高实验室的整体安全水平。

1 多传感器数据融合技术

1.1 实验室安全事故机制分析

随着高校教学资源越发丰富,安全隐患随之增长。根据目前发生过的高校实验室安全事故以及预测可能发生的问题统计,实验室安全事故类型通常有火灾、爆炸、气体泄漏、电气故障、漏水等,分析安全事故机制,见表 1。

1.2 多传感器融合数据集

基于实验室安全事故机制分析结果以及实际操作模拟再现的事故种类,选定火灾、可燃气体泄漏、电气故障以及漏水 4 种最具代表性的事故类型进行深入探讨。这些事故类型不仅在日常实验室运作中较为常见,而且通过合理的安全措施和模拟试验,能够有效地重现这些场景进行试验测试,进而深入优

表 1 实验室安全事故机制分析
Table 1 Analysis of laboratory safety accident mechanism

事故类型	主要成因	造成后果
火灾	易燃化学品靠近热源; 操作不当引发明火	设备毁损、人员伤亡、火势蔓延
爆炸	可燃气体泄漏;反应剧烈 未控温控压;器皿密封不当	爆炸冲击、实验室破坏、重大伤亡
气体泄漏	管道老化、密封失效、 阀门操作错误	中毒、环境污染、 人员健康受损
电气故障	超负荷运行、私拉 乱接、线路老化	短路、触电、 引发火灾
漏水	水管破裂、接头 松动、无人值守操作	设备受潮、数据 丢失、电气隐患

化实验室安全事故监测预警模型。

图 1 显示,实验室安全事故监测预警系统选取温度、湿度、光照强度、烟雾、一氧化碳、氢气、甲烷、总挥发性有机化合物 (Total Volatile Organic Compounds, TVOC)、电流、水浸 10 种参数为关键检测指标,提取多传感器数据特征构建安全特征数据集;模型训练前通过归一化预处理消除量纲影响,提升模型稳定性与预测效果。

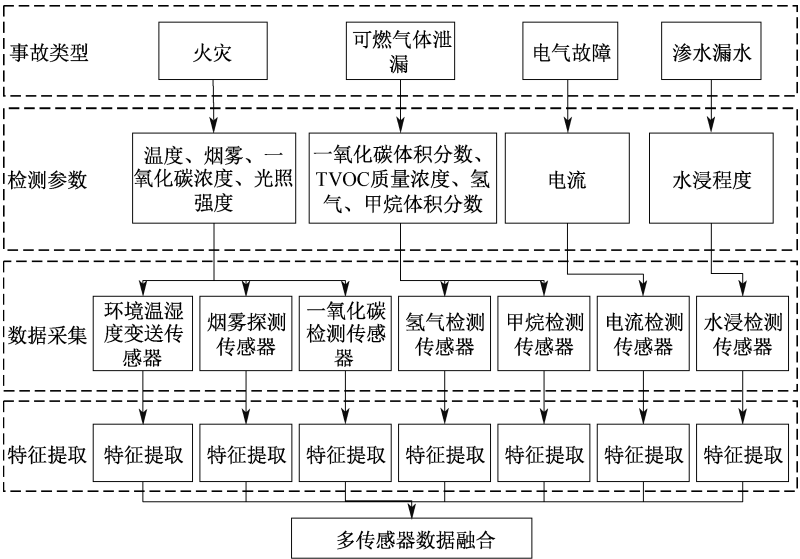


图 1 多传感器数据融合框架

Fig. 1 Framework diagram of multi-sensor data fusion

2 实验室安全 ISBOA-KELM 多传感器数据融合算法模型

2.1 ISBOA 优化算法

鹭鹰优化算法 (Secretary Bird Optimization Algorithm, SBOA) 是一种基于自然界现象的群智能

优化算法^[22]。该算法存在若干不足,主要针对 3 个方面改进^[23]:

1) Tent 混沌映射策略。算法随机初始化种群易导致搜索空间探索不均衡,影响性能效率。Tent 混沌映射在初始化阶段优势显著,可替代随机初始化提升初始解多样性与覆盖性,故采用其初始化种群以提升初始阶段均衡性。Tent 混沌映射可用下

式表示,序列在 $[0,1]$ 区间内均匀覆盖,能够避免局部最优。

$$x_{n+1} = f(x_n) = \begin{cases} x_n & x_n \in [0, \alpha) \\ \alpha & x_n \in (\alpha, 1] \end{cases} \quad (1)$$

式中 α 为控制参数(通常取 $0 < \alpha < 1$)。

设置种群的数量为1 000,混沌值的直方图的数量设为50,混沌种群分布如图2所示,Tent映射生成的种群不仅能均匀覆盖搜索空间,还具有高度不重复和分散的动态演化轨迹;Tent映射混沌值如图3所示,Tent映射在 $[0,1]$ 上的取值比较均匀,没有出现偏向某个局部区域的趋势,避免了传统随机种群初始化中的“聚簇”现象,有效提升SBOA优化算法在初始化阶段的搜索性能和全局优化能力。

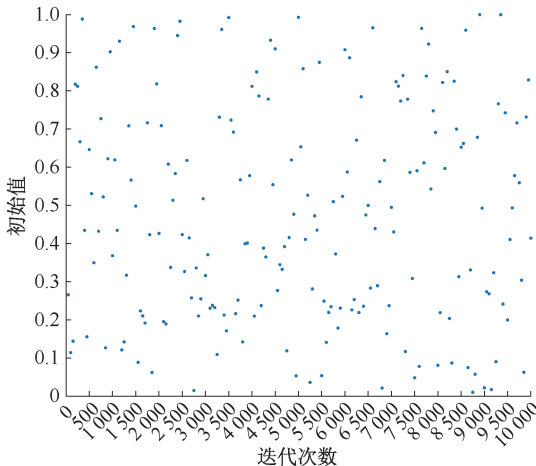


图2 混沌种群分布

Fig. 2 Chaotic population distribution map

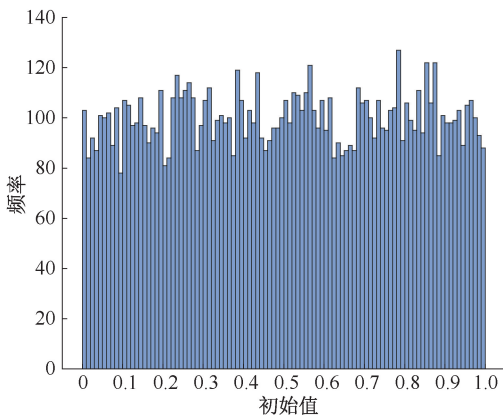


图3 Tent映射混沌值

Fig. 3 Tent mapping chaotic values

改进后的初始化可表示为:

$$X_{i,j} = b_{lj} + f(x_n) \times (b_{uj} - b_{lj}) \quad (2)$$

式中: X_i 为第 i 个鹭鹰的位置; b_{lj} 、 b_{uj} 分别为决策变量的下限和上限。

2) 柯西变异策略。为克服SBOA易陷入局部极值的问题,引入柯西变异算子,其概率密度函数在 origin 附近的值较低,在远离 origin 的区域概率密度值较高,且尾部衰减较慢。通过其高原点密度和长尾特性,实现对个体位置的大幅扰动,提升种群多样性,增强全局搜索能力,从而有效提高算法性能。标准柯西分布概率密度函数公式为:

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \times \frac{1}{(x^2 + 1)}, \quad -\infty < x < +\infty \quad (3)$$

在变异后的鹭鹰算法会在搜索相邻空间时使用较少的时间,将主要精力花费在寻找最优值上。下式对鹭鹰寻找猎物阶段进行位置更新,在式子中体现为前半部分是为保持SBOA的原始更新逻辑,后半部分加入了柯西扰动,使得个体能在最优解附近做进一步开发,并且由于长尾特性,个体偶尔被甩出局部区域,可以扩展搜索范围。

$$X_i^n(t) = X_i(t) + X_i(t) \times \text{Cauchy}(0,1) \quad (4)$$

式中:Cauchy(0,1)为标准柯西分布; t 为当前迭代次数。

3) 余弦相似度策略。逃跑阶段采用简单随机策略可能削弱算法逃离局部最优的能力。利用余弦相似度衡量个体 X_i 与群体中其他成员的方向一致性,从而判断其周围空间的拥挤状况。

首先,通过下式构造向量 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{a} = X_i(t) - X_b(t) \\ \mathbf{b} = X_j(t) - X_b(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中 $X_b(t)$ 为当前种群的最佳解。

然后,根据下式计算 X_i 与 X_j 的相似度。

$$\cos(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\| \|\mathbf{b}\|} \quad (6)$$

在比较个体 X_i 与其他个体后,通过选择与 X_i 余弦相似度最小的个体作为更新方向的目标,以寻找更优的移动路径或位置。将其记为 $X_p(t)$,通过下式可得到一个新的解。

$$X_i(t+1) = X_b(t) + \mathbf{R} \times (X_p(t) - K \times X_i(t)) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{R}$ 为包含 $[0,1]$ 中随机元素的向量; K 为一个整数,其在1和2之间随机切换。

ISBOA流程如图4所示。

2.2 实验室安全ISBOA-KELM预警算法

KELM通过核函数将输入数据映射到高维特征

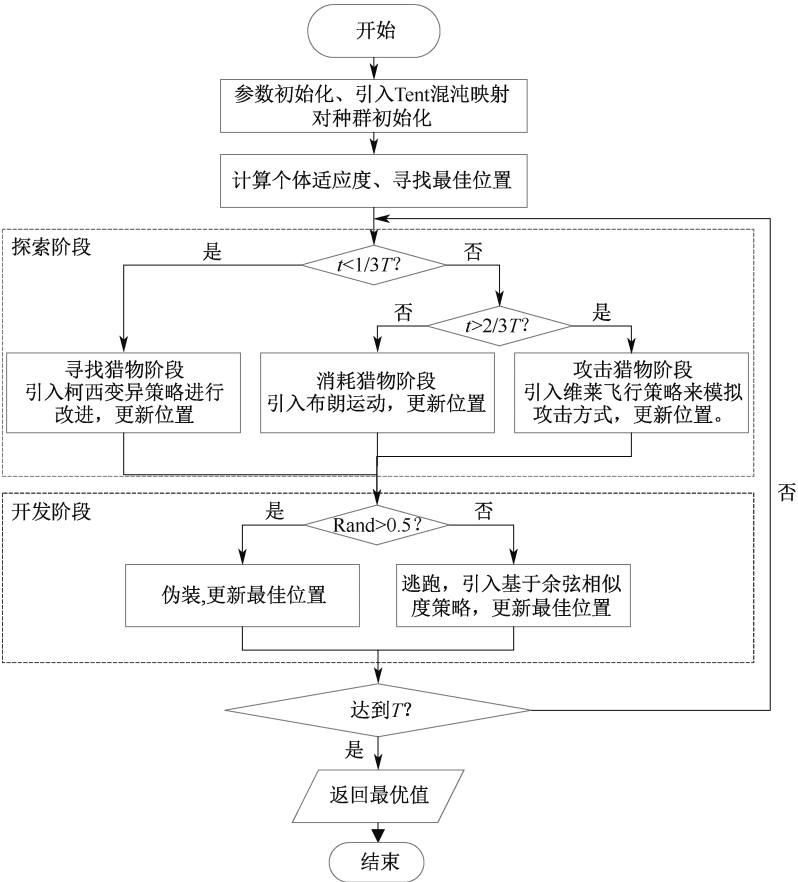


图 4 ISBOA 流程
Fig. 4 Flowchart for ISBOA

空间,使非线性不可分数据线性可分,提升模型非线性表达能力,且复杂数据融合中不易过拟合或泛化性佳,故选用其预测实验室多传感器数据集。但 KELM 中的核参数 σ 和正则化参数 C 随机生成,会直接影响模型精度与泛化能力^[24]。当 KELM 模型中的这 2 个参数取值不当会导致模型过拟合或欠拟合。传统参数调整依赖大量人工试验,方法繁琐且效率较低。因此,为提高模型的准确率以及避免人为的盲目性,利用 ISBOA 算法寻找 KELM 中 C 和 σ 的最优参数值,并构建 ISBOA-KELM 的实验室安全智能预警模型,如图 5 所示,其具体步骤如下:

- 1) 对实验室安全事故数据集进行编码处理,并按 7 : 3 比例划分训练集与测试集,基于训练集构建初始 KELM 模型。
- 2) 初始化 ISBOA 种群,设定种群规模、最大迭代次数、寻优维度、搜索边界及 KELM 模型中的核函数参数 σ 与正则化参数 C ,每个个体 (C, σ) 对应一次 KELM 训练。
- 3) 构建 ISBOA-KELM 实验室安全预警模型,将

- KELM 预警模型的正确率映射为鹭鹰的适应度值,随后计算鹭鹰个体适应度和最佳位置。
- 4) 根据 ISBOA,进入探索阶段,更新个体位置。
 - 5) 进入开发阶段,当随机数 $\text{rand} > 0.5$ 时,执行基于环境的合作伪装策略,更新最佳位置;当 $\text{rand} < 0.5$ 时,执行基于余弦相似度策略,更新最佳位置。
 - 6) 判断是否达到最大迭代次数,若满足条件则输出最优值,以此获得优化后的 KELM 核参数 σ 和正则化参数 C ;否则,执行反馈调节机制,并跳转回到步骤 3。
 - 7) 根据优化后的 KLM 的最佳参数构建 ISBOA-KELM 实验室安全预警模型。
- ISBOA 通过全局搜索结合局部搜索迭代更新 (C, σ) ,利用 KELM 在训练集上的预测精度作为适应度函数,找到最优参数组合,使优化后的参数 C 能在偏差和方差之间找到平衡点,参数 σ 能使核函数既保持区分性又具备平滑性。使得 KELM 在复杂的实验室安全事故数据上既能保证较高准确性,又具有良好的泛化能力,从而提升预警模型的可靠性。

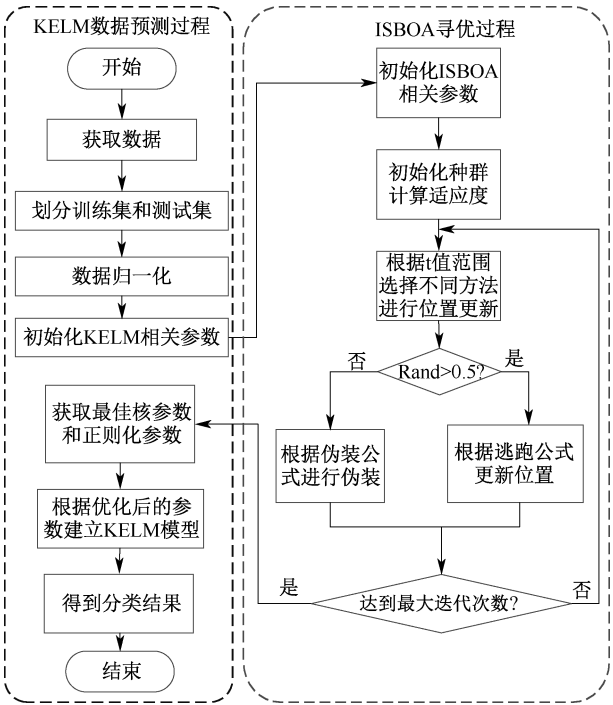


图5 ISBOA-KELM 算法流程

Fig.5 Flowchart of ISBOA-KELM algorithm

3 实验室安全预警模型验证与测试分析

3.1 KELM 有效性分析

为全面评估 KELM 的性能表现,构建 4 种不同的诊断模型,并进行对比分析。利用同一个数据集的训练子集,分别将其输入支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、一维卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)、ELM、KELM 中进行训练学习。为确保评估结果的全面性和准确性,选取模型诊断的平均准确率以及诊断时间作为核心评价指标。确保 4 种对比模型的输入层和输出层保持一致,分别设置为 10 个输入节点和 5 个输出节点。

表 2 模型识别准确率

Table 2 Model recognition accuracy %

检测模型	参数类型	准确率	总体精度
SVM	火灾	72.5	84
	可燃气体泄漏	87.5	
	电气故障	77.5	
	渗水漏水	100	
	正常状态	82.5	
CNN	火灾	75	83.5
	可燃气体泄漏	92.5	
	电气故障	80	
	渗水漏水	95	
	正常状态	75	

续表 2

检测模型	参数类型	准确率	总体精度
ELM	火灾	72.5	81.5
	可燃气体泄漏	85	
	电气故障	72.5	
	渗水漏水	100	
	正常状态	77.5	
KELM	火灾	75	85
	可燃气体泄漏	87.5	
	电气故障	82.5	
	渗水漏水	100	
	正常状态	80	

由表 2 可知:SVM、CNN、ELM 和 KELM 模型均表现出较高的正确识别率,其中,KELM 的正确率最高,为 85%,SVM 次之,CNN 和 ELM 相对较低。根据测试结果,KELM 模型的性能表现优异,充分证明了其在处理复杂数据和模式识别方面具有的优势和突出能力。

3.2 实验室安全预警模型仿真测试

为确保所建模型的高效性与准确性,利用 Matlab 编程工具实现 ISBOA-KELM 算法的仿真。采用的数据集来源于模拟数据与试验数据,通过分析历史数据趋势图确定事故类型,并截取相应数据作为样本数据。提取正常状态、火灾、可燃气体泄漏、电气故障、渗水漏水 5 种状态的历史数据样本各 200 组,共 1 000 组数据,分配每种状态的前 160 组数据作为训练集,后 40 组数据作为测试集,并将 5 种状态的标签按照从 1 到 5 进行编码。样本数据的特征信息见表 3。

表 3 模型输入特征信息

Table 3 The model inputs feature information

事故类型	样本数	特征维数	状态标签
正常状态	1~200	10	1
火灾	201~400	10	2
可燃气体泄漏	401~600	10	3
电气故障	601~800	10	4
渗水漏水	801~1 000	10	5

为评估各算法的优化性能,采用 ISBOA、SBOA、粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 和灰狼优化算法 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 全局优化 KELM 的正则化参数 C 和核函数参数 σ ,设置最大迭代次数为 100 次,种群规模为 50,以确保充分收敛。将经过标准化处理的数据作为输入,构建实验室安全事故预警模型,通过 ISBOA-KELM 模型进行试验验证,并与 SBOA-KELM、PSO-KELM 及 GWO-

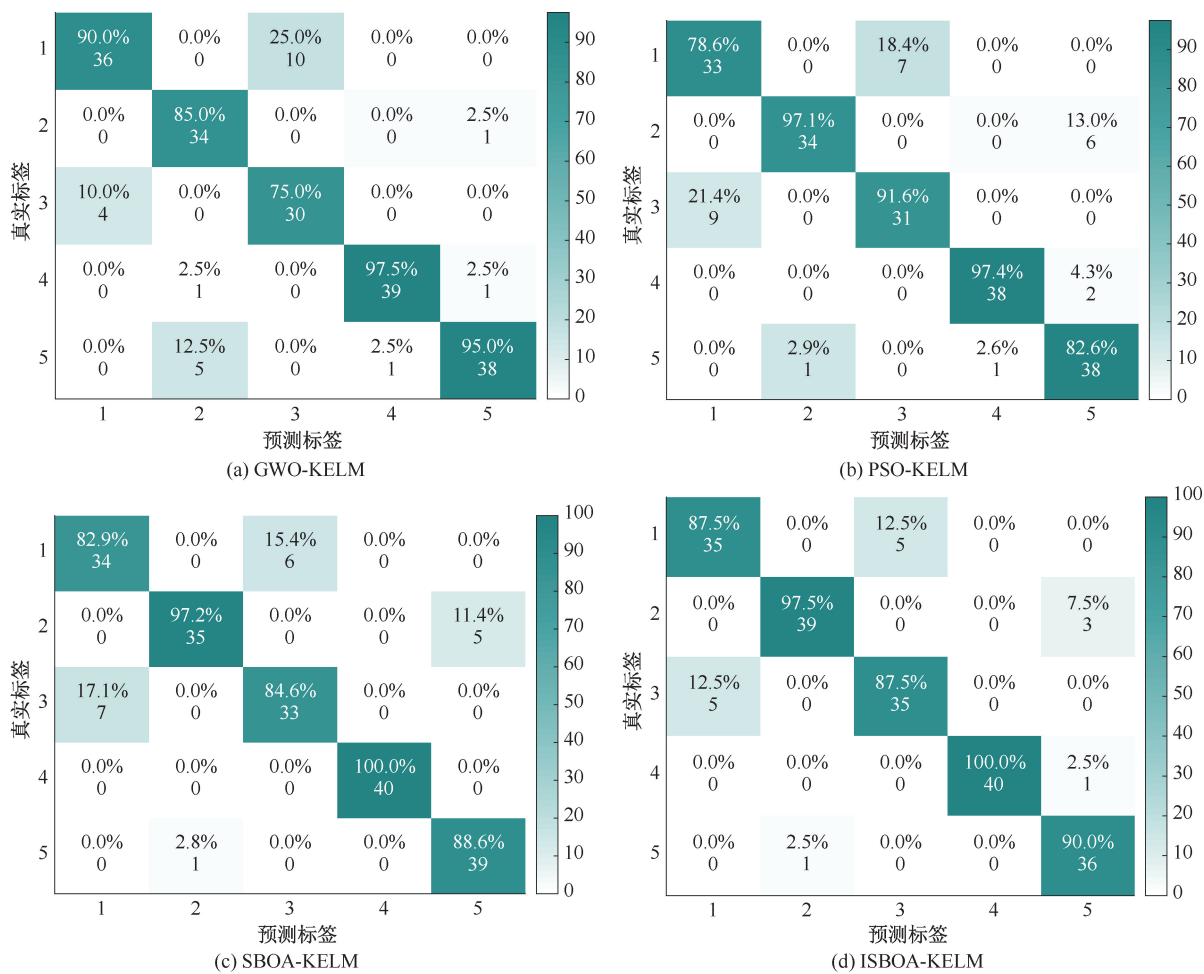


图 6 试验结果

Fig. 6 Results of experiment

KELM 基准模型进行对比试验分析。各模型试验结果的混淆矩阵如图 6 所示。由图 6 可知: ISBOA-KELM、SBOA-KELM、GWO-KELM 和 PSO-KELM 模型在实验室安全事故预警中的预测准确率分别为 92.5%、90.5%、89.5% 和 87.5%。其中, ISBOA 优化后的 KELM 模型表现最优, 准确率达到 92.5%, 相较其他模型具有明显提升。该结果表明: ISBOA 在优化 KELM 参数方面具备更快的收敛速度、更高的诊断精度和更强的全局搜索能力, 进一步验证其在实验室安全事故预警任务中的应用潜力和实用价值。

3.3 实验室安全预警模型现场应用测试

为进一步说明 ISBOA-KELM 预测模型的可行性, 进行实验室现场试验, 选择环境温湿度变送传感器、TVOC 传感器、甲烷检测传感器、氢气检测传感器、一氧化碳检测传感器、电流检测传感器和水浸传感器 7 类传感器。实验室安全管理规范明确指出, 25℃ 环境温度下针对火灾响应时间应不超过 30 s, 针对烟雾响应时间不超过 40 s, 规范要求试验火分

别为木材热解阴燃火、棉绳阴燃火、聚氨酯塑料火及正庚烷火, 明火测试为山毛榉木材明火, 测试实验室布置如图 7 所示。实际测试场景如图 8 所示, 该测试所处实验室规模为 10 m×8 m×3 m, 传感器的布设方式为集合到 2 张板子上形一个整体, 便于携带。传感器装置按照气体密度与检测对象特征分层布设, 将 4 个气体类传感器放置于上层, 温湿度、电流和水浸传感器放置于下层。所有传感器信号经数据采集模块统一传输至上位机, 通过 ISBOA-KELM 智能预警模型实现多源数据融合与安全风险预测, 为实验室提供实时、智能化的预警机制。测试实验上位机界面如图 9 所示。

为验证设计的实验室安全事故监测预警系统对不同事故的识别准确性, 分别对火灾、可燃气体泄漏、电气故障、渗水漏水的情况进行 50 组试验。真实情况与预警系统的识别情况对比见表 3。

由表 3 可知: 系统在 4 类试验中整体表现优异, 识别准确率均在 94% 以上, 漏报率低于 6%, 平均报

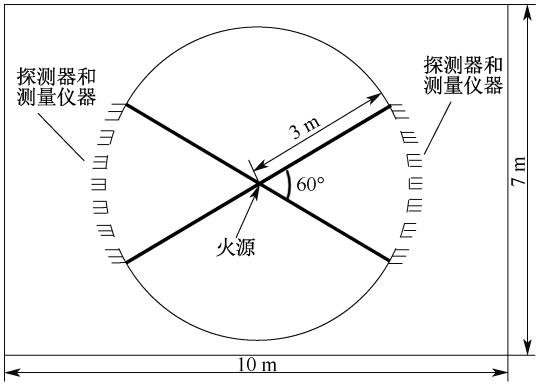


图7 GB4715-2024 规范试验布置

Fig. 7 Test layout of GB4715-2024 standard

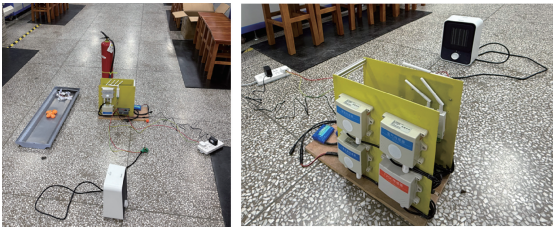


图8 实际测试场景布置

Fig. 8 Actual test scenario layout



图9 测试实验上位机界面

Fig. 9 Test upper computer interface of experiment

表3 系统识别情况统计

Table 3 System identification situation statistics

序号	试验类型	试验次数	报警次数	准确率/%	未报警次数	漏报率/%	平均报警时间/s
1	火灾	50	47	94	3	6	13.58
2	可燃气体泄漏	50	49	98	1	2	17.33
3	电气事故	50	48	96	2	4	11.6
4	渗水漏水	50	50	100	0	0	3.5

警时间均远小于测试国标要求时间,说明系统具备较高的可靠性。其中,渗水漏水测试试验表现最佳,准确率达 100%,无漏报,且平均报警时间最短,仅为 3.5 s。上述测试结果表明:实验室安全事故监测预警系统能够针对不同事故类型进行快速响应预警监测,能够在较短时间内快速响应并准确识别出事故类型。

4 结 论

1) 针对火灾、爆炸、气体泄漏、电气故障和浸水等典型事故类型开展分析,选取温度、湿度、光照强度、烟雾质量浓度、一氧化碳体积分、氢气体积分、甲烷体积分、TVOC 质量浓度、电流及水浸状态共 10 项参数作为关键监测指标,为系统构建提供基础数据支撑。

2) 针对 KELM 在处理非线性问题中的适应性不足,提出以 ISBOA 优化 KELM。通过与 SBOA、PSO 和 GWO 的性能对比试验,验证了所提改进算法在收敛速度与预测精度方面的优越性。

3) 基于实验室安全管理相关国家标准,搭建事故测试平台,系统在测试中预警准确率均超过 94%。试验结果表明:该系统在典型实验室事故场景中具备良好的预警性能,能够满足实际应用需求。

参 考 文 献

[1] 王维, 马麟. 高校实验室安全事故人为因素及其影响路径分析[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(7): 264-268.
WANG Wei, MA Lin. Analysis of human factors of laboratory safety accidents in universities and their influence paths[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2024, 43(7): 264-268.

[2] 王红力, 杨鑫刚. 基于安全控制结构模型的高校实验室安全风险动态评估[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(8): 61-68.
WANG Hongli, YANG Xingang. Safety risk dynamic assessment in university laboratories based on safety control structure model[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(8): 61-68.

[3] 艾德生. 高校实验室安全形势与任务[J]. 实验技术与管理, 2025, 42(1): 1-10.
AI Desheng. Landscape and imperatives of laboratory safety in universities [J]. Experimental Technology and Management, 2025, 42(1): 1-10.

[4] 北京市昌平区人民政府. 石油化工研究院“7. 21”事故 [EB/OL]. [2022-07-27]. <https://www.bjchp.gov.cn/cpqzf/xxgk2671/zdlyxxgk57/aqyj/sgkb/2024050507171792165/index.html>.

[5] 张亚洲, 赵小强, 惠永永, 等. 基于多传感器数据融合的 SA-DACNN 齿轮箱故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3 699-3 708.
ZHANG Yazhou, ZHAO Xiaoqiang, HUI Yongyong, et al. SA-DACNN gearbox fault diagnosis method based on multi-

- sensor datafusion[J]. Control and Decision, 2024,39(11): 3 699–3 708.
- [6] 张兢, 路彦, 雷刚. 数据融合技术在火灾自动探测中的应用研究[J]. 计算机测量与控制, 2006,14(5):610–613. ZHANG Jing, LU Yan, LEI Gang. Application research of data fusion technology in automatic fire detection system[J]. Computer Measurement & Control, 2006,14(5): 610–613.
- [7] 聂琨, 陈海峰. 基于 NB-IoT 环境监测的多传感器数据融合技术[J]. 传感技术学报, 2020,33(1):144–152. NIE Hui, CHEN Haifeng. Multi-sensor data fusion technology based on NB-IoT environmental monitoring[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(1): 144–152.
- [8] 杨同标, 林王兵, 成艳, 等. 基于多信息融合的高校实验室安全预警研究[J]. 科学技术创新, 2021,25(34): 51–54. YANG Tongbiao, LIN Wangbing, CHENG Yan, et al. Research on safety early warning of university laboratories based on multi-information fusion[J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2021,25(34): 51–54.
- [9] 罗煥芝, 王骥. 面向农业温室环境的 ICDO-RBFNN 多传感器数据融合算法[J]. 农业工程学报, 2024,40(21): 184–191. LUO Huanzhi, WANG Ji. ICDO-RBFNN multi-sensor data fusion for agricultural greenhouse environment [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(21): 184–191.
- [10] 张龙祥, 冯全源. 基于信息融合的燃气环境监测技术研究[J]. 仪表技术与传感器, 2024,61(7):110–115. ZHANG Longxiang, FENG Quanyuan. Research on information fusion-based gas environmental monitoring technology[J]. Instrument Technique and Sensor, 2024,61(7): 110–115.
- [11] LI Xingdong, XIAO Xu, CHEN Xiandong, et al. Method of fire point real-time positioning based on multi-sensors system of UAV[J]. Fire Safety Science, 2022, 31(1): 35–45.
- [12] 何永勃, 董玉珊, 雷建, 等. 飞机货舱火灾多传感器探测方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2018,28(5):74–79. HE Yongbo, DONG Yushan, LEI Jian, et al. Research on multi-sensor method for detecting aircraft cargo fire[J]. China Safety Science Journal, 2018, 28(5): 74–79.
- [13] 鲜晓东, 常超, 胡颖, 等. 基于 WSNs 和 GSM 的室内环境监测预警系统设计[J]. 传感器与微系统, 2011,30(6): 141–144. XIAN Xiaodong, CHANG Chao, HU Ying, et al. Design of an early-warning system based on WSNs and GSM for indoor environment monitoring[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011,30(6): 141–144.
- [14] 赵地, 郭宇泰, 杜玉红, 等. 高校机械类实验室安全预警与监测智能巡检机器人设计[J]. 实验技术与管理, 2023,40(10): 242–247. ZHAO Di, GUO Yutai, DU Yuhong, et al. Design of intelligent inspection robot for safety warning and monitoring of mechanical laboratories in universities[J]. Experimental Technology and Management, 2023, 40(10): 242–247.
- [15] BETHARAJOO S K, PARAMASIVAM S, CHUA Huangshen. Safety risk assessment and warning system at engineering laboratory through IoT technologies[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2021, 741: 13–23.
- [16] DING Shifei, ZHAO Han, ZHANG Yanan, et al. Extreme learning machine: algorithm, theory and applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2015, 44(1): 103–115.
- [17] SUN Shaolong, WEI Yunjie, TSUI K, et al. Forecasting tourist arrivals with machine learning and Internet search index[J]. Tourism Management, 2019, 70: 1–10.
- [18] DING Yunfei, CHEN Zijun, ZHANG Hongwei, et al. A short-term wind power prediction model based on CEEMD and WOA-KELM[J]. Renewable Energy, 2022, 189: 188–198.
- [19] LIANG Jing, YAN Chunhua, ZHANG Ying, et al. Rapid discrimination of Salvia miltiorrhiza according to their geographical regions by laser induced breakdown spectroscopy (LIBS) and particle swarm optimization-kernel extreme learning machine (PSO-KELM)[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2020, 197: DOI:10.1016/j.chemolab.2020.103930.
- [20] SAHIL D, VIRENDRA P V. GA based KELM optimization for ECG classification[J]. Procedia Computer Science, 2020, 167: 580–588.
- [21] 祁云, 薛凯隆, 李绪萍, 等. 多策略改进 SSA 优化 KELM 的边坡稳定性预测模型[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(3):92–98. QI Yun, XUE Kailong, LI Xuping, et al. Slope stability prediction model based on multi-strategy improved SSA for optimizing KELM[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(3): 92–98.
- [22] OSCAR D L, FERNANDO I G, CLAUDIA G, et al. Success-based optimization algorithm (SBOA): development and enhancement of a metaheuristic optimizer[J]. Computers & Chemical Engineering, 2025, 194: DOI:10.1016/j.compchemeng.2024.108987.
- [23] XIE Minghao, ZHANG Linxuan, DONG Xiaogang, et al. Prediction method of dissolved gas volume fraction in transformer oil based on OVMD-HWOA-KELM model[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3 793–3 804.
- [24] HU Qin, ZHOU Haiting, WANG Chengcheng, et al. Time-frequency fusion features-based GSWOA-KELM model for gear fault diagnosis[J]. Lubricants, 2023, 12(1): DOI:10.3390/lubricants12010010.



作者简介: 葛亮 (1985—),男,湖北咸宁人,博士,教授,主要从事油气安全监测与控制等方面的研究。E-mail: cgroad@swpu.edu.cn。