

doi: 10.7690/bgzd.2026.03.003

基于 IBES-ELM 的无人扫雷车故障诊断方法

刘芳¹, 李英顺², 郭占男², 匡博琪³, 郭丽楠³

(1. 广西科技大学自动化学院, 广西 柳州 545000; 2. 大连理工大学控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116000;
3. 沈阳顺义科技有限公司研发部, 沈阳 110000)

摘要: 针对无人扫雷车故障检测困难、维修经验不足的问题, 提出一种检测速度快、诊断准确率高新方法。以极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 算法为基础, 引入 Lévy 飞行策略和模拟退火机制, 针对秃鹰搜索 (bald eagle search, BES) 算法进行优化, 采用改进秃鹰搜索 (improved bald eagle search, IBES) 算法对极限学习网络参数进行寻优。建立基于改进秃鹰搜索算法优化极限学习机的无人扫雷车动力系统故障诊断模型。实验结果表明: 故障诊断准确率可达到 98.18%, 明显高于改进前模型和其他方法, 具有理论价值和工程实践意义。

关键词: 故障诊断; 无人扫雷车; 极限学习机; 秃鹰搜索算法; 模拟退火算法; Lévy 飞行策略

中图分类号: TJ812+.5 **文献标志码:** A

Fault Diagnosis Method for Unmanned Mine-sweeping Vehicles Based on IBES-ELM

Liu Fang¹, Li Yingshun², Guo Zhannan², Kuang Boqi³, Guo Li'nan³

(1. School of Automation, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545000, China;
2. School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology,
Dalian 116200, China; 3. Department of Research and Development, Shenyang Shunyi
Technology Company Limited, Shenyang 110000, China)

Abstract: Aiming at the problems of difficulties in fault detection and the lack of maintenance experience for unmanned mine-sweeping vehicles, a novel method is proposed, featuring rapid detection and high diagnostic accuracy. Building upon the extreme learning machine (ELM) algorithm, the bald eagle search (BES) algorithm is optimized by incorporating the Lévy flight strategy and simulated annealing mechanism. The improved bald eagle search algorithm (IBES) is then utilized to optimize the parameters of the extreme learning network. A fault diagnosis model for the power system of unmanned mine-sweeping vehicles is established, based on the extreme learning machine optimized by the improved bald eagle search algorithm. Experimental results indicate that the fault diagnosis accuracy can reach 98.18%, significantly outperforming the pre-improvement model and other methods. This approach holds both theoretical value and practical significance in engineering applications.

Keywords: fault diagnosis; unmanned mine-sweeping vehicles; extreme learning machine; bald eagle search algorithm; simulated annealing algorithm; Lévy flight strategy

0 引言

伴随着信息技术的高速发展, 现代控制系统呈现出复杂化、大型化等特点。这些特点是故障诊断技术所必须面临的重大挑战^[1]。无人扫雷车是最新研制出的无人扫雷设备, 在执行扫雷排爆任务时, 可以实现远程指挥与自主导航 2 种模式相结合, 在保证任务完成的前提下, 大大降低人员伤亡; 但面临的问题是无人扫雷车整体精密度高, 结构复杂; 对于新型武器装备, 维修人员经验较少。进行检测维修时, 不仅效率低下, 而且很难保证准确度, 甚至容易造成装备系统的二次伤害^[2]。如何做到快速

准确地检查装备系统的运行状态、及时恢复战斗力, 实现武器装备维护的精确化和规范化, 具有重大意义。

现有故障诊断技术可分为基于机理、基于模型、基于数据驱动^[3] 3 种方法。基于数据驱动的诊断方法核心思想是机器学习, 通过对历史数据学习得到诊断模型, 有效避免过于依赖专家知识和难以建立高精度数学模型等问题。极限学习机 (ELM) 是机器学习算法的典型代表之一, 在原理上简化了反向传播更新参数的过程, 使得模型训练速度更快、精度更高^[4]。针对传统 ELM 在故障分类过程中初始隐藏层输入权重和偏置随机化的不足, 提出利用改进的

收稿日期: 2024-11-07; 修回日期: 2024-12-08

基金项目: 辽宁省科学技术计划项目 (22JH1/1040007)

第一作者: 刘芳 (1999—), 女, 河北人, 硕士。

秃鹰优化算法对其进行优化：首先，选取无人扫雷车动力系统的 3 种典型故障共涉及 9 个传感器信号，建立基于改进秃鹰搜索 (IBES) 算法优化 ELM 的故障诊断模型；然后，将样本数据按照比例划分，分别用于训练、测试；最后，针对不同模型进行对比分析，基于故障诊断准确率和误差程度 2 方面进行综合评估。

1 算法基本原理

1.1 ELM

ELM^[5]主要由输入层、隐藏层与输出层 3 部分构成，网络结构如图 1 所示。相较于之前的单隐层前馈神经网络，极限学习机大大减少了迭代计算量，在训练速度上得到了很大提升^[6]。

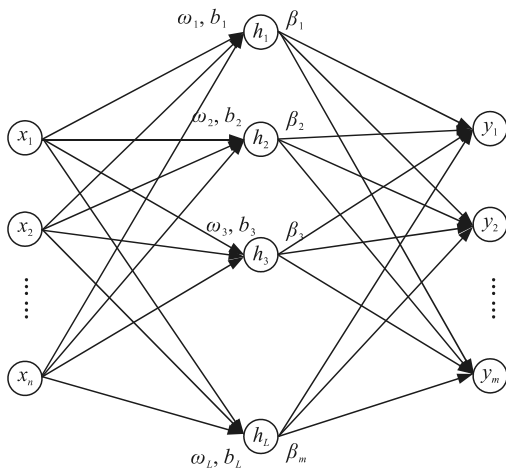


图 1 极限学习机网络结构

图 1 中， n 为输入层节点数， L 为隐含层节点数， m 为输出层节点数，根据 ELM 的网络机构，可得 ELM 的数学模型：

$$y_i = \sum_{i=1}^L \beta_i h_i(x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i h(\omega_i x_i + b_i) \quad (1)$$

式中： x_i 为输入样本； ω_i 为输入层与隐含层之间的连接权重； b_i 为偏置； $h(x)$ 为激活函数； β_i 为隐藏层与输出层之间的连接权重； y_i 为输出。

1.2 秃鹰搜索 BES 算法

BES^[7]算法是马来西亚学者 Alsattar 通过观察总结秃鹰种群捕食习惯，提出一种新的元启发式算法，该算法兼顾了粒子群算法和鲸鱼算法的优点，在全局搜索能力层面更胜一筹。该算法将秃鹰捕食概括为选择区域、搜索猎物、俯冲捕食 3 阶段。在这个过程中经过多次计算，不断调整搜索方式，达到最佳效果。

1) 选择区域。首先，随机选择搜索区域，通过

判断该区域狩猎目标的数量来确定最佳的搜寻位置^[8]。然后，秃鹰会飞至当前最优个体附近，现阶段区域内的位置记为 $P_{new, i}$ ，之后每次位置更新都由随机搜索的验证信息 γ 与 α 的乘积确定，该行为的公式如下：

$$P_{new, i} = P_{best} + \alpha \cdot \gamma \cdot (P_{mean} - P_i) \quad (2)$$

式中： α 为控制位置变化的常值参数，大小为 [1.5, 2]； γ 为 [0, 1] 内服从均匀分布的随机数； P_{best} 为秃鹰在当前搜索区域内的最优搜索位置； P_i 为第 i 只秃鹰的位置； P_{mean} 为秃鹰种群完成当前搜索任务后的平均位置。

2) 探索猎物。秃鹰会围绕当前位置 $P_{new, i}$ ，以阿基米德螺线方式搜索猎物，加速搜索适合俯冲捕获猎物的最优位置^[9]。螺旋飞行过程中采用极坐标方式计算位置变化，位置更新公式为：

$$P_{new, i} = P_i + x(i) \cdot (P_i - P_{mean}) + y(i) \cdot (P_i - P_{i+1}) \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} x(i) &= xr(i) / \max(|xr|) \\ y(i) &= yr(i) / \max(|yr|) \end{aligned} \right\}; \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} xr(i) &= r(i) \cdot \sin(\theta(i)) \\ yr(i) &= r(i) \cdot \cos(\theta(i)) \end{aligned} \right\}; \quad (5)$$

$$\left. \begin{aligned} \theta(i) &= a \cdot \pi \cdot \text{rand} \\ r(i) &= \theta(i) + R \cdot \text{rand} \end{aligned} \right\}; \quad (6)$$

式中： $\theta(i)$ 、 $r(i)$ 分别为螺旋飞行方程中的极角和极径； a 和 R 为控制螺旋轨迹的参数，大小为 [0, 5]、[0.5, 2]； rand 为 [0, 1] 内均匀分布的随机数； $x(i)$ 和 $y(i)$ 为极坐标形式下的秃鹰位置，属于 (-1, 1)。探索过程中，如果发现更佳捕猎位置，秃鹰则会飞行至新位置 $P_{new, i}$ ，否则留在当前位置。

3) 俯冲捕食。确定适合俯冲捕获猎物的最优位置后，秃鹰开始向目标猎物摇摆，其他秃鹰也一起移动，这个过程的运动状态同样使用极坐标进行描述。俯冲过程中，位置更新为：

$$P_{new, i} = \text{rand} \cdot P_{best} + \delta_x + \delta_y \quad (7)$$

$$\left. \begin{aligned} \delta_x &= x(i)(P_i - c_1 P_{mean}) \\ \delta_y &= y(i)(P_i - c_2 P_{mean}) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中： c_1 、 c_2 分别为秃鹰向最佳位置、中心位置的运动强度，取值均为 (1, 2)； rand 为 [0, 1] 内均匀分布的随机正数。

根据上述公式分析可知：在每次捕食过程中，每只秃鹰均做了 3 次适应度值计算。因此，秃鹰搜索算法的最大迭代次数或种群设置可比其他算法减少 2/3，节省了运算时间的同时，提高了算法运行效率。

1.3 Lévy 飞行策略

Lévy 飞行^[10]是法国科学家 Lévy 提出的一种典型随机游走过程。基本思想是在任意维度的空间中，物体可随机地向任意方向进行任意长度的移动。Lévy 飞行能有效加强信息交互，最大限度提高未知环境下的搜索效率。Lévy 飞行的步长具有 Lévy 分布，满足：

$$P_{\text{new},i} = P_{\text{best}} + \alpha \cdot \gamma \cdot (P_{\text{mean}} - P_i) \times \text{Lévy}。 \quad (9)$$

文献[11]应用正态分布求解随机步长，取得良好效果。公式为：

$$s = u / |v|^{1/\beta} ; \quad (10)$$

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \cdot \sin(\pi\beta/2)}{\beta \cdot \Gamma((1+\beta)/2) \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta}。 \quad (11)$$

式中： $\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt$ ； $u \sim N(0, \sigma^2)$ ， $v \sim N(0, 1)$ ； s 为步长； u 为随机数； $1 < \beta \leq 3$ 。Lévy 飞行的方差和飞行时间呈指数关系，方差可随时间的变化无限快速增长，在全局搜索时有着明显优势，能有效克服局部最优。

1.4 模拟退火算法

模拟退火 (simulated annealing, SA)^[12]机制是一种基于概率的局部搜索算法，在 1983 年被 Kirkpatrick 等应用于组合优化领域。基本思想是当发现邻域内有解比当前解更优时，将其作为最新解；若没有发现更优解，则由 Boltzmann 准则计算接受概率，接受比当前结果差一点的解，跳出局部最优，之后继续寻找更优解。Boltzmann 准则计算方法为：

$$P = \exp(-\theta/T)。 \quad (12)$$

式中： θ 为 2 个解之间的适应度差异； T 为一定规律周期性减小的参数。

2 算法优化

在原本的 BES 算法中，选择区域和探索猎物决定了整个算法的寻优能力^[13]。笔者针对 2 个阶段做出相关改进研究，旨在提升整个算法的优化性能。

2.1 IBES 算法

BES 算法在选择区域时，会利用已知信息进行辅助决策；随机选择搜索区域时，会在之前搜索区域的邻域中进行随机挑选，完成第一阶段的搜索任务。如果秃鹰群体在第一阶段的搜索过程中就陷入了局部最优，之后也很难再实现猎物的准确捕获；因此，秃鹰种群在第一阶段内对于搜索空间的选定

十分重要，需要提高种群对于邻域的选择能力，从而保障算法的整体性能。

2.1.1 选择区域优化

BES 算法第一阶段中控制位置变化参数 α 和随机参数 γ 的确定起到了很大作用，选择不当会导致在搜索过程中算法过早收敛，陷入局部最优。文献[14]为了避免蝴蝶优化算法陷入局部最优，在其寻优过程中引入 Lévy 飞行策略，目的在于扩大群体的搜索范围，经验证算法的收敛性得到显著提升。为避免秃鹰种群在区域的选择过程中陷入局部最优，将 Lévy 飞行策略引入到 BES 算法第一阶段的计算当中，目的是扩大秃鹰群体的搜索范围。主要作用于参数 α 、 γ 部分，引入后式(2)更新为：

$$P_{\text{new},i} = P_{\text{best}} + \alpha \cdot \gamma \cdot (P_{\text{mean}} - P_i) \times \text{Lévy}。 \quad (13)$$

在元启发式群智能优化算法中，算法求解的能力很大程度上取决于如何实现解空间开发与利用的平衡。在基础 BES 算法第一阶段选择搜索空间完成后，便是实现了最佳解空间的开发，紧接着会进入第二阶段探索猎物，实现解空间的利用。在探索猎物过程中，秃鹰通过独特的螺旋飞行增加搜索效率，针对这一过程，要进一步提升秃鹰种群在选定解空间中的全局搜索能力，避免局部极值的干扰，提升算法性能。

2.1.2 搜索空间优化

在 BES 算法的第二阶段中，采用极坐标方法进行螺旋式搜索，实现对于选定解空间探索、利用。模拟退火机制具有强大的全局搜索能力，文献[15]采用 SA 策略对扩展孤立森林算法中的孤立树进行筛选再组合，提升算法检测精度的同时，也节约了时间开销。为进一步提升秃鹰种群在既定空间内对于最佳猎物的搜索能力，充分发掘利用解空间，将第二阶段秃鹰种群位置作为 SA 机制的初始解，进行累次迭代寻优，增强算法求解精度，更准确地找到最优解。

2.2 IBES 算法优化极限学习

ELM 具有训练速度快、计算量小、泛化性能好等优点^[16]，但隐藏层输入权重和偏置为随机生成。文献[17]中采用改进麻雀搜索算法对 ELM 随机生成的权值和阈值进行寻优，建立基于改进 ELM 的断路器故障诊断模型，获得了较高的准确率，验证了模型的有效性。

笔者采用 IBES 算法对 ELM 隐藏层输入权重与

偏置进行寻优，具体优化流程可概括为：

1) 参数初始化。设置 ELM 网络基本参数；初始化 BES 算法相关参数。

2) IBES 算法。设置目标函数，优化过程中计算适应度值并排序，得到最佳适应度值及其对应参数。

3) 网络参数赋值。将寻优结果赋值给 ELM 网络，得到优化后的 ELM 网络模型。

基于改进极 ELM 的故障诊断模型训练过程如图 2 所示。

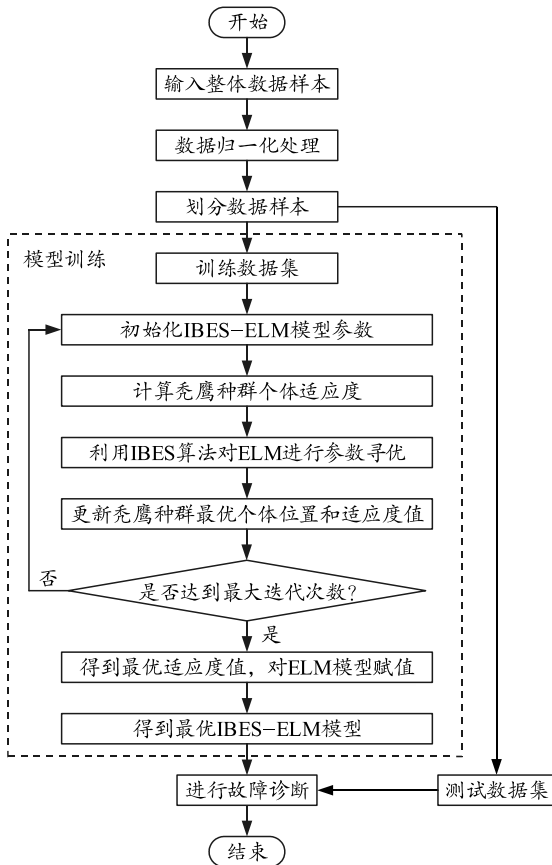


图 2 IBES-ELM 训练流程

3 实验结果与分析

通过 2 组实验，对算法改进前后和不同算法之间进行对比分析。

3.1 实验描述

为验证 IBES-ELM 的故障诊断效果，以无人扫雷车动力系统为诊断对象，选取其中 3 个核心分系统为典型故障模型，共涉及 9 个传感器信号，具体对应关系如图 3 所示，后续进行对比试验分析时，使用统一数据样本，共包含 400 组样本，每种故障信号采集 40 组样本数据，以及 40 组正常状态数据，按比例划分训练集与测试集。

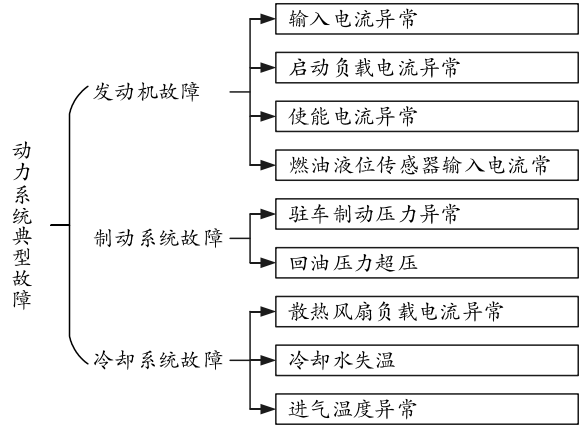


图 3 故障模式与故障信号对应关系

由于采集的样本数据涉及到电流、电压、压力、温度 4 种不同类型的故障信号，在实验前需要先对数据样本进行预处理，将所有数据归一化在 0~1 之间，归一化公式为：

$$F_n = (F - F_{min}) / (F_{max} - F_{min}) \quad (14)$$

式中： F_n 为归一化后数值； F 为原始数值； F_{max} 为数据最大值； F_{min} 为数据最小值。

选用适应度函数评估每个解的质量^[18]。IBES-ELM 方法以最大化准确率为目标函数，选取错误率作为适应度函数值，体现误差程度。设计适应度函数：

$$fitness = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_{ir})}{N} \times 100 \quad (15)$$

式中： y_i 为网络模型输出值，即诊断结果； y_{ir} 为实际值； N 为数据样本长度。

为验证所提方法在故障诊断中的使用效果，采用如下评估指标：

1) 诊断准确均率：

$$A_{mean} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M acc(i) \quad (16)$$

2) 适应度均值：

$$B_{mean} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M fitness(i) \quad (17)$$

式中： M 为算法运行次数，在对比实验中每种算法运行 20 次； $acc(i)$ 为第 i 次故障诊断准确率； $fitness(i)$ 为第 i 次适应度值。

3.2 算法改进前后对比分析

为验证所提改进算法 IBES-ELM 相对于原始算法的优势。笔者采用不同的优化策略进行对比实验，具体诊断结果如图 4 所示。

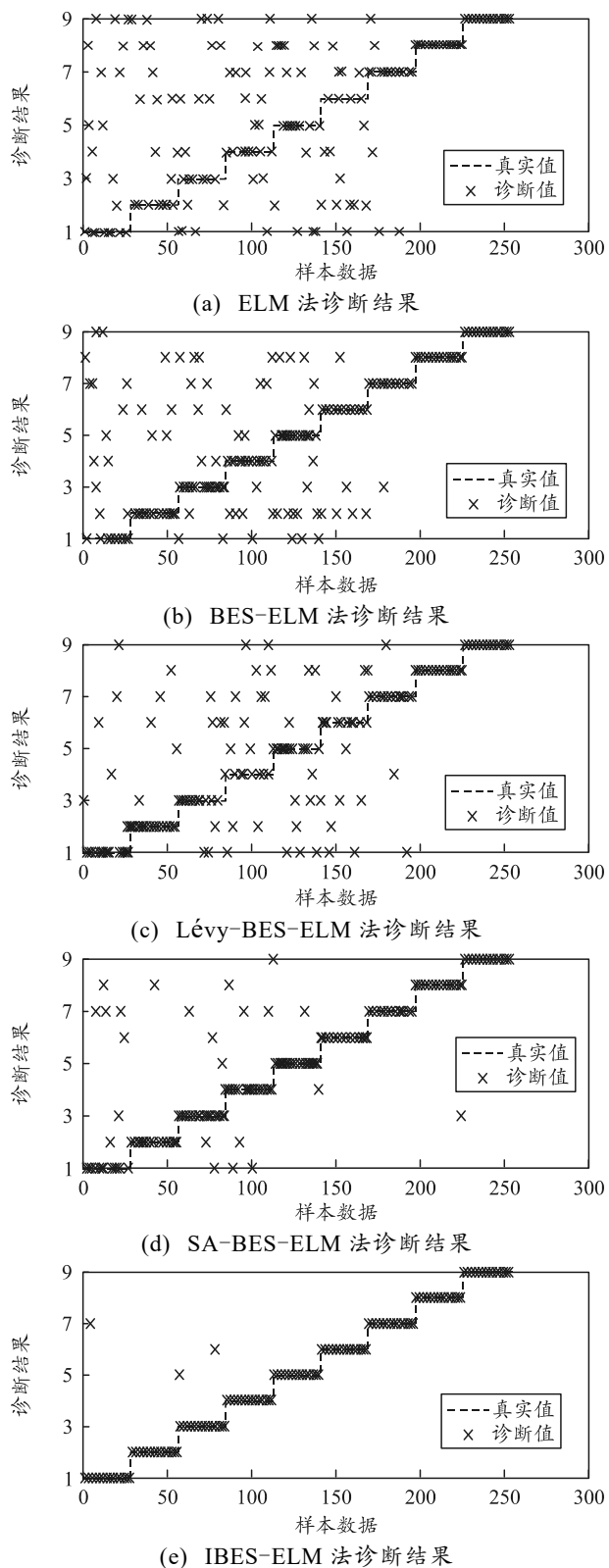


图 4 算法改进前后故障诊断结果

基础的 ELM 网络隐藏节点设置为 50 个，算法 BES-ELM、SA-BES-ELM、Lévy-BES-ELM、IBES-ELM 中种群大小和迭代次数设置为 10 和 200，每种算法运行 20 次。随机选取每种算法其中

一次的运行结果，图 4 为算法改进前后的故障诊断结果，图 5 为优化算法的适应度函数曲线对比。

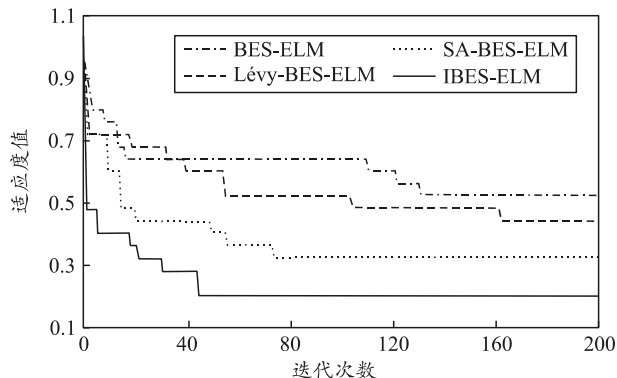


图 5 适应度函数曲线对比

每种算法运行 20 次，将每次运行的诊断准确率和适应度值记录，具体如表 1 所示。

表 1 算法改进前后故障诊断准确率和适应度值统计

对比算法	故障诊断准确率均值/%	适应度均值
ELM	67.870	无
BES-ELM	75.280	0.670
SA-BES-ELM	91.100	0.340
Lévy-BES-ELM	77.270	0.620
IBES-ELM	98.180	0.210

对比分析表 1 的数据可知：经过 BES 优化的 ELM 模型明显优于基础 ELM 模型；改进秃鹰算法相较于改进前效果有明显提升；单独采用 Lévy 飞行策略或者是 SA 机制时没有共同作用于 BES 时改进效果更优。如图 6 所示，笔者所提出的改进算法性能优于改进前算法，改进后算法具有更高的诊断准确率均值和更低的误差。

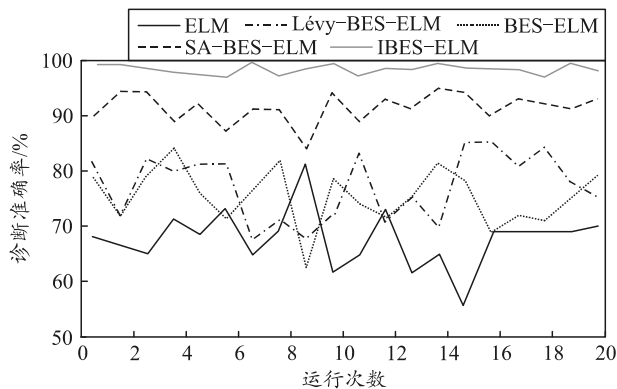


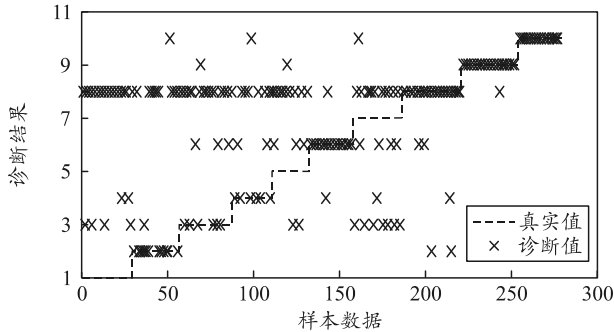
图 6 算法改进前后故障诊断准确率对比

由图 6 可知：根据所记录 20 次数据的变化幅度和趋势走向，笔者所提出的改进算法在用于故障诊断时，变化更平稳，相较于改进前具有更好的收敛性和运行稳定性。

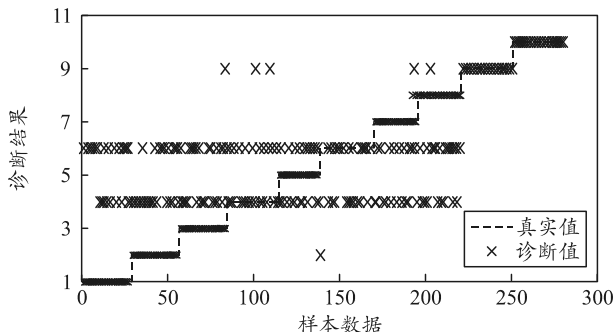
综上所述，实验结果充分表明，笔者所提出的 IBES-ELM 算法相较于改进前表现优越。

3.3 与其他算法对比分析

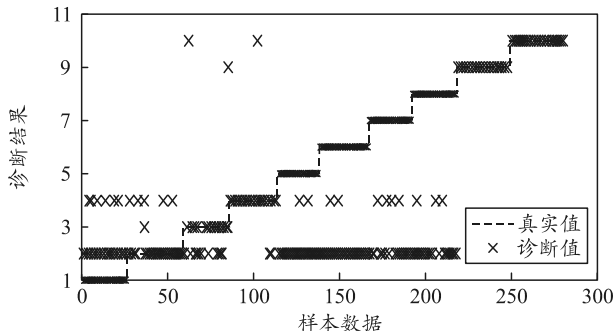
在 3.2 节中验证了所提改进算法相较于改进前具有更好的故障诊断效果。为了进一步验证 IBES-ELM 方法在故障诊断中的有效性, 将目前机器学习领域中常用的 BP、SVM、GA-BP、RBF、CNN、PSO-BP 算法与笔者方法进行比较, 同样将每种算法运行 20 次, 随机选取每种算法其中一次的运行结果, 如图 7 所示。



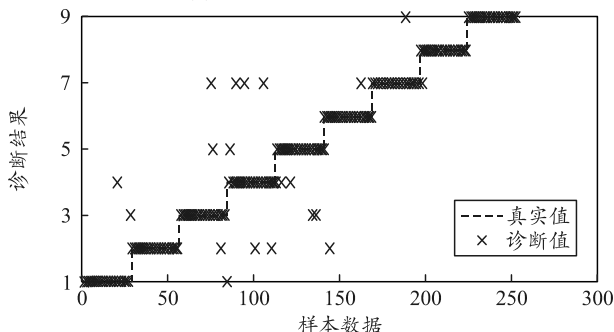
(a) BP 法诊断结果



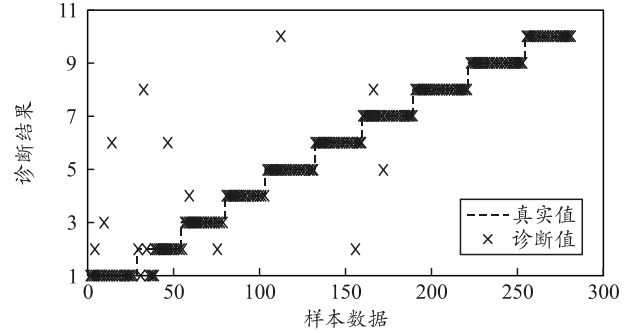
(b) SVM 法诊断结果



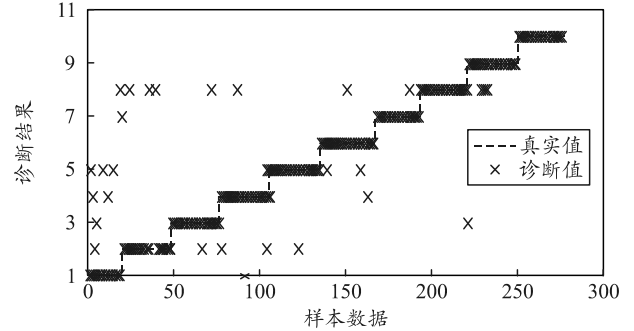
(c) GA-BP 法诊断结果



(d) RBF 法诊断结果



(e) CNN 法诊断结果



(f) PSO-BP 法诊断结果

图 7 其他 6 种算法故障诊断结果

针对无人扫雷车动力系统的不同故障, 通过实验测试数据计算得到不同算法对于每种故障信号的诊断准确率和整体诊断准确率如表 2 所示。

表 2 其他 6 种算法故障诊断准确率均值统计 %

算法	BP	SVM	GA-BP	RBF	CNN	PSO-BP	IBES-ELM
故障信号 1	8	44	46	92	76	80	97
故障信号 2	53	0	0	98	97	84	100
故障信号 3	53	18	50	93	53	80	97
故障信号 4	31	8	33	90	97	83	98
故障信号 5	46	1	38	93	94	86	100
故障信号 6	45	12	33	97	94	94	99
故障信号 7	0	36	0	98	94	92	97
故障信号 8	100	98	97	95	93	92	100
故障信号 9	100	98	97	98	98	98	100
诊断准确率均值	48	35	45	93	93	86	98

根据表 2 数据可知: 在绝大多数情况下, 笔者所提的 IBES-ELM 法诊断准确率更高, 性能明显优于其他机器学习算法。尤其个别单一分类器, 只能对某类型的故障进行准确诊断, 其他故障类型基本无法起到分类识别的作用。如 SVM 法, 对故障信号 9 和 10 有着较高的诊断准确率, 但对故障信号 2 和 5 无法起到识别作用。笔者所提的算法优化十分必要, 且能够有效实现对于无人扫雷车动力系统的故障诊断。

4 结束语

针对新型武器装备无人扫雷车, 笔者以 ELM 网

络为基础, IBES 算法为优化手段, 搭建了 IBES-ELM 故障诊断模型。

1) 模拟退火算法和 Lévy 飞行策略对 BES 算法进行优化是有效的, 增强了算法的寻优能力;

2) IBES 算法可以为 ELM 网络找到更优的初始权重和偏置, 与其他算法相比, 优化后的 IBES-ELM 算法的故障诊断模型性能更优, 对于无人扫雷车动力系统典型故障诊断准确率可达 98%, 诊断性能明显提升。

参考文献:

- [1] 文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1285-1299.
- [2] 解宝琦, 李英顺, 王德彪, 等. 一种坦克炮长瞄准镜系统状态评估的方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(8): 2414-2423.
- [3] 肖宇, 李英顺, 戴喜生, 等. 基于迁移学习的综合传动装置健康预测方法[J]. 兵工自动化, 2021, 40(10): 1-5.
- [4] ZHANG W, LU H, ZHANG Y Q, et al. A Fault Diagnosis Scheme for Gearbox Based on Improved Entropy and Optimized Regularized Extreme Learning Machine[J]. Mathematics, 2022, 10(23): 4585.
- [5] 唐鑫, 巫茜, 邝茜, 等. ELM 在机床切削刀具磨损快速检测中的应用[J]. 兵工自动化, 2021, 40(12): 55-59.
- [6] WANG X B, YANG Z X, PAK K W, et al. Novel paralleled extreme learning machine networks for fault diagnosis of wind turbine drivetrain[J]. Memetic Computing, 2019, 11(2): 127-142.
- [7] 石默涵, 陈家清, 高晨峰. 基于混沌优化和自适应反向学习的秃鹰搜索算法[J]. 数学的实践与认识, 2022, 52(6): 149-159.
- [8] 杨国华, 冯骥, 柳莹, 等. 基于改进秃鹰搜索算法的含分布式电源配电网分区故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(18): 1-9.
- [9] ALHASNAWI B N, JASIM B H, SIANO P, et al. A Novel Solution for Day-Ahead Scheduling Problems Using the IoT-Based Bald Eagle Search Optimization Algorithm[J]. Inventions, 2022, 7(3): 48.
- [10] 韦子辉, 李小阳, 王勒, 等. 基于自适应 Lévy 飞行改进的 TDOA 三维定位算法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2023, 43(2): 207-215.
- [11] 崔鸣, 靳其兵. 基于 Lévy 飞行策略的灰狼优化算法[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(5): 948-952, 958.
- [12] 沙业典, 关世奎, 赵宏, 等. 基于模拟退火算法优化的支持向量回归机对内螺旋槽切削力的预测[J]. 工具技术, 2023, 57(1): 100-105.
- [13] 贾鹤鸣, 姜子超, 李瑶. 基于改进秃鹰搜索算法的同步优化特征选择[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 445-454.
- [14] 郭德龙, 周锦程, 周永权. 基于 Lévy 飞行改进蝴蝶优化算法[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(12): 130-137.
- [15] 王诗愉, 肖利东, 严心淳, 等. 基于模拟退火的扩展孤立森林异常检测算法[J]. 计算机与现代化, 2023(1): 88-94.
- [16] 王磊, 马磊娟. 基于相似时段和 PCA-ELM 的超短期风电功率预测[J]. 兵工自动化, 2022, 41(11): 32-36, 53.
- [17] HUANG G, ZHU Q, SIEW C. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489-501.
- [18] 秦琴. 基于信息融合技术的设备故障预测研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2022.