基于 RTH-BP 神经网络的微型断路器故障诊断方法

于春雨， 洪凡力， 孙 宁， 高健玮， 张 健， 汤培泉
（青岛理工大学 机械与汽车工程学院，山东 青岛 266520）

摘 要：针对基于振动信号的微型断路器故障诊断方法易受环境噪声干扰，影响诊断精度等问题，提出面向微型断路器电气特征参数的基于红尾鹰算法（red-tailed hawk algorithm，RTH）优化 BP 神经网络（RTH-BP）的故障诊断方法。首先，设计时间－电流动作特性实验和瞬时脱扣实验方案，以额定电流 63 A 的微型断路器为研究对象进行实验，记录电气特征参数并分析故障原因。以电气特征参数为输入，以故障原因为输出，构建 RTH-BP 神经网络故障诊断模型，同时设计 3 种对比模型。将实验数据信息分别导入 RTH-BP 模型和对比模型，对微型断路器进行故障诊断。实验结果表明：RTH-BP 故障诊断模型的诊断准确率达到 99.31%，其均方误差、均方根误差、绝对误差较 BP 神经网络分别降低了 72%、47.19% 和 44.55%。为进一步验证所提方法在少量样本下的适用性，将样本量减少至 80% 和 60% 分别进行实验，结果表明：RTH-BP 故障诊断模型的诊断准确率分别为 95.97% 和 93.75%，可为微型断路器的出厂检测、用户抽检等提供参考。

关键词：微型断路器；电气特征参数；故障诊断；红尾鹰算法；神经网络
DOI：10.15938/j.jhust.2026.03.007
中图分类号：TM561 **文献标志码**：A **文章编号**：1007－2683(2026)03－0063－13

Fault Diagnosis Method of Miniature Circuit Breakers Based on RTH-BP Neural Network

YU Chunyu， HONG Fanli， SUN Ning， GAO Jianwei， ZHANG Jian， TANG Peiquan
（School of Mechanical and Automotive Engineering，Qingdao University of Technology，Qingdao 266520，China）

Abstract：Aiming at the problem that the fault diagnosis method of MCB based on vibration signal is susceptible to the interference of environmental noise，which will affect the diagnosis accuracy，a fault diagnosis method based on Red-tailed hawk algorithm（RTH）optimized BP neural network（RTH-BP）oriented to the electrical characteristic parameters of MCB is proposed. Firstly，the scheme of time-current operation characteristic test and instantaneous trip test is designed. The miniature circuit breaker with rated current of 63A is tested，and the electrical characteristic parameters are recorded and the fault causes are analyzed. With electrical characteristic parameters as input and fault causes as output，the RTH-BP neural network fault diagnosis model is constructed，and three kinds of comparison models are designed. The test data information is imported into the RTH-BP model and comparison model respectively，and the fault diagnosis of MCB is carried out. Experimental results show that the diagnostic accuracy of the RTH-BP fault diagnosis model is 99.31%，and its mean square error，root mean square error and absolute error are reduced by 72%，47.19% and 44.55%，respectively，compared with the BP neural network，indicating that the proposed method has high diagnostic precision and accuracy. In order to further verify the applicability of the proposed method under a small number of samples，the sample size was reduced to 80% and 60%，and experiments were conducted respectively. The results showed that the diagnostic accuracy of the RTH-BP fault diagnosis model was 95.97% and 93.75%，respectively. It can provide a reference for the factory inspection and user sampling inspection of the miniature circuit breaker.

Keywords：miniature circuit breaker；electrical characteristic parameter；fault diagnosis；red-tailed hawk algorithm；neural network

收稿日期：2024－09－10
基金项目：国家自然科学基金(51977112，61179023)；山东省自然科学基金(ZR2024ME210).
作者简介：洪凡力(2000—)，女，硕士研究生；
孙 宁(1999—)，女，硕士研究生.
通信作者：于春雨(1979—)，女，博士，副教授，E-mail：honeychunyu@126.com.

0 引 言

微型断路器作为电力系统中的重要保护设备,被广泛用于低压电网中[1-2]。既能控制电路的通断,又能保护电路免受过载和短路的危害[3],一旦发生故障,可能导致电气火灾,带来巨大损失[4-7]。因此,对抽检中发生故障的微型断路器进行故障诊断,快速、准确识别微型断路器的故障原因,查找薄弱环节,对提高微型断路器可靠性具有重要的现实意义。

微型断路器的研究多聚焦于灭弧性能和脱扣性能的提升。如文[8]仿真发现微型断路器电弧停滞时间越长,触头烧蚀越严重。文[9]通过优化微型断路器灭弧系统的材质和结构,减少了燃弧时间。文[10]设计了无极性直流微型断路器结构,解决了断路器灭弧方向性问题。在脱扣性能方面,文[11]利用时域有限差分法和机器学习对双金属片温升进行预测,提高了求解速度。文[12]建立了微型断路器双金属片变形的非线性电热结构模型,实现对变形量和温度变化的准确预测。文[13]采用加权核偏最小二乘法对微型断路器的热脱扣时间进行预测,降低了样本冗余对模型精度的影响。这些研究显著提升了微型断路器的核心性能,但关于故障诊断的研究相对较少。

目前,针对断路器故障诊断的研究,主要利用开合闸振动信号进行断路器故障诊断。如文[14]分解和提取低压断路器振动信号特征量后,采用极端学习机方法对低压断路器三相不同期故障进行诊断。文[15]针对低压万能断路器,提出基于自适应一维深卷积神经网络的机械故障诊断模型,识别率达到了95%。文[16]利用自组织映射神经网络实现小样本下的低压断路器分闸过程机械故障诊断。文[17]提出了基于瓦萨斯坦距离和条件生成对抗网络的方法,用于增强故障振动信号,从而实现低压断路器的故障诊断。然而,上述文献采用的振动信号易受环境噪声干扰,降低了故障诊断模型的精度和稳定性。

为解决这一问题,部分学者开始尝试利用电气特征参数对断路器进行故障诊断。如文[18]以 SF6 断路器为研究对象,通过分析电气实验的重要性,探讨了基于电气特征参数进行故障诊断的可行性。在此基础上,文[19]以电流、电压、温度和操作状态作为关键特征节点,以故障状态作为目标节点,提出了基于贝叶斯网络的断路器故障诊断方法,准确率达到96%。上述研究均是对高压或低压断路器进行故障诊断,关于微型断路器故障诊断的文献较少。文[20]提取微型断路器三相故障和正常状态下的振动信号,利用概率神经网络进行故障诊断。文[21]采用经验模态分解对微型断路器分合闸信号进行特征提取,通过概率神经网络实现故障诊断。在文[20]和[21]的基础上,文[22]提出了基于分形理论和概率神经网络的自适应微型断路器故障诊断模型,以电机故障、铆钉松动和齿轮短缺为例,进行仿真实验,验证模型的可行性。

尽管上述研究取得了一定成果,但由于微型断路器的体积小、结构紧凑,其振动信号易受到环境噪声干扰的影响。而电气特征参数(如电流、温升和触头压力)与断路器的运行状态和故障模式密切相关[18-19],具有更高的稳定性和鲁棒性[23]。然而,由于电气特征参数通常呈现非线性特征分布,为准确建模带来了较大的挑战。因此,探索基于低压断路器电气特征参数的故障诊断方法尤为关键。

针对上述问题,本文提出面向电气特征参数的微型断路器故障诊断方法。首先,依照 GB/T 10963.1-2020,设计微型断路器时间-电流动作特性实验和瞬时脱扣实验方案。以额定电流为 63 A 的微型断路器为研究对象,进行时间-电流动作特性实验和瞬时脱扣实验,记录触头接触压力、脱扣状态、脱扣时间、断路器温升、通电电流等实验数据信息,同时对发生故障的微型断路器分析故障原因并记录。采用红尾鹰算法(red-tailed hawk algorithm, RTH)优化 BP 的权重和阈值,构建面向电气特征参数的基于 RTH-BP 的微型断路器故障诊断模型。设计 3 种对比模型:BP、遗传算法优化 BP 神经网络(genetic algorithm to optimize BP neural network, GA-BP)、粒子群优化 BP 神经网络(particle swarm optimization BP neural network, PSO-BP)。将上述实验数据作为输入,将故障原因作为输出,分别代入 BP、GA-BP、PSO-BP、RTH-BP 模型进行实验,对比分析实验结果。最后,将总样本量分别减少至 80% 和 60%,再次进行上述实验,对比不同样本量下的诊断结果和误差,验证 RTH-BP 模型诊断的准确性及在少量样本下的适用性。

1 微型断路器故障原因分析

1.1 微型断路器

微型断路器用于防止电路过载和短路。在过载情况下,电流通过双金属片,使其因受热弯曲并推动

拉杆,借助弹簧机构断开电路;而在短路情况下,电流通过螺线管产生强磁场,推动销钉驱动机械装置分离触点,从而迅速切断电路,保护线路和设备安全,其内部结构如图 1 所示。

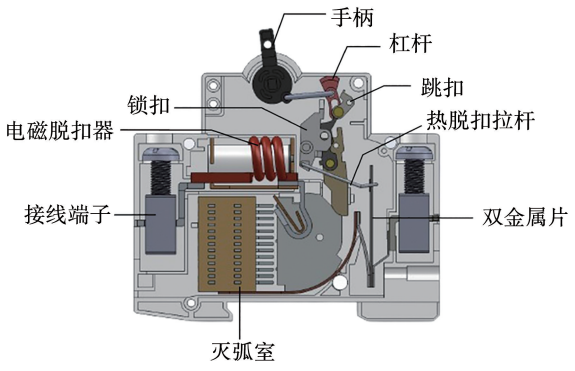

图 1　微型断路器内部结构

Fig. 1　Internal structure of miniature circuit breaker

1.2　典型故障原因分析

微型断路器典型故障原因及影响[24]如表 1 所示。弹簧断裂(X_1)、手柄断裂(X_5)、手柄脱钩(X_6)、连杆变形(X_4)、弹簧挂钩脱钩(X_2)及触头熔焊(X_{16}),这些故障主要表现为断路器结构部件的明显损坏,通常发生在频繁操作断路器的情况下[24],可通过目视发现。在高温环境下,弹簧的弹性变差,造成反力弹簧力衰减(X_3),使得断路器误脱扣,可通过电气测试或分析弹力信号特征进行诊断[25]。双金属片距离脱扣杆太近(X_8)通常是由于装配误差或材料受热变形造成,可通过电气测试或者激光测距进行检测[26]。过载和频繁切换的情况下易发生双金属片疲劳失效(X_9)。接触不良、触头氧化等问题易造成电流损耗增大(X_{12})。双金属片电阻偏大(X_7)、被动层热膨胀系数偏大(X_{10})和双金属片电阻偏小(X_{11})通常是材料质量差或者生产工艺问题造成的,其中双金属片电阻异常问题可通过电阻测量进行诊断,热膨胀系数异常可通过热膨胀测试和表面裂纹检查进行诊断[27]。环境条件差或长时间未清洁,会使触头出现附着尘埃(X_{13})问题,触头附着尘埃会引起局部温升过高,可用热红外线成像技术进行诊断[28]。触头与电流接触处长期工作在高温或潮湿环境下,会导致触头氧化(X_{14}),高电流的长期作用会导致触头烧蚀(X_{17}),电弧引起的高温既导致了触头烧蚀,也加速了氧化反应。频繁的操作和电弧作用会导致触头磨损(X_{15}),触头失效可通过测量动态电阻[29]或者测量触头压力进行诊断[30]。

表 1　微型断路器故障原因及影响

Tab. 1　Failure causes and effects of miniature circuit breaker

编号	故障原因	故障影响
X_1	弹簧断裂	无法正常闭合
X_2	反力弹簧挂钩脱钩	突然断开电路,可能引起短路
X_3	反力弹簧力衰减	意外断电,影响设备运行
X_4	连杆变形	操作困难,无法正常复位
X_5	手柄断裂	无法进行开关操作
X_6	手柄脱钩	无法进行控制
X_7	双金属片电阻偏大	意外断电
X_8	双金属片距离脱扣杆太近	意外断电,影响设备运行
X_9	双金属片疲劳失效	不能正常感应温度变化,过载保护失效
X_{10}	被动层热膨胀系数偏大	双金属片形变量不足,过载保护失效
X_{11}	双金属片电阻偏小	双金属片形变量不足,过载保护失效
X_{12}	电流损耗增大	电磁吸力不足,过载情况下不跳闸
X_{13}	附着尘埃	操作不灵活,可能导致卡滞
X_{14}	触头氧化	触电接触不良,电流不稳定
X_{15}	触头磨损	操作不灵活,影响断路器性能
X_{16}	触头熔焊	接触失效,无法正常断电
X_{17}	触头烧蚀	接触电阻增加,发热严重

2　实验概况

额定电流 I_n 为 63 A 的微型断路器在家庭用电中常用作总开关。因此,本文以此型号断路器为研究对象,采用小型断路器综合测试台进行时间 – 电流动作特性和瞬时动作特性实验。

2.1　实验装置

实验装置主要为如图 2 所示的小型断路器综合测试台,主要技术参数如表 2 所示。该测试台可对微型断路器进行时间 – 电流动作特性测试和瞬时动作特性测试。在时间 – 电流动作特性测试中,输出电流可稳定控制在 400 A 以内;在瞬时动作特性测试中,输出电流可达到1 500 A。设备采用触摸屏,可

设置相应的电流挡位。通电实验时,实时显示通电电流、通电时间等信息。测试台配有温升测试仪,可记录微型断路器内部温升。综合测试台具备高精度电流控制和实时数据采集能力,可满足微型断路器在不同工况下的测试需求。



图 2 小型断路器综合测试台

Fig. 2 Integrated test bench of miniature circuit breaker

表 2 设备主要技术参数

Tab. 2 Main technical parameters of the equipment

参数	数值
设备电源电压(50 Hz)/V	220 ± 22
夹具数量/套	4
绝缘电阻/MΩ	≥5
系统误差/%	≤ ±3
输出电流/A	0 ~ 1 500
使用环境温度/℃	0 ~ 45
相对湿度/%	20 ~ 90
电流精度/级	0.5

2.2 实验方案

实验前,检查微型断路器表面是否有损坏或变形,内部零件是否缺失或损坏,剔除不满足实验条件的微型断路器。对满足实验条件的微型断路器进行抽样,抽样数不小于 10%,并对抽样微型断路器(试品)进行编号。实验过程中不允许对试品进行清理或调整[24]。实验温度设为 25℃,相对湿度为 50% RH,试品应在此环境条件下放置 8 h 以上,以消除环境影响。实验前确保测试台功能正常,避免粉尘和振动对测试环境的影响。

按照标准(GB/T 10963.1 – 2020)[31]设计时间 – 电流动作特性实验和瞬时脱扣实验方案,实验项目如表 3 所示。实验 a 在 25℃ 环境下进行,首先将试品通入 1.13 倍额定电流,持续 1 h。若试品在此期间未发生脱扣,则判定为正常;如发生脱扣,则视为故障,记录脱扣时试品温升、实验电流、脱扣时间、脱扣状态,测量触头接触压力,按照本文 1.2 节,分析故障原因并记录,实验终止。若试品已完成实验 a,接着将电流在 5 s 内从 1.13 倍额定电流升至 1.45 倍额定电流,进行实验 b(实验 a 通入 1.13 倍额定电流 1 h 后,试品已处于热态)。若试品在 1 h 内发生脱扣,则视为正常;否则视为故障,记录试品温升、实验电流、脱扣状态,测量触头接触压力,按照本文 1.2 节,分析故障原因并记录,实验终止。实验 b 完成后,将试品冷却至室温,进行实验 c,通入 2.55 倍额定电流。若试品在 1 至 120 s 内发生脱扣,则判定为正常;否则判定为故障,记录试品温升、脱扣状态,测量触头接触压力,按照本文 1.2 节,分析故障原因并记录,实验终止。实验 c 完成后,再次将试品冷却至室温,进行实验 d,通入 5 倍额定电流,此时试品应在 0.1 s 内不脱扣;否则视为故障,记录试品温升、脱扣时间,测量触头接触压力,按照本文 1.2 节,分析故障原因并记录,实验终止。实验 d 完成后,待试品冷却至室温,进行实验 e,通入 10 倍额定电流。若试品在 0.1 s 内发生脱扣,则视为正常;否则视为故障,记录试品温升、脱扣时间,测量触头接触压力,按照本文 1.2 节,分析故障原因并记录,实验终止。每台试品按上述过程循环实验 10 次,若 10 次实验均完成,记录最后一次各项目的实验数据,否则应立即终止实验,记录故障发生时各项目实验数据。图 3 为部分试品实验记录示意图,纵坐标为试品编号,横坐标间隔表示每次实验包含实验 a ~ e。若实验在 10 次实验循环内的任一实验中发生故障,则停止实验并为该次实验做上标记。

表 3 实验项目

Tab. 3 Experiment project

实验	实验电流	起始状态	脱扣或不脱扣时间极限	脱扣状态
a	$1.13I_n$	冷态	$t \geqslant 1$ h	不脱扣
b	$1.45I_n$	热态,在实验 a 之后	$t < 1$ h	脱扣
c	$2.55I_n$	冷态	1 s < t < 120 s	脱扣
d	$5I_n$	冷态	$t \leqslant 0.1$ s	不脱扣
e	$10I_n$	冷态	$t < 0.1$ s	脱扣

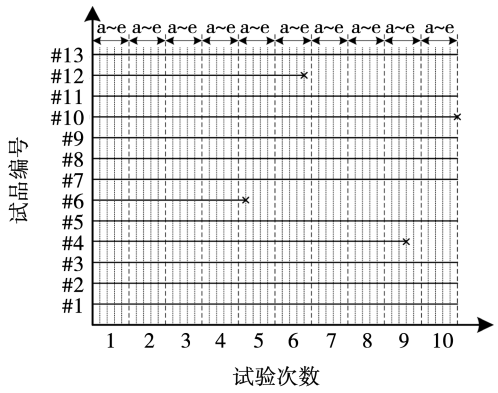

图 3　实验记录示意图

Fig. 3　Test record schematic diagram

2.3　实验结果分析

随机抽取 200 台微型断路器,按照 2.2 节进行实验。10 次循环实验结果均正常的微型断路器共 151 台,获得 755 组正常数据;发生故障的微型断路器共 49 台,获得 165 组故障数据。部分实验数据如表 4 所示,不同实验电流下断路器的温升、触头接触压力分布及故障原因分别如图 4 ~5 和表 5 所示。

由图 4 ~5 和表 5 可知,故障原因中触头氧化和触头烧蚀占比最大,达到 30%。双金属片电阻偏大(X_7)、被动层热膨胀系数偏大(X_{10})和双金属片电阻偏小(X_{11})对实验的影响较小,其原因主要在于实验所用断路器型号相同,各零件材料一致。附着尘埃(X_{13})并未出现,其原因主要在于实验在封闭测试台中进行,避免了粉尘的影响。

表 4　部分实验数据

Tab. 4　Partial test data

序号	实验电流/A	断路器温升/K	脱扣状态	接触压力/N	状态模式
1	90.1	54.2	正常脱扣	4.19	正常
2	161.3	50	未脱扣	3.93	X_9
3	71.4	55.2	提前脱扣	4.1	X_8
4	314.9	53.6	提前脱扣	4.28	X_3
5	629.5	57.8	未脱扣	3.95	X_{12}
6	63.3	101.3	提前脱扣	1.75	X_{15}
7	90.8	84.99	未脱扣	4.06	X_{14}/X_{17}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
930	90.9	55.7	正常脱扣	4.26	正常

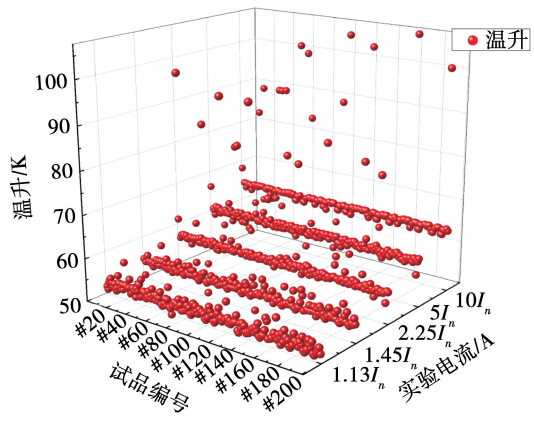

图 4　不同电流下断路器温升分布

Fig. 4　Temperature rise distribution of circuit breakers under different current

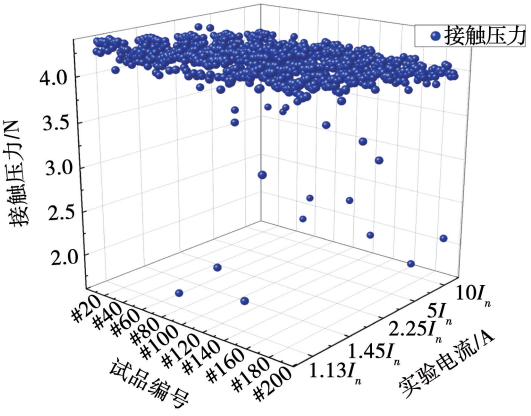

图 5　不同电流下断路器触头接触压力分布

Fig. 5　Contact pressure distribution of circuit breakers under different current

表 5　故障原因统计

Tab. 5　Fault cause statistics

故障原因	X_3	X_8	X_9	X_{12}	X_{15}	X_{14}/X_{17}
发生故障数量/台	6	4	10	5	9	15

3　诊断模型和评价指标

BP 神经网络可以用来解决复杂的非线性映射和机器学习问题,具有良好的泛化能力,可在不同工作条件下对断路器故障进行诊断。同时,其具有强大的自学习能力,即便在样本数据有限的情况下也能进行有效的故障诊断。但是,BP 神经网络需要不

断更新权重和阈值,使得网络的学习速度变慢,并且容易陷入局部最优[32-33]。为解决上述问题,本文采用红尾鹰算法对BP神经网络参数进行优化。

3.1 红尾鹰算法原理

RTH是由FERAHTIA等[34]于2023年提出的基于鸟类觅食的元启发式算法,用于模拟红尾鹰的狩猎过程。该算法收敛速度快、准确性高,拥有良好的鲁棒性,可用来解决多种优化问题。该模型主要包括高空飞行、低空盘旋和俯冲3个阶段。

1)高空飞行:红尾鹰在高空翱翔时,尽可能减少翅膀拍打以节省能量,探索猎物的最佳位置。该阶段类似于进化算法中的搜索行为,在此阶段采用Levy飞行函数进行大范围搜索。Levy飞行的最大优势是能够提供长范围的跳跃,这样可以更广泛地搜索解空间,避免陷入局部最优解。当个体在局部区域内搜索时,Levy飞行的长跳跃可以帮助其快速跳到解空间的其他区域,增加全局搜索能力。高空飞行时红尾鹰的位置可用数学模型表示为

$$X(t)=X_{\text{best}}+[X_{\text{mean}}-X(t-1)]L(d)T_F(t) \tag{1}$$

式中:X_{best}为红尾鹰最佳位置;X_{mean}为所有位置的平均值;$X(t-1)$为第$t-1$次迭代时红尾鹰的位置;L为红尾鹰飞行分布函数,即Levy飞行函数;d为问题的维数;$T_F(t)$为过度因子函数。

$$L(d)=s\frac{\mu\sigma}{|\upsilon|^{\beta-1}} \tag{2}$$

$$\sigma=\frac{\Gamma(1+\beta)\sin\frac{\pi\beta}{2}}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2})\beta 2^{\frac{1-\beta}{2}}} \tag{3}$$

式中:s和β为常数;μ和υ为[0,1]的随机数;σ为标准差;$\Gamma(\cdot)$为Gamma函数。

$$T_F(t)=1+\sin(2.5+\frac{t}{T_{\max}}) \tag{4}$$

式中:$T_{\max}$为最大迭代次数。

2)低空盘旋:在大致确定猎物位置后,红尾鹰包围着猎物进行螺旋飞行,不断靠近地面,以找寻最佳的追捕位置和追捕时间,这一阶段可用下列数学模型表示:

$$X(t)=X_{\text{best}}+\{[x(t)+y(t)]\}S(t) \tag{5}$$

$$S(t)=X(t)-X_{\text{mean}} \tag{6}$$

式中:$x(t)$、$y(t)$为红尾鹰方向坐标;$S(t)$为步长,$x(t)$、$y(t)$计算公式如下:

$$\left.\begin{aligned}x(t)&=R(t)\sin[\theta(t)]\\y(t)&=R(t)\cos[\theta(t)]\end{aligned}\right\} \tag{7}$$

$$\left.\begin{aligned}R(t)&=R_0(r-\frac{t}{T_{\max}})\alpha_{\text{rand}}\\\theta(t)&=A(1-\frac{t}{T_{\max}})\alpha_{\text{rand}}\end{aligned}\right\} \tag{8}$$

$$\left.\begin{aligned}x(t)&=\frac{x(t)}{\max|x(t)|}\\y(t)&=\frac{y(t)}{\max|y(t)|}\end{aligned}\right\} \tag{9}$$

式中:$R(t)$为螺旋半径;$\theta(t)$为螺旋角度;R_0为螺旋半径初值,其取值范围为[0.5,3];r为控制增益,取值范围为[1,2];α_{rand}为随机增益,取值范围为[0,1];A为角度增益,范围在[5,15]之间。

3)俯冲:在这一阶段中,红尾鹰到达最佳捕猎位置,通过突然加速和重力作用快速接近猎物,用数学模型可表示为

$$X(t)=\alpha(t)X_{\text{best}}+x(t)S_1(t)+y(t)S_2(t) \tag{10}$$

步长可由下列式子计算:

$$\left.\begin{aligned}S_1(t)&=X(t)-T_F(t)X_{\text{mean}}\\S_2(t)&=G(t)X(t)-T_F(t)X_{\text{best}}\end{aligned}\right\} \tag{11}$$

式中:α为加速度因子,随时间增加而增加,用于提升算法的收敛速度;G为重力加速度,在红尾鹰靠近猎物时逐渐减小,以减少搜索范围并聚焦于局部优化,从而降低捕食的多样性,提高最终解的精度。α、G分别由式(12)和(13)求得:

$$\alpha(t)=\sin^2(2.5-\frac{t}{T_{\max}}) \tag{12}$$

$$G(t)=2(1-\frac{t}{T_{\max}}) \tag{13}$$

3.2 优化模型的建立

微型断路器的电气特征参数具有非线性特性,BP神经网络能够有效拟合其复杂关系。但BP神经网络易陷入局部最优,其性能在实际应用中受到限制[35-36]。而RTH能有效地探索搜索空间,且适应度较高,能适应不同的优化问题[34]。因此,将RTH与BP神经网络结合,利用RTH算法的多样化种群初始化策略和动态权重调整机制,对BP神经网络进行优化,增强其全局搜索能力,避免陷入局部最优解,提高BP神经网络的泛化能力和精度,进而提高故障诊断的准确性与鲁棒性。本文以均方误差为适应度函数,通过RTH优化BP神经网络的权重和阈值,适应度函数越小,网络性能越好。RTH优化BP神经网络的步骤如下,优化流程如图6所示。

1)读取特征属性和目标属性,划分训练集和测

试集,确定 BP 神经网络的拓扑结构;

2)初始化 BP 神经网络结构参数,包括权重和阈值;

3)初始化红尾鹰算法参数,包括维数、种群数量、各增益参数;

4)在搜索空间内随机生成个体位置,计算当前种群的平均位置;

5)高空翱翔阶段:由式(2)和式(3)计算 Levy 飞行分布,由式(4)计算过渡因子,由式(1)更新个体位置;

6)低飞阶段:由式(7)~(9)计算方向坐标,若为当前最优位置,可依据式(5)~(6)更新位置;

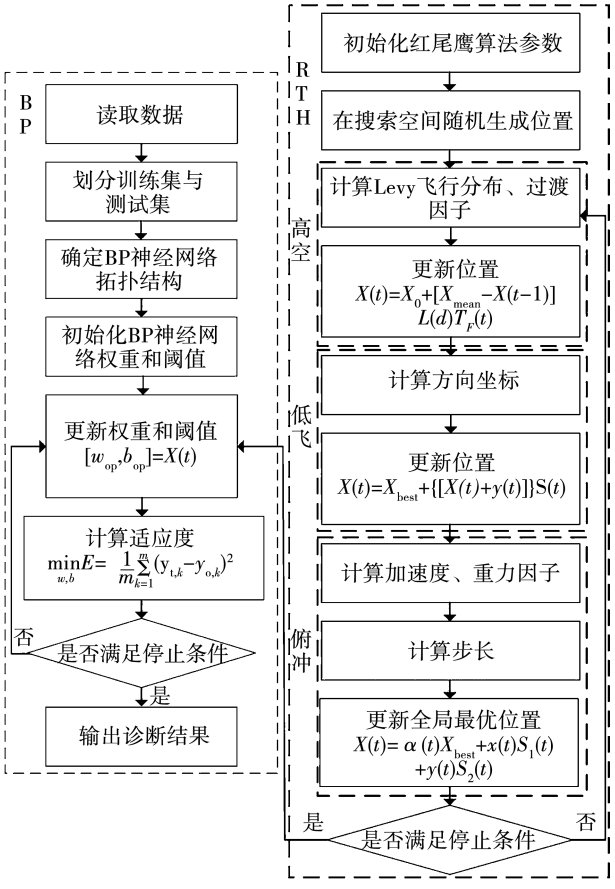

图 6　优化流程图

Fig. 6　Optimization flow chart

7)俯冲阶段:由式(12)~(13)计算加速度和重力因子,由式(11)调整步长大小,若为当前最优位置,依据式(11)更新位置;

8)判断是否满足停止条件,更新 BP 神经网络的权重和阈值。

计算公式为

$$[w_{op},b_{op}]=X(t) \tag{14}$$

$$\min_{w,b}E=\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m}(y_{t,k}-y_{o,k})^2 \tag{15}$$

式中:w_{op}为最优权重;b_{op}为最优阈值;m 为样本数;$y_{t,k}$为第 k 个样本的真实标签,即目标值;$y_{o,k}$为模型对第 k 个样本的预测输出;E 为适应度值。

3.3　评价指标

为综合评估 RTH-BP 模型的诊断精度,本文采用 4 项评价指标:均方误差(mean square error, MSE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、决定系数(R-square,R^2)和绝对误差(mean absolute error, MAE)。其中,MSE、RMSE、MAE 用于衡量预测值和真实值之间的差异,这 3 类的值越小,表示模型预测值越接近真实值,模型预测精度越高;R^2 用来衡量模型对数据的拟合程度,数值越接近 1,模型拟合效果越好,越接近 0,模型拟合效果越差。各评价指标计算公式如下:

$$\alpha_{MSE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\hat{y}_i-y_i)^2 \tag{16}$$

$$\alpha_{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\hat{y}_i-y_i)^2} \tag{17}$$

$$\alpha_{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|(y_i-\hat{y}_i)| \tag{18}$$

$$\alpha_{R^2}=1-\frac{\sum_i(\hat{y}_i-y_i)^2}{\sum_i(\bar{y}_i-y_i)^2} \tag{19}$$

式中:m 为样本个数;y_i 为实际值;$\hat{y}_i$ 为预测值;$\bar{y}_i$ 为平均值。

4　实验与结果分析

为验证 RTH-BP 模型的诊断效果,设计了 BP、GA-BP、PSO-BP 3 种对比模型。将由 2.3 节实验得到的触头接触压力、脱扣状态、脱扣时间、断路器温升和通电电流 5 种特征量的数据作为 4 种模型的输入,故障原因作为 4 种模型的输出,分别进行实验,实验过程如图 7 所示。

4.1　数据来源及处理

采用 2.3 节实验所得数据进行模型验证。为方便运算,进行如下定义:在规定时间内脱扣的脱扣状态记为 1,小于规定时间脱扣的脱扣状态记为 0,规定时间内未发生脱扣的脱扣状态记为 2。将各状态模式与结果区间相对应,处理后的部分样本数据如表 6 所示。

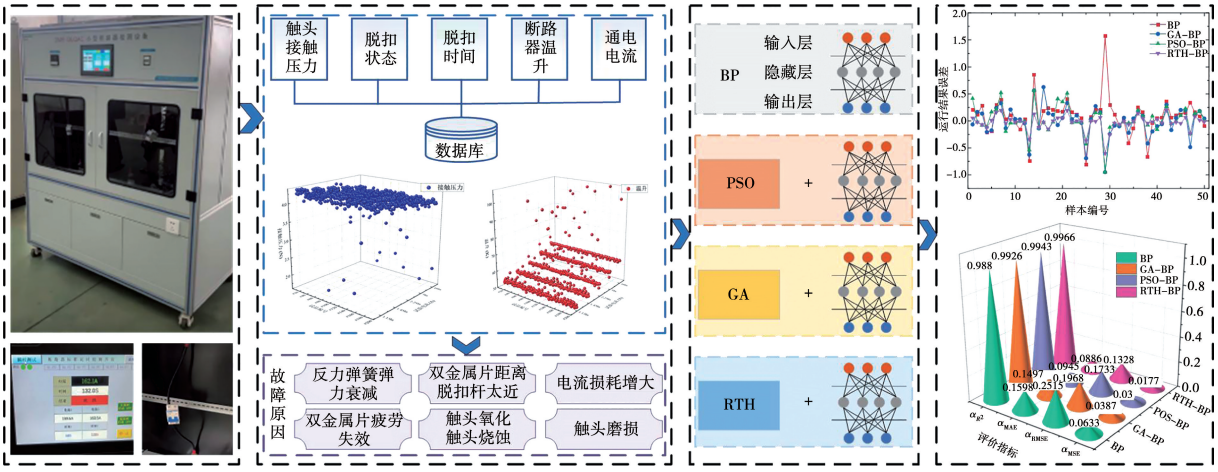

图 7 实验过程示意图

Fig. 7 Experimental process diagram

表 6 样本部分数据

Tab. 6 Partial sample data

序号	实验电流/A	断路器温升/K	脱扣状态	接触压力/N	状态模式	结果区间
1	90.1	54.2	1	4.19	正常	(-0.5,0.5]
2	161.3	50	2	3.93	X_9	(0.5,1.5]
3	71.4	55.2	0	4.1	X_8	(1.5,2.5]
4	314.9	53.6	0	4.28	X_3	(2.5,3.5]
5	629.5	57.8	2	3.95	X_{12}	(3.5,4.5]
6	63.3	101.3	1	1.75	X_{15}	(4.5,5.5]
7	90.8	84.99	2	4.06	X_{14}/X_{17}	(5.5,6.5]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
930	90.9	55.7	1	4.26	正常	(-0.5,0.5]

将表 6 中的数据按 8∶2 划分为训练集和测试集,并对所有的数据进行归一化处理,通过式(20)映射到[0,1]。

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{20}$$

式中:$X_{\min}$为样本数据的最小值;$X_{\max}$为样本数据的最大值。

4.2 模型参数设置

将表 6 中的特征量作为输入,故障原因作为输出,建立微型断路器的 BP 神经网络模型。隐藏层节点数如下:

$$n = \sqrt{m + l} + a \tag{21}$$

式中:n 为隐藏层节点数;m 为输入节点数;l 为输出节点数;a 为 1 到 10 的整数。

为进一步确定节点数,以 MSE 为指标,比较不同节点数的 MSE 值,MSE 越小代表误差越小,即计算的精度越高。最终确定该网络最佳隐藏层节点数为 9,网络结构为 4-9-1,即输入节点数为 4,输出层节点数为 1。BP 神经网络的学习率设为 0.01,最大迭代次数为 1 000 次,隐藏层的激活函数为 Sigmoid 函数,输出层激活函数为 Pureline 函数。

各模型的最大迭代次数与初始种群数量设置相同,分别为 50 和 20。各模型具体的初始参数如表 7 所示。

表 7 各模型初始参数

Tab. 7 The initial parameters of each model

模型	参数	数值
RTH-BP	初始种群数量	20
	最大迭代次数	50
	角度增益	15
	螺旋半径初值	0.5
	控制增益	1.5
GA-BP	初始种群数量	20
	最大迭代次数	50
	交叉概率	0.6
	变异概率	0.05
PSO-BP	初始种群数量	20
	最大迭代次数	50
	惯性权重	0.8
	个体加速系数	1.5
	群体加速系数	1.5

4.3　结果分析

为验证 RTH-BP 模型在避免局部最优问题上的效果,记录优化过程中各模型收敛曲线,如图 8 所示。由图可见,BP 神经网络在前期的收敛速度较慢,直到第 15 次迭代时,适应度值才逐渐趋于稳定。然而,在第 39 次迭代时,曲线出现较大的波动,表明网络可能陷入了局部最优解。相比之下,RTH-BP 模型在第 13 次迭代时便达到了最佳适应度值,且在随后的迭代过程中,曲线保持平稳,未出现波动。这表明,RTH-BP 模型不仅收敛速度最快,而且在收敛过程中表现出更高的稳定性,成功避免了局部最优问题。

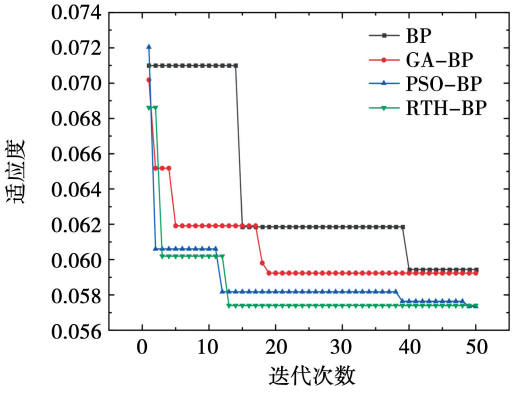

图 8　各模型收敛曲线

Fig. 8　Convergence curves of different models

各模型诊断结果如表 8 所示。由表可知,BP 神经网络训练集和测试集的诊断准确率最低。与 BP 神经网络相比,GA-BP、PSO-BP、RTH-BP 模型测试集的诊断准确率分别提高了 1.46%、3.68% 和 4.54%。其中,RTH-BP 模型训练集和测试集的诊断准确率最高,诊断效果最佳。

表 8　各模型诊断结果

Tab. 8　Diagnosis results of each model

模型	训练集/诊断正确数量	训练集准确率/%	测试集/诊断正确数量	测试集准确率/%
BP	744/711	95.65	186/176	94.77
GA-BP	744/722	96.98	186/179	96.23
PSO-BP	744/730	98.16	186/183	98.45
RTH-BP	744/737	99.15	186/185	99.31

各模型部分运行结果误差分布如图 9 所示。由图可见,RTH-BP 模型的运行结果误差大部分分布在 −0.2 ~ 0.2 之间,表明 RTH-BP 模型具有最高的稳定性,诊断精度最高。BP、GA-BP 和 PSO-BP 模型的最大误差超过 0.6,其中,BP 神经网络的误差最分散,说明 BP 神经网络稳定性最差,诊断效果最差。

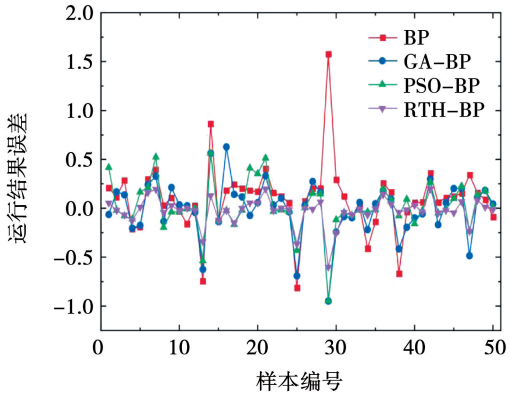

图 9　各模型部分运行结果误差分布图

Fig. 9　Error distribution of each model part operation result

根据式(16) ~ (19)计算各模型评价指标,结果如图 10 所示。由图可见,RTH-BP 模型的 MSE、RMSE 和 MAE 分别为0.017 7、0.138 2和0.088 6,这 3 种指标均优于 BP、GA-BP、PSO-BP 模型。相较于 BP 神经网络,RTH-BP 模型的 MSE、RMSE、MAE 分别降低了 72%、47.19% 和 44.55%,表明 RTH-BP 模型的诊断结果最为准确,对 BP 神经网络的性能提升明显。BP、GA-BP、PSO-BP、RTH-BP 模型的决定系数分别为0.988 0、0.992 6、0.994 3、0.996 6,均大于 0.9,显示出良好的拟合效果,其中 RTH-BP 模型的拟合效果最好,BP 神经网络的拟合效果最差。

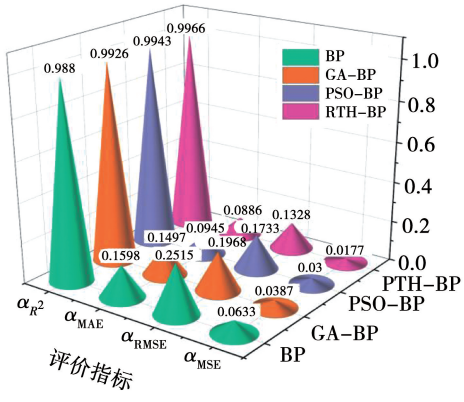

图 10　评价指标结果

Fig. 10　Evaluation index result

为进一步探讨少量样本下各模型的性能,将样本量减少到80%和60%,即样本量为160和120,分别进行实验,结果如表9所示。由表可见,BP模型在60%样本量下的测试集准确率只有81.25%,RTH-BP模型在80%样本量下和60%样本量下的诊断准确率分别为95.97%和93.75%,相较于其余3种模型,诊断准确率最高。

表9 不同样本量下各模型诊断结果

Tab. 9 Diagnosis results of each model under different sample sizes

模型	训练集/诊断正确数量	训练集准确率/%	测试集/诊断正确数量	测试集准确率/%
BP	595/541	90.92	149/128	85.91
	446/393	88.12	112/91	81.25
GA-BP	595/571	95.97	149/132	88.59
	446/421	94.39	112/96	85.71
PSO-BP	595/580	97.48	149/137	91.95
	446/425	95.29	112/100	89.29
RTH-BP	595/584	98.15	149/143	95.97
	446/435	97.53	112/105	93.75

图11为不同样本量下各模型部分运算结果相对误差分布图。对比4种模型的相对误差可以看出,RTH-BP模型的相对误差分布最集中。80%样本量下,RTH-BP模型的大部分运行结果误差在-0.5~0.5之间,BP神经网络和GA-BP模型的最大运行结果误差超过1。在60%样本量下,除RTH-BP模型外,各算法的相对误差都较为分散。RTH-BP模型在不同样本量下的诊断准确度均最高,误差波动最小,是因为RTH算法使用了Levy飞行分布函数进行搜索,避免陷入局部最小值。同时,因为在俯冲阶段使用加速度因子和重力因子,提高了算法寻优能力和诊断精度。

表10为各模型的评价指标计算结果,由表可知,RTH-BP模型在80%样本量下的RMSE和MAE分别为0.157 4和0.076 6,均小于BP、GA-BP和PSO-BP模型的相应评价指标。相较于BP神经网络,RTH-BP模型的RMSE和MAE分别提高了51.43%和60.84%。RTH-BP模型的决定系数为0.994,大于其余3种模型的决定系数。同样,RTH-BP模型在60%样本量下的RMSE和MAE在4种模型中均为最小,R^2最大,说明RTH-BP模型在不同样本量下的拟合效果最好,误差最小。对比不同样本量下RTH-BP模型的误差值,可看出样本量的减少对RTH-BP模型的诊断精度也有影响,但是相较于其他模型的影响最小,说明此模型在样本量较少的情况下,诊断精度高。

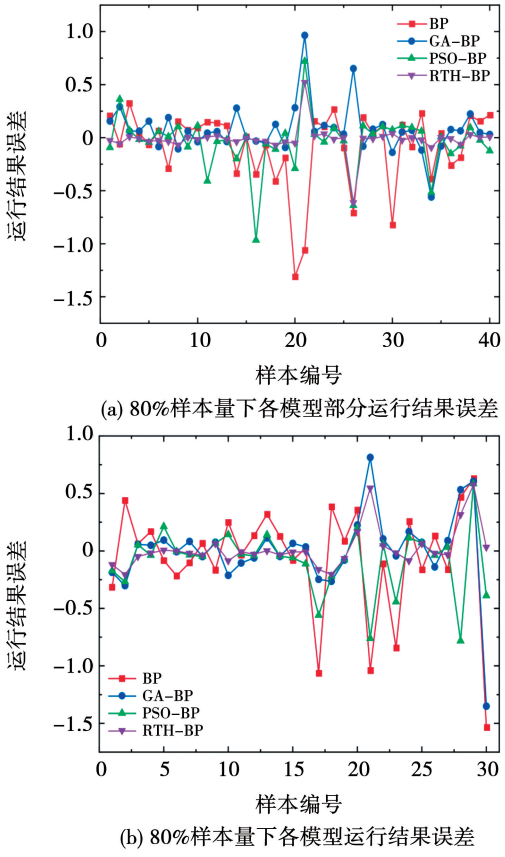

图11 不同样本量下各模型部分运行结果误差对比图

Fig. 11 Error comparison diagram of the running results of each model part under different sample sizes

表10 不同样本量下的评价指标结果

Tab. 10 Evaluation index result under different sample sizes

模型	样本量/%	α_{RMSE}	α_{MAE}	α_{R2}
BP	80	0.324 1	0.195 6	0.979 3
	60	0.358 1	0.232 0	0.968 7
GA-BP	80	0.240 6	0.147 7	0.986 0
	60	0.319 6	0.181 9	0.975 1
PSO-BP	80	0.219 3	0.121 4	0.990 5
	60	0.284 4	0.166 3	0.980 2
RTH-BP	80	0.157 4	0.076 6	0.994 0
	60	0.206 1	0.111 8	0.989 6

5 结 论

本文根据 GB/T 10963.1 – 2020,设计微型断路器的时间 – 电流动作特性实验和瞬时脱扣实验方案,利用实验数据信息,提出了面向电气特征参数的 RTH-BP 神经网络微型断路器故障诊断方法。为验证本文所提模型的有效性,设计了 BP、GA-BP、PSO-BP 3 种对比模型。由实验结果,可得出以下结论:

1)本文利用电气特征参数(电流、温升和触头压力)实现了微型断路器的故障诊断。这些电气特征参数具有较高的稳定性和鲁棒性,有效避免了环境噪声的干扰。

2)利用 BP 神经网络拟合微型断路器的电气特征参数,解决了非线性参数难以建模的问题;利用 RTH 优化 BP 神经网络,提升了 BP 神经网络的学习效率,避免了局部最优现象,保证了训练过程的稳定性和高效性。实验结果表明:RTH-BP 模型的收敛速度较 BP 有所提升。同时,与 BP、GA-BP、PSO-BP 模型相比,RTH-BP 模型的 MSE、RMSE、MAE 和 R^2 均最优,分别为0.017 7、0.138 2、0.088 6和0.996 6,相较于 BP 神经网络,其 MSE、RMSE、MAE 分别降低了 72%、47.19% 和 44.55%。

3)减少样本量至 80% 和 60%,验证不同样本量下 RTH-BP 诊断模型的准确性和普适性。实验结果表明:相较于 BP、GA-BP、PSO-BP 模型,此模型的准确率最高,皆在 90% 以上。

参 考 文 献:

[1] GENG Sujie, WANG Xiuli. Research on Data-driven Method for Circuit Breaker Condition Assessment Based on Back Propagation Neural Network[J]. Computers & Electrical Engineering, 2020, 86: 106732.

[2] 任雅勋. 微型断路器动触头高速连续局部镀银[J]. 电镀与涂饰,2023,42(1):13.
REN Yaxun. High-speed Continuous Local Silver Plating on Moving Contact of Miniature Circuit Breaker[J]. Electroplating & Finishing, 2023, 42(1): 13.

[3] LU Yang, LI Yongli. A Novel Fault Diagnosis Method for Circuit Breakers Based on Optimized Affinity Propagation Clustering[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 118: 105651.

[4] 严宇平, 萧展辉. 基于自编码神经网络的电网故障预测算法[J]. 沈阳工业大学学报,2023, 45(1): 1.
YAN Yuping, XIAO Zhanhui. Fault Prediction Algorithm Based on Autoencoding Neural Network for Power Grid[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(1): 1.

[5] 杨文强,张蓬鹤,张保亮. 高海拔微型断路器分断性能的数值仿真分析及应用[J]. 电测与仪表,2022,59(6):181.
YANG Wenqiang, ZHANG Penghe, ZHANG Baoliang. Numerical Simulation Analysis and Application of Breaking Performance of High Altitude Miniature Circuit Breaker[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(6): 181.

[6] 赵成晨,李奎,胡博凯,等. 变应力条件下低压断路器剩余电寿命预测[J]. 中国电机工程学报,2022,42(21):8004.
ZHAO Chengchen, LI Kui, HU Bokai, et al. Residual Electrical Life Prediction of Low-voltage Circuit Breakers Under Varied Stress[J]. Proceedings of the CSEE,2022, 42(21): 8004.

[7] 谭金龙, 熊小伏, 陈军, 等. 基于改进孪生支持向量机的新型电力系统继电保护故障诊断模型[J]. 沈阳工业大学学报, 2023, 45(6): 631.
TAN Jinlong, XIONG Xiaofu, CHEN Jun, et al. A Fault Diagnosis Model Based on Improved Twin Support Vector Machine for Relay Protection of New Type Power System[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(6): 631.

[8] 李兴文,王云峰,原帅,等. 微型断路器短路开断过程中电极烧蚀特性仿真研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(4):1080.
LI Xingwen, WANG Yunfeng, YUAN Shuai, et al. Simulation Research on Electrode Erosion Characteristics of Miniature Circuit Breaker During Short Circuit Interruption Process[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(4): 1080.

[9] 熊德智,陈向群,杨杰,等. 微型断路器灭弧失效分析及性能优化设计[J]. 电工技术学报, 2019, 34(11):2333.
XIONG Dezhi, CHEN Xiangqun, YANG Jie, et al. Arc Extinguishing Failure Analysis and Performance Optimization Design of Miniature Circuit Breaker[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(11):2333.

[10] 牟明川,张博,赵虎,等. 无极性直流微型断路器电寿命评估研究[J]. 电气技术,2022,23(3):11.
MOU Mingchuan, ZHANG Bo, ZHAO Hu, et al. Study on Electrical Life Evaluation of Non-polarized Direct Current Miniature Circuit Breakers[J]. Electrical Engineering, 2022, 23(3): 11.

[11] MALLAH A R, ALJURAID N, ALAWI O A, et al. A Hybrid Numerical/Machine Learning Model Development to Improve the Bimetal Performance in the Electric Circuit Breakers[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 18087.

[12] SHU Liang, GUO Liang, WU Guichu, et al. Research of Thermal Protection Characteristics for Circuit Breakers Considering Nonlinear Electro-thermal-structural Coupling [J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 153: 85.

[13] 操春名,张凌波,徐震浩. 基于加权核偏最小二乘的低压断路器热脱扣时间预测方法[J]. 电测与仪表, 2020,57(10):140.
CAO Chunming, ZHANG Lingbo, XU Zhenhao. Prediction Method of Heat Tripping Time of Low Voltage Circuit Breaker Based on Weighted Kernel Partial Least Squares [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(10): 140.

[14] 张丽萍,石敦义,缪希仁. 低压断路器振动特性分析及其故障诊断研究[J]. 电机与控制学报,2016,20 (10):82.
ZHANG Liping, SHI Dunyi, MIAO Xiren. Research on Vibration Signal Feature Analysis And Its Fault Diagnosis [J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(10):82.

[15] 孙曙光,李勤,杜太行,等. 基于一维卷积神经网络的低压万能式断路器附件故障诊断[J]. 电工技术学报, 2020,35(12):2562.
SUN Shuguang, LI Qin, DU Taihang, et al. Fault Diagnosis of Accessories for the Low Voltage Conventional Circuit Breaker Based on One-dimensional Convolutional Neural Network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(12):2562.

[16] 张梦成,迟长春. 基于自组织映射神经网络对低压断路器的故障诊断[J]. 上海电机学院学报,2019,22 (1):19.
ZHANG Mengcheng, CHI Changchun. Fault Diagnosis of Low Voltage Circuit Breakers Based on Self-organizing Map Neural Network[J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2019, 22(1):19.

[17] YANG Jingjian, ZHANG Gang, CHEN B., et al. Vibration Signal Augmentation Method for Fault Diagnosis of Low-Voltage Circuit Breaker Based on W-CGAN [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1.

[18] 范敏,陈功,蓝磊,等. SF6 断路器弧触头电烧蚀试验及状态诊断[J]. 高压电器,2016,52(6):141.
FAN Min, CHEN Gong, LAN Lei, et al. Electrical Erosion Experiment and State Diagnosis on Arcing Contact of SF6 Circuit Breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(6):141.

[19] 种俊龙,郑俐,庄先涛. 基于贝叶斯网络的高压断路器故障检测算法研究[J]. 中国高新科技,2024(11):50.
ZHONG Junlong, ZHENG Li, ZHUANG Xiantao. Research on Fault Detection Algorithm for High Voltage Circuit Breakers Based on Bayesian Network [J]. China High and New Technology, 2024(11):50.

[20] 张贤,迟长春. 基于概率神经网络的小型断路器故障诊断[J]. 上海电机学院学报,2019,22(3):135.
ZHANG Xian, CHI Changchun. Fault Diagnosis of Miniature Circuit Breaker Based on Probabilistic Neural Network[J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2019, 22(3): 135.

[21] 王兴宇,迟长春,张贤. 基于经验模态分解的小型断路器振动信号分析[J]. 上海电机学院学报,2020,23 (4):222.
WANG Xingyu, CHI Changchun, ZHANG Xian. Vibration Signal Analysis of Miniature Circuit Breaker Based on Empirical Mode Decomposition[J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2020, 23(4): 222.

[22] YAO Yu, WANG Nan. Fault Diagnosis Model of Adaptive Miniature Circuit Breaker Based on Fractal Theory And Probabilistic Neural Network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142: 106772.

[23] 韩翔宇,纽春萍,何海龙,等. 电磁式断路器状态监测与智能评估技术综述[J]. 电工技术学报,2023,38 (8):2191.
HAN Xiangyu, NIU Chunping, HE Hailong, et al. Review of Condition Monitoring and Intelligent Assessment of Electromagnetic Circuit breaker[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(8): 2191.

[24] 徐英辉,高克利,张蓬鹤. 微型断路器故障分析及可靠性技术[M]. 北京:科学出版社,2024.

[25] 吴鹤翔,李兵,李良,等. 基于断路器合闸弹簧弹力信号的储能故障诊断方法[J]. 电工技术,2023(6):152.
WU Hexiang, LI Bing, LI Liang, et al. Energy Storage Fault Diagnosis Method Based on Closing Spring Force Signal of Circuit Breaker[J]. Electric Engineering, 2023 (6): 152.

[26] TAKUSHIMA S, KAWANO H, NAKAHARA H, et al. On-machine Multi-directional Laser Displacement Sensor Using Scanning Exposure Method for High-precision Measurement of Metal-works[J]. Precision Engineering, 2018, 51: 437.

[27] 张江,王龙江,王恒阳. 双金属元件生产检测的可靠性研究[J]. 电器与能效管理技术,2020(12):80.
ZHANG Jiang, WANG Longjiang, WANG Hengyang. Reliability Research on Production Testing of Bimetallic Components[J]. Electrical & Energy Management Tech-

nology, 2020(12):80.

[28] MAHMOUD K A, BADR M M, ELMALHY N A, et al. Transfer Learning by Fine-tuning Pre-trained Convolutional Neural Network Architectures for Switchgear Fault Detection Using Thermal Imaging[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 103: 327.

[29] 赵书涛,黄伟杰,刘会兰,等. 高压断路器触头烧蚀及电寿命评估研究综述[J]. 高电压技术,2024,50(2):489.
ZHAO Shutao, HUANG Weijie, LIU Huilan, et al. Review of Research on Contact Ablation and Electrical Life Assessment of High-voltage Circuit Breakers[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 489.

[30] 计新华,郑彬,张杰,等. 交流接触器电寿命失效问题分析及验证[J]. 电器与能效管理技术,2021(4):59.
JI Xinhua, ZHENG Bin, ZHANG Jie, et al. Analysis and Verification of Electrical Durability of AC Contactor[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2021(4):59.

[31] GB/T 10963.1—2020. 电气附件 家用及类似场所用过电流保护断路器 第1部分:用于交流的断路器[S].

[32] DAI Ye, YU Baolei, TAO Xueshi, et al. Thermal Displacement Prediction of Variable Preload Motorized Spindles Based on Speed Reduction Experiments And IABC-BP Optimization Models[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 53: 103941.

[33] 杨赫然,李帅,孙兴伟,等. 基于改进松鼠搜索算法优化神经网络的数控机床进给系统热误差预测[J]. 仪器仪表学报,2024,45(1):60.
YANG Heran, LI Shuai, SUN Xingwei, et al. Thermal Error Prediction of CNC Machine Tool Feed System Based on Neural Network Optimized by Improved Squrrel Search Algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 60.

[34] FERAHTIA S, HOUARI A, REZK H, et al. Red-tailed Hawk Algorithm for Numerical Optimization and Real-world Problems[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 12950.

[35] 周柯,王晓明,李肖博,等. 基于 ARIMA-BP 组合模型的智能变电站遥测数据趋势性分析预警技术研究[J]. 哈尔滨理工大学学报,2023,28(1):97.
ZHOU Ke, WANG Xiaoming, LI Xiaobo, et al. Research on Trend Analysis and Early Warning Technology of Smart Substation Telemetry Data Based on ARIMA-BP Combined Model[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2023, 28(1): 97.

[36] 胡正伟,王志红,畅瑞鑫,等. 基于 BP-Adaboost 神经网络的非侵入式电机工作状态识别方法[J]. 电机与控制学报,2023,27(10):13.
HU Zhengwei, WANG Zhihong, CHANG Ruixin, et al. Working State Identification Method of Non-intrusive Motor Based on BP-Adaboost Neural Network[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(10): 13.

(编辑:温泽宇)