

蜣螂算法优化概率神经网络的变压器故障诊断

宗琳,周晓华,罗文广,刘胜永,张银,吴雪颖

(广西科技大学自动化学院,广西柳州 545616)

摘要:针对仅靠人工经验选取平滑因子的概率神经网络(PNN)变压器故障诊断模型存在诊断正确率偏低的问题,提出1种采用蜣螂算法(DBO)优化PNN平滑因子的变压器故障诊断模型。选取测试函数对DBO算法进行寻优测试,并与粒子群算法(PSO)、人工蜂群算法(ABC)、灰狼优化算法(GWO)对比,DBO在寻优精度、收敛速度和避免局部最优方面更具优势;采用DBO对PNN平滑因子寻优以建立DBO-PNN诊断模型,并与PSO-PNN、ABC-PNN和GWO-PNN模型进行诊断对比,结果表明DBO-PNN模型的诊断效果更好,正确率达96%。

关键词:变压器故障诊断;蜣螂算法;概率神经网络;油中溶解气体分析

中图分类号:TM411

文献标志码:A

文章编号:2096-4145(2024)05-0098-07

Transformer Fault Diagnosis Based on Probabilistic Neural Network Optimized by Dung Beetle Optimizer

ZONG Lin, ZHOU Xiaohua, LUO Wenguang, LIU Shengyong,

ZHANG Yin, WU Xueying

(School of Automation, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545616, China)

Abstract: Aiming at the problem that the fault diagnosis model of transformer based on probabilistic neural network (PNN) with smooth factor selected by artificial experience is not accurate, a transformer fault diagnosis model using dung beetle optimizer (DBO) to optimize PNN smoothing factor is proposed. The DBO algorithm is tested by selecting test functions. Compared with particle swarm optimization (PSO), artificial bee colony algorithm (ABC) and gray wolf optimization algorithm (GWO), the results show that DBO algorithm has more advantages in searching precision, convergence speed and avoiding local optimum. The DBO is used to optimize the smooth factor of the PNN in order to establish the DBO-PNN diagnosis model, and diagnosis comparisons are made with the PSO-PNN, ABC-PNN, and GWO-PNN models. The results show that the diagnostic performance of the DBO-PNN model is better, and its correct rate is up to 96%.

Key words: transformer fault diagnosis; dung beetle optimizer; probabilistic neural network; dissolved gas analysis

0 引言

在电力系统中,油浸式电力变压器扮演着至关重要的角色^[1-2]。变压器的任何故障都有可能造成大面积停电,这无疑会对居民的生活造成极大困扰,对于社会和国家而言更是巨大的经济损失^[3]。因此,建立1个精准、高效的变压器故障诊断模型

并及时诊断变压器故障类型,对电力系统安全运行具有举足轻重的作用^[4]。

早期诊断油浸式变压器故障的方法有基于油中溶解气体分析^[5](Dissolved Gas Analysis, DGA)的国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC)比值法^[6]、改良三比值法和 Duval 三角法^[7]等。这些方法具有简单快捷的优点,但存在编码缺失、诊断精度低的问题。随着人工智能的发展,许多智能算法被广泛应用到变压器故障诊断中^[8],如人工神经网络^[9]、支持向量机^[10]、决策树^[11]、模糊逻辑系统^[12]等。以反向传播(Back Propagation, BP)神经网络、概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)为代表的人工神经网络具有较强的

基金项目:国家自然科学基金项目资助(62263001);广西高校中青年教师基础能力提升项目(2023KY0359)

Project Supported by the National Natural Science Foundation of China (62263001); Research Program of Science at Universities of Guangxi Autonomous Region(2023KY0359)

大规模并行数据处理能力、自适应自学习能力及非线性分类能力,被广泛应用于变压器的故障诊断中^[13-14]。然而,BP神经网络存在收敛速度慢、易陷入局部最优、对初始参数敏感及诊断正确率低等问题。PNN结构简单、训练简洁、收敛速度快、稳定性高且具有较强的非线性分类能力,可在一定程度上弥补BP神经网络的不足,但其分类准确性取决于模式层的平滑因子 δ ,而 δ 往往通过人工经验选取,一定程度上影响了其诊断性能。为有效提高BP和PNN神经网络模型的诊断正确率,采用智能优化算法对BP神经网络的结构及参数、PNN平滑因子 δ 进行优化成为变压器故障诊断的研究重点^[15-16]。其中,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法具有收敛速度快、通用性好的优势,但存在易早熟、后期迭代效率低的问题^[17]。人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法能解决较广领域的优化问题,但存在寻优能力弱、易陷入局部最优和效率低的不足^[18]。灰狼优化(Grey Wolf Optimizer, GWO)算法通过调整收敛因子和位置比例权重可获得较好优化效果,但迭代后期收敛因子线性衰减,存在易陷入局部最优的缺陷^[19]。

蜣螂优化(Dung Beetle Optimizer, DBO)算法兼顾了全局搜索和局部开发能力,具有动态变化能力和准确率高优点,可有效解决复杂的寻优问题^[20-21]。

综上,本文提出1种采用DBO算法优化PNN平滑因子 δ 的变压器故障诊断模型。采用DBO-PNN模型对变压器故障进行诊断,同时与PSO优化PNN、ABC优化PNN和GWO优化PNN的3种模型进行对比,结果表明,本文提出的DBO-PNN模型具有更高的诊断正确率和诊断效率。

1 PNN变压器故障诊断模型

1.1 概率神经网络PNN

PNN是基于Bayes决策理论的径向基函数(Radial Basis Function, RBF)前馈神经网络^[22-23]。PNN综合Bayes分类准则与Parzen概率密度函数以构建结构简单、训练简洁的人工神经网络。相较于BP,PNN具有需调节参数少、过程简单、收敛速度快、稳定性高等优势。PNN网络结构如图1所示。图中, x_n 为PNN的第 n 个输入; y_m 为第 m 个输出。

PNN输入层的输入为特征向量,其神经元个数与特征向量的维数相等。模式层根据输入样本与训练样本的中心欧式距离计算每个模式单元的输出为:

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \delta^p m_1} \sum \exp \left[-\frac{(X - X_{ai})^T (X - X_{ai})}{2\delta^2} \right] \quad (1)$$

式中: f_A 为概率密度函数; X 为输入的特征向量; p 为训练样本数维度; m_1 为故障模式训练样本数; X_{ai} 为故障模式第 i 个中心向量; T 为转置。

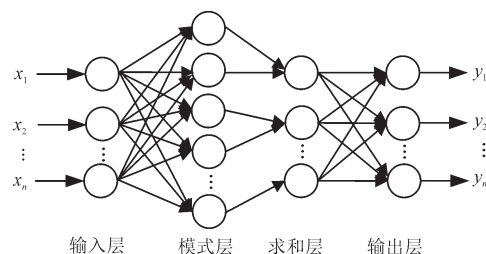


图1 PNN基本结构

Fig.1 Basic structure of PNN

求和层将模式层中类别相同神经元输出进行加权平均,并通过Parzen窗计算第 i 类类别概率密度 f_i :

$$f_i = \frac{\sum_{j=1}^L f_A(X)}{L} \quad (2)$$

式中: L 为类别 i 的训练样本数; j 为类别 i 的第 j 个训练样本。

输出层采用Bayes分类准则,选择具有最大后验概率密度的类别并输出。

1.2 故障样本数据选取

选取文献[24]油浸式电力变压器DGA样本数据共310组,其中前260组样本作为训练集,后50组样本作为测试集用于测试模型性能。根据5种特征气体 H_2 , CH_4 , C_2H_6 , C_2H_4 和 C_2H_2 的体积分数,将变压器故障分为正常、低能放电、中低温过热、高温过热、高能放电和局部放电6种类型^[25]。变压器故障类型、样本分布和故障编码如表1所示。

表1 变压器故障类型和样本分布及编码

Table 1 Types, distribution and coding of transformer fault sample data

序号	故障类型	训练样本	测试样本	故障编码
1	正常	90	17	100000
2	低能放电	34	6	010000
3	中低温过热	33	7	001000
4	高温过热	35	7	000100
5	高能放电	32	8	000010
6	局部放电	36	5	000001

1.3 故障诊断测试

采用Matlab 2018b软件对PNN模型进行故障诊断并与3层BP神经网络模型进行对比。PNN输入层神经元个数为5,对应输入5种特征气体体积分数归一化值,模式层神经元个数为260,输出层神经元个数为6,对应输出故障编码,取 $\delta=0.1$ 。BP神经网络模型输入层、输出层神经元个数与PNN模型相同,隐含层神经元个数为25。故障诊断结果如图

2 所示。综合诊断正确率与运行时间如表 2 所示。

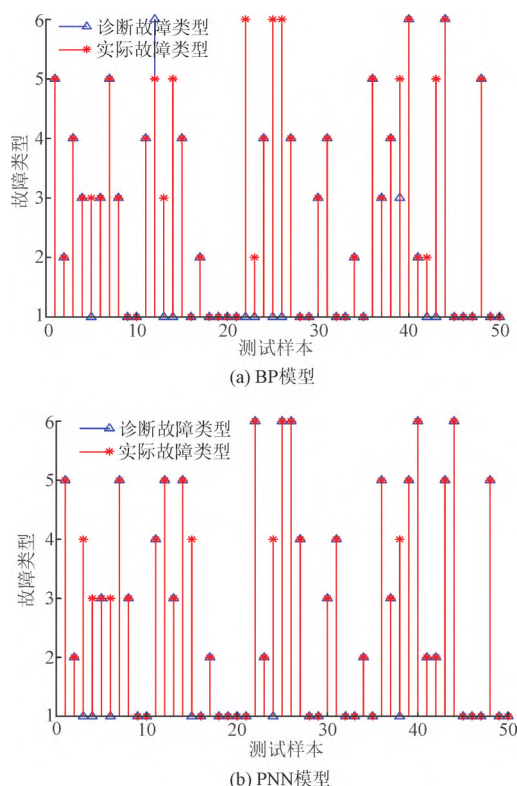


图2 BP和PNN模型故障诊断结果

Fig.2 Fault diagnosis results of BP and PNN model

表2 模型诊断正确率和运行时间

Table 2 Fault diagnosis accuracy and running time of diagnostic model

诊断模型	不同故障诊断正确率/%							运行时间/s
	1	2	3	4	5	6	综合	
BP	94.12	66.67	85.71	100	50	40	78	1.281 3
PNN	100	100	71.43	42.86	100	100	88	0.687 5

由图 2 和表 2 可知,在 50 组测试样本中,PNN 模型正确诊断 44 组,综合诊断正确率为 88%;BP 神经网络模型正确诊断 39 组,综合诊断正确率为 78%。与 BP 神经网络模型相比,PNN 模型综合诊断正确率较高且运行时间较短。PNN 模型在诊断精度和诊断效率方面具有一定优势。但由于取平滑因子 δ 为非最优值的 0.1,对中低温过热和高温过热故障的诊断正确率偏低,因此有必要采用优化算法对 PNN 模型的 δ 进行寻优以提高故障的诊断精度。

2 DBO 算法及寻优能力测试

DBO 算法是文献[26]提出的 1 种模拟蜣螂滚球、跳舞、繁殖、觅食和偷窃行为的新群体智能优化算法^[27]。DBO 算法通过蜣螂个体间的合作与信息交流达到群体最优值的搜索。

1) 滚球行为

蜣螂种群中负责完成滚球任务的蜣螂在搜索空间内按给定方向进行直线运动,其位置更新公式为:

$$P_i^{t+1} = P_i^t + \alpha \times k \times P_i^{t-1} + b \times (P_i^t - P_w) \quad (3)$$

式中: P_i^{t+1} 为第 $t+1$ 次迭代时第 i 只蜣螂位置; P_i^{t-1} 为第 $t-1$ 次迭代时第 i 只蜣螂位置; P_i^t 为第 t 次迭代时第 i 只蜣螂位置; α 为方向偏离系数, $\alpha=1$ 表示方向未偏离, $\alpha=-1$ 表示偏离原方向; k 为偏转系数,且 $k \in (0, 0.2)$,一般取 0.1; b 为 $(0, 1)$ 的常数,一般取 0.3; P_w 为全局最差位置。

2) 跳舞行为

在滚球前进过程中遇到障碍物时,滚球蜣螂将通过跳舞行为进行位置更新,此时的位置更新式改为:

$$P_i^{t+1} = P_i^t + \tan(\theta) |P_i^t - P_i^{t-1}| \quad (4)$$

式中: θ 为偏转角,且 $\theta \in (0, \pi)$,当 $\theta = \pi/2$ 时,不需更新蜣螂位置。

3) 繁殖行为

种群中的雌性蜣螂按式(5)表示的边界选择策略确定其产卵区域,即:

$$\begin{cases} L_b^* = \max(P^* \times (1 - R), L_b) \\ U_b^* = \min(P^* \times (1 + R), U_b) \end{cases} \quad (5)$$

式中: P^* 为当前局部最佳位置; L_b^* 为产卵区域下限; U_b^* 为产卵区域上限; $R=1-t/T_{\max}$, R 为动态选择因子, T_{\max} 为最大迭代次数; L_b 为优化问题下限; U_b 为优化问题上限。

DBO 算法中的每只雌蜣螂每次迭代只产生 1 个卵。式(5)表示的产卵区域边界随 R 的变化而变化,繁殖蜣螂的位置更新公式为:

$$B_i^{t+1} = P^* + b_1 \times (B_i^t - L_b^*) + b_2 \times (B_i^t - U_b^*) \quad (6)$$

式中: B_i^t 为第 t 次迭代时第 i 只繁殖蜣螂位置; b_1, b_2 均为 $1 \times D$ 的随机向量, D 为优化问题维度。

4) 觅食行为

对于刚出生的小蜣螂,则在式(7)所示的最佳觅食区域内完成寻找食物任务:

$$\begin{cases} L_b^{\text{best}} = \max(P^{\text{best}} \times (1 - R), L_b) \\ U_b^{\text{best}} = \min(P^{\text{best}} \times (1 + R), U_b) \end{cases} \quad (7)$$

式中: P^{best} 为当前局部最佳位置; L_b^{best} 为最佳觅食区域下限; U_b^{best} 为最佳觅食区域上限。

与繁殖蜣螂类似,觅食蜣螂的位置更新公式为:

$$M_i^{t+1} = M_i^t + C_1 \times (M_i^t - L_b^{\text{best}}) + C_2 \times (M_i^t - U_b^{\text{best}}) \quad (8)$$

式中: M_i^t 为第 t 次迭代时第 i 只觅食蜣螂位置; C_1 为随机数且服从正态分布; C_2 为随机向量,且 $C_2 \in (0, 1)$ 。

5) 偷窃行为

部分蜣螂将完成从其他蜣螂种群偷粪球的任

务,其位置更新公式为:

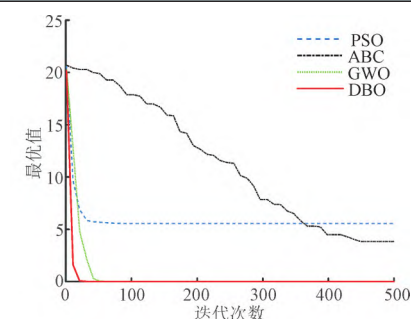
$$T_i^{t+1} = P^b + S \times g \times \left(|T_i^t - P^*| + |T_i^t - P^b| \right) \quad (9)$$

式中: T_i^t 为第 i 只偷窃蛱螂在第 t 次迭代时的位置; P^b 为最佳食物竞争位置; S 为常数; g 为 $1 \times D$ 的随机向量且服从正态分布。

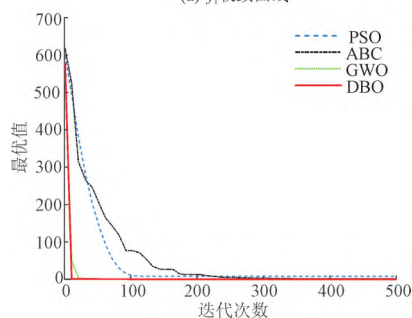
选取表 3 所示 CEC-2005 的 3 个测试函数 $f_1 \sim f_3$ 对 DBO 进行寻优测试,并与 PSO,ABC 和 GWO 算法对比。4 种优化算法种群规模均为 50,进化 500 次,寻优收敛曲线如图 3 所示。相较于其他 3 种算法,DBO 在 $f_1 \sim f_3$ 中的收敛速度更快,且不易陷入局部最小值。DBO 算法在收敛快速性、全局寻优能力以及有效避免陷入局部最优等方面具有明显的优势。

表 3 测试函数
Table 3 Testing function

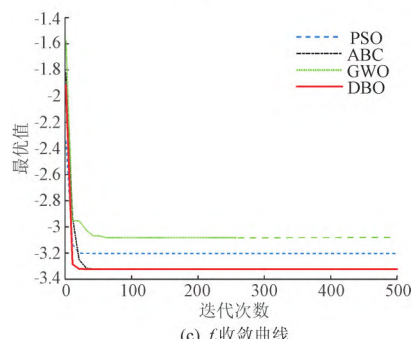
测试函数	维度	搜索区间	理论最优值
f_1	30	$[-32,32]^n$	0
f_2	30	$[-600,600]^n$	0
f_3	6	$[0,1]^n$	-3.321 995 171 584 24



(a) f_1 收敛曲线



(b) f_2 收敛曲线



(c) f_3 收敛曲线

图 3 函数 $f_1 \sim f_3$ 收敛曲线

Fig.3 Function $f_1 \sim f_3$ convergence curve

3 基于 DBO-PNN 的变压器故障诊断

3.1 DBO-PNN 诊断步骤

PNN 性能的优劣受平滑因子 δ 的影响较大,为克服这一局限性,采用 DBO 算法对 PNN 平滑因子 δ 进行寻优,以提高 PNN 故障诊断模型准确率。基于 DBO-PNN 模型的故障诊断步骤如下:

- 1) 将变压器的 DGA 故障数据进行归一化,并划分训练集和测试集。
- 2) 初始化 DBO 参数,定义蛱螂种群数量、最大迭代次数、维度、上边界和下边界等条件参数。
- 3) 计算当前蛱螂种群位置的目标函数值。
- 4) 按式(3)、式(4)、式(6)、式(8)和式(9)更新蛱螂种群位置。
- 5) 判断每只更新的蛱螂位置是否超出边界。
- 6) 更新当前最优解及其目标函数值。
- 7) 判断是否达到最大迭代次数。若达到则执行步骤 8),否则返回步骤 3)。
- 8) 获取 PNN 最优 δ 值,并对 PNN 模型进行训练。
- 9) 用训练后的 PNN 模型对测试集进行故障诊断,并输出诊断结果。

DBO-PNN 模型故障诊断流程如图 4 所示。

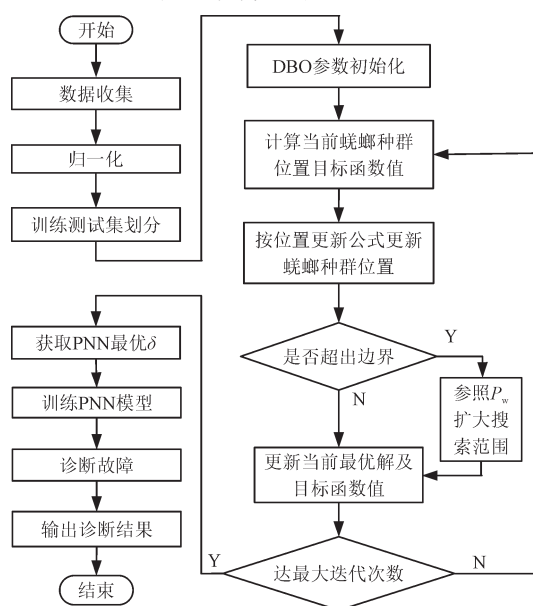


图 4 DBO-PNN 故障诊断流程

Fig.4 DBO-PNN fault diagnosis process

3.2 故障诊断测试

采用 DBO-PNN 模型对 1.2 节的故障样本进行诊断,并与 PSO-PNN,ABC-PNN 和 GWO-PNN 3 种模型进行对比。4 种诊断模型优化算法种群数量均为 20,维度为 1,最大迭代次数为 50。DBO,ABC 和

GWO 算法的上边界 5,下边界 0.01。PSO 的学习因子为 1.494 45,粒子最大速度 1,最小速度-1,粒子位置上边界 5,下边界-5。故障诊断结果如图 5 所示。

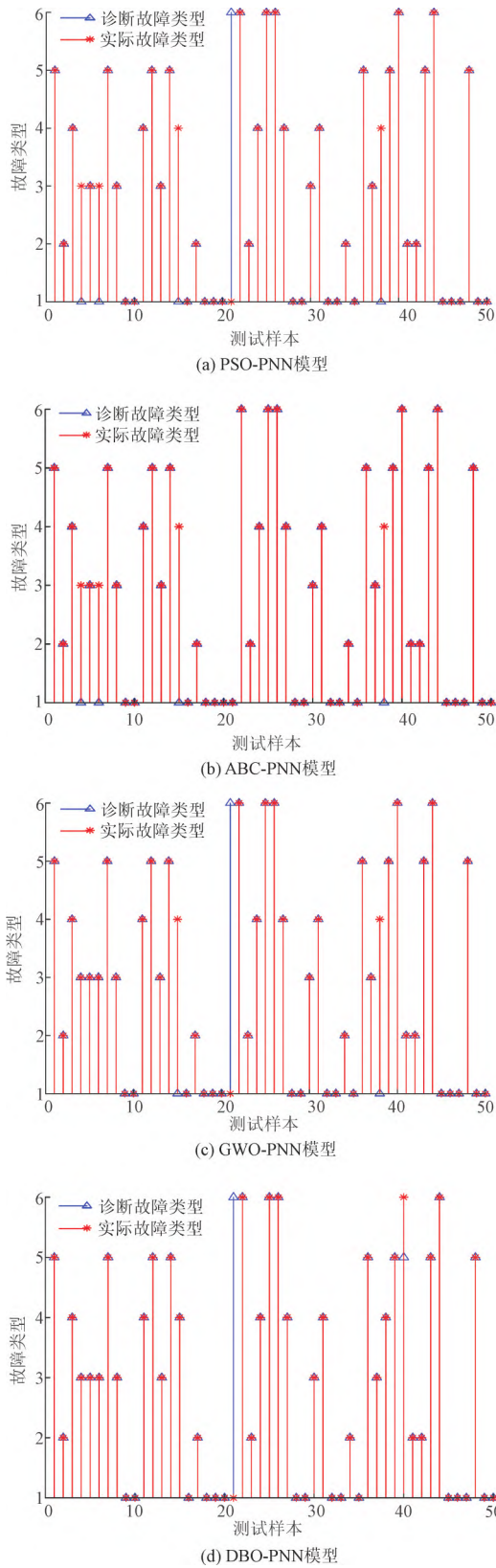


图5 各模型故障诊断结果
Fig.5 Fault diagnosis results of each diagnostic model

由图 5 可知,50 组测试样本中,PSO-PNN 模型正确诊断的组数为 45,综合诊断正确率为 90%;ABC-PNN 模型正确诊断的组数为 46,综合诊断正确率为 92%;GWO-PNN 模型正确诊断的组数为 47,综合诊断正确率为 94%;DBO-PNN 模型正确诊断的组数为 48,综合诊断正确率为 96%。采用优化算法对 PNN 参数 δ 进行寻优,故障诊断精度均有所提高。

各模型不同故障类型、综合诊断正确率及运行时间统计如表 4 所示。

表 4 各诊断模型诊断正确率及运行时间
Table 4 Fault diagnosis accuracy and running time of each diagnostic model

诊断模型	不同故障诊断正确率/%							运行时间/s
	1	2	3	4	5	6	综合	
PSO-PNN	94.12	100	71.43	71.43	100	100	90	26.375 0
ABC-PNN	100	100	71.43	71.43	100	100	92	21.671 9
GWO-PNN	94.12	100	100	71.43	100	100	94	21.046 9
DBO-PNN	94.12	100	100	100	100	80	96	12.890 6

由表 4 可知,DBO-PNN 模型对于低能放电、中低温过热、高温过热和和高能放电故障的诊断误差为 0,其综合诊断正确率最高,可达 96%,且运行速度最快。而 3 种对比模型对于中低温过热和高温过热故障的诊断正确率较低。本文所提 DBO-PNN 变压器故障诊断模型具有更高的诊断精度和诊断效率。

4 结论

为解决 PNN 模型平滑因子 δ 难于选取最优从而导致诊断精度不高的问题,本文提出采用 DBO 算法优化 PNN 参数 δ 的变压器故障诊断模型,经研究可得结论如下:

- 1)通过对比 PNN 与 BP 模型的故障诊断结果可知,PNN 模型在诊断效率、诊断精度和稳定性方面具有一定优势。
- 2)选取 CEC-2005 的 3 个测试函数分别对 PSO 算法,ABC 算法,GWO 算法与 DBO 算法进行寻优测试,结果表明 DBO 算法具有更好的寻优性能,且能有效避免陷入局部最优的问题。
- 3)采用 DBO-PNN 模型进行故障诊断测试,并与 PSO-PNN 模型,ABC-PNN 模型,GWO-PNN 模型进行对比,DBO-PNN 模型的诊断正确率可达 96%,均高于其他 3 种模型。将 DBO-PNN 模型用于油浸式变压器故障诊断具有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 林攀, 吴佳毅, 黄涛, 等. 电力系统脆弱性评估综述[J]. 智慧电力, 2021, 49(1): 22-28.
LIN Pan, WU Jiayi, HUANG Tao, et al. Overview of vulnerability assessment for power systems[J]. Smart Power, 2021, 49(1): 22-28.
- [2] 李更丰, 邱爱慈, 黄格超, 等. 电力系统应对极端事件的新挑战与未来研究展望[J]. 智慧电力, 2019, 47(8): 1-11.
LI Gengfeng, QIU Aici, HUANG Gechao, et al. New challenges and future research prospects in power system against to extreme events[J]. Smart Power, 2019, 47(8): 1-11.
- [3] 宫建峰, 屈高强, 靳盘龙, 等. 基于逻辑事故链风险评估的复杂网络关键线路识别[J]. 智慧电力, 2020, 48(1): 105-110.
GONG Jianfeng, QU Gaoqiang, JIN Panlong, et al. Critical line identification in complex networks based on risk assessment of accident chain[J]. Smart Power, 2020, 48(1): 105-110.
- [4] 石宜金, 谭贵生, 赵波, 等. 基于模糊综合评估模型与信息融合的电力变压器状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(21): 167-176.
SHI Yijin, TAN Guisheng, ZHAO Bo, et al. Condition assessment method for power transformers based on fuzzy comprehensive evaluation and information fusion[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 167-176.
- [5] 段中兴, 周孟, 宋婕菲, 等. 基于ISFLA-SVM的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2023, 59(1): 126-133.
DUAN Zhongxing, ZHOU Meng, SONG Jiefei, et al. Fault diagnosis of transformer based on ISFLA-SVM[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(1): 126-133.
- [6] 周秀, 怡恺, 李刚, 等. 基于邻域粗糙集与AMPOS-ELM的变压器DGA故障诊断[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(3): 157-164.
ZHOU Xiu, YI Kai, LI Gang, et al. A transformer DGA fault diagnosis approach based on neighborhood rough set and AMPOS-ELM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(3): 157-164.
- [7] 邱海枫, 苏宁, 田松林. 改进支持向量机在电力变压器故障诊断中的应用研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(11): 48-53.
QIU Haifeng, SU Ning, TIAN Songlin. Research on the application of improved support vector machine in power transformer fault diagnosis[J]. Electric Measurement & Instrumentation, 2022, 59(11): 48-53.
- [8] 甘团杰, 郑建涵, 张艳, 等. 基于领域自适应的变压器状态识别[J]. 智慧电力, 2022, 50(2): 82-88.
GAN Tuanjie, ZHENG Jianhan, ZHANG Yan, et al. Transformer condition identification based on domain adaptation[J]. Smart Power, 2022, 50(2): 82-88.
- [9] 徐龙舞, 张英, 张倩, 等. 基于正交实验法改进的蝠鲼算法优化BP在变压器故障诊断上的研究[J]. 南方电网技术, 2022, 16(7): 46-54.
XU Longwu, ZHANG Ying, ZHANG Qian, et al. Orthogonal experiment method based improved MRFO algorithm to optimize BP in transformer fault diagnosis[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(7): 46-54.
- [10] 咸日常, 范慧芳, 李飞, 等. 基于改进GSA-SVM模型的电力变压器故障诊断[J]. 智慧电力, 2022, 50(6): 50-56.
XIAN Richang, FAN Huifang, LI Fei, et al. Power transformer fault diagnosis based on improved GSA-SVM model[J]. Smart Power, 2022, 50(6): 50-56.
- [11] 张国治, 陈康, 方荣行, 等. 基于DGA与鲸鱼算法优化Logit Boost-决策树的变压器故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(7): 63-72.
ZHANG Guozhi, CHEN Kang, FANG Rongxing, et al. Transformer fault diagnosis based on DGA and whale algorithm to optimizing a Logit Boost-decision tree[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 63-72.
- [12] 詹仲强, 陈文涛, 郝建, 等. 基于模糊逻辑和D-S证据理论的变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 160-166.
ZHAN Zhongqiang, CHEN Wentao, HAO Jian, et al. Fault diagnosis of Transformer based on fuzzy logic and D-S evidence theory[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 160-166.
- [13] 宋玉琴, 张建. IFA-PNN在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 测控技术, 2018, 37(12): 46-50.
SONG Yuqin, ZHANG Jian. Application of IFA-PNN in power transformer fault diagnosis[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(12): 46-50.
- [14] 李婷, 肖京, 刘赞, 等. 基于信息融合和神经网络的变压器内部故障快速诊断方法[J]. 电测与仪表, 2023, 60(11): 194-200.
LI Ting, XIAO Jing, LIU Yun, et al. Fast diagnosis method of transformer internal fault based on information fusion and neural network[J]. Electric Measurement & Instrumentation, 2023, 60(11): 194-200.
- [15] 徐耀松, 包力铭, 管智峰, 等. 基于IPPA优化PNN的变压器故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 138-145.
XU Yaosong, BAO Liming, GUAN Zhifeng, et al. Research on transformer fault diagnosis based on IPPA optimization PNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 138-145.
- [16] 赵玲玲, 王群京, 陈权, 等. 基于IBBOA优化BP神经网络的变压器故障诊断[J]. 电工电能新技术, 2021, 40(9): 39-46.
ZHAO Lingling, WANG Qunjing, CHEN Quan, et al. Fault diagnosis of transformer based on BP neural network optimized by IBBOA[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2021, 40(9): 39-46.
- [17] 范俊辉, 彭道刚, 黄义超, 等. 基于改进PSO优化PNN网络的变压器故障诊断方法[J]. 测控技术, 2016, 35(3): 42-45, 49.
FAN Junhui, PENG Daogang, HUANG Yichao, et al. Fault diagnosis for transformer based on PNN optimized by improved PSO algorithm[J]. Measurement & Control Technology, 2016, 35(3): 42-45, 49.
- [18] 吴君, 丁欢欢, 马星河, 等. 改进自适应蜂群优化算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(9): 174-180.
WU Jun, DING Huanhuan, MA Xinghe, et al. Application of improved adaptive bee colony optimization algorithm in transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(9): 174-180.
- [19] 徐勇, 路小娟, 张学玉. 基于改进GWO-PNN算法的电力变压器故障诊断[J]. 兰州交通大学学报, 2023, 42(1): 54-61.
XU Yong, LU Xiaojuan, ZHANG Xueyu. Fault diagnosis of power transformer based on probabilistic neural network optimized by improved grey wolf optimizer[J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2023, 42(1): 54-61.
- [20] 潘志远, 卜凡亮. 基于蜣螂算法优化的DV-Hop定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 33-41.
PAN Zhiyuan, BU Fanliang. DV-Hop localization algorithm optimized based on dung beetle optimizer[J]. Journal of Electronic

- Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 33-41.
- [21] 潘劲成, 李少波, 周鹏, 等. 改进正弦算法引导的蛱蝶优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(22): 92-110.
- PAN Jincheng, LI Shaobo, ZHOU Peng, et al. Dung beetle optimization algorithm guided by improved sinusoidal algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(22): 92-110.
- [22] 张航, 周传杰, 张林, 等. 基于概率神经网络-小波神经网络-DS信息融合的电厂引风机故障诊断[J]. 发电技术, 2022, 43(6): 951-958.
- ZHANG Hang, ZHOU Chuanjie, ZHANG Lin, et al. Fault diagnosis of power plant induced draft fan based on PNN-WNN-DS information fusion[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(6): 951-958.
- [23] 李宏玉, 毛泉, 祁忠伟, 等. 基于鲸鱼算法优化PNN的变压器故障诊断[J]. 电气自动化, 2022, 44(4): 102-104.
- LI Hongyu, MAO Quan, QI Zhongwei, et al. Transformer fault diagnosis based on whale algorithm to optimize PNN[J]. Electrical Automation, 2022, 44(4): 102-104.
- [24] 尹金良. 基于相关向量机的油浸式电力变压器故障诊断方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2013.
- [25] 周晓华, 冯雨辰, 陈磊, 等. 改进秃鹰搜索算法优化SVM的变压器故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8): 118-126.
- ZHOU Xiaohua, FENG Yuchen, CHEN Lei, et al. Transformer fault diagnosis based on SVM optimized by the improved bald eagle search algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(8): 118-126.
- [26] XUE Jiankai, SHEN Bo. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 79(7): 7305-7336.
- [27] 周亚中, 何怡刚, 邢致恺, 等. 基于IDBO-ARIMA的电力变压器振动信号预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(8): 11-20.
- ZHOU Yazhong, HE Yigang, XING Zhikai, et al. Power transformer vibration signal prediction based on IDBO-ARIMA[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(8): 11-20.
- (责任编辑 钱文姝)
- 收稿日期: 2023-11-19; 修改日期: 2024-04-05
- 作者简介: 宗琳(2000), 女, 江苏徐州人, 硕士研究生, 研究方向为电力变压器故障诊断。
- 周晓华(1976), 男, 通信作者, 云南牟定人, 硕士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统智能检测与控制、电机控制等。
- (上接第43页)
- 源系统多时间尺度低碳优化调度[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(3): 35-46.
- ZHAO Beitaio, LIU Guangyu, HAN Dongsheng. Multi time scale low-carbon optimal scheduling of integrated energy system considering hydrogen energy coupling and ladder carbon trading[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(3): 35-46.
- [16] 黄海涛, 查俊吉, 陈曦, 等. 基于ADMM算法的多主体综合能源系统分布式协同优化研究[J]. 电测与仪表, 2023, 60(12): 44-50.
- HUANG Haitao, ZHA Junji, CHEN Xi, et al. Research on distributed cooperative optimization of multi-agent integrated energy system based on ADMM Algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(12): 44-50.
- [17] 牛耕, 季宇, 杨安男, 等. 基于改进碳交易机制的多能微网低碳经济调度[J]. 电力建设, 2023, 44(10): 107-116.
- NIU Geng, JI Yu, YANG Annan, et al. Low-carbon economic dispatch of multi-energy microgrid based on improved carbon trading mechanism[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(10): 107-116.
- [18] 王书峰, 钟明, 许贤泽, 等. 计及需求侧管理的新能源微电网多目标优化调度方法[J]. 智慧电力, 2022, 50(12): 55-62.
- WANG Shufeng, ZHONG Ming, XU Xianze, et al. Multi-objective optimal scheduling method for renewable energy microgrid considering demand side management[J]. Smart Power, 2022, 50(12): 55-62.
- [19] DOU Z, ZHANG C, WANG W, et al. Review on key technologies and typical applications of multi-station integrated energy systems[J]. Global Energy Interconnection, 2022, 5(3): 309-327.
- [20] 张凡, 高红均, 吴子豪, 等. 局域能源市场多产消者P2P交易框架设计[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(12): 17-25.
- ZHANG Fan, GAO Hongjun, WU Zihao, et al. Design of P2P trading framework for multiple prosumers in local energy market[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(12): 17-25.
- [21] CHEN L, XU Q, YANG Y, et al. Community integrated energy system trading: a comprehensive review[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(6): 1445-1458.
- [22] 潘瑞媛, 唐忠, 史晨豪, 等. 基于主从博弈的多主体投资多微网系统优化配置[J]. 中国电力, 2022, 55(6): 65-73, 127.
- PAN Ruiyuan, TANG Zhong, SHI Chenhao, et al. Optimal configuration of multi-microgrid system with multi-agent joint investment based on stackelberg game[J]. Electric Power, 2022, 55(6): 65-73, 127.
- [23] 帅轩越, 马志程, 王秀丽, 等. 基于主从博弈理论的共享储能与综合能源微网优化运行研究[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 679-690.
- SHUAI Xuanyue, MA Zhicheng, WANG Xiuli, et al. Optimal operation of shared energy storage and integrated energy microgrid based on leader-follower game theory[J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 679-690.
- [24] 崔明勇, 宣名阳, 卢志刚, 等. 基于合作博弈的多综合能源服务商运行优化策略[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(10): 3548-3564.
- CUI Mingyong, XUAN Mingyang, LU Zhigang, et al. Operation optimization strategy of multi integrated energy service companies based on cooperative game theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(10): 3548-3564.
- [25] 解瑞硕, 于泽旭, 窦震海, 等. 基于议价能力的风-光-CHP多主体优化运行策略[J]. 电力建设, 2023, 44(1): 118-128.
- JIE Ruishuo, YU Zexu, DOU Zhenhai, et al. Wind-Solar-CHP multi-agent optimal operation strategy based on bargaining power[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(1): 118-128.
- (责任编辑 付小平)
- 收稿日期: 2023-11-09; 修改日期: 2024-04-11
- 作者简介: 聂永辉(1970), 男, 吉林吉林人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向电力系统优化运行及控制。
- 李宗锴(1999), 男, 通信作者, 吉林四平人, 硕士研究生, 研究方向为综合能源系统优化调度。