

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2020.08.035

基于精英混沌蜂群算法优化小波神经网络的变压器故障诊断

贾亦敏¹, 史丽萍², 严 鑫³

(1. 国网江苏省电力有限公司仪征市供电分公司, 江苏 仪征 211400; 2. 中国矿业大学电气与动力工程学院, 江苏 徐州 221008; 3. 国网上海市电力公司市北供电公司, 上海 200940)

摘要: 针对变压器故障类型的复杂难辨,结合油中气体分析法,提出了1种基于精英混沌人工蜂群算法的小波神经网络故障诊断模型对变压器故障进行诊断。模型对3层小波神经网络的输入和输出层的权值、小波元的伸缩和平移系数进行修正,改进算法混沌初始化蜜源,建立精英蜂群团体自适应引导采蜜蜂与跟随蜂搜索,同时引入混沌侦查蜂的行为模式,能够有效提高精度,加速收敛,避免局部最优。实验结果表明,该方法比传统BP小波神经网络和标准蜂群算法优化小波神经网络诊断速度更快,准确率更高,可有效运用于变压器故障诊断。

关键词: 变压器; 故障诊断; 小波神经网络; 人工蜂群算法; 精英引导; 混沌搜索

Transformer Fault Diagnosis Using Wavelet Neural Network Based on Elite-chaos Artificial Bee Colony Algorithm

JIA Yimin¹, SHI Liping², YAN Xin³

(1. Yizheng Power Supply Branch of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Jiangsu Yizheng 211400, China; 2. School of Electrical and Power Engineering, China University of Mining Technology, Jiangsu Xuzhou 221008, China; 3. Shibei Power Supply Branch of Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200940, China)

Abstract: A wavelet neural network diagnosis model based on the chaotic artificial bee colony algorithm with elite swarm search strategy is proposed to accommodate to complicated fault types of transformer, and the analysis method of gases in oil is combined with the model. The proposed model is based on the three-layer wavelet neural network structure and the weighting coefficients of input and output, as well as the stretching and translation coefficients of wavelet elements. The continuous optimization algorithm is based on the elite swarm search strategy, which simulates the foraging behavior of worker bees and follower bees. Meanwhile, the search mechanism of scout bees and the initialization of honey source are enhanced by constructing chaos strategy. Experimental results show that the proposed method is more applicable to the transformer fault diagnosis for its faster and more accurate search results than those obtained by conventional BP wavelet neural network diagnosis and wavelet neural network diagnosis optimized by standard bee colony algorithm.

Key words: transformer; fault diagnosis; wavelet neural network; artificial bee colony algorithm; elite group guidance; chaos search strategy

0 引言

自19世纪80年代变压器问世以来,其作为电力系统关键设备之一,就一直占据着至关重要的地位,其性能的优劣直接关乎整个供配电系统的经济效益与安全性。因此在实际生产中,能否快速准确地诊断出或预测出变压器已有故障或潜伏性故障,

与电网能否安全稳定密切相关^[1]。

基于油浸式变压器故障时油中会产生较多气体的油中气体分析法(dissolved gas analysis, DGA)自提出以来逐步成为国内外应用最为广泛的诊断方法,通过在故障气体量与故障类型之间建立数学关系实现诊断,最经典的应用是三比值法与改良三比值法。

收稿日期:2020-02-09; 修回日期:2020-04-11

基金项目:教育部科学研究重大项目(311021);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20110095110014)。

Project Supported by Key Project of Chinese Ministry of Education(311021), Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China(20110095110014).

近年来,许多理论与算法被提出并运用,主要有模糊算法^[2]、支持向量机^[3]、免疫算法^[4]、BP神经网络^[5]等,且都取得了一定研究成果,但这些算法或多或少存在收敛较慢、易陷入局部最优、仅支持小样本数据等问题,导致诊断可靠性不足。文中利用小波神经网络构造故障诊断模型,在人工蜂群算法^[6](artificial bee colony algorithm, ABC)的基础上提出精英混沌蜂群算法(elite-chaos artificial bee colony algorithm, ECABC)对网络参数进行修正,具备收敛快、精度高、规避局优、准确度高等优势。

1 小波神经网络

小波神经网络^[7]是在一种基于小波理论构造的新型网络,用能够缩放平移的小波基取代通常的神经元线性或非线性激励函数,将小波变换的时频局部特性与神经网络的自学习有机结合,相比BP神经网络,结构更简单,收敛更快,且有效规避了盲目性。文中选择目前应用最广泛的紧密型小波神经网络进行研究,其结构见图1。

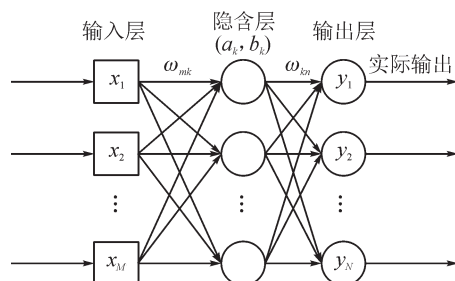


图1 小波神经网络结构

Fig. 1 Structure of wavelet neural network

图1中:输入层节点数目、隐含层小波元数目、输出层节点数目依次为 M 、 K 、 N ;小波层第 k 个小波元的伸缩系数 a_k 、平移系数 b_k ;输入层第 m 个神经元到隐含层第 j 个小波元的权值为 ω_{mk} ;第 k 个小波元到第 n 个输出神经元的连接权值为 ω_{kn} ;输出层第 n 个节点理想输出值 y_n^* ,小波层采用非正交的Morlet小波函数,输出层采用经典Tansig函数。

则隐含层第 k 个小波元输入

$$r_k = \sum_{m=1}^M \omega_{mk} X_m \quad (1)$$

第 k 个小波元输出

$$c_k = \psi_{a_k, b_k}(r_k) = \cos(1.75 \frac{r_k - b_k}{a_k}) \exp\left[-0.5 \left(\frac{r_k - b_k}{a_k}\right)^2\right] \quad (2)$$

输出层第 n 个节点输出

$$y_i = 1 / \left[1 + \exp\left(-\sum_{k=1}^K \omega_{kn} c_k\right) \right] \quad (3)$$

网络输出误差函数

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n^* - y_n)^2 \quad (4)$$

由以上计算可知,对小波神经网络的训练主要是针对 ω_{mk} 、 a_k 、 b_k 、 ω_{kn} 4个参数进行优化选取,不同的优化算法将直接决定对应网络性能,因此能否选择一种合适的优化算法是考量一个小波神经网络能否实际应用的重要标准。

2 改进人工蜂群算法

2.1 标准人工蜂群算法

人工蜂群算法主要特点是对个体进行有针对性的比较,盲目性较低,优势在于可在每次全局迭代的过程中通过采蜜蜂、跟随蜂、侦查蜂进行局部搜索,通过局部最优最终找寻到全局最优。

算法具体步骤:

1)初始化ABC算法参数,采蜜蜂数目=跟随蜂数目=解的个数 Z ,侦查蜂数目=1,维数为 J 。

2)采蜜蜂采用贪婪法则在当前位置附近搜索

$$X_{ij}(t+1) = X_{ij}(t) + \varepsilon [X_{ij}(t) - X_{kj}(t)] \quad (5)$$

式(5)中: $X_{ij}(t+1)$ 为新蜜源; $X_{ij}(t)$ 为当前蜜源, $X_{kj}(t)$ 为附近某随机蜜源, ε 为 $[-1, 1]$ 之间随机数。

3)计算每个蜜源的适应度和被跟随蜂选中的概率值

$$f(X_i) = \begin{cases} 1/(1+f_i) & f_i \geq 0 \\ 1+|f_i| & f_i < 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$P_i = \frac{f(X_i)}{\sum_{n=1}^Z f(X_n)} \quad (7)$$

式(6)、(7)中: $f(X_i)$ 为第 i 个蜜源的适应度; f_i 为第 i 个蜜源的评估值。文中对应小波神经网络的输出误差 E , P_i 为第 i 个蜜源被跟随蜂选中的概率值,跟随蜂依据该概率重复步骤2)中采蜜蜂的搜索行为。

4)若其中某蜜源若干次迭代仍未更新,则舍弃,出动侦查蜂,随机生成一个新蜜源

$$X_{\text{new}} = X_{\min} + \eta [X_{\max} - X_{\min}] \quad (8)$$

式(8)中: X_{new} 为新蜜源; $X_{\min}$ 为最贫瘠蜜源; $X_{\max}$ 为最富足蜜源; η 为 $[0, 1]$ 之间随机数。

重复上述过程直至设定的迭代次数,输出保存的结果。

2.2 优化策略

2.2.1 混沌蜂群

利用混沌变量的随机性、规律性、遍历性初始化种群,使得初始个体尽可能均匀分布,有效规避局部最优,保持种群多样性的同时提升精度^[8]。文中选择目前广泛应用的Logistic混沌,以第 j 维为例

表达式

$$h_{n+1,j} = \mu h_{n,j}(1 - h_{n,j}) \quad (9)$$

式(9)中, μ 为混沌状态的控制参数, $\mu=4$, $h_0 \in [0, 1]$ 时,Logistic映射进入完全混沌状态,文中取 $\mu=4$ 。

混沌蜂群主要表现在:一是混沌初始化原始解,优中寻优,使得初始个体尽可能均匀分布,有效规避局部最优,保持种群多样性的同时提升精度;二是混沌初始化侦查蜂,在迭代中产生待更新解的领域点,加强对局部最优位置周边的搜索,利于加速收敛。具体步骤表述如下。

1)混沌初始化采蜜蜂位置具体步骤为:①生成一随机 J 维序列作为一混沌采蜜蜂 $h_{0,j}=[h_{01}, h_{02}, \dots, h_{0j}]$,其中 $h_{01}, h_{02}, \dots, h_{0j}$ 取值范围均为 $[0, 1]$;②根据公式(9)产生 Z_0 个混沌采蜜蜂,并分别计算各自适应度;③从②中选择最优的 Z 个混沌采蜜蜂位置作为初始解。

2)混沌侦查蜂行为实现步骤为:①出动侦查蜂时,记录当前待更新蜜源为 g_i ,生成一随机 J 维序列 $h_0=[h_{01}, h_{02}, \dots]$,取值范围均为 $[0, 1]$,根据式(9)得到混沌变量 $h_{n,j}$;②根据式(9)产生待更新蜜源周围的新增邻域点;③将混沌变量 $h_{n,j}$ 按式(10)进行载波放大再与待更新变量相加得到优化变量

$$h_{n,j,\text{new}} = g_{i,j} + R_{i,j}(2h_{n,j} - 1) \quad (10)$$

式(10)中混沌优化变量 $h_{n,j,\text{new}}$ 是在以待更新蜜源 $g_{i,j}$ 为中心,以 $R_{n,j}$ 为半径的圆内。

④计算新蜜源适应度 $f_{n,j,\text{new}}$,更新迭代过程中最优适应度 f_{best} ,若优于待更新蜜源 $f_{n,j}$,则对其进行替代。

2.2.2 精英蜂群引导搜索模式

标准蜂群算法中采蜜蜂和侦查蜂随机化的搜索方式易导致寻优过程缓慢,相关文献依据粒子群提出的仅基于全局最优的搜索模式又易陷入局部最优^[9],为解决上述问题,文中现构建精英蜂群指导位置更新。

事实上理想的解已被证明分布在精英团体中的概率更高^[10],根据当前所有解的适应度对所有解由优到劣进行排序,选取前 $s\%$ 构成精英蜂群 XE_i ,群体个数 $T=sZ\%$,则精英群体的中心 XEC 为

$$XEC_j = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T XE_{ij} \quad (11)$$

式(11)中, $j=1, 2, 3, \dots, J$ 。

为提高搜索效率,对比式(4),基于精英群体指导的搜索方式更新为

$$X_{ij}(t+1) = XEC_j + \omega \varepsilon [Gbest_j - X_{kj}(t)] \quad (12)$$

式(12)中: ε 为 $[-1, 1]$ 之间随机数; $Gbest_j$ 为第 j 维的当前全局最优, $j=1, 2, 3, \dots, J$, ω 为递减惯性权重,值为 $\omega = \omega_{\max} - D(\omega_{\max} - \omega_{\min})/D_{\max}$, D 为当前迭代次数, $D_{\max}$ 为最大迭代次数。

2.2.3 优化的跟随蜂选择策略

在标准蜂群算法中,首先计算蜜源的适应值,然后跟随蜂根据轮盘赌选择由采蜜蜂提供的蜜源。然而,算法后期适应值的差异越来越小,跟随蜂选择各蜜源的概率几乎相同,导致这种情况算法收敛慢。为了克服这个缺点,提出了一种新的跟随蜂选择方法并描述如下:

1)目标函数值直接作为适应值来节省概率计算的成本,文中目标函数为网络输出误差函数 E ,最优为0。

2)跟随蜂目标只随机选择精英中的个体,因此蜜源被选择的可能性更新为

$$P_i = \frac{1/f(X_i)}{\sum_{n=1}^{sZ\%} 1/f(X_n)} \quad (13)$$

3)跟随蜂采用式(12)生成新解。

2.3 改进蜂群算法步骤

1)参数初始化。采蜜蜂数目=跟随蜂数目=解的个数= Z ,侦查蜂数目=1,维数为 J ,最大迭代次数 $D_{\max}$,蜜源停留最大限制次数 $limit$,精英蜂群比例 $s\%$,权重 ω 上下界,置迭代次数 D 和停留次数 C 为0;

2)初始化解。按2.2.1的1)步骤初始化得到 Z 个解;

3)精英蜂群引导的采蜜蜂搜索。选取前 $s\%$ 构成精英蜂群 XE_i ,同时记录全局最优解并根据式(12)进行采蜜蜂搜索,保留新解和旧解中适应度更优的一方;

4)精英蜂群引导的跟随蜂搜索。跟随蜂根据式(15)从精英蜂群中选取一蜜源,并根据式(12)进行搜索;

5)若新解适应度更高则保留新解并转步骤7),若旧解适应度更高则转步骤4),并置 $C=C+1$,直到 $C=limit$,转步骤6);

6)侦查蜂混沌搜索。设置混沌迭代极限次数 $L_{\max}$ 。①按式(9)生成混沌序列,按式(10)得到优化变量;②计算新蜜源适应度 $f_{n,j,\text{new}}$,更新迭代过程中最优适应度 f_{best} ;③ $L=L+1$,若达到 $L_{\max}$ 转④,否则转①;④若混沌最优适应度 f_{best} 优于待更新蜜源适应度,则保存新蜜源,否则将待更新蜜源存入保留区,同时根据式(9)生成一新解在种群中对其进行替代;

7)置 $D=D+1$,判断 D 是否已达到 $D_{\max}$,是则停止

迭代,将当前最优存入保留区,并输出保留区最优结果,否则转步骤3)。

2.4 性能验证

为了验证改进蜂群算法的性能,文中选用存在多个极小值的高维多模态函数 Rastrigin 和较难寻优的函数 Rosenbrock,全局最优分别用标准蜂群算法与改进蜂群算法进行测试并对比。

1)Rastrigin 函数

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10] \quad (14)$$

式(14)中, x_i 范围 $[-5.12, 5.12]$,全局最优为0。

2)Rosenbrock 函数

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad (15)$$

式(15),中 x_i 范围 $[-100, 100]$,全局最优为0。

根据文[11-12],取采蜜蜂数目=跟随蜂数目=解的个数=50,侦查蜂数目=1,迭代次数60,精英蜂群比例6%, $\omega_{\max}=0.9$, $\omega_{\min}=0.4$,蜜源停留最大限制次数 $limit=8$,混沌侦查蜂搜索半径 R 为函数自变量定义域的0.3倍,混沌迭代极限次数 $L_{\max}=6$,寻优中标准蜂群与精英混沌蜂群在10维下各独立运行30次得到进化曲线见图2、3。

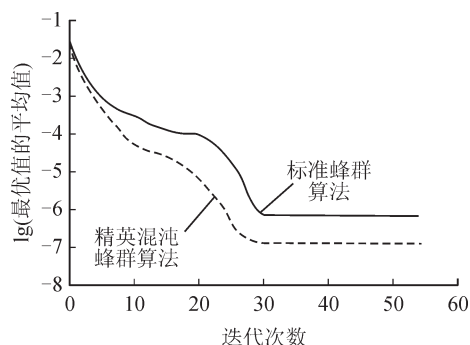


图2 Rastrigin 函数寻优进化曲线

Fig. 2 Evolutionary curves of Rastrigin

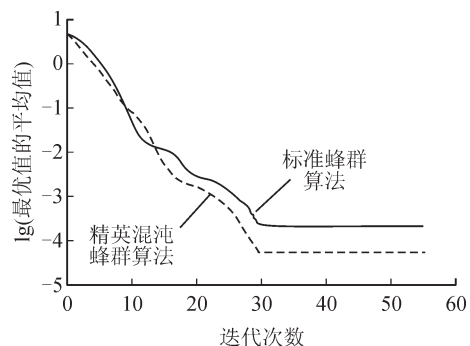


图3 Rosenbrock 函数寻优进化曲线

Fig. 3 Evolutionary curves of Rosenbrock

观察图2、3,显然精英混沌蜂群算法寻优精度更高,寻优速度更快,从而验证了改进蜂群算法可有效规避局部最优,提升运算效率的同时具备更高的精度。

3 变压器故障诊断的实现

3.1 混沌蜂群优化小波神经网络

由第1节分析,将小波神经网络 ω_m 、 a_k 、 b_k 、 ω_{kn} 4个参数作为输入量代入2.3小节混沌蜂群算法步骤,以小波网络误差函数作为适应度函数,其最优为0。经迭代寻优得到合适参数返回原网络,得到优化模型。

3.2 样本数据的选择处理

根据DL/T 722—2014《变压器油中溶解气体分析和判断导则》,可对变压器故障进行粗略分类^[13]。主要可分为高温过热(高于700℃)、中温过热(低于700℃高于300℃)、低温过热(低于300℃)、高能放电、低能放电、局部放电6种故障,加上正常工作,总共7种状态。目前工业上常常通过对 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 5种气体的监测量进行故障判定^[14],文中即选用这5种气体量作为输入,输出则为7种状态之一。考虑到数据的离散性易导致输出饱和影响判断结果,因此先进行归一化

$$x_{i_new} = \frac{2(x_i - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (16)$$

式(16)中: x_{i_new} 表示归一化后样本数据; x_i 表示第 i 个样本数据; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 表示各指标的最大值和最小值。

3.3 小波神经网络结构与算法参数

文中选取5种气体量归一化后的数据作为输入,因此输入层节点数为5;输出共7种状态,因此输出层节点数为7。事实上,单隐层的小波神经网络已被证明可以以任意精度逼近目标函数,因此文中选择单隐层的小波神经网络^[15]。对于输入层节点5,输出层节点7的网络,一般较优的小波元个数为13左右,现在相同条件下仅改变输出层节点个数,比较网络收敛性能。选取从参考文献中搜集的243组故障参数^[16-18],以其中142组作为小波神经网络训练集,101组作为测试集,训练次数设置为200次,可得到不同隐层节点数对应的误差,见表1。

表1 不同网络结构下误差比较

Table 1 Error comparison of WNN under different network structures

网络结构	训练集误差	测试集误差
5-11-7	0.006 57	0.007 01
5-12-7	0.001 24	0.001 63
5-13-7	0.000 89	0.001 03
5-14-7	0.003 23	0.003 76
5-15-7	0.004 99	0.005 24

理论上,蜂群个体数量越大,逼近最优解的可

能性就越大,但不可避免也会导致运算量加大,运算时间成倍增长。根据文[19],标准蜂群与改进蜂群均选取采蜜蜂数目=跟随蜂数目=100,侦查蜂数目1,最大迭代次数250,小波神经网络4个参数对应蜂群维数 $J=4$,在能够保证训练精度的条件下,是一个较为精简的蜂群,根据文[20-21],混沌精英蜂群算法中精英蜂群比例6%, $\omega_{\max}=0.9$, $\omega_{\min}=0.4$,蜜源停留最大限制次数 $limit=10$,混沌侦查蜂搜索半径为待优化的4个参数取值范围的0.3倍,混沌迭代极限次数 $L_{\max}=8$ 。

3.4 变压器故障诊断结果及分析

在确定3层小波神经网络具体结构的前提下,设定最大迭代次数250次,为防止过拟合,最小误差设置为 10^{-3} ,输入参数为3.3中训练集数据,分别用BP小波神经网络(BP-WNN)、标准蜂群算法优化小波神经网络(ABC-WNN)、混沌精英蜂群优化小波神经网络(CEABC-WNN)进行训练,取各自最优情况,三者MATLAB误差曲线见图4。

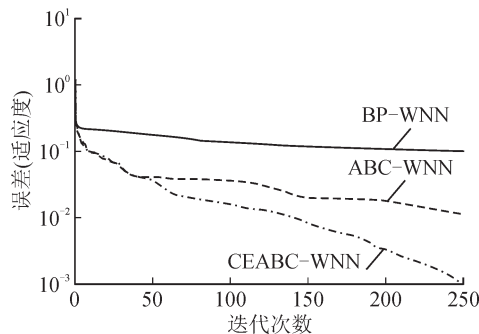


图4 3种小波神经网络误差比较

Fig. 4 Comparison of three wavelet neural network error curve

表2 诊断正确率比较

Table 2 Comparison of diagnostic accuracy

故障类型	样本数	BP-WNN		ABC-WNN		CEABC-WNN	
		判正数量	正确率/%	判正数量	正确率/%	判正数量	正确率/%
高温过热	16	13	81.25	15	93.75	15	93.75
中温过热	15	12	80.00	13	86.67	15	100.00
低温过热	14	10	71.43	12	85.71	14	100.00
高能放电	16	14	87.50	14	87.50	15	93.75
低能放电	15	13	86.67	14	86.67	14	93.33
局部放电	14	10	71.43	12	85.71	14	100.00
正常	11	9	81.82	10	90.91	11	100.00
合计/正确率	101	81	80.20	90	89.12	98	97.03

4 结论

文中提出了一种基于改进人工蜂群优化小波神经网络的变压器故障诊断方法:

由图4可知,BP-WNN、ABC-WNN、CEABC-WNN在整个变压器诊断算法的过程中的收敛速度、最终精度、跳出局部最优能力差异明显。BP-WNN收敛缓慢,迭代250次的条件下误差仍很大,原因是在神经元较多的情况下,仅依靠对网络4个参数的简单函数修正无法满足现实要求。ABC-WNN相比BP-WNN前期收敛较快,但逐渐陷入停滞,最终收敛精度约 10^{-2} ,原因是受限于传统搜索机制陷入局部最优,未能满足变压器故障诊断对精确度的要求。而CEABC-WNN经250次迭代最终收敛精度 10^{-3} ,完全符合变压器故障诊断的要求。

为了检验文中提出的改进的蜂群算法优化小波神经网络对变压器实际故障的判定效果的优越性,将训练好的BP-WNN、ABC-WNN、CEABC-WNN对101组已知故障的数据测试集进行测试,将得到的故障类型与实际类型进行比对,3种小波神经网络的正确情况也进行相互比较,所得结果见表2。

如表2所示,3种诊断方法中,文中提出的CEABC-WNN在诊断正确率上具备明显优势,更符合当今强调现场安全的工业实际,也验证了利用该改进算法能明显提升运算效率和收敛能力。

为进一步验证文中提出方法的优越性,表3中列举了表2中的14例变压器故障诊断结果,其中各气体量单位为 $\mu\text{L}\cdot\text{L}^{-1}$ 。由表3所示,BP-WNN对第4、6、11号样本数据出现误判,ABC-WNN对第3、11号样本数据出现误判,而文中提出的CEABC-WNN对14例样本数据判断均正确。

1)选取 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 5种气体的监测量归一化后的参数值作为小波神经网络的特征输入量;

2)采用精英混沌蜂群算法对网络输入和输出层

表3 部分诊断结果对比

Table 3 Comparison of partial results of diagnosis

序号	H ₂ /(μL·L ⁻¹)	CH ₄ /(μL·L ⁻¹)	C ₂ H ₂ /(μL·L ⁻¹)	C ₂ H ₄ /(μL·L ⁻¹)	C ₂ H ₆ /(μL·L ⁻¹)	BP-WNN	ABC-WNN	文中方法	实际故障
1	172.9	334.10	37.7	812.50	172.90	高温过热	高温过热	高温过热	高温过热
2	15.0	12.00	0.2	3.20	5.30	高温过热	高温过热	高温过热	高温过热
3	300.0	490.00	95.0	360.00	180.00	中温过热	低温过热	中温过热	中温过热
4	27.0	90.00	0.2	63.00	42.00	低温过热	中温过热	中温过热	中温过热
5	15.6	67.75	1.0	40.42	69.15	低温过热	低温过热	低温过热	低温过热
6	5.5	9.20	0.0	2.00	7.70	中温过热	低温过热	低温过热	低温过热
7	685.0	102.00	367.0	170.00	9.00	高能放电	高能放电	高能放电	高能放电
8	79.0	18.00	8.0	71.00	7.00	高能放电	高能放电	高能放电	高能放电
9	4.0	3.50	5.2	1.20	0.68	低能放电	低能放电	低能放电	低能放电
10	316.0	36.10	440.0	109.00	37.30	低能放电	低能放电	低能放电	低能放电
11	1 565.0	93.00	34.0	47.00	0.10	低能放电	低能放电	局部放电	局部放电
12	73.0	12.30	47.9	27.10	3.33	局部放电	局部放电	局部放电	局部放电
13	80.0	10.00	0.0	1.50	4.00	正常	正常	正常	正常
14	0.0	0.80	0.0	0.40	0.50	正常	正常	正常	正常

的权值、小波元的伸缩和平移系数进行修正,混沌初始化蜜源,建立精英蜂群团体引导采蜜蜂与跟随蜂搜索,引入混沌侦查蜂的行为模式;

3)仿真结果表明,该改进方法相比BP小波神经网络和标准人工蜂群算法优化小波神经网络,收敛更快,精度更高,能有效提高变压器故障诊断正确率。

参考文献:

[1] 赵峰,李硕. 基于DGA和改进型灰关联度模型的牵引变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2015, 51(1): 41-45.
ZHAO Feng, LI Shuo. Fault diagnosis for traction transformer based on DGA and improved grey correlation analysis model[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(1): 41-45.

[2] SOUAHLIA S, BACHA K, CHAARI A. MLP neural network-based decision for power transformers fault diagnosis using an improved combination of Rogers and Doernenburg ratios DGA[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43(1): 1346-1353.

[3] 袁海满,雷帆,陈宇,等. 基于DGA的粒子群相关向量机变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2017, 53(2): 108-112.
YUAN Haiman, LEI Fan, CHEN Yu, et al. Fault diagnosis of transformer using relevance vector machine with particle swarm optimization based on DGA[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(2): 108-112.

[4] 谢红侠,史丽萍,惠正运. 改进免疫聚类算法的变压器故障诊断研究[J]. 电测与仪表, 2012, 49(3): 15-18.
XIE Hongxia, SHI Liping, XI Zhengyun. Research on grey immune clustering algorithm for transformer fault diagnosis [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2012, 49 (3): 15-18.

[5] 李笑竹,陈志军,樊小朝,等. 基于ACS-SA文化基因算法的BP神经网络变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2018, 54 (2): 134-139.
LI Xiaozhu, CHEN Zhijun, FAN Xiaochao, et al. Fault diagnosis of transformer based on BP neural network and ACS-SA[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(2): 134-139.

[6] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[D]. Turkey: Erciyes University, 2005: 1-10.

[7] DELYON B, JUDITSKY A, BENVENISTE A. Accuracy-analysis for wavelet approximations[J]. IEEE Trans. on NN, 1995, 6(2): 332-348.

[8] 苗长新,申坤,钟世华,等. 基于优化神经网络和DGA的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2016, 52(11): 163-168.
MIAO Changxin, SHEN Kun, ZHONG Shihua, et al. Power transformer fault diagnosis based on improved neutral network and DGA[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52 (11): 163-168.

[9] ZHU Guopu, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 217(7): 3166-3173.

[10] JANEZ B, SASO G, BORKO B. Self - adapting control parameters in differential evolution: a comparative study on numerical benchmark problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 12(10): 646-657.

[11] 罗钧,李研. 具有混沌搜索策略的蜂群优化算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(12): 1913-1916.
LUO Jun, LI Yan. Artificial bee colony algorithm with chaotic-search strategy[J]. Control and Decision, 2010, 25 (12): 1913-1916.

[12] 马卫,孙正兴. 基于精英蜂群搜索策略的人工蜂群算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(8): 2299-2305.

- MA Wei, SUN Zhengxing. Artificial bee colony algorithm based on elite swarm search strategy[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(8): 2299-2305.
- [13] 变压器油中溶解气体分析和判断导则: DL/T 722—2014[S]. 2014.
- Guide to the an alysis and the diagnosis of gases dissolve dintrans formeroil: DL/T 722—2014[S]. 2014.
- [14] 雷 帆, 高 波, 袁海满, 等. 基于 DGA 的粗糙集与人工鱼群极限学习机的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2017, 53(10): 124-130.
- LEI Fan, GAO Bo, YUAN Haiman, et al. Fault diagnosis of transformer using relevance vector machine with particle swarm optimization based on DGA[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(10): 124-130.
- [15] 程声烽, 程小华, 杨 露. 基于改进粒子群算法的小波神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2014(19): 37-42.
- CHENG Shengfeng, CHENG Xiaohua, YANG Lou. Application of wavelet neural network with improved particle swarm optimization algorithm in power transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2014(19): 37-42.
- [16] 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]. 北京: 华北电力大学, 2013.
- YIN Jinliang. Study on oil - immersed power transformer fault diagnosis based on relevance vector machine[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2013.
- [17] 李建坡. 基于油中溶解气体分析的电力变压器故障诊断技术的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2008.
- LI Jianpo. Study on power transformer fault diagnosis technology based on dissolved gases analysis[D]. Changchun: Jilin University, 2008.
- [18] 钱国超, 邹德旭, 颜 冰, 等. 集成证据推理与多神经网络的电力变压器故障综合诊断[J]. 高压电器, 2015, 51(9): 71-76.
- QIAN Guochao, ZOU Dexu, YAN Bing, et al. Synthetic fault diagnosis for power transformers based on integration of evidence reasoning and neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(9): 71-76.
- [19] 郑 健, 黄 敏, 张 腾, 等. 求解指路标志指引路径规划问题的改进人工蜂群算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(8): 2355-2359.
- ZHENG Jian, HUANG Min, ZHANG Teng, et al. Modified artificial bee colony algorithm for solving path planning problem of guide signs[J]. Application Research of Computers, 2017, 2017, 34(8): 2355-2359.
- [20] 匡芳君, 金 忠, 徐蔚鸿, 等. Tent 混沌人工蜂群与粒子群混合算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(5): 839-847.
- KUANG Fangjun, JIN Zhong, XU Weihong, et al. Hybridization algorithm of Tent chaos artificial bee colony and particleswarm optimization[J]. Control and Decision, 2015, 30(5): 839-847.
- [21] 张勋康, 梁 昊, 王交通, 等. 基于分数阶微积分变压器模型的铁磁谐振混沌系统分析[J]. 高压电器, 2017, 53(12): 202-207.
- ZHANG Xunkang, LIANG Hao, WANG Jiaotong, et al. Analysis on ferroresonance chaotic system based on fractional calculus transformer model[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(12): 202-207.
- 贾亦敏(1993—), 男, 硕士研究生, 助理工程师, 研究领域为电气设备故障诊断与智能算法(E-mail: 979993477@qq.com)。
- 史丽萍(1964—), 女, 教授, 博士生导师, 研究领域为电力系统保护与智能控制。
- 严 鑫(1993—), 男, 本科, 助理工程师, 研究领域为电力系统维护与故障诊断。