

基于IAFS算法融合小波神经网络的变压器故障诊断研究

郭元皓

(中冶赛迪电气技术有限公司, 重庆 400010)

摘要: 鉴于小波神经网络训练模型在电力变压器故障诊断中存在易陷入局部最优与对初始值高难度、高要求性问题, 通过将人工鱼群算法和小波神经网络技术有机地融入到变压器故障诊断中, 开发出一种全新、高效的方法。采用人工鱼群算法改善小波神经网络训练模型的权重和阈值, 以达到最佳的模型性能, 提升模型的准确性和可靠性。在整个学习过程中, 小波神经网络训练模型的复杂度和泛化能力都得到了较大的提升, 同时加快了收敛速度, 从全局搜索逐步转向精细搜索, 避免算法出现局部最优的情况。最后, 通过仿真实验结果证明所提方法可有效地提升变压器故障诊断的准确度, 提高了变压器故障诊断效率。

关键词: 小波神经网络; 改进人工鱼群算法; 变压器故障; 优化模拟

Research on transformer fault diagnosis based on IAFS algorithm and wavelet neural network

GUO Yuanhao

(China Metallurgical CCID Electric Technology Co., Ltd., Chongqing 400010, China)

Abstract: In view of the problems that the training model of wavelet neural network is easy to fall into local optimal and requires high initial value in power transformer fault diagnosis, a transformer fault diagnosis method based on the combination of improved artificial fish swarm algorithm and wavelet neural network training model is proposed in this paper. By improving the artificial fish swarm algorithm (IAFS), the weight and threshold parameters of the training model of the wavelet neural network are optimized and simulated. In the whole learning process, the complexity and generalization ability of the training model of the wavelet neural network are greatly improved, and the convergence speed is accelerated, which gradually shifts from global search to fine search to avoid the local optimal situation of the algorithm. Finally, the simulation results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of transformer fault diagnosis and improve the efficiency of transformer fault diagnosis.

Key words: wavelet neural network; improved artificial fish swarm (IAFS); algorithm transformer fault; optimization simulation

0 引言

变压器对于保障电力系统的正常运转和稳定性具有极为重要的意义, 其运行阶段的可靠

性和可操作性是决定整个系统安全性的关键因素。采用实时监测和故障诊断技术, 可以显著提升电力变压器的经济效益, 同时也可以有

效预防电力事故的发生，以此将损失降到最低值。

随着人工智能的快速发展，众多学者在变压器故障诊断分析方法中引入了人工智能算法^[1-3]，包括支持向量机、极限学习机和神经网络等算法。通过使用小波神经网络，可以发现它在预测城市降水量方面的准确性比BP神经网络更优。经过多种算法的综合应用可以发现小波神经网络模型^[4-6]已经取得了令人满意的成果，尤其是在变压器故障诊断方面，其准确性得到了显著提升。尽管网络参数的调整可能会存在一些误差，但是并不影响其实际使用效果。文献[7]提出了一种全新的故障诊断技术，将小波变换、主成像和BP神经网络算法完美地融为一体，但其运行效率仍然不够理想，需要进一步优化。文献[8]研究表明，萤火虫算法在大多数情况下都能够有效地找到函数峰值，而粒子群算法则存在一定的局限性。文献[9]研究表明，将粒子群算法和萤火虫算法有机地结合起来，可以显著改善搜索性能，同时也可以更加精确地定位目标，但是容易陷入局部最优。使用自适应步长的萤火虫算法^[10]，可以大幅度改善BP神经网络的性能。

虽然小波神经网络的改进已被广泛应用于各种领域，但仍面临小波神经网络训练参数选择困难的问题。基于此，本文提出通过改进人工鱼群算法对小波神经网络训练权重参数进行优化，通过利用改进的人工鱼群算法的视野和步长优势，可以实现非线性动态调整，从而有效地避免陷入局部最优解，提高训练效率和准确性。经过构建三层小波神经网络模型，不仅能够显著提升算法的稳定性，而且还能够极大地加快学习的进程。从全局搜索逐步转向精细搜索，经过模拟测试发现这种方法能够显著提高变压器故障诊断的准确性。

1 电力变压器故障诊断分析

电力变压器的故障诊断^[11-13]通常涉及多个类型。

1) 电力变压器的渗漏。当变压器出现渗油。漏油的情况时，不仅会对电力企业造成巨额的财产损失和严重的环境污染，而且也会严重危害其安全性，甚至可能导致灾难性的后果。若未能及时处理渗油、漏油的情况，将会带来严重的后果，使变压器受损、停止运行，甚至还会引发更多的经济损失，给电力用户的日常生活带来巨大的困扰。

2) 连接点过多、温度高。变压器的载流接头对于保证电网的稳定性和可靠性起着至关重要的作用，若接口处的处理不当，将有可能引发变压器的过热或者断裂，进而对整个电网的安全造成威胁。若接头温度超出规定范围，可能导致变压器无法正常工作，从而危害电网的安全性，因此应立即采取有效的措施来确保其稳定性。

3) 由于变压器的连接处通常采用铜制，因此，当它们暴露在室外或潮湿环境中时，就无法使用专门为铝导体设计的螺栓和铜端头相连，从而对整个系统造成严重的损坏。若是在铜与铝之间出现溶解盐，会引起电阻的显著变化，进而加剧温度变化，甚至有可能引发严重的安全隐患。因此，为了防止此类危险的出现，最佳的做法是采用双向的过渡接头，其中一端由铝构成，另一端由铜构成，以确保连接的稳定性与可靠性。

4) 当继电保护发生动作时，通常可以断定变压器内部存在故障，从而影响变压器的正常运行。一般来说，当轻度瓦斯泄漏时，系统会发出警报；当重度瓦斯泄漏时，系统会自动关闭。

5) 如果发现绝缘瓷套管发生闪络或爆炸，应立即采取必要的措施。

经过多项详尽的检测，如性能、特征信号等，可以精准地辨认电力变压器的当前状态，并且利用这些数据进行有效的故障诊断。通过对不同信号输入的处理和诊断，科学家们可以准确地识别出故障类型，并做出相应的决策。图1展示了故障诊断的运作机制。

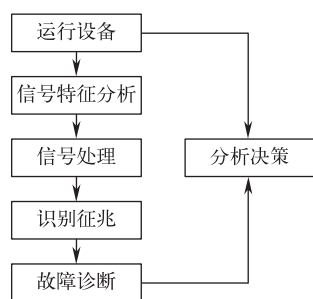


图1 变压器故障诊断流程示意图

Fig. 1 Transformer fault diagnosis flow diagram

2 小波神经网络与改进人工鱼群算法

2.1 小波神经网络模型

BP算法的改进使得小波神经网络能够更有效地处理复杂的信息，通过把复杂的信息转化为简单的波形，提高模型的性能和准确性，通过采用三层的小波神经网络可以清晰地看到它的结构，如图2所示。为了提高系统的效率，本文还采用了改良的人工鱼群算法，以优化连接层的权重、尺寸和位移，从而达到更好的效果。

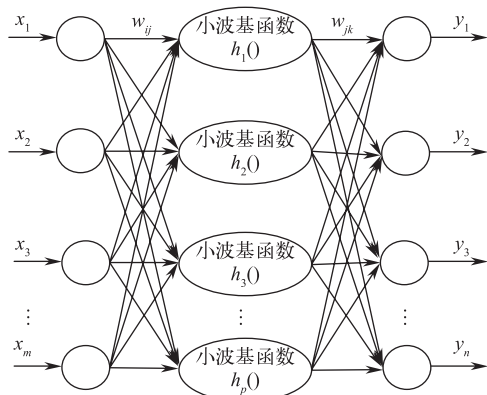


图2 3层小波神经网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of 3-layer wavelet neural network

由图2可以知道，训练模型中的输入样本为 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ ，输出结果为 $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$ ，第 i 个小波元素的输入量为

$$r_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} x_i \quad (1)$$

式中， w_{ij} 为隐含层输入权值。

隐含层小波基函数选用Mexican Hat函数^[14]，表达式为

$$h(x) = (1 - x^2) \exp(-0.5x^2) \quad (2)$$

隐含层第 i 个小波元输出为

$$c_j = h_{a_j, b_j}(r_j) = \cos(1.75 \frac{r_j - b_j}{a_j}) \times \exp[-0.5(\frac{r_j - b_j}{a_j})^2] \quad (3)$$

式中， a_j 为小波基函数的尺度参数； b_j 为小波基函数的位移参数。

输出层第 i 个节点的输出为

$$y_i = 1 / [1 + \exp(-\sum_{j=1}^n w_{jn} c_j)] \quad (4)$$

式中， w_{jn} 为隐含层输出权值。

则每个个体的位置向量可表示为

$$X(j) = (w_{ij}, w_{jk}, a_j, b_j) \quad (5)$$

2.2 人工鱼群算法

人工鱼群算法是一种基于生物学原理的优化技术，它能够根据鱼类的行为习惯、环境条件和水域营养状况，有效地调整鱼群的生存状态，达到最佳的生态效益。以鱼类的三种特征为基础，进行了大量的研究和探索，具体包含觅食行为、聚群行为以及追尾行为。

(1) 觅食行为

当鱼类发现有益的食物时，会以不断增加的速度朝着更好的地方移动，这种行为可以用于求解复杂的问题。比如说，在鱼群模型中，最具有典型特征的是视觉概念。

在人工鱼 i 视野范围内随机选择一个位置

$$x(j) = x(i) + \text{Vision} \times \text{rand}() \quad (6)$$

式中， $x(i)$ 为人工鱼 i 当前所在位置；Vision 为鱼群的视野范围；rand() 为区间为 [0,1] 的随机常数。

求解极大值问题时，应该采用多种方法来解，如果食物物浓度 $x(i) < x(j)$ ，则向 $x(j)$ 方向移动一步，移动后 $x(i)'$ 的新位置为

$$x(i)^{t+1} = x(i)^t + \frac{x(j) - x(i)^t}{\|x(j) - x(i)^t\|} \times \text{st} \times \text{rand}() \quad (7)$$

式中，st 为鱼群的步长。

(2) 聚群行为

为了逃离危险，鱼类通常会自然而然地聚集

在一起。当鱼类聚集在一起时，它们会遵循以下原则：①分隔原则，为了保持适当的距离，应该将自己与周围的伙伴分开；②对准规则，维护与周围伙伴的行动一致性，以确保目标得到实现；③内聚规则，聚焦于周围的鱼群，朝着核心方向前进。

通过聚集行为，人工鱼群算法的收敛能力得到了显著提升。行为描述为：设人工鱼 i 当前状态为 $x(i)$ ，检查目前的视角内($d_{ij} < X_{\text{vision}}$)鱼群数目 N 。若 $x_c/N > \delta C_c$ ，其中， C_c 表示鱼群中心位置食物浓度， δC_c 为微增量，若要确保鱼群的觅食行为能够在最佳的环境下进行，并确保它们之间拥有充裕的空间，此时必须把目光投向最佳的环境，期望能够从中获取到更多的食物。

$$x(i)^{t+1} = x(i)^t + \frac{x_{\text{center}} - x(i)^t}{\|x_{\text{center}} - x(i)^t\|} \times \text{st} \times \text{rand}() \quad (8)$$

式中， x_{center} 为鱼群的中心位置。

(3) 追尾行为

追随最具活力的伙伴，在优化算法中表现为快速达到最佳结果。行为描述为：设人工鱼 i 当前状态为 $x(i)$ ，检索当前的视角($d_{ij} < X_{\text{vision}}$)人工鱼 j 的最大浓度的人工鱼状态 $x(j)$ 。若 $x_c/N > \delta C_c$ ，假若证明鱼群中心拥有充足的食物和舒适的环境，就可以放心地继续朝着这一目标前进。

$$x(i)^{t+1} = x(i)^t + \frac{x(j) - x(i)^t}{\|x(j) - x(i)^t\|} \times \text{st} \times \text{rand}() \quad (9)$$

2.3 人工鱼群算法的改进

视野的广阔程度直接影响算法的收敛效果。通过广泛的观察，人工鱼群算法表现出了出色的全局搜索性能，并且可以迅速达到预期的结果。当视线受限时，该算法可以表现出出色的局域搜索性能；当步长增加时，收敛速度会加快，但也可能会出现振荡现象；当步长变得更小时，收敛速度可能会变得更慢，但此时的搜索准确性更高。通过采用灵活的视角和步长，算法可以在初始阶段迅速实现全局搜索，提高搜索效率和准确性，在确定了最优解的范围之后，应该采取更为复杂的局部搜索，这样才能够有效地提升收敛的准确度。调整视野 X_{vision} 和步长 st 为

$$X_{\text{vision}} = \alpha X_{\text{vision}} + X_{\text{vision.min}} \quad (10)$$

$$S_t = \alpha S_t + S_{t,\text{min}} \quad (11)$$

$$\alpha = \exp[-50(\frac{t^*}{T_{\text{max}}})^s] \quad (12)$$

式中， α 为算法的迭代速速； t^* 为鱼群当前迭代次数； T_{max} 为鱼群最大迭代次数； s 为数值大于1的整数。

3 基于改进鱼群算法的小波神经网络的电力变压器故障诊断模型

3.1 模型目标函数

利用本文所提的改进人工鱼群算法，模型可在有限的优化空间内找到最佳的解决方案，使小波神经网络达到最佳状态，加快了网络的诊断过程，并取得出色的诊断效果。结合小波神经网络的能量函数，可有效地改善模型网络的训练性能，其适应度函数 E_i 为

$$E_i = [\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^* - y_i)^2] \quad (13)$$

式中， y_i^* 为第 i 个节点的理想输出值； y_i 为第 i 个节点的实际输出值。

3.2 诊断算法流程

使用本文建立的训练方法，能优化小波神经网络，生成与实际情况更加匹配的权重和阈值向量矩阵，能够大幅度提高模型的准确度和可靠性。经过优化调整参数，构建一个小波神经网络，实现对系统的有效故障诊断。经过优化，本文提出了一系列有效的改进方案。

1) 重新组织数据库，更好地处理变压器的故障信息。

2) 重新构建小波神经网络，使用三层拓扑结构，实现更高效的模型训练和优化。通过优化输入层与隐藏层的节点数量，精确控制权重、尺寸、位移参数及迭代次数，有效提升模型的性能。

3) 使用混沌序列的随机初始化技术，能够显著地优化鱼群算法，极大地提升其运行效率与准确度。确定鱼群视野 X_{vision} 、计算步长、鱼群总数 N 、尝试次数、拥挤度因子及最大迭代次数等。

4) 计算每条人工鱼的当前食物浓度值, 进行迭代, 计算目标适应度值。

5) 为了保证人工鱼群的安全, 会定期对其进行检测与维护, 主要工作是检查觅食行为、聚群行为和追尾行为。如果检测结果符合预期, 就可以制定一个更加精确的位置和适应性解决方案。若不能满足要求, 须不断地进行迭代, 以提高人工鱼的行为表现, 并提升它的定位准确度。

6) 经过检查, 如果在最大迭代次数下达到误差要求, 则停止计算并输出最优解, 否则重新进行第四步。

7) 经过多次深入研究, 小波神经网络的性能已经显著提高, 可以更准确地检测出变压器故障的特征, 并将其与传统的模型进行对比, 找出最佳的诊断方案。此外, 小波神经网络的训练也可以极大地提高诊断的准确性。

算法网络流程图如图3所示。

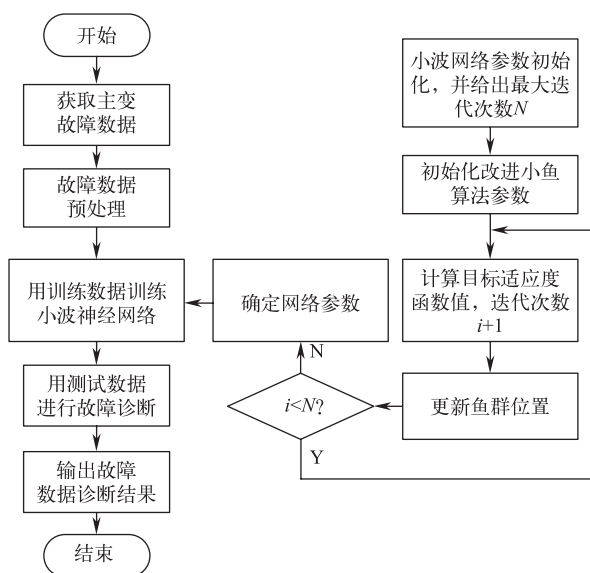


图3 基于改进人工鱼群算法的小波神经网络的变压器故障诊断流程

Fig. 3 Transformer fault diagnosis flow of wavelet neural network based on improved artificial fish swarm algorithm

4 案例分析

本文搜集了1 563组典型的主变压器故障检测记录和相应已确定的实际故障结果 (包含单一故障和多故障)。将这些样本分为两部分: 选择

1 000组主变压器故障数据作为网络学习样本; 另外563组样本数据用于网络诊断结果测试集。网络训练的200组样本见表1。

表1 训练样本组成

Tab. 1 Training sample composition

故障类型	样本数
低温过热	20
中温过热	20
高温过热	30
局部放电	25
低能放电	309
高能放电	30
正常数据	203

考虑搜集到的数据类型差异性, 须对收集的输入数据做归一化处理, 得到最终的输入数据, 通过对变压器运行过程中可能发生的六种不同状态的数据进行编码, 作为小波神经网络的最佳输入, 具体结果见表2。

表2 变压器状态编码

Tab. 2 Transformer status coding

主变压器运行状态	编码	故障类型简写
正常	[0,0,0,0,0,1]	T1
低能放电	[0,0,0,0,1,0]	T2
高能放电	[0,0,0,1,0,0]	T3
中低温过热	[0,0,1,0,0,0]	T4
高温过热	[0,1,0,0,0,0]	T5
局部放电	[1,0,0,0,0,0]	T6

为降低各类主变压器故障的数据差异, 对主变压器故障数据进行标准化归一化处理, 处理方法为

$$Y_{\text{new}} = \frac{Y_{\text{T}} - Y_{\text{T.min}}}{Y_{\text{T.max}} - Y_{\text{T.min}}} \quad (14)$$

式中, Y_{T} 为某特征气体的原始含量; $Y_{\text{T.max}}$ 为该特征气体的最高含量; $Y_{\text{T.min}}$ 为该特征气体的最低含量; Y_{new} 为标准化后的气体含量。

通过对小波神经网络的输入进行归一化处理, 算例提取出具有6位编码的主要故障特征信息, 为了改善模型的性能, 隐藏层的节点通常会定义其覆盖面积区间^[15]为[9, 15], 将隐藏层的节点数量限制在一定范围内, 即[3, 20], 其他

初始参数见表3。

表 3 参数初始值

Tab. 3 Initial value of parameter

参数名称	数值
输入层节点数	5
输出层节点数	6
隐含层权重	0.35
输出层权重	0.35
尺度参数	0.5
位移参数	0.5
初始化群体数	100
光吸收系数	0.01
最大吸收度	0.85
步长因子	0.4
迭代次数	400

4.1 算法对比

经过对比可发现，算法改进后网络参数的优化效果都得到了显著改善，从而使得使用者能够更加精准地评估优化效果。经过改进的小波神经网络训练结果满足要求，其效率也有明显提高，此外，为了进一步评价改进算法的效果，训练误差对比如图4所示。

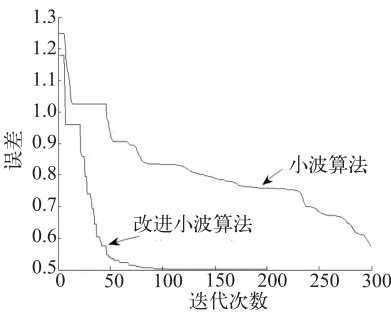


图 4 算法收敛对比图

Fig. 4 Algorithm convergence contrast graph

从图4可以看出，采用优化的人工鱼群算法，可显著地提高小波神经网络的迭代收敛率，同时也大大增强了其适应性函数的精确性。在迭代次数达到100次后，网络模型获得收敛；采用未改进的算法，在迭代300次之后仍然无法达到预期的结果，这将导致收敛速度变慢，并且适应度函数的准确性也会大大降低。经过多次仿真实验可以证明，采用改进人工鱼群算法后，不仅能够显著地优化小波神经网络的参数，还能够有效地加快其收敛速度，显著提高其预测准确性。

4.2 仿真结果分析

结合改进小波神经网络算法，结合部分仿真结果进行验证，所得实验结果见表4。

表 4 部分仿真结果数据

Tab. 4 Part of the simulation results

序号	实际输出						期望输出	故障类型
1	0.002	0.992	0.001	0.001	0.002	0.001	010000	T5
2	0.002	0.001	0.989	0.003	0.001	0.002	001000	T4
3	0.000	0.001	0.001	0.002	0.003	0.996	000001	T1
4	0.001	0.002	0.001	0.002	0.989	0.003	000010	T2
5	0.001	0.002	0.001	0.002	0.989	0.003	000010	T2
6	0.001	0.002	0.001	0.994	0.002	0.003	000100	T3
7	0.001	0.002	0.001	0.002	0.989	0.003	000010	T2
8	0.001	0.002	0.992	0.002	0.003	0.003	001000	T3
9	0.987	0.002	0.001	0.002	0.001	0.002	100000	T6
10	0.001	0.985	0.001	0.002	0.003	0.001	010000	T5
11	0.988	0.001	0.001	0.002	0.003	0.001	100000	T6

从表4可看出，采用本文所提算法对主变压器故障数据进行诊断分析，训练结果能够和本文所定义的故障类型相匹配，训练输出误差在可控范围内。

4.3 实验结果及同其他算法的对比

本次实验采用了1 563组不同类型的变压器故障数据，经分析，有203组正常放电，309组低能放电，294组高能放电，358组中低温过热，337组高温过热，162组局部放电。通过对800组数据的分析，选择463组作为样本，并对其进行了训练和测试，评估模型的准确度。详情见表5。

表 5 故障诊断准确度比较

Tab. 5 Comparison of fault diagnosis accuracy

项目	改进后	未改进	支持向量机		BP 神经网络	
			准确度 (%)		准确度 (%)	
低能放电	90.28	84.40	81.65	71.84	71.84	71.84
高能放电	90.69	88.65	86.08	83.51	83.51	83.51
中低温过热	93.67	84.81	75.95	66.46	66.46	66.46
高温过热	95.60	86.92	90.34	84.39	84.39	84.39
局部放电	91.87	79.03	75.81	64.52	64.52	64.52
正常	93.20	85.43	83.55	71.84	71.84	71.84
平均准确度	92.57	88.65	86.61	83.72	83.72	83.72

由表5可知，本文改进算法对主变压器各类型故障诊断的正确率均能达到90%以上，高于文

中所列举的其他算法诊断准确度；通过本文提出的改进算法，可以有效地识别出高温过热和高能放电故障类型，其准确度超过了93%。相比于仅使用单一小波训练方法，所提改进算法的准确率整体提升9%以上，说明了本文所提算法在变压器故障诊断中的应用效果显著。

5 结束语

目前，小波神经网络算法和人工鱼群优化算法在配电网变压器故障诊断方面存在一定的局限性，如收敛速度较慢、准确性较差等问题。通过对小波神经网络算法进行改进，有效地解决模型训练误差较大的问题，并将其应用于配电网变压器故障诊断中。利用非线性调整技术，结合人工鱼群算法的视角、步长等特征，能够更好地实现全局搜索与局部搜索的完美结合，进而显著提升搜索的效率与准确度。此外，该方法还能够有效避免算法陷入局部最优搜索局面，使得算法的寻优能力得到显著的提升。结合仿真结果说明，改进后的算法能提高变压器故障诊断准确度，诊断效率较高，具有一定的有效性和实用性。

参考文献

- [1] 刘颖, 严太山, 江凌云, 等. 一种改进的遗传优化神经网络算法及其在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 电子技术, 2017, 46(10): 54-56.
- [2] 李洁, 侯英洒, 赵建利. 油浸式电力变压器绝缘状况的回复电压法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2015(5): 16-19.
- [3] 赵文清, 严海, 周震东, 等. 基于残差BP神经网络的变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(2): 143-148.
- [4] 王虎, 柳岩妮. 基于差分进化算法优化模糊Petri网的电力变压器故障诊断[J]. 电力科学与工程, 2018, 34(12): 32-36.
- [5] 王峰, 毕建刚, 万梓聪, 等. 基于深度卷积神经网络的变压器故障诊断方法[J]. 广东电力, 2019, 32(9): 177-183.
- [6] 高忠江, 周有为, 钟雨哲, 等. 基于ART-ACO-

LVQ复合算法的变压器故障诊断研究[J]. 电气应用, 2022, 41(10): 31-37.

- [7] 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, 42(19): 37-42.
- [8] NAGHDIANI M, JAHANSHAHI M. GSO: a new solution for solving unconstrained optimization tasks using garter snake's behavior[C]. Lasvegas: International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI), 2017: 328-333.
- [9] SHI Y, WANG Q, ZHANG H. Hybrid ensemble PSO-GSO algorithm[C]. Hang Zhou: IEEE 2nd International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems, 2012: 114-117.
- [10] 齐长兴, 毕义明, 李勇, 等. 改进的萤火虫算法优化BP神经网络及应用[J]. 现代防御技术, 2018, 46(5): 32-38.
- [11] 谢宝成. 电力电子牵引变压器的工作原理及建模分析[J]. 自动化与仪器仪表, 2018(8): 134-136.
- [12] 田录林, 柴俊岭, 吴瞻, 等. 基于关联气体和遗传算法优化支持向量机的电力变压器故障检测[J]. 电气应用, 2018, 37(19): 40-45.
- [13] 李洁, 侯英洒, 赵建利. 油浸式电力变压器绝缘状况的回复电压法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2015(5): 16-19.
- [14] 蒋佳丽, 刘毅敏, 王朋. 柔性直流系统短路故障网络阻抗建模与时频特性诊断方法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(10): 53-59, 99.
- [15] 方健, 彭辉, 李自品, 等. 改进小波网络在油浸式变压器故障诊断中的应用[J]. 高压电器, 2011, 47(11): 115-120.

作者简介

郭元皓（1986—），男，本科，工程师，研究方向主要为变电站智能化设计、能源节能环保等。

（收稿日期：2023-08-06）