

基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断方法

鲍 薇¹, 燕跃豪¹, 王 爽¹, 李景丽², 赵 源², 姚依晨²

(1. 国网郑州供电公司, 河南 郑州 450018; 2. 郑州大学电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对传统变压器故障诊断方法存在处理效率低、诊断结果主观性强的问题, 提出一种改进的粒子群(PSO)-BP 神经网络变压器故障诊断方法, 对智能变压器故障诊断方法展开研究。首先, 采用无编码比值法, 选用变压器油中各类溶解气体的比值来更准确地区分故障类型; 其次, 根据所选的测试集气体比值信息, 利用灰色关联度法选出与测试集信息特征相似度高的信息作为训练集, 剔除冗余信息, 优化样本数据; 最后, 构建 PSO-BP 变压器故障诊断模型, 利用改进的 PSO 算法优化 BP 神经网络中的权值和阈值, 使诊断模型拥有更快的诊断速度和更高的准确率。使用采集的变压器油中溶解气体信息训练诊断网络, 与传统 BP 神经网络法进行对比。结果表明, 所提方法对变压器故障诊断的准确率明显提高。

关键词: 变压器, 故障诊断, 神经网络, 粒子群算法, 灰色关联度法

中图分类号: TM407, TP18

文献标识码: A

DOI: 10.19769/j.zdhy.2024.10.030

Transformer Fault Diagnosis Method Based on Particle Swarm Optimization Neural Network

BAO Wei¹, YAN Yuehao¹, WANG Shuang¹, LI Jingli², ZHAO Yuan², YAO Yichen²

(1. State Grid Zhengzhou Power Supply Company, Zhengzhou, Henan 450018, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: Aiming at the problems of low processing efficiency and strong subjectivity in diagnosis results of traditional transformer fault diagnosis methods, an improved particle swarm optimization BP neural network transformer fault diagnosis method is proposed, and research is conducted on intelligent transformer fault diagnosis methods. Firstly, using the non coding ratio method, the ratio of various dissolved gases in transformer oil is selected to more accurately distinguish the type of fault. Secondly, based on the gas ratio information of the selected test set, the grey correlation method is used to select information with high similarity to the information features of the test set as the training set, eliminate redundant information, and optimize the sample data. Finally, a PSO-BP transformer fault diagnosis model is constructed, and an improved particle swarm optimization algorithm is used to optimize the weights and thresholds in the BP neural network, enabling the diagnostic model to have faster diagnostic speed and higher accuracy. Train a diagnostic network using dissolved gas information collected from transformer oil, and compare it with the traditional BP neural network method. The results show that the proposed method has significantly improved the accuracy of transformer fault diagnosis.

Key words: transformer, fault diagnosis, neural network, particle swarm optimization, grey correlation degree method

0 引言

作为电压等级转换的核心设备和最易出现运行事故的电力设备, 变压器运行状态的监测与防护尤为重要^[1]。在变压器安全防护措施中, 传统的故障检修和定期维修等手段存在效率低、依赖工程人员主观判断等问题。因此, 准确诊断变压器故障针对性维护至关重要, 研究变压器故障诊断方法对保障其安全稳定运行具有重要意义。

作者简介: 鲍薇, 女, 1985 年生, 从事电力系统及其自动化和变压器故障诊断方面研究工作。

通信作者: 李景丽, 女, 1983 年生, 从事电力系统及其自动化和变压器故障诊断方面研究工作。

变压器故障诊断方法可分为预防性数据的传统方式和基于智能算法理论的诊断方式^[2]。传统的变压器故障诊断方法依靠技术人员和专家的经验, 以实验数据推导可能存在的故障; 而基于智能算法的故障诊断则利用模式识别理论和智能算法准确判别故障类型, 并借助计算机实现诊断^[3]。

油中溶解气体分析法(Dissolved Gas Analysis, DGA)^[4]在变压器故障诊断方法中应用最广泛、相关研究最多, 包括特征气体法和比值法。DGA 能够实时监测变压器油中的气体数据, 具有原理简单的优点, 是变压器故障诊断最有效的手段之一, 但其也存在无法准确判断故障位置、编码缺失等问题。基于 DGA 法, 支持向量机^[5]、综合加权指标^[6]、小

波神经网络^[7]、BP(Back Propagation)神经网络^[8]、支持向量机^[9]等方式均已应用于变压器故障诊断中,取得了良好的效果。其中,BP神经网络等方式均已应用于变压器故障诊断中,且BP神经网络因为结构简单、易收敛而备受关注^[10]。

本文在数据处理上,使用无编码比值法选取变压器油中溶解气体的比值来判定不同的故障类型,并在确定待测试故障信息的情况下,使用灰色关联度法从样本中选出与测试集相似度高的数据作为训练集,导入BP神经网络中进行训练,以提高训练效率。

依据BP神经网络的特征优势,将其应用于变压器故障诊断中,以建立BP故障诊断模型,并针对BP神经网络反向传播时易陷入局部最优值的问题,采用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化BP神经网络的权值和阈值,有效改善网络的搜索和收敛性能。运用此故障诊断方法进行案例验证,结果表明,与普通BP神经网络相比,

所提方法的诊断正确率明显提高。

1 无编码比值法

在DGA工程实践中,最常用的是IEC三比值法^[11-12]。该方法通过研究温度和故障气体之间的成分关系来判断故障类型。三比值法具有简单易行、故障界限明晰的优势,并被广泛运用。但该方法难以诊断模糊故障和多发故障,判断边界过于绝对。

在寻求更简单精确的诊断技术过程中,特征量维度高、诊断层次强的无编码比值法能更全面地反映故障信息,在一定程度上解决了三比值法“缺码”的问题,近年来获得了广泛关注^[13-14]。无编码比值法基于试验数据,得到变压器故障中油中溶解气体的变化规律。该方法通过特定气体间的比值来判断故障类型,本文选取9种气体比值,并按照实际故障分类统计,形成气体比值与故障分类表,如表1所列。

表 1 气体比值与故障分类表

序号	气体比值分类	故障分类				
		高能放电	局部放电	高温过热	中低温过热	正常运行
1	CH ₄ /H ₂	0.01~2.78	0.003~0.18	0.117~16.431	0.17~8.43	0.028~3.749
2	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	0.02~8.89	1.03~19.57	2.64~418.23	6.00~213.32	0.812~49.079
3	C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆	0.08~22.16	0.027~1.887	0.29~20.00	0.32~18.54	0.058~11.428
4	C ₂ H ₂ /(C ₁ +C ₂)	0.02~0.94	0~0.156	0~0.139	0~0.05	0~0.215
5	H ₂ /(H ₂ +C ₁ +C ₂)	0.07~0.96	0.22~1.00	0~0.623	0.01~0.78	0~0.961
6	C ₂ H ₄ /(C ₁ +C ₂)	0.013~0.711	0.016~0.538	0.056~0.94	0.043~0.769	0.08~0.652
7	CH ₄ /(C ₁ +C ₂)	0.048~0.734	0.018~0.938	0.013~0.793	0.126~0.8	0.045~0.716
8	C ₂ H ₆ /(C ₁ +C ₂)	0.001 2~0.674	0.083~0.769	0~0.551	0.035~0.745	0.048~0.704
9	(CH ₄ +C ₂ H ₄)/(C ₁ +C ₂)	0.058~0.92	0.230~0.954	0.372~0.991	0.255~0.960	0.296~0.936

注:表中数据由对运行中变压器5种溶解气体的比值得来

2 利用灰色关联度优化样本数据

神经网络诊断故障需要确定输入和输出,导入训练数据进行训练,并利用测试集检验效果,同时,运用灰色关联度法筛选训练样本数据,以提高神经网络的诊断精度。

灰色关联度分析(Grey Relation Analysis, GRA)是一种多因素统计分析方法^[15],在原油输送泵机组能效评价已得到应用^[16]。利用GRA筛选相关性高的样本,可增强神经网络的诊断效果。

GRA的前提是拥有参考序列 x_0 和比较序列 $x_j(j=1, 2, \dots, n)$, x_0 为待测试的变压器运行情况, x_j 为全部样本

数据。

确定好2类序列后,分别对其进行归一化,将其变为无量纲的纯数字序列,再对二者进行相应运算。归一化公式为:

$$x_j(i) = \frac{d_j(i) - m(i)}{M(i) - m(i)} \quad (1)$$

式中: $d_j(i)$ 为原比较序列中第 j 个向量的第 i 个分量; $M(i)$ 、 $m(i)$ 分别为原序列所有向量中第 i 个分量的最大值和最小值($i=1, 2, \dots, 9$),其对应变压器的9种气体比值。

归一化完成后,使用2个序列进行灰色关联系数计算,其公式为:

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \cdot \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \cdot \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (2)$$

式中: $\zeta_i(k)$ 为 x_0 和 x_j 在第 k 个分量的灰色关联系数。分辨系数 ρ 用于控制系数区分度,取值为0~1,一般取0.5。

计算求得全部分量的灰色关联系数以后,求和取均值,然后得到参考序列与比较序列相应的灰色关联度,其公式为:

$$r_{0i} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \zeta_i(k) \quad (3)$$

式中: r_{0i} 为第 i 组样本数据对测试数据的灰色关联度。按式(3)得到全部样本数据与测试集的灰色关联度后,按关联度大小选出关联度超过0.8的数据作为模型训练样本。

3 采用 PSO 优化的 BP 神经网络变压器故障诊断方法

本文采用 BP 神经网络进行变压器故障诊断建模,并使用 PSO 优化神经网络的权值向量,以实现快速收敛和优化。

3.1 BP 神经网络的基本原理

神经网络模拟生物神经系统中信号的传递,其最基本单位是神经元。神经元传递结构图如图 1 所示。

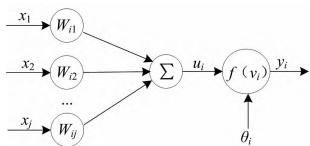


图 1 神经元信号传输图

图 1 中, x_i 表示神经元输入信号; W_{ij} 表示元素 i 、元素 j 之间的强度信息,代表二者间的相关强度; θ_i 表示神经元 i 的阈值; y_i 表示神经元输出信号。由图 1 可知,神经网络有 j 个输入,1 个输出,而 BP 神经网络相较普通。神经网络的特性在于误差的反向传播,当完成一次前向传递且在输出层获得输出值时,BP 神经网络会对其与实际值进行比较,若存在的误差超过设定阈值,则误差结果会从输出层反向传递,直至输入层。在此过程中,权值不断进行校正来获得各层的误差信号,这些误差信号是进一步修正各层神经元之间权值和阈值的依据,并通过自身权值学习率来不断迭代更新权值和阈值。完成反向传播后,输入信号仍按一次修正过的权值、阈值继续向前传播,直至输出层;而信号一直在前向传递、反向传播的过程中往返,直至达到训练次数设定值或误差在阈值内,则训练过程结束。BP 神经网络结构流程图如图 2 所示。

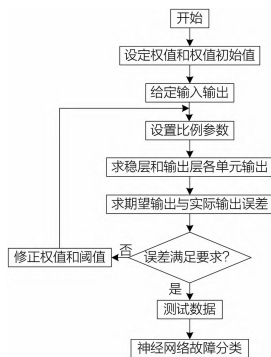


图 2 BP 神经网络结构流程图

3.2 PSO 基本原理

PSO 是一种经典的智能寻优算法,具有原理明晰和全局寻优等显著优势。其寻优原理为:PSO 模拟鸟群捕食行为,在初始化生成的粒子群中,待解决问题经建模会变为一个求极值的适应度函数,每个粒子均代表待解决问题的一个可能解,用于模拟粒子的位置。而在每次迭代中,粒子位置的更新由自身掌握的最优位置信息和整个粒子群掌

握的最优位置信息决定,整个粒子群在不断地更新迭代中向最优值收敛。

PSO 迭代更新公式为:

$$v_{ij}^{t+1}=wv_{ij}^t+c_1r_1(p_{best_{ij}}^t-x_{ij}^t)+c_2r_2(g_{best_{ij}}^t-x_{ij}^t) \tag{4}$$

$$x_{ij}^{t+1}=x_{ij}^t+v_{ij}^{t+1} \tag{5}$$

式中: w 为惯性权重因子; v_{ij}^{t+1} 为第 t 次迭代的第 i 个粒子在第 j 维的速度; x_{ij}^{t+1} 为第 t 次迭代的第 i 个粒子在第 j 维的位置; $p_{best_{ij}}^t$ 为此时的粒子个体历史最优位置; $g_{best_{ij}}^t$ 为此时的整个粒子群全局最优位置; c_1 、 c_2 分别为设定数值的个体学习因子和社会学习因子; r_1 、 r_2 均为分布在 $[0,1]$ 上的随机数。

3.3 PSO 优化后的 BP 神经网络变压器故障诊断模型

PSO-BP 神经网络变压器故障诊断模型主要步骤如下。

(1)初始化设置:完成 BP 神经网络权值、阈值、迭代次数、学习率等参数的初始化,确定神经网络结构;完成粒子种群初始化,确定粒子群迭代次数、个体学习因子、社会学习因子、惯性权重因子等参数。(2)利用 PSO 算法优化 BP 神经网络的网络权值向量,将每次前向传播后的误差作为适应度函数。通过式(4)、式(5)更新粒子速度和位置,不断迭代计算,最终得到使传播误差最小的网络权值与阈值,优化诊断模型参数。当适应度函数值小于设定值或粒子群迭代达到最大次数时,PSO 算法优化结束,BP 神经网络获得优化后的权值和阈值。(3)调整完各层级之间的权值和阈值后,输入训练样本数据开始进行训练。(4)训练满足条件后,停止训练,将已训练好的模型导入需要测试的测试集(即某组变压器运行中的 9 种气体比值情况),模型进行诊断测试。

4 案例分析

本文采用灰色关联度法优化选取样本数据,导致训练数据集随测试集改变而发生变化。每条训练数据代表 1 次变压器运行情况,包括表 1 的 9 种气体比值和相应的运行状况。PSO-BP 神经网络通过这些能充分反映变压器故障特征的数据并进行训练,学习故障特征。训练集和测试集数据均来自某开源数据集的 429 条变压器运行数据,测试集数据避免与训练集数据相同,按顺序选取。测试集数据共 100 条,样本中各运行状态的类型分布如表 2 所列。

表 2 样本中各运行状态分布

编号	运行状态	训练数据/个	测试数据/个
1	高能放电	140	45
2	局部放电	27	7
3	高温放电	139	27
4	中低温放电	65	13
5	正常	57	8

选用普通 BP 神经网络和未采用灰色关联度优化样

本数据的神经网络作为 2 组对照组(分别为方法 1 和方法 2),初始训练集为全部的 429 条样本数据,测试集均与 PSO-BP 神经网络相同。分别测试分析 2 种对照方法和本文所提方法(方法 3),再分别观察诊断效果。

PSO-BP 神经网络通过 PSO 算法优化更新神经网络中的权值和阈值,以每次训练后输出结果与真实结果的误差为适应度函数,其值变化如图 3(a)所示。由图 3(a)可知,PSO 经过迭代寻优,不断找到使得输出与真实值误差更小的神经网络权值、阈值的取值组合,在迭代 16 次后找到最优值;此时,权值和阈值组合误差已比最初的误差降低了 28.53%,体现了 PSO 具有良好的寻优能力,能有效优化 BP 神经网络的参数设置。3 种方法的诊断准确率对比如图 3(b)~(d)所示。表 2 排序了 5 种变压器运行状况,顺序分别为高能放电、局部放电、高温放电、中低温放电、正常运行。每种运行状态的具体诊断准确率如表 3 所列。

表 3 变压器故障诊断准确率情况表

诊断模型	高能放电	局部放电	高温过热	中低温过热	正常运行	总准确率
方法 1	88.9%	85.7%	96.3%	92.3%	12.5%	85%
方法 2	86.7%	85.7%	92.6%	92.3%	25%	86%
方法 3	93.3%	71.4%	92.6%	92.3%	62.5%	89%

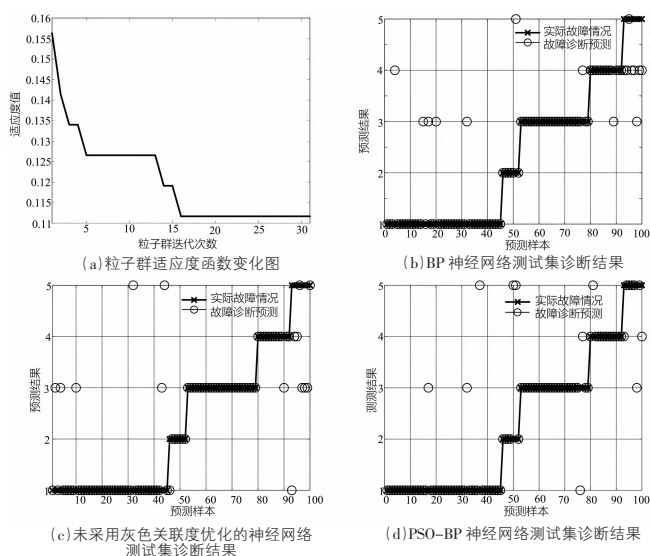


图 3 BP 神经网络仿真优化过程及诊断结果

根据图 3 和表 3,与 BP 神经网络相比,PSO-BP 神经网络模型在变压器故障的总体诊断准确率方面有所提高,达到了 89%,比普通 BP 神经网络提高了 4%,具有较高的诊断准确率。在 5 种具体运行状况的诊断方面,正常运行样本数据较少,导致 BP 神经网络的诊断准确率较低,只有 8 组样本进行模型训练。PSO-BP 神经网络通过改善权值和阈值,提高了对正常运行状态的诊断准确率,但未经过灰色关联度法优化处理的小样本数据仍准确率不佳。相反,本文所提方法使用灰色关联度法选择与正常运行状态最相似的一组数据作为训练集,使得模型训练效果更好。因此,在应对小样本数据的诊断方面,本文所提方法更具

优势。综上,本文所提方法在变压器故障诊断方面经过对比验证,展现了其有效性和准确性。

5 结语

针对传统变压器故障诊断方法存在的检修效率低、依赖主观判断的问题,本文提出了一种基于粒子群优化 BP 神经网络的变压器故障诊断方法。采用无编码比值法判定运行状况,并使用灰色关联度法选择与测试数据相似度高的数据作为训练集,构建 PSO 优化的 BP 神经网络诊断模型,利用 PSO 算法优化权值和阈值,最后导入样本数据进行训练,并与普通 BP 神经网络对比验证。诊断结果表明,与传统 BP 神经网络方法相比,本文所提方法在对变压器故障的诊断准确率上有明显提高。

参考文献

- [1]程真英,等.基于遗传算法和 Elman 神经网络的接触式探头动态特性补偿[J].机械工程学报,2022,58(10):24-30.
- [2]赵善飞.基于 PSO-BP 神经网络的变压器故障诊断方法研究与应用[D].广州:广东工业大学,2021.
- [3]苏育聪.电力变压器 DGA 算法优化研究及应用[D].石家庄:河北科技大学,2020.
- [4]丘晖饶,贺石中,车超萍.基于中红外光谱分析热老化对变压器油性能影响[J].当代化工,2019,48(6):1154-1157.
- [5]汪可,等.变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J].中国电机工程学报,2016,36(23):6570-6578+6625.
- [6]刘佳佳.基于 DGA 技术的变压器故障在线监测方法研究[D].长春:吉林大学,2017.
- [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]刘梓轩.基于 BP 神经网络的变压器故障诊断分析[J].光源与照明,2023(4):129-131.
- [9]石延辉,等.基于改进粒子群算法优化 SVM 的变压器故障诊断[J].武汉大学学报(工学版),2023,56(10):1238-1244.
- [10]张磊.改进遗传算法优化 BP 神经网络在变压器故障诊断的研究[D].上海:上海电机学院,2022.
- [11]孙磊.电力变压器的智能故障诊断系统研究[D].长沙:湖南大学,2008.
- [12]王健一,李金忠,凌翯,等.新版电力行业标准《变压器油中溶解气体分析判断导则》解读[J].变压器,2014,51(12):49-53.
- [13]相晨萌,等.基于无编码比值法的天然酯绝缘油变压器故障诊断方法研究[J].河北电力技术,2022,41(2):62-66.
- [14]宗涛.油浸式变压器故障诊断方法研究[D].郑州:郑州轻工业大学,2023.
- [15]谭学瑞,邓聚龙.灰色关联分析:多因素统计分析新方法[J].统计研究,1995(3):46-48.
- [16]成庆林,季帅,孟岚,等.基于组合赋权-灰色关联的输油泵机组能效评价[J].当代化工,2022,51(3):625-629+633.

(责任编辑:黄霞)