

基于果蝇算法优化的概率神经网络在变压器故障诊断中的应用

朱沛恒

(广东电网有限责任公司清远供电局, 广东 清远 511518)

摘 要:传统的变压器故障诊断方法存在编码不全,容易错判漏判的缺点。随着变压器在线监测技术的发展和产品需求的增加,变压器故障诊断技术朝着智能化的方向发展。为提高故障诊断率,结合油中气体分析法,本文提出了一种基于果蝇算法优化的概率神经网络模型的变压器故障诊断方法。作为一种新型的启发式和进化式算法,果蝇优化算法具有易理解和快速收敛到全局最优解的优点。概率神经网络结构简单、训练简洁,具有强大的非线性分类能力,将样本空间映射到故障模式空间中,从而形成一有较强容错能力和机构自适应能力的诊断网络。采用果蝇算法对模型参数进行优化,减少人为因素对神经网络设计的影响。仿真实验证明这种基于果蝇优化算法的概率神经网络可以有效地运用到变压器故障诊断中,为变压器故障诊断供了一条新途径,具有良好的研究价值和发展前景。

关键词:果蝇优化算法;概率神经网络;变压器;故障诊断

文章编号:2096-4633(2018)06-0037-07 **中图分类号:**TM74 **文献标志码:**B

电力变压器的运行状态直接影响到电力系统的安全与稳定,对其进行故障诊断具有重要的现实意义^[1-2]。油中溶解气体分析(DGA)法是目前较受国内电力部门欢迎、现场运用产品数量最多的变压器在线监测方法之一。在DGA基础上形成的三比值法是变压器故障诊断的重要手段,其计算简单、判断明确,对局部过热和局部放电故障较为敏感,但其存在编码不全,容易错判漏判的问题^[3]。随着变压器在线监测技术的发展和产品需求的增加,变压器故障诊断技术朝着智能化的方向发展。神经网络能够处理复杂的分类问题,被广泛应用于基于DGA的变压器故障诊断技术中^[4-9]。文献[10-11]提出基于BP神经网络的变压器故障诊断方法,但BP算法十分复杂,BP神经网络训练时间长,且容易出现收敛早熟、陷入局部极小值等情况。文献[12-13]提出利用遗传算法对神经网络结构与参数进行优化,从而提高概率神经网络诊断的正确率,但遗传算法局部搜索能力不足,要达到高精度的最优值需要设置很大的种群及迭代次数,导致计算量急剧上升。

本文结合油中气体分析法(DGA)设计了一种基于果蝇优化算法的概率神经网络故障诊断模型。概率神经网络(PNN)具有训练时间短、结构固定、易产生贝叶斯后验概率输出等优点,特别适合解决模式分类问题^[14]。作为一种新型的启发式和进化

算法,果蝇优化算法(FOA)具有易理解和快速收敛到全局最优解的优点^[15-18]。MATLAB仿真分析表明,FOA-PNN模型具有较强的容错能力和结构自适应能力,提高了变压器故障诊断的精度。

1 变压器故障诊断方法研究现状

随着电网的大规模互联,电网中的主变越来越多,容量也越来越大。变压器是电网中最重要也是最昂贵的设备,其运行状态的安全与否对整个电网至关重要^[19-21]。现阶段虽然我国电网的运行经验和技術都有很大的提高,但是变压器的故障还是时有发生。因此,准确有效的变压器故障诊断方法,可以预防重大安全事故,提高电力系统的安全性和可靠性。

1.1 传统变压器故障诊断方法

常见的变压器故障有多种测试诊断手段。这些手段如:直流电阻的测量、色谱分析、绝缘性能测试、局部放电试验、绝缘电阻及吸收比的测量、介损角正切值的测量、直流泄露电流的测量、绕组变形测试、低电压短路阻抗的测试等。

变压器故障诊断基本上经历了感官诊断、实验测试、智能检测这三个阶段。

早期,由于有关变压器故障诊断技术的理论研究少,变压器故障诊断主要凭借日常的工作经验,像中医诊断一样采用通过望、闻、问、切等方法,来判断变

压器的主要故障。而这难免会有很大的失误和纰漏。由于电力变压器结构复杂,而且电力变压器的故障往往由多种原因引起的,同种故障所表现出的征兆有时具有相似性、随机性,还加上人为的干扰以及诊断设备和手段存在的误差等因素,使得电力变压器普通的故障诊断方法远远不能满足故障诊断的要求。

由于高压和高温会使变压器的绝缘油分解产生各种低分子烃类及氢气、二氧化碳、一氧化碳等气体。而当有潜伏性过热或放电故障时,这些气体的产生速度就会迅速加快。分解出的气体溶解在油中,其组成和含量与故障的类型、性质和严重程度有一定的关系。1961 年 Pugh 和 Wagner 等人把气相色谱法用于检测变压器故障气体,为气相色谱法在变压器早期故障诊断中的应用奠定了基础。国内也在 20 世纪 70 年代初就开始研究和应用气相色谱分析技术检测变压器潜伏性故障,并取得了很大成绩。因此,随着变压器故障诊断技术的发展,油中气体分析法(DGA)成为电力系统对变压器进行故障诊断最主要的手段之一。通常对绝缘油进行定期的实验测试,包括取样和分析,一般取样周期为六个月。经过实验测试后,再采用特征气体法、比值法如 Rogers 法或三比值法等方法判断变压器故障的性质、类别以及程度。但是这项技术是一种离线检测方法,存在着很多问题,每次检测都必须经过油样采集、油气分离、组分检测、色谱分析这样一个过程,在脱气时存在较大的人为误差,整个作业程序复杂,费用较高,试验周期长,运行人员无法随时掌握变压器的运行状况。而且每一个环节都存在着影响最终检测结果的因素,不能够实现实时连续的检测,且易受外部干扰。随着科技的发展,色谱分析最终实现了在线监测。另外,基于 DGA 的传统的变压器绝缘故障诊断方法如比值法等都是在大量案例统计的基础上形成的。尽管这些方法形式简单、清晰,但是由于这些方法过于简化了变压器内部故障征兆与故障机理复杂多样的关系,从而使得故障诊断正确率不高,一般只有 60% 到 80% 左右。随着神经网络、遗传算法、模糊理论和专家系统等智能理论的发展,基于人工智能技术的变压器故障诊断方法成为变压器诊断领域的研究热门。

1.2 基于 DGA 的变压器绝缘故障诊断的智能方法

1.2.1 基于神经网络技术的电力设备故障诊断

人工神经网络(artificial neural network, ANN)

是一种模仿人脑行为及其活动过程的推理分析方法。它以神经元的连接与并行机制来简化、抽象和模拟人脑的逻辑思维能力。在神经网络系统中,信息的存储和处理是合为一体的,能从不完全的,不精确的信息联想出完整的信息,因而神经网络具有很强的学习能力、信息处理能力和学习过程中的完善性能。它能从一系列的数据中综合出规律性的知识,较为有效地解决了专家系统知识获取的困难。其应用已渗透到各个领域,并在智能控制、模式识别、计算机视觉、自适应信号处理、知识处理、传感技术与机器人等方面得到广泛的应用。其在电气设备在线监测、故障诊断、负荷预报、智能控制等方面也取得很好的成就。但是 BP 算法是一种局部搜索算法。只单纯的对数据进行分析,缺乏全局观,对初值要求严格,易陷入局部极小。

1.2.2 基于模糊理论(Fuzzy Theory)的故障诊断

1965 年美国加州大学 L. A. zadeh 教授首次提出了表达事物模糊性的重要概念:隶属函数,从而奠定模糊理论的基础。1974 年,英国的 E. H. Mamdani 首次用模糊规则和模糊逻辑实现了蒸汽机的运行过程控制,取得了比传统控制算法更好的效果,从而宣告模糊控制的诞生。1980 年丹麦的 L. P. Holmblad 等人成功的实现了有实际意义的模糊控制器。模糊理论是以模糊集为基础,以处理模糊事物为目标,并将其严格数字量化后进行计算机处理的应用研究。模糊理论作为一种精确描述不确定性关系的方法,在解决变压器故障诊断的问题具有着独特的优势。它为变压器的绝缘故障诊断提供了一种新的途径。近几年,国内外学者将模糊理论引入变压器故障诊断领域,取得了不错的成果。

有学者模糊数学理论将与专家系统技术相结合,形成模糊推理过程,并建立了变压器故障诊断模糊专家系统,能迅速实现变压器的故障诊断。但是对于模糊关系强度(隶属度)以及阈值的选取,带有一定的人为主观性。

也有研究者模糊理论将与神经网络理论相结合,根据特征气体法和改良 IEC 三比值法,建立模糊神经网络诊断模型,确立了隶属函数矩阵,并根据故障征兆的隶属度,通过神经网络推理出了故障性质的隶属度来表示故障存在的隶属性。

1.2.3 基于遗传算法的故障诊断

遗传算法(geneticalgorithm, GA)是由生物进化

思想启发而得出的一种具有全局搜索能力的算法。它通过选择 (selection)、交叉 (crossover) 和变异 (mutation) 等操作,产生新一代适应力更强的群体。1967 年 Bagley J. D 最早提出遗传算法的概念。1975 年 Michigan 大学的 J. H. Holland 开始了遗传算法的理论和方法的系统性研究。目前遗传算法在模式识别、神经网络、图像处理、机器学习、工业优化控制、自适应控制、生物科学、社会科学等方面都得到了广泛的应用。

有学者以网络权重和偏差的实数形式作为基因构成染色体向量,采用基因多点交叉和动态变异进行种群最优选择,设计出一种基于遗传算法和溶解气体分析的变压器故障在线诊断系统,能有效地减少输入层神经元的个数,改进网络内部结构,提高神经网络模型的学习效率和诊断的准确率。

也有研究者将遗传算法与人工神经网络结合起来进行变压器故障诊断。该算法先用遗传算法优化人工神经网络结构的初值。再由人工神经网络训练学习,按负梯度方向迅速收敛,并得到最佳人工神经网络权值矩阵与阈值向量来实现变压器故障诊断。

另外还有专家系统、灰色理论、支持向量机 (SVM) 算法、Bayes 推理法、证据组合法以及粒子群优化算法 (PSO) 等多种人工智能方法,亦各有其自身的特性和优点。随着各种智能方法的应用研究,将多种智能方法融合起来进行故障诊断也成为智能诊断方法新兴发展起来的一个方向。

2 基于果蝇优化算法的概率神经网络模型 (FOA - PNN 模型)

2.1 PNN 模型

概率神经网络 PNN 是一种可用于模式分类的神经网络,其实质是基于贝叶斯最小风险准则发展而来的一种并行算法,目前已经在雷达、心电图仪等电子设备中获得了广泛的应用。

图 1 为将输入样本分为两类的 PNN 结构,这种 PNN 的层次模型是 Specht 根据贝叶斯分类规则与 Parzen 的概率密度函数提出的。PNN 为四层的向前网络,即:输入层、模式层、累加层和输出层。在网络工作时,待识别样本 X 由输入层直接送到模式层各个节点中;每个模式层节点对传来的输入信号进行加权求和,然后经过一个非线性算子运算后,再传入累加层,非线性算子为:

$$g(z_j) = \exp[-(W_j - X)'(W_j - X)/2e^2] \quad (1)$$

在求和层中,各节点只与相应类别的模式单元相连,并且依据 Parzen 方法求和估计各类的概率,即:

$$f_A(x) = \sum_{j=1}^m g(z_j) \quad (2)$$

在决策层中,根据对输入相量的概率估计,按贝叶斯分类规则将输入相量分到具有最大后验概率值的类别中去,即:

若 $h_A l_A f_{A(X)} > h_B l_B f_B(X)$, 则 $X \in \theta_A$

若 $h_A l_A f_{A(X)} < h_B l_B f_B(X)$, 则 $X \in \theta_B$

式中: h_A 、 h_B 为故障模式 A 和 B 的先验概率; l_A 为将属于 A 的故障特征样本 X 错误划分到模式 B 的代价因子; l_B 为将属于 B 的故障特征样本 X 错误划分到模式 A 的代价因子; $f_A(X)$ 、 $f_B(X)$ 为故障模式 A 、 B 的概率密度函数。

PNN 模型结构简单,只需一个参数,及平滑因子 σ ,因而最大限度的减少了认为因素对模型参数的影响,降低了网络结构设计的随意性。PNN 与 BP 网络相比,其主要优点如下:

(1) 快速训练,其训练时间仅仅略大于读取数据的时间。

(2) 无论分类问题多么复杂,只要有足够的训练数据,就可以保证获得贝叶斯准则下的最优解。

(3) 允许增加或减少训练数据而无须重新进行长时间的训练。

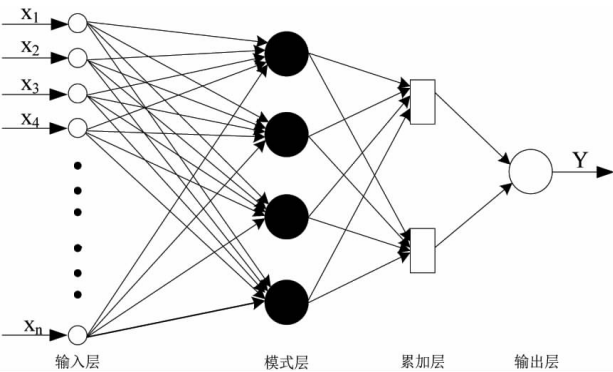


图 1 概率神经网络结构图

Fig. 1 PNN block diagram

2.2 基于果蝇算法的 PNN 模型优化

果蝇优化算法 (FOA) 是一类新的全局优化进化算法,该算法源于对果蝇觅食行为的模拟,可以广泛应用于科学和工程领域。果蝇能嗅到 40 km 以外的食物源。然后,飞近食物位置后亦可以使用敏锐的视觉发现食物与同伴聚集的位置,并且往该方向

飞去。

依照果蝇觅食行为特性,将 FOA 算法归纳为以下几个必要步骤:

(1) 设定果蝇群体规模 (popsize), 优化代数 (maxgen), 飞行距离 F_r 随机初始化果蝇群体位置 (Init X_axis, Y_axis)。

(2) 赋予果蝇个体利用嗅觉搜寻食物的随机方向与距离。

$$X_j = X_{axis} + 2 * F_r * rand() - F_r \quad (3)$$

$$Y_j = Y_{axis} + 2 * F_r * rand() - F_r \quad (4)$$

(3) 由于无法得知食物位置,因此先估计与原点之间的距离 ($Dist_i$),再计算味道浓度判定值 (S_i)。

$$Dist_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (5)$$

$$S_i = 1 / Dist_i \quad (6)$$

(4) 味道浓度判定值 (S_i) 代入味道浓度判定函数 (Fitness function) 以求出该果蝇个体位置的味道浓度 ($Smelli$)。

$$Smelli = Function(S_i) \quad (7)$$

(5) 找出此群果蝇群体中的味道浓度最高的果蝇。

$$Smellbest = bestSmell \quad (8)$$

(6) 保留最佳味道浓度值与 x, y 坐标,此时果蝇群体利用视觉向该位置飞去,形成新的群聚位置。

$$X_{axis} = X(bestIndex) \quad (9)$$

$$Y_{axis} = Y(bestIndex) \quad (10)$$

(7) 进入果蝇迭代寻优,重复执行步骤 2-5,并判断味道浓度是否优于前一迭代味道浓度,若是则执行步骤 6。

对于 PNN 模型,以训练样本的输出值与目标值的均方差 (RMSE) 作为适应度函数 (fitness function) 寻找最优 σ ,FOA 优化 PNN 过程及 Matlab 程序如下:

```
sizepop=20; %种群规模
maxgen=100; %优化代数
X_axis=rand();
Y_axis=rand(); %初始化果蝇位置
Smellbest=1; %初始化RMSE
X(i)=X_axis+2*rand()-1;
Y(i)=Y_axis+2*rand()-1; %计算果蝇位置
D(i)=(X(i)^2+Y(i)^2)^0.5;
S(i)=1/D(i);
p=S(i); % 计算Sij
smell(i)=fitness(p); %计算适应度值smell。
[bestsmell, bestIndex]=min(smell) %求第j代中的最小RMSE
if bestSmell<Smellbest %与上一代Smellbest比较,保留其较小者以及
X_axis=X(bestindex); 其对应的坐标与味道浓度判定值,直至循环结束,
bestS=S(bestindex); 求得最优p, 构建PNN
Y_axis=Y(bestindex);
Smellbest=bestSmell;
end;
```

基于 FOA 算法和 PNN 模型的变压器故障诊断流程图见图 2。

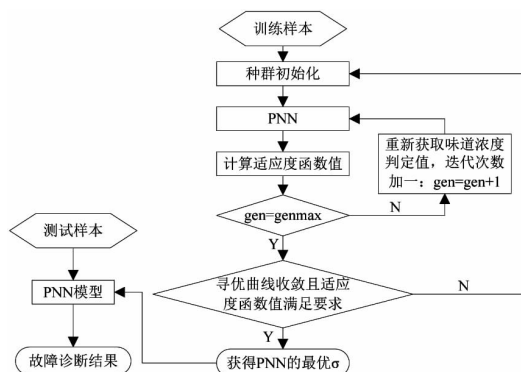


图 2 基于 FOA-PNN 模型的变压器故障诊断流程图

Fig. 2 Flow chart of transformer fault diagnosis for FOA-PNN model

3 基于 FOA-PNN 模型的变压器故障诊断

3.1 输入输出量确定

当变压器内部出现异常时,都会在绝缘油中产生异常气体。实践证明,对这些气体进行分析,可以预测和诊断故障。本文以变压器油中特征气体比值 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_2/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 的含量值作为特征值 P_1, P_2, P_3 输入 FOA-PNN 网络。输出对应的故障类型为:局部放电 T_1 、低温过热 T_2 、中温过热 T_3 、高温过热 T_4 、低能放电 T_5 、低能放电兼过热 T_6 、高能放电 T_7 、高能放电兼过热 T_8 、变压器正常状态 T_9 。表 1 所示为参与 FOA-PNN 训练的标准故障样本。

表 1 标准样本数据

Tab. 1 Normal sample data

故障类型	输入特征向量		
	P_1	P_2	P_3
T_1	0	0.040 0	0.870 0
T_2	0	0.380 0	0.610 0
T_3	0	1.4475	2.514 3
T_4	0.054 1	1.255 1	8.969 7
T_5	3.950 0	0.430 0	4.180 0
T_6	4.110 0	4.400 0	5.590 0
T_7	1.188 8	0.200 0	7.944 0
T_8	0.110 0	1.410 0	16.100 0
T_9	1.230 8	0.760 0	0.764 7

3.2 变压器诊断结果及分析

图 3 是 PNN 神经网络误差分析图,从图中可以看出,PNN 神经网络应用于故障诊断,随着平滑因

子 σ 的不同,其误差会有很大的波动。当平滑因子大于4时,误差甚至达到0.9以上。因此,选择合适的平滑因子是PNN故障诊断有效的前提条件。

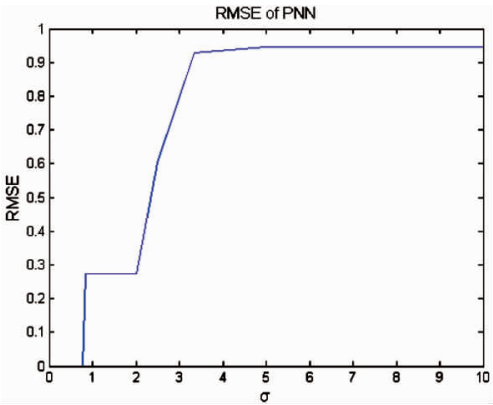


图3 概率神经网络误差分析
Fig.3 Error analysis of PNN

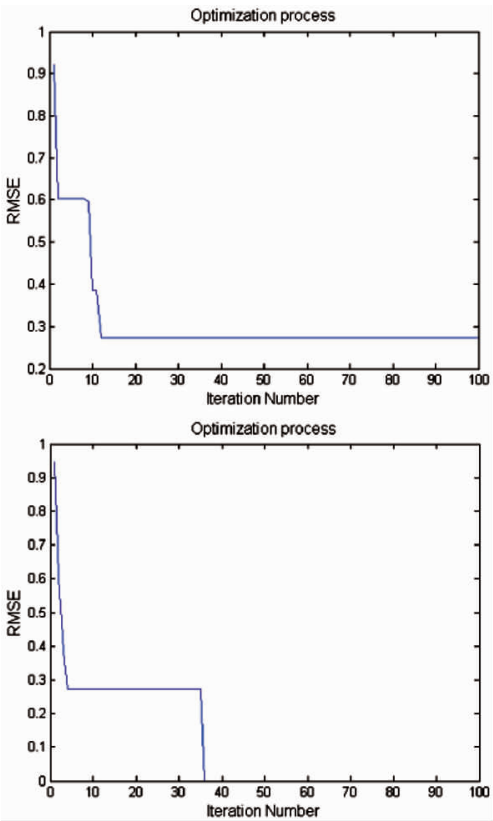


图4 果蝇算法寻优过程
Fig.4 FOA optimization process

图4是用果蝇算法优化PNN神经网络的优化路径。从左图曲线可以看出,果蝇优化算法迭代到第10代时陷入了早熟收敛,导致优化精度不高。分析认为这是由于果蝇算法的相关参数设置不合理所致。调整参数后,优化过程曲线如右图所示。果蝇算法优化到第5代左右达到了局部最优, RMSE 值为 0.237;

当达到33代时逃离局部最优,35代以后,适应度函数达到最优,其值为0, Smellbest 值为0.23。令PNN网络参数 $\sigma=0.23$,构建FOA-PNN网络。

为了便于对比分析,用30组测试样分别对FOA-PNN、PNN、GA-PNN、BPNN进行测试,故障诊断准确率统计结果如表2所示。

表2 变压器故障诊断准确率

Tab.2 Accuracy of transformer fault diagnosis				
网络类型	FOA-PNN	PNN	GA-PNN	BPNN
测试诊断准确率	0.933	0.867	0.933	0.767

由诊断结果可知,基于BP的故障诊断方法的准确率相对较低,这是由于BP算法自身的缺陷所造成的,因为该算法采用误差函数梯度下降的方式进行迭代,有可能会陷入局部极值,而且由于具体的极值位置与权值的初始化数值密切相关,所以导致在训练过程中可能产生学习不足或者过拟合现象等等。基于PNN的故障诊断方法的准确率为86.7%,这是因为平滑因子取值不当导致;基于FOA-PNN、GA-PNN的故障诊断方法准确率持平。但是较GA-PNN而言,果蝇优化算法简单、参数少、易于调节,且全局寻优能力强,不易陷入局部极点。在仿真实验中,分别用FOA与GA对PNN进行参数优化,实验结果显示,由于算法的参数选取不当,两者均可能陷入局部极点。GA共有四个参数,即进化代数、种群大小、交叉概率、变异概率。较FOA而言,它更难选取合适的参数,因而GA陷入局部极点的概率更大。此外,由于GA计算量大,所以其运行效率远低于FOA。

4 结论

本文提出了一种基于果蝇算法对概率神经网络进行优化的方法,将果蝇算法与概率神经网络相结合,优化平滑因子 σ ,降低了人为因素对神经网络设计的影响。将该方法应用到变压器故障诊断中去,结合试验数据对其进行了验证。验证结果表明,基于FOA-PNN的故障诊断方法准确率高、速度快,能有效的对变压器故障进行诊断。

参考文献:

[1] 钱政,严璋,罗承沐. 电力变压器绝缘故障综合诊断方法的研究[J]. 电网技术,2002,26(02):32-36.
QIAN Zheng, YAN Zhang, LUO Cheng-mu. A study on synthetic diagnosis method for insulation fault of power transformerS [J].

- Power System Technology, 2002, 26(02): 32-36.
- [2] 孙才新. 输变电设备状态在线监测与诊断技术现状和前景[J]. 中国电力, 2005, 38(02): 1-7.
SUN Caixin. Present situation and development of condition on-line monitoring and diagnosis technology for power transmission and transformation equipment[J]. Electric Power, 2005, 38(02): 1-7.
- [3] 许坤, 周建华, 茹秋实, 周苗. 变压器油中溶解气体在线监测技术的发展与展望[J]. 高电压技术, 2005, 31(08): 30-32+35.
XU Kun, ZHOU Jianhua, RU Qiushi, ZHOU Zhuo. Development and prospect of transformer oil dissolved gas on line monitoring technology[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(08): 30-32+35.
- [4] 崔东君, 刘念, 刘秀兰. 基于加权小波神经网络的油浸式电力变压器故障检测[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(18): 19-23.
CUI Dongjun, LIU Nian, LIU Xiulan. Fault diagnosis of oil-immersed power transformer based on weighted wavelet neural network[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(18): 19-23.
- [5] 龚瑞昆, 马亮, 赵延军, 等. 基于量子神经网络信息融合的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(23): 79-84+88.
GONG Ruikun, MA Liang, ZHAO Yanjun, et al. Fault diagnosis for power transformer based on quantum neural network information fusion[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(23): 79-84.
- [6] 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.
FANG Jian, PENG Hui, LI Zipin, et al. An improved wavelet network with application to the fault diagnosis of oil-immersed transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(11): 115-120.
- [7] 刘丽, 唐杰, 刘卓. 基于改进微分进化优化神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(20): 106-109.
LIU Li, TANG Jie, LIU Zhuo. Fault diagnosis of power transformer based on improved differential evolution-neural network[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(20): 106-109.
- [8] 李天云, 程思勇, 童建东, 等. 基于Elman神经网络的油浸式电力变压器故障诊断[J]. 中国电力, 2006, 39(11): 55-57.
LI Tianyun, CHENG Siyong, TONG Jiandong, et al. The fault diagnosis of the oil-filled power transformer based on Elman neural network[J]. Electric Power, 2006, 39(11): 55-57.
- [9] 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.
CHENG Shengfeng, CHENG Xiaohua, YANG Lu. Application of wavelet neural network with improved particle swarm optimization algorithm in power transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(19): 37-42.
- [10] 陈超人. 基于状态检修的变电设备监测系统的设计研究[J]. 贵州电力技术, 2016, 19(03): 48-50.
CHEN Chaoren. Design research based on the state overhaul of substation equipment monitoring system[J]. Guizhou Electric Power Technology, 2016, 19(03): 48-50.
- [11] 王雪梅, 李文申, 严璋. BP网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 高电压技术, 2005, 31(07): 12-14.
WANG Xuemei, LI Wenshen, YAN Zhang. Application study of BP network used in the fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(07): 12-14.
- [12] 谢可夫, 罗安. 遗传算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统自动化设备, 2005, 25(04): 55-58.
XIE Kefu, LUO An. Fuzzy diagnosis system optimized with genetic algorithm for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2005, 25(04): 55-58.
- [13] 曹永刚, 周玲, 丁晓群, 等. 基于概率神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 继电器, 2006, 34(03): 9-11.
CAO Yonggang, ZHOU Ling, DING Xiaoqun, et al. Power transformer fault diagnosis using PNN[J]. Relay, 2006, 34(03): 9-11.
- [14] 余海芳. 基于RBF神经网络的变压器在线状态监测[J]. 贵州电力技术, 2013, 16(04): 33-35+72.
YU Haifang. Transformer online monitoring based on RBF neural network[J]. Guizhou Electric Power Technology, 2013, 16(04): 33-35+72.
- [15] MARKO MITIĆ, NAJDAN VUKOVIĆ, MILICA PETROVIĆ, et al. Chaotic fruit fly optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89.
- [16] SILVIA SZILAGYIOVA. The effect of payday loans on financial distress in the UK[J]. Procedia Economics and Finance, 2015, 30.
- [17] 孙立, 董君伊, 李东海. 基于果蝇优化算法的过热汽温自抗扰优化控制[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2014, 54(10): 1288-1292.
SUN Li, DONG Junyi, LI Donghai. Active disturbance rejection control for superheated steam boiler temperatures using the fruit fly algorithm[J]. Journal of Tsinghua University (Science & Technology), 2014, 54(10): 1288-1292.
- [18] 王欣, 杜康, 秦斌, 徐海军. 基于果蝇优化算法的LSSVR干燥速率建模[J]. 控制工程, 2012, 19(04): 630-633+638.
Wang Xin, Du Kang, QIN Bin, et al. Drying rate modeling based on FOALSSVR[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(04): 630-633+638.
- [19] 黄春梅, 马宏忠, 张艳, 等. 基于小波包和模糊自适应共振神经网络的变压器绕组状态识别[J]. 广东电力, 2017, 30(07): 89-95.
HUANG Chunmei, MA Hongzhong, ZHANG Yan, et al. State recognition for transformer winding based on wavelet packet and fuzzy adaptive resonance theory neural network[J]. Guangdong

Electric Power,2017,30(07):89-95.

[20] 段长君,王亚平,田晓云,等. 一种应用极化谱的变压器绝缘状态评估方法[J]. 内蒙古电力技术,2016,34(04):5-10.

DUAN Changjun, WANG Yaping, TIAN Xiaoyun, et al. Status assessing method of transformer insulation by using polarization spectrum[J]. Inner Mongolia Electric Power,2016,34(04):5-10.

[21] 张霖,杨超,等. 500 kV 变压器多维状态监测与故障诊断[J],电力大数据 2018,20(02):67-73.

ZHANG Lin, YANG Chao, et al. Multi-dimensional state

monitoring and fault diagnosis of 500 kV Transformer[J]. Power Systems And Big Data,2018,20(02):67-73.

收稿日期:2018-04-08

作者简介:



朱沛恒(1979),男,大专,助理工程师。主要从事 220 kV、110 kV 变电站的运维工作。

(本文责任编辑:范 斌)

Application of probabilistic neural network with fruit fly optimization algorithm
in power transformer fault diagnosis

CHEN Tianma

(Substation Management, Qingyuan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co. ,Ltd. ,
Qingyuan 511518 Guangdong, China)

Abstract:The traditional transformer fault diagnosis method has incomplete coding, and it is easy to misjudge the fault. With the development of transformer on-line monitoring technology and the increase of product demand, which transformer fault diagnosis technology is developing in the direction of intelligence. In order to improve the accuracy of transformer fault diagnosis, combined with the gas analysis method in oil, a transformer fault diagnosis method based on fruit fly optimization algorithm(FOA) and probabilistic neural network(PNN) model is proposed. As a new heuristic and evolutionary algorithm, the fruit fly optimization algorithm has the advantages of easy understanding and fast convergence to the global optimal solution. The structure of the PNN is simple and the training is concise. PNN has strong ability of nonlinear classification, which the sample space is mapped to the fault pattern space to form a diagnostic network with strong fault tolerance and mechanism self-adaptive ability. The approach of FOA is used to optimize the model parameters to reduce the impact of human factors on the neural network design. The simulation experiments show that FOA-PNN can be effectively applied to transformer fault diagnosis and provides a new way for transformer fault diagnosis. The fault diagnosis method of FOA-PNN has a good research value and development prospects.

Key words:fruit fly optimization algorithm;probabilistic neural network;transformer;fault diagnosis