

量子遗传神经网络 在变压器油中溶解气体分析中的应用

高骏, 何俊佳

(华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北省 武汉市 430074)

Application of Quantum Genetic ANNs in Transformer Dissolved Gas-in-oil Analysis

GAO Jun, HE Junjia

(College of Electrical and Electronics Engineering, Huazhong University of Science and Technology,
Wuhan 430074, Hubei Province, China)

ABSTRACT: Conventional artificial neural networks (ANNs) still have problems of easy plunging into local minimum, slow convergence rate and bad generalization capacity. For solving these problems, a quantum genetic algorithm was used to obtain initial weight value and bias values of ANNs. The quantum state and quantum gate operation of the quantum algorithm could improve the optimization performance as well as the quality of the initial values effectively, which laid a foundation for global optimum approximation in the later algorithm. After then, Levenberg-Marquardt algorithm, a fast algorithm, was adopted to get the optimal solution by optimizing the weight value and the threshold of the multilayer feedforward ANNs. By doing that, the problem of local minimum convergence in the networks training was solved. Before evaluation or judging, gas concentration and gas generation speed were used to judge whether transformer fault, and the dissolved gas-in-oil data of normal transformers and fault transformer was used by individual ANNs, the former given transformer health level and the latter given transformer fault type. In this way, the complexity of the net was decreased prominently and the effect of training and applying were improved. The proposal algorithm is used to evaluate and diagnose on-site transformer based on dissolved gas-in-oil data, and the accuracy is higher than 95%.

KEY WORDS: power transformer; dissolved gas-in-oil analysis; quantum algorithm; genetic algorithm; artificial neural networks (ANNs); Levenberg-Marquardt algorithm

摘要: 常规的神经网络存在容易陷入局部极小点、收敛速度慢、泛化能力差的问题。为了解决这些问题,使用量子遗传算法来获得神经网络初始变量。由于其具有量子态和量子门操作,可有效提高寻优的性能,大大提高初始值的质量,为

后续算法逼近全局最优奠定基础。在用该算法获得网络可变参数初值后,选择计算速度快的 Levenberg-Marquardt 算法对多层前馈神经网络的权值和阈值进行优化得到最优解,很好地解决了网络训练易收敛于局部极小点的问题。根据气体浓度和产气速率判断变压器是否故障,将无故障和有故障情况分别用各自的神经网络进行评估/诊断,分别给出变压器的健康水平和故障类型,有效减少了网络的复杂性,提高了训练和应用效果。将提出的方法应用于现场变压器的油中溶解气体分析,评估/诊断准确性达 95%以上。

关键词: 电力变压器; 油中溶解气体分析; 量子算法; 遗传算法; 人工神经网络; Levenberg-Marquardt 算法

0 引言

由于变压器发生故障时与多种因素存在耦合,很难通过理论分析获得油中特征气体^[1-2]浓度到变压器故障类型/健康状况的映射。多层前馈神经网络非常适合于逼近特征气体浓度到变压器故障类型/健康状况的映射,所以它在变压器故障诊断中有着广泛的应用^[2-5]。

误差反向传播(error back propagation, BP)算法及改进算法^[6-8]有效提高了训练收敛速度。由于误差曲线的复杂性,随机选择的初始值往往在局部极小点附近,需要增加网络规模才能满足训练效果,这导致训练后网络的泛化能力下降^[6],可用遗传算法来获得网络的初始权值和阈值^[9]以提高收敛性能。遗传算法虽然是全局优化算法,但其收敛速度仍有待于进一步提高,往往在算法尚未找到足够优的初始值时就停止了迭代,遗传算法全局寻优的优势难以很好地体现。

为了解决这个问题, 本文将量子遗传算法^[10-12]应用于多层前馈神经网络初始权值和阈值的获得, 由于量子遗传算法具有量子态且结合量子运算, 比常规的遗传算法具有更快的寻优速度, 且种群数目大大减少, 很大程度上减少了计算时间, 所得初值一般较接近最优解而非在局部极小值附近。目前它在背包问题^[13]、盲信号处理^[14]等多个领域的应用取得了不错的效果。当量子遗传算法获得可变参数的初始解后用具有 2 阶优化的 Levenberg-Marquardt 算法^[15]对所得网络可变参数进行进一步优化, 由于初值距离最优值较近, 且该算法计算速度快, 所以网络能快速收敛于最优解。本文算法较好地解决了神经网络(artificial neural networks, ANNs)容易陷入局部极小点的问题, 且网络规模小、泛化能力强, 变压器故障评估/诊断的准确性更高。

1 多层前馈神经网络的算法

Levenberg-Marquardt 算法^[8,15]具有 2 阶收敛速度, 可提高算法跳出局部极小点的可能性。该算法以误差平方和最小化为训练目标。设样本数目为 N , 网络输出神经元数目为 M , 误差向量 $\mathbf{e}=[e_1, e_2, \dots, e_{NM}]$, 则误差的平方和为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{NM} e_i^2 \quad (1)$$

式中 e_i 为一个样本在输出层的某个神经元上的误差。

设 \mathbf{W} 为由网络可变参数组成的列向量, $J_{ij} = \partial e_i / \partial w_j$ 为雅克比矩阵 \mathbf{J} 第 i 行、第 j 列元素, 则网络可变参数的调整公式为

$$\mathbf{W} = \mathbf{W} - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad (2)$$

式中 λ 根据误差 E 的变化情况自动调整, 通常其初值为 0.1。若误差减少, 则 λ 减少到原来的 0.1 倍, 否则 λ 增大到原来的 10 倍。该算法根据训练情况在基于 2 阶偏导数的拟牛顿法和基于 1 阶偏导数的 BP 算法之间调整, 收敛速度比二者快。

多层前馈神经网络算法的流程图如图 1 所示。

2 量子遗传算法

2.1 遗传算法

遗传算法是一类可用于复杂系统优化计算的搜索算法, 具有鲁棒性、自适应性、全局优化性和搜索不依赖梯度等阶信息以及适于并行分布处理等优点, 尤其适用于处理传统搜索方法难于解决的复杂和非线性问题, 比较适合于神经网络初始权

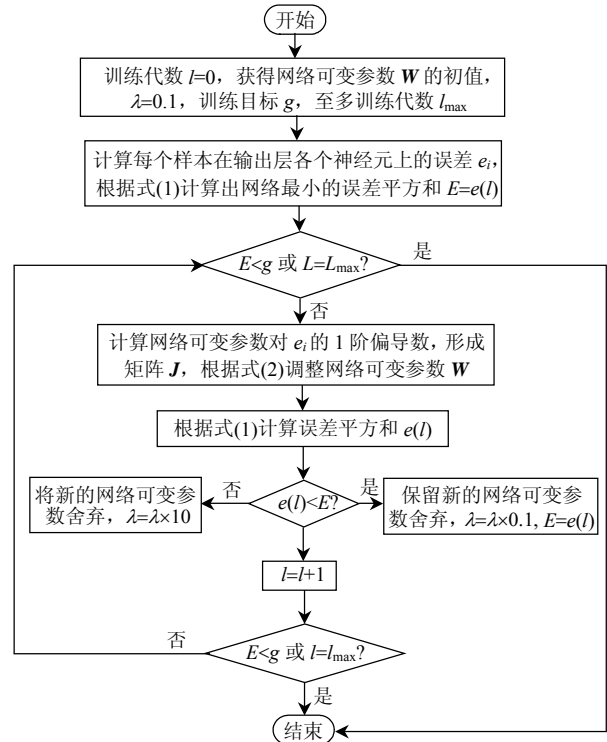


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

值、阈值的优化, 但常规遗传算法仍存在迭代次数多、易陷入局部极值、收敛速度慢等问题。

2.2 量子计算

量子计算与经典计算最根本的不同: 量子计算采用量子态对信息进行编码, 一个量子位不仅能表示 0 或 1 这两种状态, 而且同时可以表示 1 和 0 之间的任意中间态, 因此一个量子位的状态可表示为

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (3)$$

式中: $|0\rangle = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$; $|1\rangle = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$; α 、 β 可以是复数, 分别表示 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅, 满足归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (4)$$

2.3 量子遗传算法

量子遗传算法是将原来的比特位用量子位来表示。因为量子比特可以表达无限个的中间态, 所以一个量子染色体可表示多个状态信息, 这使种群信息非常丰富, 从而保持群体的多样性。将其结合进入遗传算法能有效提高遗传算法的搜索效率。其具体后代的选择是根据父代中最优个体及其概率幅值决定的, 这样能更加全面利用进化过程中隐含的信息, 可有效提高进化速度。其遗传操作通过量子旋转门来实现。

设一个染色体包含 m 量子比特, 复数对 (α, β)

表示一位量子比特的状态，染色体编码即由表示量子比特的 m 个复数对组成。单个染色体编码形式为

$$P = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_m] \quad (5)$$

式中 $p_i = [\alpha_i, \beta_i]^T$, $1 \leq i \leq m$ 。

n 次迭代后第 i 个量子位的旋转门：

$$G(n, i) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{ni} & -\sin \theta_{ni} \\ \sin \theta_{ni} & \cos \theta_{ni} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中旋转角 $\theta_{ni} = s_n(\alpha_i, \beta_i)$, $s_n(\alpha_i, \beta_i)$ 和 $\Delta\theta_{ni}$ 分别表示旋转的方向和角度^[16]，其值根据表 1 确定。

表 1 旋转方向的选择策略

Tab. 1 Selection method of revolution direction

x_i	b_i	$f(x_i) > f(b_i)$	$\Delta\theta_{ni}$	$s_n(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	否	0	—	—	—	—
0	0	是	0	—	—	—	—
0	1	否	δ	1	-1	0	± 1
0	1	是	δ	-1	1	± 1	0
1	0	否	δ	-1	1	± 1	0
1	0	是	δ	1	-1	0	± 1
1	1	否	0	—	—	—	—
1	1	是	0	—	—	—	—

注： $\delta = 10e^{-nC}$, n 为进化代数， C 是一个根据问题复杂性而定的常数。

量子遗传操作实现步骤如下：

$$p_i^{n+1} = G(n, i)p_i^n, \quad 1 \leq i \leq m \quad (7)$$

设 x_i 和 b_i 分别为某个个体的解 x 与当前最优个体 b 的第 i 个量子位对应的二进制位，该策略是将个体当前测量值的适应度 $f(x_i)$ 与最优个体测量值的适应度值 $f(b_i)$ 进行比较：如果 $f(x_i) > f(b_i)$ ，则调整式 p_j^n 中相应位量子比特 ($x_i \neq b_i$)，使 (α_i, β_i) 向着有利于 x_i 出现的方向演化；反之，如果 $f(x_i) < f(b_i)$ ，则调整 p_j^n 中相应位量子比特 ($x_i \neq b_i$)，使得 (α_i, β_i) 向着有利于 b_i 出现的方向演化。

文献[17]提出了量子相干交叉操作，其具体实现过程为：对种群的所有个体进行随机排序，分别取第 1 个个体的第 1 位基因作为新个体的第 1 位基因、第 2 个个体的第 2 位基因作为新个体的第 2 位基因，依次取后面的基因，直到新个体与原个体基因数相同为止，确定第 1 个个体；按此方法依次确定第 2 个、第 3 个新个体，直到生成的新种群与原种群规模相同，则结束交叉操作。

当连续迭代次数达到某值而最优解没有变化时，判定算法陷入局部极小点，则对算法进行灾变操作^[18]方可使其脱离局部极小点。实现过程为：保留最优解，最优解以外的个体采用上述的交叉方法

生成。

算法流程如下：

1) 初始种群的产生。设最大迭代代数为 E_1 、灾变代数为 E_2 、种群个体数目为 N_g ，则初始种群 $Q = \{P_1, P_2, \dots, P_{N_g}\}$ ，神经网络每个权值/阈值有 10 个量子位。 P_i 如式(7)所示，为第 i 个神经网络权值和阈值的编码组合， $1 \leq i \leq N_g$ ，其中 α_i 、 β_i 均为 $1/\sqrt{2}$ 。设定当前迭代次数 $E_3 = 0$ 。

2) 种群的测量。将量子比特转化为比特， P_i 变为二进制串，方法为随机产生 [0,1] 间的随机数，若量子比特的概率幅平方大于该随机数则测量取 1，否则取 0。

3) 种群的评价。用式(1)作为适应值函数对每个个体评价，并保留最优个体。

4) 交叉操作。判断收敛条件是否满足，若满足则结束，否则用本节方法进行交叉。

5) 量子旋转门操作。用式(7)调整种群中所有个体，根据表 1 调整旋转角。

6) 灾变操作。连续迭代 E_2 代最优个体不变则用本节方法进行灾变操作，否则继续。

7) $E_3 = E_3 + 1$ ，若 $E_3 \geq E_1$ ，则算法结束，否则执行步骤 2)。

量子遗传算法的优点是能快速获得全局最优附近解，算法获得全局最优附近解后通过 1.2 节的 Levenberg-Marquardt 算法进一步优化可调参数。

3 网络模型

3.1 是否故障的判断

正常时充油电力变压器产气量相对很少很慢，一旦发生潜伏性故障后，气体浓度和产气速率将有所增加。根据气体浓度和产气速率可大致判断变压器是否发生故障，具体准则如表 2 所示。

表 2 绝对浓度和产气速率的注意值

Tab. 2 Critical value of absolute gas concentration and gas generation speed

气体	体积分数/ 10^{-6}	产气速率/(mL/d)
H ₂	150	5
C ₂ H ₂	5	0.1
总烃	150	6

在排除上次故障时隐藏于固体绝缘中的气体释放后，当气体浓度或绝对产气速率二者中有一项及以上超标则判断变压器可能存在故障，否则变压器处于无故障状态。

3.2 网络模型

由于溶解气体数据分布非常广，网络输入输出关系非常复杂，如果使用一个神经网络针对有故障和无故障的所有情况会导致网络规模选择非常困难，选择过大则泛化能力差，选择过小则训练难以收敛。因此，可以根据气体浓度和产气速率判断变压器有无故障，然后针对两种情况分别将气体浓度输入不同的神经网络。1) 对于针对无故障情况的神经网络，将 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 气体的浓度作为输入，输出为变压器健康状态，分别为优、良、中 3 个等级。因为单隐层前馈神经网络具有逼近任何映射的能力，而且隐层少、相对泛化能力更强、诊断准确性更高，故选择单隐层神经网络。考虑到样本数目为 627 以及逼近映射的复杂程度，通过尝试选择，发现针对量子遗传神经网络隐层 30 个神经元效果较好。网络输出层对应神经元输出为 1 则表示变压器属于该种情况，为 0 则表示不属于该种情况。2) 对于针对故障情况的神经网络，将 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 浓度与最高气体浓度的比值作为输入，输出为变压器故障类型，分别为低温过热、中温过热、高温过热、局部放电、火花放电和电弧放电 6 个等级。同样选择单隐层神经网络，训练样本数目为 542 个，其中低温过热占 16.1%、中温过热占 12.9%、高温过热占 26.0%、局部放电占 4.1%、低能放电占 12.9%、高能放电占 28.0%。考虑到样本数目为 542 以及逼近映射的复杂程度，通过尝试选择，发现针对量子遗传神经网络隐层 35 个神经元效果较好。

4 实例及分析

4.1 训练效果分析

实现了将径向基函数神经网络以及随机值作为初值、常规遗传算法获得初值和量子遗传算法获得初值的神经网络后，6 个多层前馈神经网络均用 Levenberg-Marquardt 算法进行训练。训练目标为平均一个样本的误差平方和小于 0.01，网络的规模和训练样本如 3.2 节所示。针对有故障的样本，4 个网络的收敛情况如图 2 所示。

由图 2 可见，在网络结构较小时，随机值作为初值的神经网络在训练 10 000 代后误差仍大于 2.4；而常规遗传算法获得的初值误差虽然小于随机值对应误差，但仍未能很好地避免神经网络训练容易陷入局部极小点的问题，网络训练 10 000 代后误差

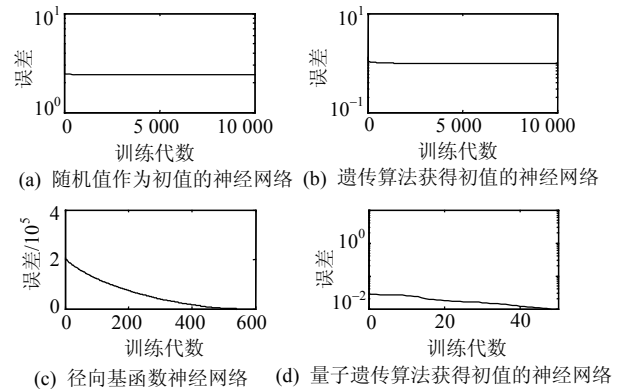


图 2 4 个网络的训练情况

Fig. 2 Training of the four ANNs

仍大于 0.9，且训练代数在 1 000~10 000 之间的 2 个网络误差基本没有减少，可见网络已经陷入局部极小点，难以收敛，因此不能很好学习到油中溶解气体数据中隐藏的变压器状态信息。由图 2(c)可见，径向基函数神经网络训练了 541 次后网络误差完全为 0，较快较好地收敛了，该网络训练过程类似于聚类分析，是通过增加隐层的神经元来学习到样本的信息，训练时如果隐层神经元数目增加到输入样本数目时网络误差为 0，但此时网络规模很大泛化能力较差，对没有训练过的样本评估/诊断能力下降。由图 2(d)可见，本文方法经过量子遗传算法获得较为靠近最优解的初始解后，Levenberg-Marquardt 算法快速收敛的性能很好地表现了出来，在训练 49 代后就快速获得最优解。从算法收敛速度来看，径向基函数神经网络最快，本文算法次之，另外 2 种算法最差。考虑到训练与后续应用的整体性能较高，同时优先考虑应用性能，将前两个网络隐层神经元数目分别扩大为 105 和 80，网络训练误差如图 3 所示。

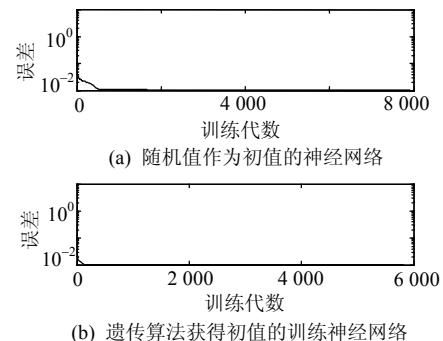


图 3 2 个网络的训练情况

Fig. 3 Training of the two ANNs

当网络规模变大后，前 2 个神经网络分别在 7 922 代和 5 806 代时收敛于误差目标，但这是以牺牲泛化能力作为代价的，这在后续的应用中将

会体现。

无故障样本 4 个神经网络训练情况与有故障的情况有类似结果，限于篇幅，本文不再列出。

4.2 状态评估/诊断效果

本文收集了电力系统现场运行的变压器油色谱数据 217 组，其中正常数据 120 组，故障数据 97 组。故障样本中，低温过热占 14.4%、中温过热占 16.5%、高温过热占 26.8%、局部放电占 4.1%、低能放电占 14.4%、高能放电占 23.8%。以上数据均未作为样本训练过。除神经网络评估外，正常运行的变压器数据还经过多个电气试验结果以及专家综合评估，故障的变压器都经过吊罩查明原因，二者比较来判断神经网络输出是否正确。由于网络规模较小时，随机值作为初值和常规遗传算法作为初值的神经网络训练后误差太大、不收敛，不能较好学习样本中隐藏的故障诊断规则，不能用于诊断，故对前 2 者选择网络规模大的。输出层某个神经元最接近于 1 时，神经网络判断变压器状况属于该类型，此外还实现了三比值法和径向基函数神经网络，结果如表 3 所示。

表 3 三比值法和神经网络评估/诊断正确数目
Tab. 3 Evaluation and diagnosis correct number of the tri-ratio method and ANNs

算法	评估/诊断正确的数目	
	无故障	有故障
三比值	—	78
径向基函数	102	84
随机值	95	82
遗传算法	106	85
本文算法	115	94

注：三比值法仅能针对有故障样本进行故障诊断。

由表 3 可见，本文方法、径向基函数、随机值和遗传算法获得初值的网络针对正常的 120 组变压器数据，分别正确评估了 115、102、95、106 例，本文方法的效果最好。对于故障的情况，本文算法和三比值法分别有 3、19 例诊断错误，而另外 3 个网络分别有 13、14 和 12 个例子诊断错误，本文方法的效果仍最好。其原因为：三比值法是针对大量现场数据的统计结果，考虑规则简单而舍弃了个性因素，导致诊断准确性难以达到很高值；另外 3 个神经网络需要规模大才能收敛，这直接导致了网络泛化能力差；而泛化能力差就意味着评估/诊断(应用)效果差。而本文的量子遗传神经网络在使用尽量多的典型样本且网络规模较小时，就能有效学习到变压器油中溶解气体中隐藏的信息，泛化能力强，

评估/诊断性能更好。

选择以上训练完成的 4 个网络对 2 个典型的无故障变压器样本进行评估，气体浓度和评估结果分别如表 4、5 所示。

表 4 无故障变压器油中溶解气体的体积分数

Tab. 4 Dissolved gas-in-oil volume fraction of non-failure transformers 10^{-6}

样本	ρ_{H_2}	ρ_{CH_4}	$\rho_{C_2H_6}$	$\rho_{C_2H_4}$	$\rho_{C_2H_2}$
1 号	5.47	6.35	1.92	1.32	0.11
2 号	16	7	0	115.5	0

表 5 4 个神经网络的评估结果

Tab. 5 Evaluation result of the four ANNs

网络	样本	变压器状态		
		优	良	中
1	1 号	0.89	-1.23	0.20
	2 号	-0.52	1.86	0.73
2	1 号	0.56	1.23	-0.88
	2 号	-0.09	0.42	1.35
3	1 号	-0.32	0.53	1.16
	2 号	0.34	-0.98	0.86
4	1 号	0.96	0.21	-0.34
	2 号	0.29	-0.06	1.14

注：网络 1、2、3、4 分别为径向基函数神经网络、随机值作为初值的神经网络、遗传算法获得初值神经网络和量子遗传算法获得初值的神经网络。

1 号变压器为涿州站 2 号主变，型号为 SFPSZ-180 000/220，2002 年 2 月 25 日投运，绝缘电阻，吸收比、介质损耗因数、铁心和夹件绝缘电阻、绕组直流电阻以及套管的相关试验均合格且值明显偏于优秀，专家综合诊断为变压器状态优秀。2 号变压器水溶性酸的 pH 值为 4.2、糠醛为 0.9 mg/L、绝缘纸的聚合度为 680，属于固体绝缘明显老化的情况，专家综合诊断变压器状态为中。由表 5 可见，4 个神经网络对 2 个样本评估结果分别为优/中、良/中、中/中和优/中。针对 2 个样本，第 2、3 个神经网络评估结果中有一个是错误的，其原因是网络规模过大，没有很好的泛化能力；而径向基函数神经网络虽然评估结果均正确，但网络输出距离合理的 0/1 差距较大，评估可信度下降；本文所提网络，因具有很好的泛化能力，网络不仅评估结果正确而且距离 0/1 距离很近，结果可信。

选择三比值法和以上训练的 4 个网络针对 3 个典型故障样本进行诊断，3 个样本数据如表 6 所示。

表 6 故障变压器油中溶解气体的体积分数

Tab. 6 Dissolved gas-in-oil volume fraction of fault transformers 10^{-6}

样本	ρ_{H_2}	ρ_{CH_4}	$\rho_{C_2H_6}$	$\rho_{C_2H_4}$	$\rho_{C_2H_2}$
1 号	36.56	3.81	4.57	0.65	8.55
2 号	3547.96	94.47	5.57	49.09	73.41
3 号	455.83	258.1	5.26	121.71	367.76

以上3个样本的三比值法诊断结果分别为低能放电、高能放电、低能放电。4个神经网络输出如表7—10所示。

表7 径向基函数的神经网络输出

Tab. 7 Output of radial basis function ANNs

样本	低温	中温	高温	局放	低能	高能
1号	-2.25	0.06	-0.12	0.80	1.87	-0.91
2号	-0.51	-0.92	0.09	1.83	-0.35	1.22
2号	-0.56	-1.16	0.21	0.42	1.90	0.79

表8 随机值作为初值的神经网络输出

Tab. 8 Output of ANNs take random value as initial values

样本	低温	中温	高温	局放	低能	高能
1号	-1.23	0.26	-0.82	-0.30	2.43	-0.53
2号	3.12	-0.47	0.21	-0.89	0.65	0.72
2号	0.06	-1.16	-0.35	0.34	0.56	0.92

表9 遗传算法获得初值的神经网络输出

Tab. 9 Output of ANNs integrated with genetic algorithm

样本	低温	中温	高温	局放	低能	高能
1号	-0.52	0.20	0.42	-0.30	0.85	-0.52
2号	0.11	-1.40	0.18	-0.08	0.70	0.82
2号	0.18	-0.12	-0.87	0.12	0.34	1.32

表10 量子遗传算法获得初值的神经网络输出

Tab. 10 Output of ANNs integrated with quantum genetic algorithm

样本	低温	中温	高温	局放	低能	高能
1号	-0.02	0.11	-0.08	0.10	0.95	-0.06
2号	0.08	0.10	-0.04	0.03	-0.02	1.08
2号	-0.05	0.12	-0.07	0.06	-0.05	0.98

1号样本为保定供电公司富昌变电站1号主变,型号为SFSZ10-180 000/220,投运后,气相色谱分析数据异常,吊罩检查发现铁心拉带放电,高压绕组的垫块脱落,油箱内有异物和金属颗粒,铁心叠片松散,铁心倾斜。

2号样本为邢台供电公司隆尧220 kV站1号主变,型号为SFPSZ-120 000/220,在运行中重瓦斯保护、差动保护动作检修人员对变压器进行了吊罩检查,经过对放电痕迹仔细分析认为:放电先由a、c相出线端子内部短路,然后发展为三相短路。

3号样本为河北省电力公司永年站2号主变,型号为SFPSZ9-180 000/220,低压35 kV侧经受短路故障,吊罩发现:低压线圈辐向失稳,变形严重,绕组短路产生弧光放电。

对于第1个样本,三比值法诊断结果为低能放电,判断正确;随机值作为初始值的神经网络输出层第2个神经元距离1最近,故诊断为中温过热,判断错误,另2个神经网络诊断正确。对于其他3个样本,4个网络诊断结果都正确。三比值法针对第2个样本诊断正确,但对第3个样本诊断结果

为低能放电,而实际情况为高能放电,判断错误,这主要是因为:三比值法是针对现场大量样本进行统计同时考虑诊断规则的易用性而舍弃小概率事件获得的诊断规则,并不能很好考虑到变压器运行状态等差异性。从神经网络的输出可以发现,随机值作为初始值或遗传算法获得初始值的神经网络神经元输出距离样本期望值输出的0或1差别较大,诊断结果的可信度较低。这是因为,前3种网络难以发现全局最优解,只有网络规模够大才能收敛,4.1节已经选择了尽量小的网络规模,但这仍导致其泛化能力较差。而本文方法由于在网络规模小时能训练收敛,网络泛化能力强,输出不是很接近于1就很接近于0,诊断结果比较可靠。从使用的简易性来说,三比值法最为简单易懂,4种神经网络评估/诊断的原理均为实现映射,使用复杂性相当。

变压器是一个复杂的大系统,故障时绝缘、机械、电路、磁路等多个部分互相影响,非常复杂,仅仅根据油中溶解气体信息难以完全准确判断变压器状态和故障类型。下一步的工作应结合其他电气试验,如绕组直流电阻、绝缘电阻、介损^[19]、油中微水、局部放电^[20]、糠醛、绝缘纸的聚合度等试验以及运行历史和专家经验对变压器的状态和故障进行综合分析、互相验证,有望能进一步提高评估和诊断的准确性和可靠性。

5 结论

本文提出将量子遗传神经网络应用于变压器油中溶解气体分析,量子遗传算法有效利用了量子态和量子门操作,能有效获得多层前馈神经网络可变参数的全局最优附近的解;后续利用Levenberg-Marquardt算法能快速收敛于全局最优解,从而有效解决在网络规模较小时普通算法训练容易收敛于局部极小值的问题。本文提出的综合算法使网络的学习能力增强,针对大规模样本时也能保证收敛,同时保证了网络的较小规模,从而使训练得到的网络对学习到的诊断规则具有较好的推广应用能力,对现场多个变压器油中溶解气体数据的评估/诊断结果准确性高。

参考文献

- [1] 操敦奎. 变压器油中气体分析诊断与故障检查[M]. 北京: 中国电力出版社, 2005: 92-93.
Cao Dunkui. Analysis diagnosis and fault inspection of transformer dissolved gas-in-oil[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2005:

- 92-93(in Chinese).
- [2] 孙才新, 陈伟根, 李俭, 等. 电气设备油中气体在线监测与故障诊断技术[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 50-51.
Sun Caixin, Chen Weigen, Li Jian, et al. On-line monitoring and fault diagnosis technology of electrical equipments dissolved gas-in-oil [M]. Beijing: Science Press, 2003: 50-51(in Chinese).
- [3] 王大忠, 徐文, 周泽存, 等. 模糊理论、专家系统及人工神经网络在电力变压器故障诊断中应用[J]. 中国电机工程学报, 1996, 16(5): 349-353.
Wang Dazhong, Xu Wen, Zhou Zecun, et al. Application of fuzzy sets theory, expert system and artificial neural networks in faults diagnosis of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 1996, 16(5): 349-353(in Chinese).
- [4] 王胜财, 孙才新, 廖瑞金. 变压器色谱监测中的BPNN故障诊断法[J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(5): 322-325.
Wang Caisheng, Sun Caixin, Liao Ruijin. Monitoring transformer chromatography with BPNN fault diagnosis method[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(5): 322-325(in Chinese).
- [5] 廖瑞金, 廖玉祥, 杨丽君, 等. 多神经网络与证据理论融合的变压器故障综合诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(3): 119-124.
Liao Ruijin, Liao Yuxiang, Yang Lijun, et al. Study on synthetic diagnosis method of transformer fault using multi-neural network and evidence theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(3): 119-124(in Chinese).
- [6] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 73-74.
Yan Pingfan, Zhang Changshui. Artificial neural network and simulated evolutionary computation[M]. Beijing: Press of Tsinghua University, 2000: 73-74(in Chinese).
- [7] 周建华, 胡敏强, 周鸷. 基于共轭梯度方向的CP-BP算法在变压器油中溶解气体诊断法中的应用[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(3): 41-45.
Zhou Jianhua, Hu Minqiang, Zhou E. On the application of CP-BP algorithm for DGA NN diagnosis in power transformer [J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(3): 41-45(in Chinese).
- [8] 杨庆, 司马文霞, 蒋兴良, 等. 复杂环境下绝缘子闪络电压预测神经网络模型的建立及应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 155-159.
Yang Qing, Sima Wenxia, Jiang Xingliang, et al. The building and application of a neural network model for forecasting the flashover voltage of the insulator in complex ambient conditions [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(13): 155-159(in Chinese).
- [9] 邓宏贵, 罗安, 曹建, 等. 基因多点交叉遗传算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(24): 1-4.
Deng Honggui, Luo An, Cao Jian, et al. Application of multi-point criss-cross genetic algorithm in transformer fault diagnosis[J]. Power System Technology, 2004, 28(18): 1-4(in Chinese).
- [10] 焦嵩鸣, 韩璞, 黄宇, 等. 模糊量子遗传算法及其在热工过程模型辨识中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(5): 87-92.
Jiao Songming, Han Pu, Huang Yu, et al. Fuzzy quantum genetic algorithm and its application research in thermal process identification [J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(5): 87-92(in Chinese).
- [11] 董泽, 黄宇, 韩璞, 等. 量子遗传算法优化RBF神经网络及其在热工辨识中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(17): 99-104.
Dong Ze, Huang Yu, Han Pu, et al. Thermal process identification with radial basis function network based on quantum genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(17): 99-104(in Chinese).
- [12] 丁礼良. 量子神经网络模型及其算法研究[D]. 西安: 西北大学, 2009.
Ding Liliang. Research on quantum neural network model and its algorithm[D]. Xi'an: Northwest University, 2009(in Chinese).
- [13] Han K H. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem[C]//Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2000, 1354-1360(in Chinese).
- [14] Yang Junan, Zhuang Zhenquan. Research of quantum genetic algorithm and its application in blind source separation[J]. Journal of Electronics, 2003, 20(1): 62-68(in Chinese).
- [15] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 389-391.
Chen Baolin. Optimized theory and its algorithm[M]. Beijing: Press of Tsinghua University, 2005: 389-391(in Chinese).
- [16] 杨俊安, 庄镇泉. 量子遗传算法研究现状[J]. 计算机科学, 2003, 30(11): 13-15.
Yang Junan, Zhuang Zhenquan. Actuality of research on quantum genetic algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2003, 30(11): 13-15(in Chinese).
- [17] 李娜. 量子遗传算法及其在控制系统满意优化设计中的应用[D]. 成都: 西南交通大学, 2004.
Li Na. Quantum genetic algorithm and its application in satisfactory optimization of control system[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2004(in Chinese).
- [18] 张葛祥, 金炜东. 量子遗传算法的改进及其应用[J]. 西南交通大学学报, 2003, 38(6): 717-722.
Zhang Gexiang, Jin Weidong. Improvement of quantum genetic algorithm and its application[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2003, 38(6): 717-722(in Chinese).
- [19] 张黎, 李庆民, 王冠, 等. 基于瞬时功率变换的介损监测数字化算法[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(24): 35-41.
Zhang Li, Li Qingmin, Wang Guan, et al. Development of a digital algorithm based on instantaneous power transform for on-line monitoring of the dielectric loss factor[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(24): 35-41(in Chinese).
- [20] 程养春, 李成榕, 王伟. 用傅立叶级数消除局部放电检测中窄带干扰的研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(20): 106-111.
Cheng Yangchun, Li Chengrong, Wang Wei. Research on eliminating narrow frequency noise by Fourier series in partial discharge detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(20): 106-111(in Chinese).



高骏

收稿日期: 2010-04-09.

作者简介:

高骏(1965), 男, 博士生, 高级工程师, 主要从事高电压技术的研究, gaojun_hbdky@163.com;

何俊佳(1968), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电弧电接触、高电压与绝缘技术、脉冲功率技术。

(责任编辑 张玉荣)