

基于改进微分进化优化神经网络的电力变压器故障诊断

刘丽¹, 唐杰¹, 刘卓²

(1. 邵阳学院电气工程系, 湖南 邵阳 422000; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 提出了一种改进微分进化(IDE)与误差反向传播神经网络(BP)相结合的变压器故障诊断新方法。提出了不依赖优化问题的控制参数自适应调整策略,并动态监视种群适应度方差的变化,使IDE具有强劲的全局搜索能力,能很快地寻找到全局最优解。该算法能有效地克服常规BP神经网络权值和阈值收敛速度慢、易陷入局部极小值等缺点,实现了两种算法的取长补短。将该算法用于变压器故障诊断,并与基于其他算法的变压器故障诊断进行比较,仿真结果表明该算法具有收敛速度快、鲁棒性好、分类精度高的优点。

关键词: 微分进化; 神经网络; 电力变压器; 自适应; 混沌搜索

Fault diagnosis of power transformer based on improved differential evolution-neural network

LIU Li¹, TANG Jie¹, LIU Zhuo²

(1. Department of Electrical Engineering, Shaoyang University, Shaoyang 422000, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The proposed model combining improved differential evolution(IDE) algorithm with BP algorithm is applied to fault diagnosis of power transformer. IDE algorithm adopts adaptive control parameters according to swarms' distribution condition and dynamic monitoring changes in population fitness variance. It has a strong global searching capability and can quickly find the global optimal point. The algorithm can effectively overcome defects of conventional BP algorithm, such as the slow convergence of weight and threshold and easy to fall local minimum value. And it uses the advantages of two kinds of algorithms. It is applied in power transformer fault diagnosis. Compared with other algorithms, simulation results show that the proposed method possesses the advantages of fast convergence performance, good robustness and high classification accuracy.

Key words: differential evolution; neural network; power transformer; adaptive; chaos search

中图分类号: TM711 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)20-0106-04

0 引言

电力变压器是电力系统重要的设备,其潜伏性故障对电力系统的安全可靠运行影响很大。油中溶解气体分析(Dissolved Gas Analysis, DGA)技术是目前对油浸变压器进行故障诊断最方便、有效的手段之一,它能够较准确、可靠地发现逐步发展的潜伏性故障,防止由此引发的重大事故^[1-2]。研究表明, H₂、CH₄、C₂H₆、C₂H₄和C₂H₂五种变压器油的特征气体与故障类型有着密切关系,通过分析变压器绝缘油中这五种特征气体体积分数或比值关系,就能找出电力变压器内部存在的潜伏性故障。

近年来变压器故障诊断领域中出现了不少智能诊断方法,如人工神经网络^[3]、支持向量机^[4]、专家系统^[5]等,它们在变压器故障诊断过程中都有各自的优缺点。人工神经网络存在过拟合、收敛速度慢、易发散、权值和阈值易陷入局部极值等实际问题,这些实际问题严重影响了它的实用性。1995

年Rainer Storn和Kenneth Price提出的微分进化算法(Differential Evolution, DE)是一种实数编码的全局优化算法,它在许多优化问题中都表现出优于自适应模拟退火算法、PSO算法、GA算法的性能。DE算法在滤波器设计、神经网络参数训练、电网规划、机器人路径规划等工程领域取得了良好的应用效果^[6-9]。

本文将改进微分进化优化神经网络算法进行电力变压器故障诊断,其中应用IDE对BP神经网络的权值和阈值进行优化。

1 BP算法

BP网络物理结构由输入层、中间层和输出层组成。BP网络学习过程分为两种:正向传播和反向传播。当正向传播时,信息从输入层经隐单元层处理后传向输出层。如果在输出层得不到希望的输出,则转入反向传播,逐一修改各层神经元的权值和阈值^[10-12]。此过程不断迭代,直到误差达到预期要求。

设输入层有 M 个节点, 对应的输入向量 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_M\}$; 隐含层有 S 个节点, 对应的隐含层输出向量 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_S\}$, 输入层至隐含层的权值为 ω_{ij} , 隐含层各单元的输出阈值为 θ_j , 则:

$$Z_j = f\left(\sum_{i=1}^M \omega_{ij} X_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, S$ 。

设输出层有 N 个节点, 对应的输出向量 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$, 隐含层至输出层的权值 v_{jt} , 输出层各单元的输出阈值 γ_t , 则:

$$Y_t = f\left(\sum_{j=1}^S v_{jt} Z_j - \gamma_t\right) \quad (2)$$

式中: $t=1, 2, \dots, N$, $f(*)$ 为 Sigmoid 激活函数, 即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}。$$

2 微分进化算法及其改进

2.1 基本DE算法

2.1.1 初始化

DE算法是一种实数编码的基于种群进化的优化算法, 是一种具有强劲的全局搜索能力的算法。它与PSO方法几乎产生于同一时间, 既与PSO方法有相似之处, 也具备遗传类算法的一些特征, 所以它更像是PSO算法与遗传算法的结合。

初始种群的生成是从给定的边界约束内的值中随机选择, 覆盖整个参数空间。而种群数 N_p 一般取较大规模的维数。设第 i 个个体 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$, n 为问题解空间的维数, 初始种群 $s = \{X_1, X_2, \dots, X_{N_p}\}$, $X_i \in R^n$ 为个体的集合。一般个体向量 X_i 的各个分量按式 (3) 产生, 即:

$$x_{i,j} = x_{i,j \max} - \text{rand} * (x_{i,j \max} - x_{i,j \min}) \quad (3)$$

式中: $x_{i,j}$ 、 $x_{i,j \max}$ 、 $x_{i,j \min}$ 分别为个体向量 X_i 的第 j 个分量以及第 j 个分量的上限和下限。

2.1.2 变异

DE与其他优化算法的主要区别就在变异方式。DE变异时, 对于第 k 代的种群中随机选取3个与当前个体不同而且互不相同的个体 $x_{r_1}^k$, $x_{r_2}^k$ 和 $x_{r_3}^k$, 变异后产生的中间个体记为 v_i , 即:

$$v_{i,j} = x_{r_1,j}^k + \beta(x_{r_2,j}^k - x_{r_3,j}^k) \quad (4)$$

式中: $r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, N_p\}$ 且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$, 所以DE种群数量必须大于或等于4才能满足要求。系数 $\beta \leq 1$ 为控制微分量的参数, 这种利用随机偏差扰动产生新个体的方式可以获得一个具有非常好收敛性

质的自适应效果。

2.1.3 交叉

交叉的目的是为了增加干扰参数向量的多样性。交叉的方法是将得到的中间个体 $v_{i,j}$ 与当前个体 $x_{i,j}^k$ 进行杂交, 然后, 得到当前个体的候选个体 $z_{i,j}$, 即:

$$z_{i,j} = \begin{cases} v_{i,j}, & \text{randb}(j) \leq C_R \text{ 或 } j=q_j \\ x_{i,j}^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N_p$; $j=1, 2, \dots, n$; q_j 是从 $(1, n)$ 中随机选取的一个整数, 保证 $z_{i,j}$ 至少从 $v_{i,j}$ 中取得一个分量; $\text{randb}(j)$ 是一个针对第 j 维分量随机选取的控制参数, 交叉因子 $C_R \in (0, 1)$ 为算法参数, 它控制了选择变异个体分量值代替当前点分量值的概率。

2.1.4 选择

DE的选择模式是对交叉后的候选个体 $z_{i,j}$ 进行适应度评估, 根据评价函数值的情况来选择是否取新的个体, 即:

$$x_i^k = \begin{cases} z_i, & f(z_i) \leq f(x_i^k) \\ x_i^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

DE算法有三个控制参数: β , C_R 和 N_p 。参数 β 和 C_R 影响了搜索过程的鲁棒性和算法的收敛速度, N_p 一般取较大规模的维数。

2.2 DE算法的改进

2.2.1 控制参数的动态调整

在标准DE算法中, 参数 β 和 C_R 对种群搜索策略影响很大。当 β 较小时, 可能导致算法过早地收敛; 然而, 当 β 较大时, 可能导致算法错过局部最优。同样, 对于交叉因子而言, C_R 较小使得种群在交叉操作后产生的新个体较少, 影响算法全局搜索能力; 而 C_R 较大时, 使得种群不能较好地保持稳定, 从而降低了算法的稳定性。基于上述思想, 本文对控制参数 β 和 C_R 采用了自适应调整策略, 即:

$$\beta = \beta_{\min} + (\beta_{\max} - \beta_{\min}) \frac{\lambda}{\lambda_{\max}} \quad (7)$$

$$C_R = C_{R \min} + (C_{R \max} - C_{R \min}) \frac{\lambda}{\lambda_{\max}} \quad (8)$$

式中: β_{\max} 、 β_{\min} 分别是控制参数 β 的最大值和最小值; $C_{R \max}$ 、 $C_{R \min}$ 分别是交叉因子 C_R 的最大值和最小值; λ_{\max} 、 λ 分别是最大迭代次数和当前的迭代次数。

2.2.2 混沌搜索策略

当DE种群搜索到一定程度后, 会产生部分重叠的个体, 而过多的重叠个体会影响种群的搜索能力, 使算法整体的寻优能力大大地降低。如何处理这些

重叠的个体，使其在当前重叠点产生迁移，也是提高算法搜索能力的一个方面。由于混沌运动具有普遍性、随机性、规律性等特点，使混沌处理方法被广泛用于此类优化问题。本文根据种群中个体的分布情况，对算法中的重叠的个体将混沌状态映射到优化变量中，并把混沌运动的遍历范围同优化变量的取值范围联系起来，然后利用混沌变量进行搜索来提高算法的整体搜索能力。

Logistic映射是一个应用较为广泛的数字混沌序列，即：

$$x_{k+1} = \mu x_k(1-x_k) \quad x \in (0,1) \quad (9)$$

式中， μ 为分岔系数，其数值直接影响映射效果。取 $\mu = 4$ 且 $x \in (0,1)$ ，通过迭代可生成一个确定的混沌变量序列 $x^{(0)}, x^{(1)}, x^{(2)}, \dots$ 。图1为初始值分别为 $x^{(0)}=0.01$ 和 $x^{(0)}=0.02$ 的混沌运动轨迹。

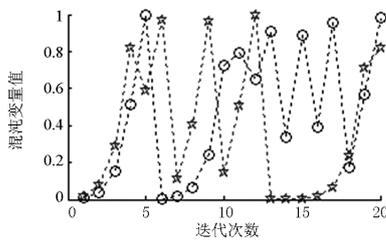


图1 Logistic混沌系统中相邻两点的轨迹
Fig.1 Motion locus of two neighboring points in Logistic chaotic system

3 IDE-BP算法的实现

从式(1)、(2)中可知，BP神经网络的输出结果受权值和阈值的影响比较大。然而，实际应用中很难预先确定合适的权值和阈值。而改进微分进化算法具有强劲的全局搜索能力。因此，本文用改进微分进化算法来优化BP神经网络的权值和阈值，使如下的均方误差（适应度函数）达到最小：

$$d = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (y_{i,j} - y_{i,j}^T)^2 \quad (10)$$

式中： $y_{i,j}$ 为网络的实际输出值； $y_{i,j}^T$ 为网络的理想输出值。

图2为IDE优化BP神经网络的过程，其具体步骤如下：

(1) 在约束边界条件下初始产生种群，即初始权值和阈值；设置种群规模 N_p ，参数 β 和 C_r 的边界值和最大迭代次数 λ_{max} 。

(2) 按式(7)、式(8)计算 β 和 C_r 的当前值，并对种群中的每个个体按式(4)和式(5)进行变异和交叉操作，计算个体的适应度并按式(6)进行选择操作来更新种群个体。

(3) 判断当前种群个体的重叠情况，对即将重叠的个体在以后的进化过程中按式(9)进行混沌映射，采用混沌搜索，并记录混沌搜索的最优点。

(4) 如果满足迭代终止条件，则输出最优的权值和阈值；否则跳至步骤(2)。

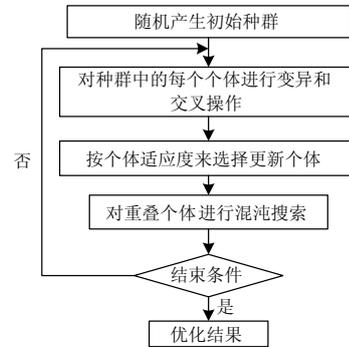


图2 IDE优化BP神经网络的过程

Fig.2 Process of IDE optimizing BP neural network

4 电力变压器故障诊断

4.1 参数设定及性能分析

电力变压器油中溶解气体分析数据在一定程度上反映故障类型，所以本文采用电力变压器油中气体 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 和 C_2H_2 体积分数百分比来判定电力变压器发生的故障类型，即神经网络输入向量为每种气体占五种气体总和的百分比。神经网络的输出为五种故障类型，即无故障 T_1 、中低温过热 T_2 （温度 $t < 700^\circ C$ ）、高温过热 T_3 （ $t > 700^\circ C$ ）、低能量放电 T_4 和高能量放电 T_5 。其中低能量放电一般指局部和比较微弱的火花放电，高能量放电一般指电弧和比较强烈的火花放电^[13]。本文收集了已明确的实验故障结果，从中选取237组能反映故障又不冗余的实验记录，其中113组作为训练样本，另外124组作为验证样本。实验中，改进的IDE参数为：种群数 $N_p = 100$ ；比例因数 β 和交叉因数 C_r 随迭代次数在区间 $(0.4, 1.2)$ 和 $(0.4, 0.9)$ 之间变化；最大迭代次数 $\lambda_{max} = 200$ ；经过反复调试后确定BP神经网络的隐含层的节点个数为12。

本文用GA-BP、PSO-BP、DE-BP和IDE-BP分别对这113组训练样本进行训练测试（如图3所示）。当GA-BP、PSO-BP、DE-BP和IDE-BP在具有相同的网络输入和期望输出时，却在迭代次数以及均方误差方面有显著的差异。GA-BP和PSO-BP迭代到某一次数后均方误差都不会发生变化；而DE-BP和IDE-BP的均方误差在整个迭代过程中都会持续地减小，且IDE-BP的均方误差减小得更快。由此可见，不论在

性能上还是在训练效果上, IDE-BP 优于 GA-BP、PSO-BP 和 DE-BP, 显示出更优的故障分类能力。

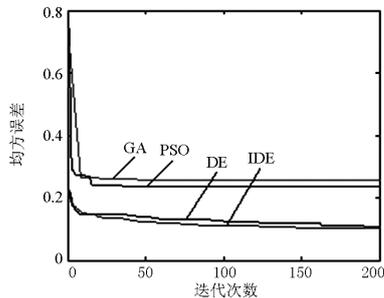


图3 GA-BP、PSO-BP、DE-BP和IDE-BP均方误差曲线

Fig.3 Mean error curves of GA-BP, PSO-BP, DE-BP and IDE-BP

4.2 故障诊断及实例分析

本文采用124组故障样本来验证网络, 用BPNN、GA-BP、PSO-BP、DE-BP和IDE-BP这五种算法进行故障诊断并比较诊断结果(见表1)。试验结果表明, IDE-BP的诊断精度高于其他四种算法。

表1 BPNN、GA-BP、PSO-BP、DE-BP和IDE-BP诊断结果比较
Tab.1 Comparison of diagnostic results among BPNN, GA-BP, PSO-BP, DE-BP and IDE-BP

算法	BPNN	GA-BP	PSO-BP	DE-BP	IDE-BP
错分个数	24	17	14	9	6
诊断精度/%	80.65	86.29	88.71	92.74	95.16

5 结论

将改进的微分进化算法与BP算法结合运用于神经网络训练中, 克服了BP算法权值和阈值易陷入局部收敛的缺陷, 实现了两种算法的取长补短。试验结果表明, 改进微分进化能够选取较优的BP神经网络权值和阈值。而将此方法用于电力变压器故障诊断, 诊断实例表明, 该方法具有较高的诊断精度, 满足电力变压器故障诊断的要求。

参考文献

[1] Lin C E, Ling J M, Huang C L. An expert system for transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1993, 8(1): 231-238.

[2] SU Q, Lai L L, Austin P. A fuzzy dissolved gas analysis method for the diagnosis of multiple incipient faults in a transformer[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(2): 593-598.

[3] 王学梅, 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(7): 12-14.
WANG Xue-mei, LI Wen-shen, YAN Zhang. Application study of BP network used in the fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(7):

12-14.

[4] 费胜巍, 苗玉彬, 刘成良, 等. 基于粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2009, 35(3): 509-513.
FEI Sheng-wei, MIAO Yu-bin, LIU Cheng-liang, et al. Fault diagnosis of transformer based on particle swarm optimization-based support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(3): 509-513.

[5] 束洪春, 孙向飞. 电力变压器故障诊断专家系统知识库的建立和维护的粗糙集方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(2): 31-35.
SHU Hong-chun, SUN Xiang-fei. A RS approach to founding and maintaining ES knowledge base for fault diagnosis of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(2): 31-35.

[6] 冯琦, 周德云. 基于微分进化算法的时间最优路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(12): 74-75.
FENG Qi, ZHOU De-yun. Time optimal path planning based on differential evolution algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2005, 41(12): 74-75.

[7] Rainer Storn. Designing nonstandard filters with differential evolution[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(1): 103-106.

[8] Chen Chong-wei, Chen De-zhao, Cao Guang-zhi. An improved differential evolution algorithm in training an encoding prior knowledge into feedforward networks with application in chemistry[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2002, 64(1): 27-43.

[9] Sandra Paterlini, Thiemo Krink. Differential evolution and particle swarm optimisation in partitioned clustering[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2006, 50(5): 1220-1247.

[10] 李学桥. 神经网络工程应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1995.

[11] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.

[12] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与MATLAB R2007实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

[13] 王财胜, 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 Cai-sheng, SUN Cai-xin, LIAO Rui-jin. Monitoring transformer chromatography with BPNN fault diagnosis method[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(5): 322-325.

收稿日期: 2009-08-28; 修回日期: 2010-07-17

作者简介:

刘丽(1984-), 女, 硕士, 主要从事电力自动化方面的研究; E-mail: liuli470929@126.com

唐杰(1975-), 男, 博士, 副教授, 主要从事电力系统谐波抑制及无功功率补偿方面的研究;

刘卓(1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为继电保护, 智能算法和智能电网。