

基于遗传算法的神经网络在发电机定子超高频局部放电模式识别中的应用

田质广¹,张慧芬²,郎立国¹

(1. 大连海事大学 自动化所, 辽宁 大连 116026;

2. 济南大学 控制工程学院, 山东 济南 250022)

摘要: 介绍了发电机定子局部放电高频在线监测系统的结构特点及对局部放电特征的提取,应用 BP 算法、自适应遗传算法 AGA 和 AGA-BP 神经网络对发电机定子超高频局部放电的三种放电类型进行了模式识别。结合 AGA 和 BP 算法各自的优点,构造了 AGA-BP 混合算法作为神经网络的学习算法。实验结果表明,AGA-BP 神经网络解决了 BP 神经网络对初始权值敏感和容易局部收敛的问题,提高了 AGA 神经网络的收敛速度、稳定性和求解质量。

关键词: 发电机; 超高频局部放电; 模式识别; AGA 神经网络算法; AGA-BP 神经网络

中图分类号: TP 389.1; TM 76 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2005)08-0043-04

0 引言

局部放电既是设备绝缘劣化的征兆,又是造成绝缘劣化的重要原因,开展局部放电检测能比较灵敏地反映设备的早期故障,因此它对于电力设备的安全稳定运行具有重要意义。局部放电检测是大型发电机绝缘状态监测的重要手段。传统的检测方法,测量频率低,易受外界干扰。局部放电超高频检测技术通过接收发电机定子局部放电发射的超高频电磁波,实现局部放电的检测和定位,检测信号的中心频率和带宽可调,抗干扰能力强。

随着对大型发电机定子局部放电研究的深入,人们对大型发电机定子局部放电的类型、发展过程已经有比较深刻的认识,大型发电机定子中的放电主要有内部放电、槽间放电、端部放电和断股放电四种,其中内部放电、端部放电和槽间放电可以归纳为局部放电,而断股放电放电形式极为强烈,已经不属于局部放电,放电的机理也和局部放电不同。不同的放电类型对绝缘的破坏作用有很大差异,因此有必要对各种放电类型加以区分。对发电机超高频局部放电自动识别系统所得的放电谱图进行模式识别,可以区分不同类型的绝缘内部缺陷。将神经网络用于局部放电模式识别大大提高了识别的可靠性和实用性^[1],目前广泛采用的是基于 BP 算法(误差反向传播算法)的多层前馈神经网络^[2]。BP 算法在局部寻优时比较成功,但也存在以下问题:对初始权值和阈值的选取敏感;容易陷入局部极小点,致使学习过程失效;算法收敛速度慢,效率低。

遗传算法是一种借鉴生物进化思想的高度并行、随机、自适应搜索算法。它从多初始点开始进行并行操作,可防止搜索过程收敛于局部最优解。自适应遗传算法(AGA)能够根据适应度的大小自适应地选取杂交概率和突变概率,在保持群体多样性的同时,保证了算法的收敛性^[3]。因此,AGA 可克服 BP 算法存在的收敛速度慢、容易陷入局部极小点的缺点。然而 AGA 同样也存在不足之处,当其搜索迅速找到最优解附近时,无法精确地确定最优解的位置,即它在局部搜索空间不具备微调能力。

本文结合 BP 算法和 AGA 算法各自的优点,构造了一种基于 AGA-BP 混合学习算法的神经网络,应用于发电机超高频局部放电的模式识别中。

1 局部放电高频在线监测系统的结构^[4,5]

在实验室建立了一套发电机定子局部放电高频在线监测系统,该系统的结构如图 1 所示。

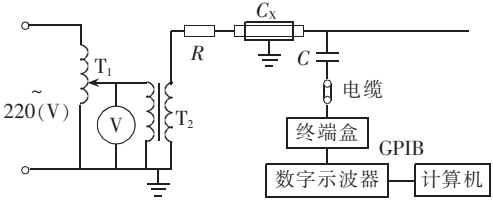


图 1 系统结构框图

Fig.1 The system structure

对上述放电方式进行测量,经过滤波和统计处理,得到各种类型的放电特征谱图 $q-\varphi$ 分布、 $n-\varphi$ 分布和 $N-Q$ 分布,根据这些谱图得到了各种类型局部放电的特征如图 2~4 所示(图(c)中 1 为负脉冲,2 为正脉冲)。

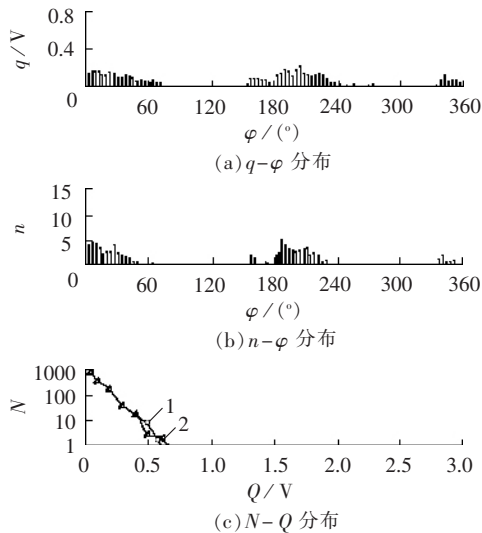


图 2 内部放电谱
Fig.2 Spectrum of interior discharge

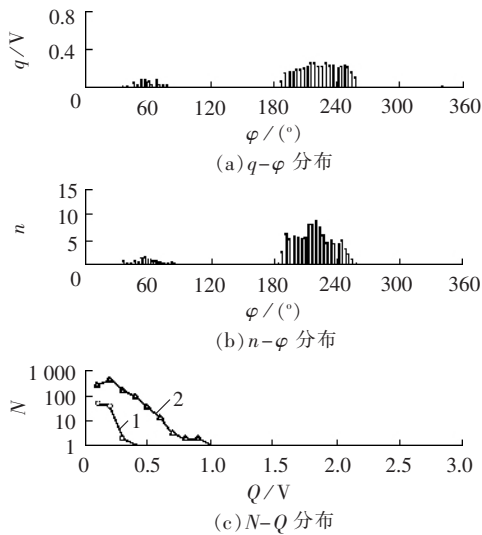


图 3 端部放电谱
Fig.3 Spectrum of end discharge

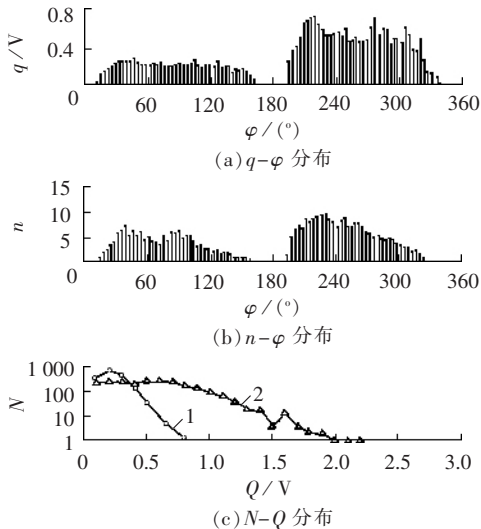


图 4 槽间放电谱
Fig.4 Spectrum of slot space discharge

从上述的试验结果可以看到,发电机定子三种

类型的局部放电具有很大的区别,可以比较容易区分开来。内部放电的幅值比较小,正负半周内的局部放电不论是放电次数还是在放电幅值的相位分布情况都大致相同,端部放电在正负半周内的局部放电的分布极其不对称,正半周内发生的放电次数很少,放电的幅值也很小,负半周内的局部放电次数很多,放电幅值也较正半周大得多,槽间放电在负半周具有幅值远大于内部放电和端部放电的脉冲,槽间放电的正脉冲的个数要大于负脉冲的个数,三种复合放电是三种单一类型的放电信号的叠加,因此复合放电带有其所包含的单一类型放电的特征,复合放电的特征主要由其所包含的具有比较大的幅值的单一类型的放电的特征决定(限于篇幅省略了复合放电图谱)。

2 局部放电特征的提取

局部放电具有明显的随机性,采用上文的超高频测量系统,对 100 个工频周期的超高频放电信号进行统计,可以得到局部放电的各种分布谱图,包括 $H_{q\max}(\varphi)$, $H_{qn}(\varphi)$, $H_n(\varphi)$, $H(q)$, $H(p)$, 它们能全面地描述局部放电的特征,可用于区分不同类型的局部放电。模式识别结果的正确与否关键在于放电信号特征的提取。采用上述三种分布谱图的统计算子作为神经网络的输入量,包括偏斜度 S_k 、突出度 K_u 、局部峰个数 P_e 、放电不对称度 Q 、相位不对称度 φ 、互相关因子 cc 和相位中值 M_n 共 37 个特征量,进行放电类型的自动识别。

3 基于自适应遗传算法 AGA 的神经网络

遗传算法是一种概率搜索算法,它是利用某种编码技术作用于称为染色体的二进制数串,其基本思想是模拟由这些串组成的群体的进化过程。其操作是从一个 n 个串的初始群体出发,对当前群体中的个体不断循环地执行选择(selection)、交叉(crossover)和变异(mutation)过程。遗传算法的程序流程图如图 5 所示。

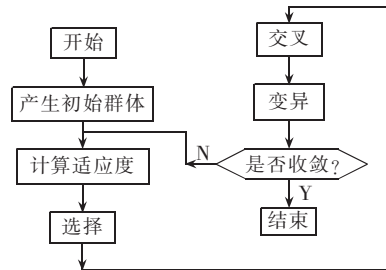


图 5 遗传算法的程序流程图
Fig.5 Flowchart of genetic algorithm

自适应遗传算法能使交叉概率和变异概率随适应度自动改变。在保持群体多样性的同时,保证遗传算法的收敛性。

AGA 神经网络就是将AGA 作为神经网络的学习算法,对神经网络的权系数和阈值进行编码,形成所谓染色体,然后模拟自然界的进化过程,对染色体进行复制、交叉以及变异操作,使染色体不断进化,最终产生代表问题最优解的染色体,再经反编码得到优化的网络权系数和阈值。

与 BP 算法不同,AGA 在网络学习过程中不采用梯度和其他辅助信息,只根据适应度的大小对神经网络权系数和阈值的编码进行遗传操作,得到最优解。要解决的主要问题是:对权系数和阈值进行编码;定义适应度函数。

遗传算法的样本编码通常采用二进制编码,同样,AGA 神经网络的权值和阈值作为遗传算法的样本,选择使用 16 位有符号二进制对其进行编码,样本的取值范围为 $[-32\ 767,32\ 767]$ 。由于人工神经网络的权值和阈值基本上在 $[-1,1]$ 区间,所以 AGA 神经网络的权值和阈值(也就是 AGA 算法的初始值)按均匀分布在区间 $[-1,1]$ 内生成。因此,将区间 $[-1,1]$ 上的值映射到 $[-32\ 767,32\ 767]$ 的整数上。设 W_{ij} 是神经网络的第 i 个神经元的第 j 个权值,则可表示为 $W_{ij}=(1001\cdots 101)\times 1/32\ 767$,式中 $(1001\cdots 101)$ 代表遗传编码。将网络的所有连接权值和节点阈值按顺序编成一串,形成一个个体。随机产生的 N 个个体形成初始群体。

对某一个体所表示的神经网络结构,计算出训练集中全部样本的实际输出与期望输出的标准差为

$$E=\sqrt{\frac{1}{M}\sum (SI-HI)^2} \tag{1}$$

式中 M 为训练集中的样本个数; SI,HI 分别为神经网络的实际输出和期望输出。

通常在神经网络中,收敛的条件是标准差越来越小;而在 AGA 算法中,评价个体优劣的适应度函数则往往是越大其被选择复制的机会也越大,故样本的实际输出与期望输出的标准差 E 不能直接用作 AGA 算法的适应度函数。因此,AGA 神经网络的适应度函数的定义为

$$F=C-E \tag{2}$$

式中 C 为常数,其值取为比最大的标准差 E 还大的一个常数。

适应度越大,网络的实际输出和期望输出的误差越小。

4 基于 AGA-BP 混合学习算法的神经网络

自适应遗传算法可以在一个复杂的、多峰的、非线性及不可微的空间中实现全局搜索,它不需要有关误差函数梯度的信息,这在很难获取这些信息的情况下具有独特的优点^[6]。但是,当在训练过程中容易获取梯度信息时,基于遗传算法的搜索方法在速度上就未必优于 BP 算法或其他基于梯度的训练

算法了。也就是说,自适应遗传算法擅长全局搜索,而 BP 算法在用于局部搜索时比较有效。为此,本文提出了 AGA-BP 混合学习算法,综合了上述 2 种算法的优点而摒弃其缺点。

在 AGA-BP 神经网络中,网络的训练分为两步:首先利用 AGA 训练神经网络,使其定位于权空间全局最优或近似全局最优的附近,然后采用 BP 算法进行局部搜索,使其迅速地收敛到最终的优化值。AGA 的作用是宏观搜索,处理的是大范围搜索问题,而 BP 算法中线性搜索过程的作用是极值局部搜索,即微观搜索,处理的是小范围搜索和搜索加速问题。混合遗传算法的基本构成框架如图 6 所示。

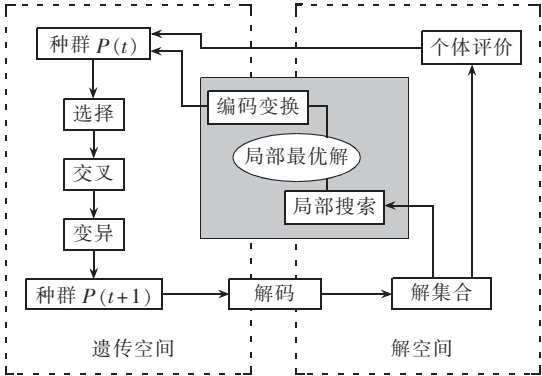


图 6 混合遗传算法构成示意图

Fig.6 Flowchart of AGA-BP hybrid algorithm

算法的具体实现描述如下:

- a. 初始化有限个数群体的染色体,并作为当前代 $P(0),t=0$;
- b. 计算 $P(t)$ 中染色体的适应度,根据适应度选择交配池内的父母染色体;
- c. 根据自适应的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 把交叉操作和变异操作应用到父母染色体,并产生下一代 $P(t+1),t=t+1$;
- d. 如果 $P(t)$ 中的染色体不满足终止条件 1,转到 b,否则转到 e;
- e. 如果满足终止条件 2,则结束,否则,用群体中适应度最大的染色体初始化网络权值, $t=0$;
- f. 按式(1)计算误差分量;
- g. 按 BP 神经网络误差公式计算并修正网络的权值;
- h. 如果满足终止条件 2,则结束,否则转到 f。

这里,终止条件 1 指的是 AGA 训练终止的条件,终止条件 2 指的是整个混合算法终止的条件。

5 超高频局部放电的模式识别及评价

对 BP,AGA,AGA-BP 神经网络选取合适的训练样本集对提高网络的识别能力十分重要。一定要合理挑选样本,以使训练样本能涵盖全部样本的变化范围,这样经训练的神经网络可以达到较高的识别率。为此,每种放电模型都有 5 个以上的样品,这些

样品的材料和结构完全相同,但尺寸等方面有一定差别;而且对同一个样品,在相同条件下采集多个样本,以确保实验结果具有良好的统计性和可重复性。最后,将多个 3 种放电模型的局部放电测量结果随机地分成两组,一组样本集用于神经网络的学习,另一组样本集不经过网络学习环节,直接用于神经网络识别,以判断网络的学习效果及推广能力。

利用学习样本集分别用 BP,AGA 和 AGA-BP 混合算法训练神经网络,一个典型的神经网络输出误差变化关系如图 7 所示(图中 e 为均方差, n 为迭代次数)。

图中 AGA 算法的一代相当于 BP 的一步,两者的计算时间也基本相同。由图 7 可以看出,要达到同样的误差精度 10^{-4} ,BP,AGA 和 AGA-BP 神经网络

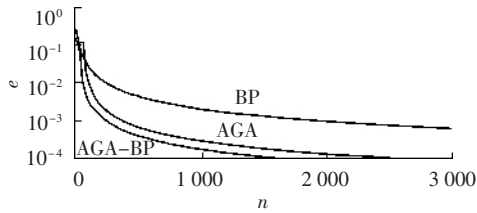


图 7 神经网络误差输出变化

Fig.7 Error outputs of three neural networks

需要的迭代次数分别为 24 141,2 716 和 1 685 次,可见 AGA-BP 神经网络较 BP 神经网络和 AGA 神经网络,在全局优化意义上能更加稳定快速地收敛。利用测试样本集分别对 BP,AGA 和 AGA-BP 网络进行测试,识别结果如表 1 所示(表中 A,B,C 分别表示内部放电、端部放电和槽间放电)。

表 1 放电类型识别结果
Tab.1 Results of PD type recognition

放电 类型	训练样本数/ 全部样本数	正确识别数/识别总数			识别率/%		
		BP-NN	AGA-NN	AGA-BP-NN	BP-NN	AGA-NN	AGA-BP-NN
A	20/50	22/30	29/30	29/30	73.3	96.7	96.7
B	20/50	27/30	30/30	30/30	90	100	100
C	20/50	26/30	30/30	30/30	86.7	96.7	100

从表 1 的识别结果可以看出,BP 神经网络的识别能力较 AGA 神经网络和 AGA-BP 神经网络偏低;同时也表明当考虑各种随机因素(电极尺寸、外施电压及各种环境因素的影响)时,BP 神经网络的推广能力和稳定性较差;更有甚者,当参数选取不当很容易陷入局部极小点,无法完成识别任务。AGA 算法的收敛速度快,训练误差小,较 BP 算法的性能有很大提高,但多次实验发现,单独的 AGA 算法对于找出全局最优解缺乏保证,也就是其局部峰值的搜寻能力不强,体现在训练后期时常出现振荡。而 AGA-BP 混合算法,综合了两种算法的优点,其收敛速度、训练误差精度和训练时收敛的可靠性都比前两种算法有较大的提高。AGA-BP 神经网络具有较高的识别率和较强的推广能力,受各种随机因素影响较小,应用范围广泛。

6 结论

a. 结合自适应遗传算法的全局收敛特性和 BP 算法局部收敛特性各自的优点,构造了 AGA-BP 混合算法作为神经网络的学习算法,并将其应用于“异或”问题,检验了 AGA-BP 神经网络的有效性。

b. 分别采用 BP,AGA 和 AGA-BP 神经网络对变压器超高频局部放电的 5 种放电模式进行识别。实验结果表明,AGA-BP 神经网络既解决了 BP 神经网络对初始权值敏感和容易局部收敛的问题,又提高了 AGA 神经网络的收敛速度和稳定性,具有较高的识别率和较强的推广能力,在发电机定子超高频局部放电的模式识别中具有较好的应用前景。

参考文献:

[1] GULSKI E,KRIVDA A.Neural networks as a tool for recognition of partial discharges[J]. **IEEE Trans. on Electrical Insulation**,1993,28(6):984-1001.

[2] XIN Yao. Evolving artificial neural networks[J]. **Proceedings of the IEEE**,1999,87(9):1423-1447.

[3] BEYER H G,DEB K. On self-adaptive features in real parameter revolutionary algorithms[J]. **IEEE Trans. on Evolutionary Computation**,2001,5(3):250-270.

[4] 王国利,郝艳捧,李彦明,等. 电力变压器典型局放模型放电脉冲的特性研究[J]. **高电压技术**,2001,27(2):5-8.
WANG Guo-li,HAO Yan-peng,LI Yan-ming,*et al.* Study on pulse current of typical PD models in power transformer[J]. **High Voltage Technology**,2001,27(2):5-8.

[5] 王国利,郝艳捧,李彦明. 变压器油中局部放电信号超高频特性的研究[J]. **电工电能新技术**,2002,21(1):49-53.
WANG Guo-li,HAO Yan-peng,LI Yan-ming. Study on ultra-high-frequency characteristics of partial discharge signals in transformer oil[J]. **Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy**,2002,21(1):49-53.

[6] 丛 爽. 神经网络模糊控制及其在运动控制中的应用[M]. 合肥:中国科技大学出版社,2001.

(责任编辑:戴绪云)

作者简介:

田质广(1969-),男,山东鱼台人,讲师,博士研究生,从事电力系统智能控制和故障诊断(E-mail:tiany9812@163.com);
张慧芬(1970-),女,山东济宁人,副教授,博士研究生,从事电力系统继电保护与控制的研究开发工作;
朗立国(1980-),男,山东聊城人,硕士研究生,从事自动控制的研究开发工作。

Application of genetic algorithm based neural network in
UHF PD pattern recognition of generator stator

TIAN Zhi-guang¹,ZHANG Hui-fen²,LANG Li-guo¹

(1. Dalian Maritime University,Dalian 116026,China;

2. Ji'nan University,Ji'nan 250022,China)

Abstract: The structural features of on-line high-frequency monitoring system for generator stator PD (Partial Discharge) is introduced,and the PD characteristics are picked up. By using BP-NN (Neural Network),AGA(Adaptive Genetic Algorithm)-NN and AGA-BP-NN,three types of ultra-high-frequency PD pattern appeared in generator stator are recognized:interior discharge,end discharge and slot space discharge. An AGA-BP hybrid algorithm based on AGA and BP algorithm is presented to train NN. Tests show that,it is not as sensitive to initial weights and easy in premature convergence as BP-NN algorithm,and enhances the convergence speed,stability and solution quality of AGA-NN algorithm.

This project is supported by Shandong Province Natural Science Fund(Y2004F15).

Key words: generator; ultra-high-frequency PD; pattern recognition; AGA-NN algorithm; AGA-BP-NN algorithm