

时、频域分析与神经网络的局部放电干扰识别*

曹洁, 谢希

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院 甘肃兰州, 730050)

摘要: 针对目前难以建立全面的识别局部放电干扰信号的问题, 本文主要是对变压器局部放电时域波形中的连续的周期窄带干扰信号和白噪声干扰信号, 从时域、频域中提取6个特征量, 设计了反向传播(BP)神经网络分类器, 实现了局部放电连续的周期窄带干扰信号和白噪声干扰信号的类型识别。仿真结果表明, 在干信比较高的情况下有较高的识别率, 此方法能辅助提高识别局部放电干扰波形的能力。

关键词: 局部放电; 干扰信号; 特征提取; 神经网络; 反向传播; 干扰识别

Abstract: Difficult to establish for the full recognition of partial discharge interference, the paper extracts six features from the time domain, the frequency domain for the continuous periodic narrowband interference signal and white noise signal to transformer partial discharge time-domain waveform. Design a back-propagation (BP) neural network classifier, achieving the type identification for partial discharge continuous periodic narrowband interference signal and white noise signal. The simulation results show that the proposed method has higher recognition rate in the case of a relatively high interference signal ration. The method can assist to improve the ability to identify a partial discharge interference waveform.

Key words: partial discharge; interference signal; feature extraction; neural network; back propagation; interference recognition

中图分类号: TP273+.1

文献标识码: B

文章编号: 1001-9227 (2013) 03-0167-03

0 引言

局部放电是检测变压器绝缘状态的重要绝缘检测试验, 局部放电检测过程中存在大量的干扰信号, 干扰信号的类型有很多种, 不同类型的干扰对局部放电检测的干扰效果迥异, 应采取的抗干扰手段也不同。因此, 在检测到干扰信号后, 识别干扰信号的类型就显得格外重要, 它是后继采取有效抗干扰手段的先决条件。

据文献[1-2]指出以前对于局部放电的干扰信号难以建立全面的识别方法, 现行之有效的方法是提高实验人员识别干扰波形的能力, 正确掌握试品放电的特征、与施加电压及时间的规律。

随着计算机与数字信号处理技术的发展, 目前对于局部放电干扰信号的识别常采用计算机进行频谱分析辅助提高识别率, 小波变换^[3]、分形理论^[4]、希尔伯特-黄变换^[5]等方法相继引入模式识别领域, 使得上述问题得到了有效的解决, 但仍然存在一些局限性。因此, 本文提出通过时域、频域分析, 对变压器局部放电检测中连续的周期窄带干扰和白噪声干扰进行特征量提取, 经过反向传播神经网络识别干扰信号类型。

1 局部放电信号和干扰信号的类型分析

据文献[6]指出局部放电测量中的干扰信号是多种多样的, 而现场的干扰信号根据其时频特征的不同按频带可分为: 窄带干扰和宽带干扰; 而按其时域波形特征可分为: 连续的周期性干扰、脉冲型干扰和白噪声干扰; 而脉冲型干扰又可进一步分为: 周期性脉冲干扰和随机脉冲干扰。脉冲干扰信号与局部放

电信号是截然不同的, 本文则主要识别连续的周期窄带干扰和白噪声干扰。

(1) 连续的周期窄带干扰

连续的周期窄带干扰的时域波形有固定的谐振频率和频带宽度, 有的频率较高, 有的频率较低(如电力系统谐波干扰)。从频域波形来看这种干扰是一些孤立的谱线, 一条谱线对应一个频率成分。连续的周期窄带干扰等效模型^[7]为:

$$p(t) = A_i \sum_{i=1}^n \sin(2\pi f_i t) \quad (1)$$

式中, A_i 为干扰幅值; f_i 为干扰频率。则本文仿真加入频率为 80kHz、160kHz、557kHz、1.2MHz; 幅值为 0.01mv 的连续的周期窄带干扰信号。如图 1 所示。

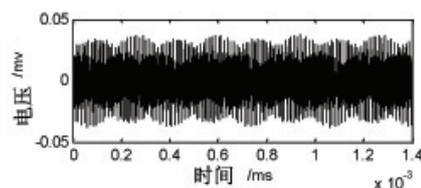


图1 仿真连续的周期窄带干扰时域波形

(2) 白噪声干扰

白噪声干扰的等效模型为:

$$\delta(t) = A_n \times \text{rand} \cdot \text{dn}(1, \text{leng} \cdot \text{th}(t)) \quad (2)$$

式中, A_n 为噪声幅值; $\text{rand} \cdot \text{dn}(\cdot)$ 为服从正态分布的随机数; $\text{leng} \cdot \text{th}(\cdot)$ 为取序列长度函数。如图 2 所示。

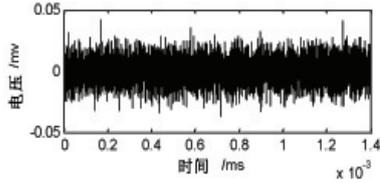


图2 仿真白噪声干扰时域波形

(3) 局部放电信号

理想的局部放电信号可以用双指数衰减振荡数学模型来等效:

$$s(t) = A(e^{-1.3t-t_0/f_c} - e^{-2.2t-t_0/f_c})\sin(2\pi f_c(t-t_0)) \quad (3)$$

式中, A 为局部放电信号的幅值; t_0 为局部放电脉冲的起始时刻; τ 为衰减时间常数; f_c 为衰减振荡频率。则本文所模拟的局部放电模型参数如表 1 所示, 相应的时域波形如图 3 所示。

表 1 局部放电模型参数

	A/mV	$t_0/\mu s$	f_c/kHz	$\tau/\mu s$
放电 1	1	50	200	4
放电 2	1	150	200	2

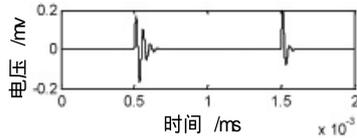


图 3 仿真局部放电信号时域波形

2 干扰信号特征提取

在特征提取前, 对信号样本进行归一化处理, 使每个样本均值为 0, 方差为 1, 防止功率差异对识别结果造成影响。

经过大量仿真实验, 选择了局部放电干扰信号较为敏感的 6 个特征值, 对连续的周期窄带干扰和白噪声干扰有较好的识别效果。

归一化频谱相似度 Q_{nss}

计算干扰信号频谱 $P_w(n)$, 并作归一化处理得:

$$P_{uw}(n) = P_w(n)/m \quad (4)$$

其中, m 为干扰信号频谱 $P_w(n)$ 的平均值。 Q_{nss} 的定义为:

$$Q_{nss} = \frac{\sum_{n=0}^{M-1} P_{uw0}(n)P_{uw}(n)}{\sqrt{\sum_{n=0}^{M-1} P_{uw0}^2(n)\sum_{n=0}^{M-1} P_{uw}^2(n)}} \quad (5)$$

其中, $P_{uw0}(n)$ 是理想的局部放电信号的归一化频谱。

功率增强因素 λ

$$\lambda = \frac{P_s}{P_d} \quad (6)$$

其中, P_s 为干扰信号的平均功率; P_d 为理想的局部放电信号的平均功率。

归一化频谱带宽 B_{uw}

干扰信号的幅度谱为:

$$R_s(n) = |R(n)| = \sqrt{R_c^2[R(n)] + I_m^2[R(n)]}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (7)$$

其中, $R(n)$ 为干扰信号解析形式的 DFT, N 为干扰信号的长度。

干扰信号的归一化频谱为:

$$R_u(n) = \frac{R_s(n)}{E[R_s(n)]} \quad (8)$$

干扰信号的归一化频谱带宽 B_{uw} 定义为:

$$B_{uw} = \frac{m_H - m_L + 1}{N} \quad (9)$$

其中, $m_L = \min_{R_u(n) > R_{th}}(n)$, $m_H = \max_{R_u(n) > R_{th}}(n)$, $0 \leq n \leq N-1$,

$R_{th} = \max[R_u(n)]/2$ 。

归一化频谱峰度 K_s

$$K_s = \frac{A_{\max}}{A_{\text{mean}}} \quad (10)$$

其中, $A_{\max} = \max(R_u(n))$; A_{mean} 为干扰信号幅度谱按幅度大小降序排列后前 $K(K < N)$ 个幅度值的平均值。

归一化频谱平坦度 δ_{pms}

$$\delta_{pms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [R_p(n) - \overline{R_p(n)}]^2} \quad (11)$$

时域峰平比 R_{pm}

$$R_{pm} = \frac{Amp_{\max}}{Amp_{\text{mean}}} \quad (12)$$

其中, Amp_{\max} 为干扰信号幅度最大值; Amp_{mean} 为理想局部放电信号幅度平均值。

最后, 将这 6 个特征一起组成特征向量:

$$C = [C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_5 \ C_6]^T \quad (13)$$

特征向量 C 将作为 BP 神经网络的输入向量, 对连续的周期窄带干扰、白噪声干扰进行分类识别。

3 BP 神经网络特征参数训练

3.1 神经网络

神经元^[8]是神经网络的基本处理单元。它是对生物神经元的简化和模拟。图 4 表示一种简化的神经元结构。从图 4 可见它是一个对输入、单输出的非线性元件, 其输入输出的关系可描述为:

$$I = \sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta \quad (14)$$

$$y = f(I) \quad (15)$$

其中, $x_j(j=1, 2, \dots, n)$ 是从其它细胞传来的输入信号, θ 为阈值, 权系数 w_j 表示连接的强度, 说明突触的负载。 $f(x)$ 称为激发函数或作用函数, 其非线性特性可用阈值型、分段线性型和连续激发函数近似。

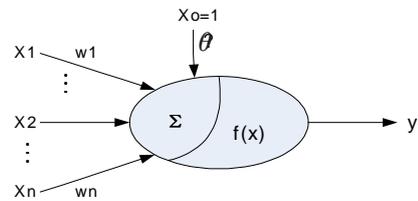


图 4 简化的神经元结构

BP 神经网络是一种多层前馈网络^[9]的误差反传播 (Error Back Propagation) 学习算法。其主要思想为: 学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时,

输入样本从输入层传入,经各隐层逐层处理后,传向输出层。若输出层的实际输出与期望的输出不符,则转入误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此误差信号即作为修正各单元权值的依据。

3.2 特征参数训练

本文设计的BP神经网络分类的各项参数为:网络层数3层(输入层、隐层、输出层);6个(特征向量维数)输入层节点;20个隐层节点;2个(信号类型数)输出层节点;激励函数的形式为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (16)$$

其中: $a = 1$ 。

本文采用3种仿真信号:不含干扰的理想局部放电信号、连续的周期窄带干扰信号和白噪声干扰信号。训练策略是:首先采用Matlab中的newff函数建立网络,其次设置训练参数,最后调用train函数训练网络。

4 局部放电干扰识别仿真实验

4.1 局部放电干扰识别框图

图5为局部放电干扰信号识别框图。首先,对所接收到的局部放电干扰信号进行预处理,包括降噪、中心化、归一化,降噪使得特征提取更精确,中心化和归一化均使特征提取计算简单、具有可比性。本算法基于时域、频域的特征提取6个特征参数。BP神经网络对特征参数进行训练从而建立干扰模型。最后将获取的干扰信号的特征参数输入已训练的神经网络即模拟BP神经网络得到输出值。将其与目标向量进行比较得到干扰类型。

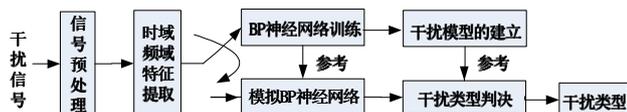


图5 局部放电干扰信号识别框图

4.2 仿真实验

从图6可以看出本算法采用的神经网络训练到目标性能函数的训练次数,可见该算法需要多次训练才能达到所要求的性能。图7、图8为在理想的局部放电信号上叠加不同干扰信号采用本算法的识别概率,具体的操作过程为:将各种干扰以不同的干信比(在监测带宽内干扰信号功率与理想局部放电信号功率之比)叠加到理想局部放电信号上,采用本算法对干扰信号进行50次识别并计算其概率。由图7、图8分析可知,连续的周期窄带干扰和白噪声干扰需要较高的干信比才能准确识别,这是由于当干信比较低的时候,其特征接近于局部放电信号因而在干信比较低的时候不能准确的识别出连续的周期窄带干扰和白噪声干扰信号。

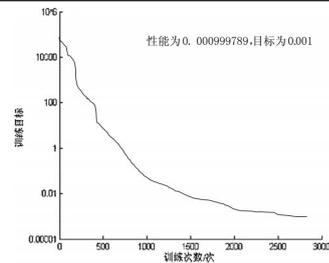


图6 BP神经网络训练性能曲线

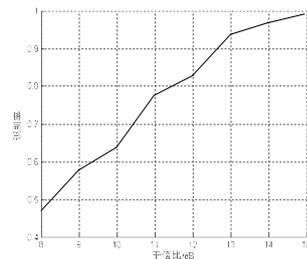


图7 连续的周期窄带干扰识别率

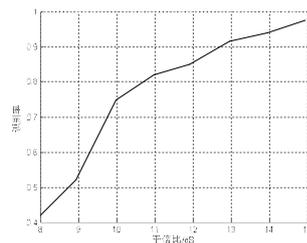


图8 白噪声干扰识别率

5 结论

基于时域、频域的特征提取方法被广泛应用于信号特征分析,而神经网络广泛应用于模式识别领域。本文将两者结合应用于局部放电检测中干扰信号的识别,着重分析了其工作原理以及算法在连续的周期窄带干扰和白噪声干扰的识别概率。该算法在干信比为13dB的情况下对连续的周期窄带干扰和白噪声干扰的识别率分别为94%和92%,但神经网络在训练时需要大量的时间,因而在特征提取的方法有待进一步改善。

参考文献

- [1] 中华人民共和国能源部,电力设备局部放电现场测量导则[Z].1992.
- [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(2):1-7.
- [3] 李新,任娅英,彭怡等.基于二元树复小波能量熵测度的局放模式识别[J].高压电器.2009, 45(6):44-48.
- [4] 肖燕,黄成军,郁惟镛等.基于小波和分形分析的GIS局部放电信号特征提取[J].电力系统自动化.2006, 30(6):66-69.
- [5] 刘双宝,吕超,于继来等.希尔伯特-黄变换在变压器局部放电脉冲识别中的应用[J].中国电机工程学报.2008, 28(31):114-119.
- [6] 赵来军.变压器局部放电在线监测中干扰的识别与抑制方法的研究[D].华中科技大学硕士学位论文.2005.
- [7] 束洪春著.电力工程信号处理应用[M].北京:科学出版社,2009.
- [8] 吴昊,张杭.基于高阶累积量与神经网络的干扰识别算法[J].军事通信技术.2008, 29(1):67-71.
- [9] 张婧,冯振明.基于神经网络和SVM的GPS干扰类型识别[J].信息与电子工程.2009, 7(5):386-389.