

# 小波网络在故障诊断中的应用研究

徐勇<sup>1</sup>, 胡德<sup>2</sup>

(1. 湖南大学电气工程系, 湖南长沙 410082; 2. 湖南省民航局, 湖南长沙 410137)

**摘要:** 为了更好地提取电器产品的故障特征信息, 提高诊断结果的可靠性和准确性, 对用于故障诊断的小波网络模型的原理及构造进行了分析研究, 并对特征向量的选取和网络功能进行了介绍。

**关键词:** 小波网络; 故障诊断; 模式识别

**中图分类号:** TM711

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1003-4897(2000)08-0013-03

## 1 引言

现代电力系统是一个日趋复杂的超大系统, 对每个设备的运行可靠性要求愈来愈高。为了及早发现各运行设备的潜伏性故障, 须对其运行状态进行诊断。并根据其关键特征数据来检测该设备在未来的状态及变化趋势。

局部放电是一种弱放电现象, 它包含了有关绝缘情况的丰富信息。对其进行综合分析, 能描述绝缘劣化, 性能下降, 介质击穿等渐变过程, 并可提前给出预警, 防止重大事故的发生。

神经网络(ANN)作为一种通用的非线性函数的逼近工具, 由于其高度的非线性和自组织、自学习能力, 在研究和应用中都取得了丰硕的成果, 已成为人工智能的一个重要分支。然而, 从函数表示的角度来看, 这类网络是一种次优网络。基于小波分析理论的小波神经网络(WNN)是近年来神经网络研究中的一个新的分支。它由神经网络和小波分解所组成。小波神经网络由于具有高度的非线性和良好的局部性特征, 弥补了传统神经网络的一些缺陷, 在非线性和非线性参数估计中得到了广泛的应用。

## 2 WNN的基本原理

### 2.1 小波变换原理与算法

在信号分析中, 变换就是寻求对于信号的另外一种表示, 使得比较复杂的、特征不够明确的信号在变换后的形式下变得简洁和特征明确。

小波变换就是采用一种特殊的函数系, 即小波函数系来逼近信号。它可分为连续小波变换和离散小波变换两种。

一个平方可积函数  $f(t) \in L^2(R)$  的小波变换可定义为:

$$Wf(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中:  $f(t)$  是基小波或母小波,  $a$  是伸缩因子,  $a > 0$ ;  $\tau$  是位移因子,  $\tau \in R$ 。

平移因子  $\tau$  反映了小波变换截取信号片段的位置, 而尺度因子  $a$  反映基小波的伸展或压缩, 当  $a > 1$  时,  $f(t)$  波形伸展, 当  $a < 1$  时,  $f(t)$  波形压缩。

多分辨分析是将信号在  $L^2(R)$  的两个正交子空间上逐级分解。每级输入被分解为低频概貌和高频细节部分。Mallat 算法的基本关系式为:

$$\left. \begin{aligned} C_{j,k} &= \sum_k h_{k-2m} C_{j-1,m} \\ D_{j,k} &= \sum_k g_{k-2m} C_{j-1,m} \end{aligned} \right\} \quad j=1, 2, \dots, J \quad (2)$$

式中:  $\{h_n\}$  是由给定多分辨分析导出的频率响应,  $\{g_n\}$  是由相应小波函数导出的频率响应。

由于小波变换独具的特点——时频局部化特征, 它正成为信噪分离的有力工具。与付立叶变换只有一种函数基不同, 小波变换在理论上有无限多种小波基, 但要根据具体问题选择小波基, 否则, 难以获得满意的效果。

### 2.2 神经网络<sup>[2]</sup>

ANN 是由大量的类似于神经元的简单处理单元广泛联结而成的网络, 网络的信息处理是由神经元之间的相互作用实现的。知识与信息的存储表现为网络元件互联间分布式的物理联接, 网络的学习与识别决定于各神经元联接权值的动态演变过程。它并非人脑神经系统的真实描写, 而只是对其简化、抽象和模拟。

前馈网络(BP)包含输入、隐含和输出层。分别由数量  $L$ 、 $M$ 、 $N$  的神经元组成, 相邻两层间都有连接, 且每个连接都对应一个权值。隐蔽层和输出层的每个神经元都有一个阈值。设各神经元受输入信号作用的激励函数为  $f(u) = 1/[1 + \exp(-u)]$ , 当输入层

接收信号  $X_i (i=1, 2, \dots, L)$  时, 隐含及输出层会有信号  $x_j (j=1, 2, \dots, M)$  及  $y_k (k=1, 2, \dots, N)$  输出, 其值分别为:

$$x_j = f\left(\sum_{i=1}^L w_{ij} x_i - \theta_j\right), y_k = f\left(\sum_{j=1}^M w_{jk} x_j - \theta_k\right)$$

其中,  $w$  为权系数,  $\theta$  为阈值, 可将阈值归算为权系数, 即令  $w_{(L+1)j} = -\theta_j$ ,  $w_{(M+1)k} = -\theta_k$ , 且添加  $x_{L+1} = x_{M+1} = -1$ , 这样可得

$$x_j = f\left(\sum_{i=1}^{L+1} w_{ij} x_i\right), y_k = f\left(\sum_{j=1}^{M+1} w_{jk} x_j\right)$$

$y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$  可能与期望输出  $T = [t_1, t_2, \dots, t_n]^T$  不一致, 可令神经网络不断学习、调整  $w$ , 最终使  $Y$  接近  $T$ 。采用反向传播算法来训练网络。设输入学习样本共  $p$  个, 分别为  $X^h$ , 相应的期望输出为  $T^h (h=1, 2, \dots, p)$ , 由输出总误差为最小, 根据梯度法, 可得权系数第  $n+1$  次的迭代公式为

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \sum_{h=1}^p (t_k^h - y_k^h) y_k^h (1 - y_k^h) x_j^h \quad (2)$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \sum_{h=1}^p \left( \sum_{k=1}^N (t_k^h - y_k^h) y_k^h (1 - y_k^h) w_{jk} x_j^h (1 - x_j^h) \right) x_i^h \quad (3)$$

式中  $\eta$  为学习速度。当输出  $Y$  与期望  $T$  的误差小于规定值时, 即认为学习过程结束。

前馈网络(BP)是目前广为使用的一种神经网络模型。由于 ANN 具有很强的自学习和映射能力, 可方便地拟合出任意复杂的非线性关系, 它已经被成功地应用于系统辨识、模式分类、特征提取和函数逼近等领域。

### 3 PD 故障诊断模型

模式识别可做为重要手段用于电器设备的故障诊断。对某类事物确定概念和范围, 给予定量和结构描述, 称之为模式。将要识别的事物与已知模式对照进行识别、归类, 称为模式识别。ANN 已广泛用于模式识别领域, 而 WNN 集中了 ANN 与 WT 两者的优点。它的应用为模式识别提供了一种新的方法, 必将推动这一领域的工作。

#### 3.1 WNN 的形式

一般而言, WNN 有两种基本形式。一种是用 WT 法对待检测信号进行预处理, 并将其处理结果形成输入向量, 输入神经网络, 其学习方法和网络结构与 BP 网络基本一样。

在离线的情况下, 利用 ANN 进行模式分类是完

全可能的, 然而在严重的干扰背景下, 因其干扰的随机性, 会给网络的学习、判断带来巨大的困难, 使误判的机率大大增加。为解决此类问题, 可充分利用 WT 法在信噪分离方面的优点, 将其作为 ANN 输入向量的预处理单元。

WNN 的另一种形式是基于 WT 法而构造出的另一类新型前馈网络。它可定义为

$$f(x) = \sum_i w_i \psi_i(x)$$

$f(x)$  是一个未知的非线性函数,  $w$  是权系数,  $\psi(x)$  是小波函数。它是以小波函数为基底的一种新型函数联接神经网络。它以小波空间作为模式识别的特征空间, 通过将小波基与信号向量的内积进行加权来实现信号的特征提取, 结合了小波变换良好的时频局域化性质及传统神经网络的自学习功能, 因而具有较强的逼近容错能力, 它已用于系统辨识和预测等方面<sup>[3~5]</sup>。

#### 3.2 WNN 的输入向量

输入向量即特征向量, 其特征参数是经 WT 后得到的模极大值和位置信息。为丰富特征向量, 可采用 WT 的重构算法, 将除去干扰后的信息还原成比较真实的放电波形传送给计算机测试系统分析, 由荧光屏所显示的  $-q-n$  谱图, 放电统计特性或脉冲波形中提取特征参数, 还可将放电时产生的超声波信号作为放电故障定位的特征参数。这些特征参数构成的输入向量称为样本。WNN 训练后应具有良好的推广性, 即能逼近样本数据所隐含的规律。在没有其它先验知识时, 反映故障特征的信息全靠从训练样本中获取。因此, 训练后网络所能达到的最佳分类效果取决于训练样本的数量和质量。

#### 3.3 WNN 的识别功能

设计了 6 种放电类型<sup>[6]</sup>: 介质中多个空穴、与电极相邻空穴、空气、SF<sub>6</sub>、油中沿面放电、空气中浮动电位放电。因有 6 种放电类型, 输出层  $N=6$ , 相应的有 6 种期望输出  $T = [t_1, t_2, t_3, \dots, t_N]^T$ 。在输出矩阵中, 只有一个元素为 1, 其余均为零, 若第  $i$  号元素为 1, 则为第  $i$  种放电类型, 由于实际模型的复杂化, 理论模型无法完全等效, 亦即所设计的放电样板无法完全包容实际放电的种类, 这样就会导致与期望输出有较大的误差。可利用专家系统的逻辑推理能力, 解决此类问题。

#### 3.4 训练仿真

在相同的输入向量的作用下, 开展下列研究工作:

WNN & ANN 关于模式识别效果的对比;不同小波基函数的 WNN 模式识别效果的对比;不同激励函数的 WNN 模式识别效果的对比;放电类型、故障点定位及介质老化速率的综合研究;用 WNN 实现 PD 故障诊断的仿真结果另文发表。

#### 4 结论

4.1. 采用 WNN 网络来实现 PD 故障诊断是可行的,它为该领域的研究提供了新的途径和方法。

4.2. 诊断方法确定后,特征参数和样本集的确定尤为重要。

4.3. 利用 WNN 法开展放电类型、故障点定位和绝缘介质老化速率的综合研究,意义重大。

#### 参考文献:

[1] 秦前清等. 实用小波分析. 西安:西安电子科技大学出版

社,1994.

[2] 谈克雄等. 用人工神经网络对电机绝缘模型放电的研究. 清华大学学报(自然科学版),1996,36(7):46~50.

[3] Pati YC and Krishnaprasad PS. Analysis and synthesis of feed forward neural networks using discrete affine wavelet transformations. IEEE Trans. Neural Networks, 1993,4(1):73~85.

[4] Zhang Q and Benveniste A. Wavelet networks. IEEE Trans Neural Networks, 1992,3(6):889~898.

[5] Zhang J and Walter G G et al. Wavelet neural networks for function learning. IEEE Trans Signal Processing, 1995,43(6):1485~1497.

[6] 谈克雄等. 基于距离的放电模式识别方法. 高压电器, 1997,33(3):3~7.

收稿日期: 1999-12-10

作者简介: 徐勇(1955-),男,硕士,副教授,主要从事电力系统过电压、电气绝缘故障诊断及数字滤波技术的研究。

### Application of the wavelet neural network in PD fault diagnosis of electrical power transformers

XU Yong<sup>1</sup>, HU De<sup>2</sup>

(1. Dept. of Electrical Engineering, Hunan Univ., Changsha 410082, China;

2. Hunan Civil Aviation Administrative Bureau, Changsha 410137, China)

**Abstract:** Based on the theories of artificial neural network and wavelet transformation, the wavelet network is proposed for PD fault diagnosis of electrical power transformer, and its structure, feature vectors and function are introduced.

**Keywords:** wavelet neural network; fault diagnosis; pattern recognition

(上接第12页)

(4) 这种算法可用于 PQ 分解法,能显著提高计算速度;

(5) 这种算法用于三相状态估计,可以对发电机节点的有功无功负荷进行估计、检测和辨识,较之牛顿-拉夫逊三相潮流算法用于三相状态估计,更能准确、全面地进行量测量的估计和不良数据的检测、辨识。

#### 参考文献:

[1] Wasley R G, Tech B Sc, Sc M, Ph D, Shlash M A, Sc M. Newton - Raphson algorithm for 3 - phase load flow. PROC IEE, 1974, 121(7).

[2] Arrillaga J, Arnold C P, Harker B J. Computer Modelling of

Electrical Power Systems. A Wiley - Interscience Pulication. 1983.

[3] Chen Tsai - Hsiang, Chen Mo - Shing, Tshio Inoue, Paul Krtas, Elie A Chebli. Three - Phase Cogenerator and Transformer Models for Distribution System Analysis. IEEE Transactions on Power Delivery, 1991, 6(4).

[4] Chen B - K, Chen M. - S, Shoultz R R, Liang C - C. Hybrid three phase load flow. IEE PROCEEDINGS, 1990, 137 Pt. C, (3).

收稿日期: 1999-12-08

作者简介: 彭世康(1972-),男,本科,主要从事电力网络分析软件(EMS部分)的研究与设计工作;王永刚(1970-),男,博士,主要从事电力网络分析软件(EMS部分)的研究与设计工作。

### A new algorithm on three-phase load flow

PENG Shi-kang, WANG Yong-gang

(Xi Electric Corporation, Xuchang 461000, China)

**Abstract:** On the Basis of a new generator model, this paper presents a new algorithm on three-phase load flow. This method has similar convergence character with Newton-Raphson method and a much more rapid calculation speed than it does. More over, this method can be used on the three-phase state estimation and gains an ideal result.

**Keywords:** three-phase; load flow algorithm; generator model