

基于小波神经网络的变压器励磁涌流和内部故障电流识别

王莉丽, 荣雅君

(燕山大学电气工程学院电力工程系, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 小波神经网络(Wavelet Neural Network)结合了小波变换及神经网络的优点,即具有良好的时频局部性质,又有较好的自学习能力和容错能力。针对变压器励磁涌流与内部故障电流的识别问题,提出了一种基于小波神经网络的解决方案,阐述了基本的思想方法和具体的算法过程,EMTP 仿真实验表明了该方案的有效性与可行性。

关键词: 小波神经网络; 励磁涌流; 变压器保护

中图分类号: TM773 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2003)07-0020-03

1 引言

变压器差动保护的核心问题是如何正确识别变压器励磁涌流和内部故障电流。因为变压器在空载合闸或外部故障切除电压恢复时,会产生较大的励磁涌流,如不加以识别,会导致差动保护的误动作。因此这个问题无论在理论研究上还是实际工程中,一直备受人们关注。

纵观大量相关文献,人们已经提出了很多解决该问题的算法。例如二次谐波制动法、间断角法、电压制动法、磁通特性原理法、等值电路法等等。二次谐波制动法原理简单,微机实现容易,但电网电压等级的提高和规模的扩大、变压器容量的增大和制造技术的提高使其面临一些问题^[1];间断角法保护硬件的成本很高;电压制动原理要求对系统阻抗有比较精确的了解;等值电路法由于需要知道变压器两侧的漏抗而无法物理实现;磁通特性原理法需要对变压器的某些参数作假设等。

此外,人们提出了很多新的变压器保护方案。文[2]利用变压器两端的电流采样值,训练一个三层前向神经网络模型,使之对变压器的励磁涌流状态和各种故障状态能够给出正确的识别,但它对于电流中的暂态高频分量无能为力;文[3]利用小波变换的局部极大值特性提取励磁涌流的间断角特征,在此基础上定性区分励磁涌流和故障电流。但根据小波变换后的结果作出是否故障的判断,对于干扰较

重的现场,可靠性较低。

近年来,小波神经网络成为人们研究的热点。它不但具有学习性、快速计算和容错能力强的优点,而且具有很好的时频分析特点。本文提出了用小波神经网络解决变压器差动保护中励磁涌流和内部故障电流的识别问题,通过仿真表明了该方法具有显著的优越性。

2 问题描述

当变压器空载或外部故障切除后电压恢复时在变压器一侧可能产生峰值很大、波形严重畸变的电流。因为在稳态工作情况下,铁心中的磁通应滞后于外加电压 90° 。如果空载合闸时,正好在电压瞬时值 $u=0$ 时接通电路,则铁心中应该具有磁通 $-\phi_m$ 。但是由于铁心中的磁通不能突变,因此,将出现一个非周期分量的磁通,其幅值为 $+\phi_m$ 。这样在经过半个周期以后,铁心中的磁通就达到 $2\phi_m$ 。如果铁心中还有剩余磁通 ϕ_s ,则总磁通将为 $2\phi_m + \phi_s$ 。此时变压器的铁心严重饱和,励磁电流剧烈增大,此电流就称为变压器的励磁涌流,波形如图1所示。它的大小和衰减时间,与外加电压的相位、铁心中剩磁的大小和方向、电源容量的大小、回路的阻抗以及变压器容量的大小和铁心性质等都有关系。表1^[4]所示的数据,是对几次励磁涌流试验数据的分析。由此可见,励磁涌流具有如下特征:

Abstract: Numerical busbar protective relay based on current differential principle with ratio restraining characteristic is used widely in the electric power system. Its setting method can't keep to the old principle indiscriminately. This paper introduces the setting principle of WMH800. Especially it analyzes the theory that how to calculate the differential setting value and the voltage interlock setting value and etc. Some reference principles for the setting calculation of numerical busbar protection is provided.

Key words: setting principle; reliability coefficient; sensitivity; busbar protection

(1) 包含有很大成分的非周期分量,往往使涌流偏于时间轴的一侧;

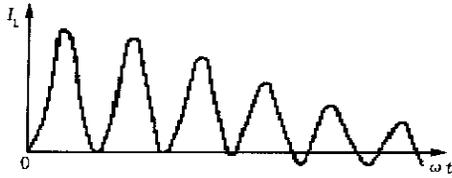


图1 励磁涌流的波形
Fig. 1 Inrush current

- (2) 包含有大量高次谐波,而以二次谐波为主;
- (3) 波形之间出现间断。

表1 励磁涌流试验数据举例

Tab. 1 The example of the data of test for inrush current

励磁涌流/ %	例1	例2	例3	例4
基本波	100	100	100	100
二次谐波	36	31	50	23
三次谐波	7	6.9	9.4	10
四次谐波	9	6.2	5.4	—
五次谐波	5	—	—	—
直 流	66	80	62	73

3 基于小波神经网络的变压器保护

3.1 小波神经网络简介

小波神经网络是小波变换和神经网络的结合,它能够将小波变换的结构完整保存在神经网络的实现中,同时小波变换中的尺度参数和位置参数作为神经网络权空间的一部分,可以自适应修正,并将这种修正通过网络完整再现。因此,小波神经网络是指神经元功能函数中含有小波或其相应的尺度函数的神经网络。

当给定小波 和尺度函数 后,一个信号 $f(t)$ 的某频段的频率分量为小波变换:

$$c_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

当给定信号的有限时间采样序列 $f(t_i) = f(i)$ ($t_i \in [t_1, t_2]; i = 1, 2, \dots, N$) 后,上式可以离散计算为:

$$c_{a,b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(i) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{a^{-1}i - a^{-1}b}{a}\right) \quad (2)$$

据此可以构建一个小波神经网络,其输入量为一个有限时间采样序列。为节约篇幅,关于小波神经网络的基础知识参见文献[5]。

3.2 小波神经网络识别原理及模型

根据小波分析理论,随着参数 a, b 的调节变化,小波变换可以实现从故障信号中提取各种不同频段的频率分量。只要取的项数足够多,由小波反变换可知,信息可以完整无缺,即形成故障暂态信号的另一种特征表示。对于变压器差动保护应满足如下要求:当变压器内部发生短路性质的故障(如高阻接地及匝间短路)时,保护装置应立即跳闸;当出现外部故障伴随很大的穿越电流时,保护装置应可靠不动作;对于正常变压器无论发生任何形式的励磁涌流和过励磁,应可靠不动作。因此,变压器保护的原理和算法主要可分为两部分:内外故障的区分和励磁涌流的鉴别。本文主要讨论的问题是后者。对于励磁涌流的鉴别就是区分涌流和内部故障电流两种情况。因此,按如下结构构建四层小波神经网络。输入层有6个节点,其值分别为变压器差动电流的非周期分量、基波含量和各次谐波含量(二次、三次、四次、五次)。两绕组和三绕组变压器的差动保护原理相同,差流值均为原边电流相量减副边电流相量。自适应小波变换层和隐含层的节点个数可在训练中动态调整。输出层为单节点,当其值为真(大于阈值)时判定为励磁涌流;反之,输出为假(小于阈值)时,判定为内部故障。

据此,小波神经网络模型如图2所示。

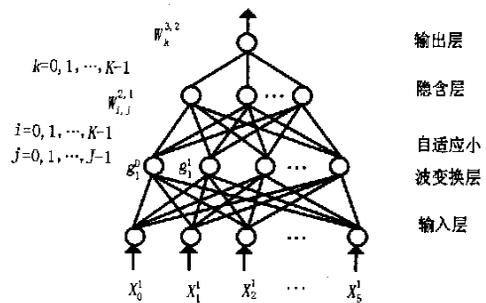


图2 小波神经网络模型

Fig. 2 Model of wavelet neural network for identification between inrush and internal fault

3.2 小波神经网络算法

对于上节提出的小波神经网络模型,根据文献[5]我们采用误差反向传播训练算法(BP算法)。当 $a > 0$ 时,信号 $f(t)$ 离散化为 $f_N(i)$,式(1)变为:

$$W f(a, b) = a^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^N [f_N(i) \psi(a^{-1}i - a^{-1}b)] \quad (3)$$

式中: N 为要分析的序列点总数; $T = (N - 1) \times \dots$, 是信号的时间窗宽度。

输入序列： $X_1 = [x_0^1, x_1^1, \dots, x_5^1]$

自适应小波变换层输出为：

$$G^1 = [g_0^1, g_1^1, \dots, g_{J-1}^1]$$

式中 J 为自适应层的总节点数。

第 k 个节点的输出为：

$$g_k^1 = (a_k^1)^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^N x_i^1 \times \overline{[(a_k^{-1}i - a_k^{-1}b_k)]} \quad (4)$$

隐含层的输入矢量为： $u = G^1 \cdot W^{2,1T}$

隐含层输出矢量： $O = f_2(u)$

网络输出为： $y = f_3(O)$
 $I = W^{3,2} \cdot O^T$

设样本 p 对应的输出误差为 $E_p = (d - y)^2$ ，则

网络各层的权值调节为：

$$\begin{cases} \Delta p = (d_p - y_p) \cdot f_3'(I) \\ \Delta w_j^{3,2} = -\Delta p \cdot O_{pj}, \quad j=0, 1, \dots, K \\ \Delta w_{ij}^{2,1} = -(\Delta p \cdot w_i^{3,2}) \cdot f_2'(u_i) \cdot g_{pj} \\ \Delta p_i = (\Delta p \cdot w_i^{3,2}) \cdot f_2'(u_i) \\ i=0, 1, \dots, K-1; \quad j=0, 1, \dots, J \end{cases}$$

式中： a 为学习步长，网络各节点的阈值被看作为输入恒为 1 的权值。

根据隐含层的“等效误差分量” Δp_i ，调整自适应层小波函数的两参数：

$$a_i^1 = a \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} \Delta p_k \cdot w_{ki}^{2,1} \right\} \cdot \frac{\partial g_i^1}{\partial a_i^1}, \quad i = 0, 1, \dots, J-1 \quad (5)$$

$$b_i^1 = a \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} \Delta p_k \cdot w_{ki}^{2,1} \right\} \cdot \frac{\partial g_i^1}{\partial b_i^1}, \quad i = 0, 1, \dots, J-1 \quad (6)$$

式中： a 为学习步长。

权空间调节中应确保参数 a 为正，小波函数的时窗中心及左右边界在被分析信号时窗内，以此来确定参数 b 的调节范围。

4 EMTP 仿真

为了使所建立的神经网络模型能够实现所要求的功能，必须以足够多的样本来对神经网络进行训练。本文的训练样本来源于电磁暂态程序 (EMTP) 的仿真计算结果。

为了使所建立的神经网络模型能够正确地进行工作，对变压器所发生的各种状态作出正确的反应，本文采用的训练样本包括变压器可能发生的多种故

障类型，如：单相接地故障、两相故障、两相接地故障及三相故障、空载合闸、空载合闸于内部故障状态等。

本小波神经网络的目的在于：在任何情况下能够准确识别励磁涌流。因此，对于励磁涌流时，设其期望输出值为 0.9；对于内部故障情况，设其期望输出值为 0.1，训练误差为 0.1。当训练结束后，应用时对于输出大于 0.5 的情况，判定为励磁涌流；反之，判为内部故障。表 2 列出了一些典型状态的小波网络识别结果。

表 2 小波神经网络识别结果

Tab. 2 Test results of WNN

故障类型 (内部故障)	期望 输出	实际 输出	逻辑判 断结果
ag	0.1	0.147	0
ab	0.1	0.182	0
abg	0.1	0.187	0
abcg	0.1	0.205	0
空载合闸	0.9	0.822	1
空载合闸于内部故障	0.1	0.239	0

5 结论

在已有成果的基础上，提出了一种用小波神经网络识别变压器励磁涌流与内部故障电流的方法。理论分析及仿真测试表明，基于小波神经网络的励磁涌流和内部故障识别方法，与传统的方法相比，响应速度及准确率都有明显提高。同时，本文为处理类似问题开创了一条新的途径。

参考文献：

- [1] 唐跃中,等. 几种变压器励磁涌流判别方法的特点及其内在联系的分析[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(9): 53 - 59.
- [2] 段玉倩, 贺家李, 贺继红. 基于神经网络方法的微机变压器保护[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(3): 190 - 194.
- [3] 焦绍华,等. 用小波理论区分变压器励磁涌流和短路电流的新原理[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(7): 1 - 6.
- [4] 贺家李, 宋从矩. 电力系统继电保护原理[M]. 北京: 中国电力出版社, 1980.
- [5] 张兆宁, 毛鹏,等. 时间序列小波神经网络在故障测距中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(6): 66 - 71.
- [6] 王旭, 王宏,等. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2000.

(下转第 53 页)

参考文献:

- [1] 罗泳光,王海云. 稳健信号处理概论[M]. 长沙:国防科技大学出版社,1987.
- [2] 周江文,等. 抗差最小二乘法[M]. 武汉:华中理工大学出版社,1995.
- [3] 张伯明. 高等电力网络分析[M]. 北京:清华大学出版社,1996.
- [4] 于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京:水利电力出版社,1995.

社,1995.

收稿日期: 2002-07-16; 修回日期: 2002-11-25

作者简介:

李响(1970-),男,博士研究生,研究方向为电力系统状态估计和运行模式分析;

刘玲群(1974-),女,工学硕士,研究方向为电能质量及供电可靠性分析;

郭志忠(1961-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为电力系统稳定、运行模式分析等。

State estimation with the least robustness square methodLI Xiang¹, LIU Ling-qun², GUO Zhi-zhong¹

(1. Harbin Institute of Technology, Harbin 15001, China; 2. Nuctech Company Limited, Beijing 100084, China)

Abstract: The study of state estimation in power systems is very important both in theoretical and practical meaning. In modern dispatch control center, state estimation is fundamental to many functions of EMS/DMS, such as tide flow for dispatchers, expected events analysis, simulation training for dispatchers, etc.. However it is difficult to get the correct realtime network states in practical Electric Network Automation, for in state estimations, the situation that a lot of bad data and topology errors exist simultaneously must be taken into account. Robustness square estimation theory pays much attention to the influence of little outlier (refer to the errors of those not in the mass) resistance to estimation. Since topology errors and bad data can be considered as network parameters with outlier and measured data separately, the least robustness square method can be used in state estimations with topology errors and bad data. As shown in the results of calculation examples, the least robustness square method has favorable outlier resistance, convergence reliability and high convergence speed. Furthermore, unlike ordinary least square methods, the least robustness square method can combine outlier resistance and state estimation in one calculation process rather than perform repeated calculations.

Key words: state estimation; bad data; topology errors; the least robustness square method

(上接第 22 页)

王莉丽(1978-),女,硕士研究生,研究方向为变压器故障诊断及微机保护;

荣雅君(1957-),女,副教授,研究方向为电力系统主设备故障诊断及保护。

收稿日期: 2002-09-03; 修回日期: 2002-12-28

作者简介:

**Discrimination between inrush current and internal fault current
of transformer based on wavelet neural network**

WANG Li-li, RONG Ya-jun

(Faculty of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: Wavelet Neural Network(WNN) shows the advantages of both the Wavelet and Neural Network, which has the characteristic of local time-frequency analysis and the capability of self-learning and error tolerance. A method based on WNN is firstly proposed in this paper, which deals with the discrimination between inrush current and internal fault current of transformer. The fundamental idea of the FNN and specific algorithm are given. The simulation results of EMTP are presented, which validate the effectiveness and feasibility of the proposed scheme.

Key words: WNN; inrush current; transformer protection