

基于人工神经网络模型的变压器保护原理

黎功华

(四川电力设计咨询有限责任公司, 四川 成都 610061)

摘要: 依据人工神经网络的逼近能力, 提出了一种基于人工神经网络模型的变压器保护新原理。该原理利用人工神经网络来逼近变压器的电磁关系, 构建可替代变压器物理模型的人工神经网络模型, 在线识别变压器的内部参数, 基于参数识别后的变压器神经网络模型实现变压器保护。EMTP 仿真实验表明, 该变压器保护方法能在故障发生后半周内识别内部故障, 故障特征明显, 动作门槛有较大裕度, 能识别变压器轻微匝间故障, 且不受励磁涌流影响。

关键词: 变压器保护; 变压器模型; 人工神经网络; 参数辨识

Transformer protection principle based on the artificial neural network model

LI Gong-hua

(Sichuan Electric Power Design & Consulting CO., LTD, Chengdu 610061, China)

Abstract: According to the approach ability of artificial neural network, a novel transformer protection based on the artificial neural network model is proposed. Adopting artificial neural network to approach the electromagnetic relation of transformer, building artificial neural network model to substitute for transformer physical model, identifying internal parameters on line, artificial neural network model based transformer protection is realized after parameter identification. EMTP simulation results demonstrate that the proposed method can recognize internal faults within a half cycle of their occurrence, with apparent fault features and less threshold value. It can discriminate low-level internal faults, without reference to the magnetizing inrush.

Key words: transformer protection; transformer model; artificial neural network; parameter identification

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)10-0026-05

0 引言

变压器保护是保证电力系统正常运行的至关重要的保护装置。长期以来, 差动保护一直是电力变压器的主保护。目前在实际系统中配置的变压器差动保护, 主要利用励磁涌流的波形特征来识别励磁涌流, 包括二次谐波制动原理^[1]、间断角原理、波形对称原理^[2]等。应用小波变换^[3]、神经网络^[4]等的励磁涌流识别方法促进了差动保护励磁涌流技术的发展。然而, 励磁涌流的波形特征受到很多因素的影响, 以励磁涌流波形特征为依据的防止励磁涌流的误动措施, 均难完全防止变压器差动保护误动。

近年来, 国内外众多保护研究者提出了多种变压器保护的新原理。大致分为三类: 一是功率差动原理^[5], 该原理通过检测变压器消耗有功的大小, 即差有功, 来判断变压器是否发生内部故障, 不再局限于励磁涌流波形特征, 是一种新的保护方案,

然而却无法避免励磁涌流带来的不利影响, 且整定不容易。二是磁通特性原理^[6], 该原理利用内部故障和励磁涌流时变压器励磁电感的变化特点, 来区分内部故障和励磁涌流情况, 很有应用前景, 但励磁电感的实际测量是困难的, 且在轻微匝间短路时灵敏度不够。三是变压器回路方程原理^[7], 该原理利用变压器回路方程, 消去变压器磁链, 得到只包含原、副边电压和电流的线性模型等式, 并利用该等式是否成立来判断变压器是否发生故障, 其原理简单明了, 但绕组漏感参数难获得, 且整定困难。文献[8]在该原理的基础上利用递推最小二乘算法进行变压器绕组漏电感参数在线识别, 然而门槛值的设定需要做动模实验, 对于小匝数故障识别的精度需要进一步改进。

变压器的电磁关系比较复杂, 要准确识别变压器绕组漏电感参数是相当困难的。神经网络具有逼近复杂系统的能力, 本文采用神经网络来逼近变压器的电磁关系, 以获取变压器的绕组电阻

和漏电感参数, 构建可替代变压器物理模型的人工神经网络数学模型, 在此基础上实现基于神经网络模型的变压器保护。

1 原理分析

1.1 变压器模型

这里以双绕组三相Yn,d型连接的变压器为例, 如图1所示。

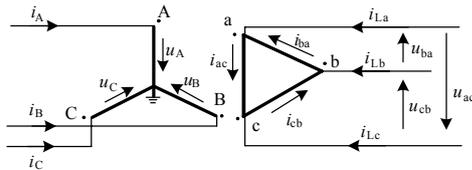


图1 Yn, d型连接的三相变压器

Fig.1 Two winding three-phase transformer with Yn, d connection

其一次侧绕组回路方程为

$$\begin{cases} u_A = r_A i_A + L_A \frac{di_A}{dt} + N_1 \frac{d\phi_a}{dt} \\ u_B = r_B i_B + L_B \frac{di_B}{dt} + N_1 \frac{d\phi_b}{dt} \\ u_C = r_C i_C + L_C \frac{di_C}{dt} + N_1 \frac{d\phi_c}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

二次侧绕组回路方程为

$$\begin{cases} u_{ac} = r_{ac} i_{ac} + L_{ac} \frac{di_{ac}}{dt} + N_2 \frac{d\phi_a}{dt} \\ u_{ba} = r_{ba} i_{ba} + L_{ba} \frac{di_{ba}}{dt} + N_2 \frac{d\phi_b}{dt} \\ u_{cb} = r_{cb} i_{cb} + L_{cb} \frac{di_{cb}}{dt} + N_2 \frac{d\phi_c}{dt} \end{cases} \quad (2)$$

式中: u , i , r , L 分别对应为原、副边三相绕组的电压, 电流, 电阻, 漏感; N 为原、副边绕组的匝数; ϕ 为原、副边绕组的互感磁通 (包括流经铁心的主磁通及与原副边绕组都匝链的等效漏互感磁通)。

考虑到绕组回路方程都是基于原、副边绕组中相电压、相电流的关系, 对于d侧相电流不能直接测量获取, 根据d侧线电流与绕组相电流的关系有: $i_{ac} - i_{ba} = i_{La}$, $i_{ba} - i_{cb} = i_{Lb}$, $i_{cb} - i_{ac} = i_{Lc}$, 以及三相绕组对称的特点, 每一相绕组的电阻、漏感值基本相等, 即 $r_A = r_B = r_C = r_1$, $L_A = L_B = L_C = L_1$, $r_{ac} = r_{ba} = r_{cb} = r_2$, $L_{ac} = L_{ba} = L_{cb} = L_2$, 可消去原、副边绕组的互感磁通 ϕ , 令 $k = N_1/N_2$, 则式(1)、

(2) 可以变换为

$$\begin{cases} u_A - u_B - k(u_{ac} - u_{ba}) = r_1(i_A - i_B) + L_1 \frac{d(i_A - i_B)}{dt} - k \left(r_2 i_{La} + L_2 \frac{di_{La}}{dt} \right) \\ u_B - u_C - k(u_{ba} - u_{cb}) = r_1(i_B - i_C) + L_1 \frac{d(i_B - i_C)}{dt} - k \left(r_2 i_{Lb} + L_2 \frac{di_{Lb}}{dt} \right) \\ u_C - u_A - k(u_{cb} - u_{ac}) = r_1(i_C - i_A) + L_1 \frac{d(i_C - i_A)}{dt} - k \left(r_2 i_{Lc} + L_2 \frac{di_{Lc}}{dt} \right) \end{cases} \quad (3)$$

对于变压器副边空载的情况 (包括空载合闸, 空载运行, 空投于故障等), 令其二次侧电流为零即可。

由于式(3)是根据变压器正常运行的模型得到的, 它们适合于除变压器内部故障外的任何情况。当变压器内部故障时, 由于变压器模型本身的内部参数发生了变化, 其式(3)将不再成立。因此可以通过判定式(3)是否成立, 来判断变压器是否发生内部故障。

1.2 基于神经网络模型的变压器保护方法

神经网络具有函数逼近能力, 可以模拟实际系统的输入输出关系, 是系统辨识的重要方法。由式(3)可知, 正常运行的变压器, 是一个电流及其导数和电压作为输入输出的未知线性模型。本文利用神经网络来逼近正常变压器的这种输入输出映射关系, 神经网络模型来替代实际变压器系统模型, 实现变压器保护。变压器系统识别方框图如图2所示。

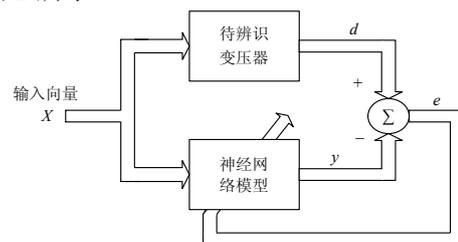


图2 变压器系统识别方框图

Fig.2 Transformer system identification

输入向量 X 为电流及其导数, d 为与之对应的实际电压输出, y 为神经网络中对输入向量 X 产生的相应输出。实际电压输出 d 与网络输出 y 之间产生一个误差信号 e , 这个误差信号调节网络的自由参数, 最终使待辨识的变压器系统的电压输出和神经网络输出在整个训练集上的平方差达到最小。

训练后的网络模型的输入输出就对应着变压器两侧三相电流电压的关系, 网络模型自由参数对应着变压器内部参数。变压器未发生内部故障时, 内部参数未发生变化, 故神经网络模型的输出和

检测到的电压相一致；变压器发生内部故障时，内部参数发生变化，网络模型输出和检测到的电压相差较大，从而根据这种差异来判断变压器是否发生内部故障。

2 神经网络模型构建

选择合适的人工神经网络模型对于保护原理的实现具有至关重要的影响。由于变压器的电流及其导数和电压存在线性关系，考虑各种神经网络的具体情况，本文选取线性神经网络来实现变压器系统的辨识。

由式(3)知，有三个变压器回路方程，故需要建立三个线性网络，net1, net2, net3。现以建立第一个回路方程对应的线性网络 net1 为例，网络输入节点数为 4，输出节点数为 1，线性神经元模型如图 3 所示，

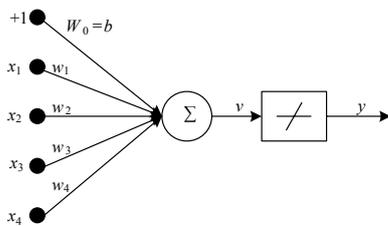


图 3 线性神经元模型
Fig.3 Linear neuron model

$$x_1 = (i_A - i_B), \quad x_2 = \frac{d(i_A - i_B)}{dt}, \quad x_3 = ki_{La}, \quad x_4 = k \frac{di_{La}}{dt}$$

$$y = \text{purelin}(v) = \text{purelin}(Wx) = \sum_{i=1}^4 w_i x_i + b \quad (4)$$

3 EMTP 仿真试验及结果分析

为了验证保护方法的可行性，用 EMTP 仿真变压器的各种工况，包括空载合闸，空投于内部故障，运行中发生内部故障，区外故障等变压器的各种运行情况，其中空载合闸和内部故障采用文献[9]提供的方法。仿真计算的 EMTP 电力系统模型如图 4。

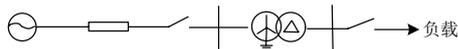
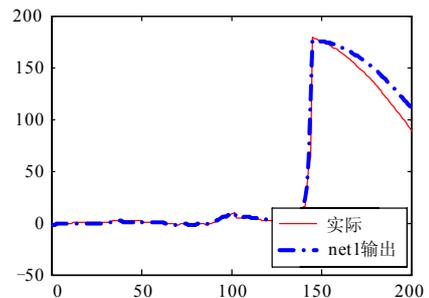


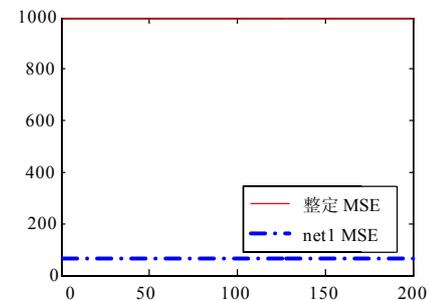
图 4 电力系统模型图
Fig.4 Power system model

正常运行时，取一周的采样数据作为人工神经网络的训练和测试数据，每周波采样 400 点。待人工神经网络模型训练测试完毕后，输入各种工况时变压器的半个周期 200 点数据进行计算，把网络模型输出和实际值相比较，使用均方误差(Mean Square Error, MSE)来描述二者差异，经过反复仿

真试验，设定 MSE 的门槛值为 $1e+3$ 。图 5~7 是几种典型工况下的 net1 输出(点线表示)和实际值(实线表示)的比较情况以及 MSE (均方误差)(实线为整定值，点线为网络值)。表 1 是各种情况下的 net1, net2, net3 的 MSE 值(其中，单相故障的故障相均为 A 相，相间故障的故障相为 A、B 相)。



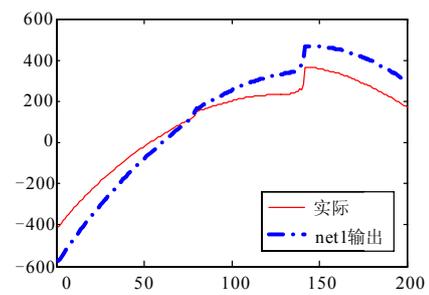
(a) Comparison of net1's output with real value



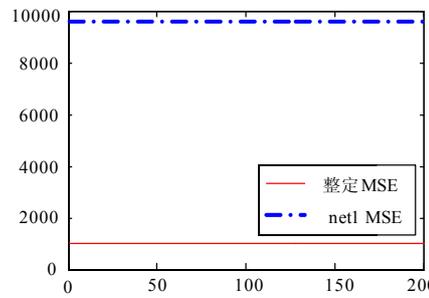
(b) MSE

图 5 空载合闸

Fig.5 Transformer energization



(a) Comparison of net1's output with real value



(b) MSE

图 6 空投于 1%匝间故障

Fig.6 Energization with 1% turn-to-turn fault

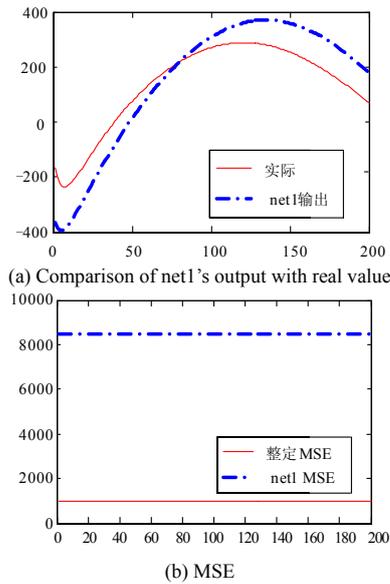


图 7 运行中 1%匝间故障

Fig.7 1% turn-to-turn fault during running

由网络模型输出与实际值相比较的图可以看出，在变压器正常时（包括励磁涌流，区外故障等），网络模型输出与实际值基本上能够重合，而变压器发生故障时，网络模型输出与实际值有明显的差异。显然，通过计算网络模型输出与实际值的误差，可以准确地判断出变压器的运行情况。

由表 1 可以看出：该原理不但能够准确识别变压器的严重故障，即使是小匝数匝间故障也能够识别，而且能够判断故障的类型。当变压器绕组发生相间故障时，3 个网络的 MSE 值都将大于阈值；当变压器绕组内部发生单相接地故障或者匝间故障时，与故障相关的 2 个网络的 MSE 值将大于阈值，而与故障相无关的 1 个网络的 MSE 值很小，而从实现故障选相，为变压器的维修带来方便。

表 1 各种运行状态下的诊断情况

Tab.1 Results of diagnosis in some kinds of states

运行状态	类型	MSE			诊断结果	序号	
		Net1	Net2	Net3			
正常	正常运行	0.001 7	0.001 6	0.001 7	正常	1	
	空载运行	1.356 9	1.054 0	1.156 6	正常	2	
	空载合闸	22.288 4	157.954 3	87.255 6	正常	3	
空投于故障	区 间	1%	8.137 3e+3	155.583 1	6.764 5e+3	故障	4
		5%	3.082 3e+4	156.752 4	2.795 6e+4	故障	5
		9%	5.270 9e+4	167.987 5	4.895 6e+4	故障	6
	单相接地	单相接地	3.082 3e+4	156.752 4	2.795 6e+4	故障	7
		相间故障	2.221 0e+6	9.996 5e+3	1.940 3e+6	故障	8
运行中故障	区 间	1%	7.534 1e+3	0.001 1	7.534 0e+3	故障	9
		5%	2.936 1e+4	6.874 4e-04	2.936 7e+4	故障	10
		9%	5.053 7e+4	6.938 0e-4	5.054 6e+4	故障	11
	单相接地	单相接地	2.936 1e+4	6.874 4e-4	2.936 7e+4	故障	12
		相间故障	6.724 2e+4	1.681 2e+4	1.681 0e+4	故障	13
区外故障	单相接地	12.545 7	3.144 9	3.130 8	正常	14	
	相间故障	46.295 9	30.409 9	4.321 4	正常	15	

4 结论

(1) 基于神经网络模型的保护方法从内部参数的变化出发，抛弃了传统的对励磁涌流与故障电流的区分，摆脱了励磁涌流的影响。

(2) 大量仿真实验结果表明，相比于以往文献中通过内部参数变化出发的保护方法，本文提出的

保护方法无须直接计算内部参数，就能够识别变压器内部故障，具有灵敏度高，速度快等优点。

(3) 以往文献中利用神经网络进行故障分类的保护方法，常常因励磁涌流和故障电流的样本难以完全得到而致使方法失效。本文提出的保护方法，依据神经网络的逼近能力，在线识别变压器的内部参数，构建可替代变压器物理模型的人工

神经网络数学模型, 基于参数识别后的变压器人工神经网络模型实现变压器保护。

参考文献

[1] Guzman A, Zocholl S, Benmouyal G, et al. A current-based solution for transformer differential protection part I: problem statement [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2001, 16: 485-491.

[2] 焦邵华, 刘万顺. 区分变压器励磁涌流和内部短路的积分型波形对称原理[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19 (8): 35-38.
JIAO Shao-hua, LIU Wan-shun. A novel scheme to discriminate inrush current and fault current based on integrating the waveform [J]. Proceeding of the CSEE, 1999, 19 (8): 35-38.

[3] 焦邵华, 刘万顺, 刘建飞, 等. 用小波理论区分变压器的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): 1-5.
JIAO Shao-hua, LIU Wan-shun, LIU Jian-fei, et al. A new principle of discrimination between inrush current and fault current of transformer based on wavelet[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19 (7): 1-5.

[4] 段玉倩, 贺家李, 贺继红. 基于人工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.
DUAN Yu-qian, HE Jia-li, HE Ji-hong. Computerized transformer protection based on artificial neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 1998, 18 (3): 190-194.

[5] Yabe K. Power differential method for discrimination between fault and magnetizing inrush current in transformer [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus

and Systems, 1983, 102 (11): 3624-3629.

[6] Phadke A G, Thorp J S. A new computer-based flux-restrained current-differential relay for power transformer protection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1997, 12 (3): 1109-1118.

[7] 王增平, 徐岩, 王雪, 等. 基于变压器模型的新型变压器保护原理的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23 (12): 54-58.
WANG Zeng-ping, XU Yan, WANG Xue, et al. Study on the novel transformer protection principle based on the transformer model [J]. Proceeding of the CSEE, 2003, 23 (12): 54-58.

[8] 郝治国, 张保会, 褚云龙, 等. 基于等值回路平衡方程的变压器保护原理[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10): 67-72.
HAO Zhi-guo, ZHANG Bao-hui, CHU Yun-long, et al. Study on transformer protection principle based on equivalent circuit equilibrium equation[J]. Proceeding of the CSEE, 2006, 26 (10): 67-72.

[9] 王雪, 王增平, 徐岩. 电力变压器励磁涌流和故障电流的仿真研究[J]. 高压电器, 2003, 39 (6): 11-13, 16.
WANG Xue, WANG Zeng-ping, XU Yan. Research on simulation of magnetic inrush and fault current for power transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2003, 39 (6): 11-13, 16.

收稿日期: 2009-07-07; 修回日期: 2009-08-12

作者简介:

黎功华 (1982-), 男, 硕士研究生, 从事变电站电气设计. E-mail: ligha@126.com

(上接第25页 continued from page 25)

[4] Ren H, Zhao H S, Mi Z Q, et al. Power system fault diagnosis modeling techniques based on encoded Petri nets[C].//IEEE power engineering society general meeting. Montreal(Canada): 2006.

[5] ZHU Y L, HUO L M, LU J L, et al. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2006, 21 (2): 634-637.

[6] 翁汉琨, 毛鹏, 林湘宁. 一种改进的电网故障诊断优化模型[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (7): 66-70.
WENG Han-li, MAO Peng, LIN Xiang-ning. An improved model for optimizing power system fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31 (7): 66-70.

[7] WEN F S, CHANG C S. A new approach to time constrained fault diagnosis using the TABu search

method[J]. Journal of Engineering Intelligent System, 2002, 10 (1): 19-25.

[8] 焦李成, 杜海峰, 刘芳, 等. 免疫优化计算、学习与识别[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
JIAO Li-cheng, DU Hai-feng, LIU Fang, et al. Immune optimization, the learning and recognition[M]. Beijing: Science Press, 2006.

[9] 张葛祥, 李娜, 金炜东, 等. 一种新量子遗传算法及其应用[J]. 电子学报, 2004, 32 (3): 76-79.
ZHANG Ge-xiang, LI Na, JIN Wei-dong, et al. A novel quantum genetic algorithm and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32 (3): 476-479.

收稿日期: 2009-07-03; 修回日期: 2009-08-09

作者简介:

祝志慧 (1975-), 女, 博士, 讲师, 主要从事故障诊断研究. E-mail: zzhlsx@sohu.com