

基于小波神经网络的无刷同步发电机旋转整流器故障诊断研究

梁杉¹, 刘念², 岳良顺³

(1. 四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065; 2. 四川大学测试与控制工程学院, 四川 成都 610065)

摘要: 无刷励磁系统中旋转整流器因工作环境恶劣, 发生故障时故障信息难以提取, 因而故障诊断一直是一个难点, 成为制约该励磁方式发展的障碍之一。针对大型无刷汽轮发电机故障诊断需要, 提出应用小波神经网络对旋转整流器故障进行诊断, 通过对旋转整流器的故障信号的频谱分析, 提取故障信息频域特征量作为学习样本, 通过训练使构建的小波神经网络能够准确反映频谱特征量和故障之间的映射关系, 从而准确对故障进行诊断。提出了比较精确的数学模型, 提高了旋转整流器故障的诊断能力和诊断的准确性。

关键词: 小波神经网络; 旋转整流器; 故障诊断

Abstract: The fault diagnosis of rotary rectifier is always difficult because of its hard working conditions and inconvenience of fault information extraction, thus it is becoming one of the obstacle of the development of brushless excitation system. According to fault diagnosis of large brushless generator, a new method using wavelet neural network is proposed to be applied in fault diagnosis. By analyzing the spectrum of fault information, the fault information spectrum eigenvalue is extracted to be the study sample. After the wavelet neural network is trained with the sample, it can express the relationship of spectrum eigenvalue and fault precisely, therefore the diagnosis is done accurately. Precise mathematics model is proposed, and the ability and accuracy of fault diagnosis of rotary rectifier are improved.

Key words: wavelet neural network; rotary rectifier; fault diagnosis

中图分类号: TM311 文献标识码: A 文章编号: 1003-6954(2008)03-0051-03

20 世纪 60 年代就已经发展起来采用无刷励磁的同步发电机, 无刷励磁系统取消了滑环和碳刷, 消除了火花和噪声, 使用和维护比较简单, 提高了运行的可靠性。但是旋转整流器要承受离心力和电力作用, 故障发生率比较高, 而且与外界没有直接的电联系, 因而故障难以检测和诊断^{[1]-[5]}。采用小波网络的分析法对无刷励磁系统进行故障分析, 可以有效提高故障的诊断能力。

小波分析法因其基函数能够自动伸缩和平移, 在时域和频域都有良好的分辨能力, 可以有效地应用于随机信号的分析, 成为了故障诊断领域信号处理的有力工具, 小波神经网络是近年来发展起来的一种数学方法, 它将小波变换良好的时频域局部化特性和神经网络的自学习能力相结合, 具有很强的逼近能力、容错能力和模式识别能力^[6]。以 Morlet 小波基做为激励函数的小波神经网络对旋转整流器故障信号进行分析, 并建立了故障在线实时检测所需的总体系统结构。

1 小波神经网络基本算法

小波网络实际上是用非线性的 Morlet 函数取代了传统的非线性 Sigmoid 函数, 因为 Morlet 函数为余弦调制的高斯小波, 有时域频域同时分辨率高的特点^[7]。其信号表述是将选取的小波基进行线性叠加实现。

设输入层单元数为 L , 第 n 个样本的输入为 $X^n = \{x_i^n\}, i=1, 2, \dots, L$; 输出层单元数为 S , 网络的输出为 $Y^n = \{y_k^n\}, k=1, 2, \dots, S$; 对应的目标输出为 $D^n = \{d_k^n\}, n=1, 2, \dots, N$ (N 为样本总数), 隐含层单元数为 M , 第 j 个小波单元输出到第 i 个输出节点的权值函数为 W_{ij} ; 输入层第 i 个节点到隐含层第 j 个节点的权值函数为 $h\left(\frac{i-b_j}{a_j}\right)$, $h\left(\frac{i-b_j}{a_j}\right)$ 实际上是一个含有尺度因子 a_j 和平移因子 b_j 的小波函数, 其母小波表达式为 $h(t) = \cos(1.75t)\exp(-t^2/2)$; 从而小波神经网络的模型可以表示为:

$$Y_i^p = \sigma \left[\sum_{i=1}^m W_{ij} \sum_{k=1}^l x_k^p h \left(\frac{i-b_j}{a_j} \right) \right], i=1, 2, \dots, S \quad (1)$$

式中 $\sigma(u)$ 为 Sigmoid 激活函数。

$$\text{定义误差函数为 } E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^S (d_k^n - y_k^n)^2 \quad (2)$$

给小波网络提供多组输入数据,通过共轭梯度法不断调整权值函数,以实现误差最小化。并求得 W_{ij} , a_j , b_j 的修正。

E 对各参量的梯度:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^S \sum_{i=1}^l (d_k^n - y_k^n) \sigma' (u_k^n) x_i^n \cdot \cos$$

$$(1.75 t_i') \exp(t_i'^2/2)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^S \sum_{i=1}^l (d_k^n - y_k^n) \sigma' (u_k^n) x_i^n W_{ij}$$

$$[1.75 \sin(1.75 t_i') \exp(-t_i'^2/2) / a_j + \cos(1.75 t_i')$$

$$\exp(-t_i'^2/2) t_i' / a_j]$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^S \sum_{i=1}^l (d_k^n - y_k^n) \sigma' (u_k^n) x_i^n W_{ij}$$

$$[1.75 \sin(1.75 t_i') \exp(-t_i'^2/2) / a_j + \cos(1.75 t_i')$$

$$\exp(-t_i'^2/2) t_i' / a_j]$$

在最小化过程中为加速收敛,引入步长因子 η 和动量因子 α , 最终求得迭代过程中的修正公式为:

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) - \eta_w(n) \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} + \alpha \Delta W_{ij}(n)$$

$$a_j(n+1) = a_j(n) - \eta_a(n) \frac{\partial E}{\partial a_j} + \alpha \Delta a_j(n)$$

$$b_j(n+1) = b_j(n) - \eta_b(n) \frac{\partial E}{\partial b_j} + \alpha \Delta b_j(n)$$

式中 $n-1$, ΔW_{ij} , $\Delta a_j(n)$, $\Delta b_j(n)$ 为 n 次与 $n-1$ 次迭代变化量。

当 E 小于设定值时,误差满足系统要求。迭代停止,训练结束。

2 旋转整流器故障诊断的模型构建

2.1 旋转整流器的故障诊断

无刷励磁同步发电机转子旋转整流器工作状态的在线实时监测需要转子侧旋转整流器的相关信息。由于同步发电机转子取消了滑环和电刷,转子侧旋转整流器的常见故障波形特征(故障特征)的提取无法直接完成。一种获取转子旋转整流元件故障特征的方法是直接采用与同步发电机同轴旋转的交流励磁机的定子励磁线圈作为探测线圈,其优点是省去了设计、安装和维护专用探测线圈的工作,而且便于现场

采集信号数据,同时转子信号较强,且含转子故障信息量大^[8]。

在交流励磁机定子励磁线圈上并联电容 C1 和 C2,交流励磁机转子电枢电流产生的电枢磁场必然切割其定子励磁线圈,并感应电势,然后通过电容 C1 和 C2 分压,只需采集带有转子故障信息的电容两端的电压波形,进行频域分析,分解出不同幅值的各次谐波分量,作为故障诊断信号。经过处理送交小波网络进行诊断^{[9][10]}。

2.2 网络系统结构

根据旋转整流器的结构和经常发生的故障确定网络的输出端对 3 相旋臂是否出现了故障进行识别,若出现故障则输出为 0.9,正常工作则输出 0.1,故输出结点为 3 个。网络输入层有 6 个神经元分别对应感应到的基波到 6 次谐波故障信息。隐含层有 15 个单元。

2.3 网络训练

训练样本的选择对于故障识别的准确性来说是一个很关键的问题,训练数据既要使网络易于识别,又要涵盖尽可能多的故障类型以增强网络对不同故障的适应能力^[11]。在大型电机厂的试验中,用惠普数字分析仪从交流励磁机的定子上收集了一组故障数据,共 24 个故障样本,作为网络训练的样本集。训练之前必须对原始数据进行预处理,在每组样本中选取幅值最大的作为本组数据的基值 1,其他谐波与基值的比值作为本次谐波的训练分量值。这样可以有效的表达各次谐波所占的比例^[12]。训练样本如表 1 所示。

设定目标误差的平方和为 0.01,训练到 365 步收敛。训练结束后对其中 5 组故障数据进行识别,最终网络的输出结果如表 2 所示。

从输出结果可以看出,本文构建的小波网络训练后的输出数据与目标结果差别很小,故障识别准确,抗干扰能力和联想能力强,不受故障类型变化的限制。可以满足旋转整流器故障诊断的需要。

3 结论

同步发电机旋转整流器发生故障时,交流励磁机电枢电流的大小和波形都会发生变化,引起电枢磁场的变化,并在定子绕组中感应一系列的谐波电势,感应出的谐波电势能准确反映旋转整流器的工作状

表1 训练样本和对应故障

样本集	定子信号的各次谐波分量						故障类型		
	基波	2次谐波	3次谐波	4次谐波	5次谐波	6次谐波	A臂故障	B臂故障	C臂故障
1	0.29	0.09	0.22	0.12	0.25	1.00	0.1	0.1	0.1
2	0.58	1.00	0.35	0.15	0.26	0.11	0.1	0.9	0.1
3	1.00	0.56	0.53	0.32	0.24	0.14	0.9	0.9	0.1
4	1.00	0.87	0.61	0.21	0.14	0.09	0.1	0.9	0.1
5	1.00	0.22	0.28	0.35	0.27	0.15	0.9	0.9	0.1
6	0.14	1.00	0.07	0.26	0.27	0.45	0.9	0.1	0.1
...
24	1.00	0.87	0.44	0.21	0.28	0.15	0.9	0.9	0.9

表2 检测数据和实际输出结果

	检测数据						目标结果			实际输出结果		
1	0.19	0.06	0.07	0.04	0.26	1.00	0.1	0.1	0.1	0.096	0.098	0.092
2	1.00	0.31	0.62	0.39	0.24	0.12	0.9	0.9	0.9	0.942	0.952	0.938
3	0.58	1.00	0.35	0.15	0.26	0.11	0.1	0.9	0.1	0.089	0.909	0.096
4	1.00	0.22	0.28	0.35	0.27	0.15	0.9	0.9	0.1	0.904	0.913	0.089
5	0.14	1.00	0.07	0.26	0.27	0.45	0.9	0.1	0.1	0.988	0.120	0.101

况^[13]。构建小波网络对谐波电势进行分析,能准确辨别旋转整流器各桥臂是否处于故障状态,方便旋转整流器的维护和修理,有效提高了旋转整流器故障的检测和诊断水平^[14]。

参考文献

[1] 渭河发电有限公司. 1999年生产技术组织措施计划 1999.3.

[2] 程道来,等. 国内电站故障诊断系统的现状及发展方向[J]. 动力工程, 1999, 19(1): 53-57.

[3] 周克毅,邵爱菊等. 国外电站性能监测与诊断概况[J]. 动力工程, 1999, 19(1): 58-63.

[4] 龚春英,严仰光. 旋转整流器式无刷交流发电机转子故障可诊断性研究[D]. 南京:南京航空航天大学.

[5] 侯新国,夏立,吴正国,赵永玲. 基于小波和神经网络的异步电机转子故障诊断方法研究[J]. 数据采集与处理, 2004, 19(1): 32-36.

[6] 付家才,姜喆. 小波变换技术在电机故障诊断中的应用[J]. 黑龙江科技学院学报, 2006, 16(6): 350-355.

[7] 彭文季,罗兴铸. 基于小波神经网络的水电机组震动故障诊断[J]. 水力水电学报, 2007, 26(1): 124-129.

[8] 刘念. 旋转整流器故障的神经网络识别[J]. 电力系统自动化, 1998, 22(10): 31-35.

[9] 王海田,刘念,冉立,党晓强,刘靖. 无刷同步发电机故障实时诊断[J]. 中国测试技术, 2003, 1(1): 14-18.

[10] 刘念,谢驰. 无刷同步发电机旋转整流器故障检测新方法研究[J]. 电工技术杂志, 2000, 6(8): 16-19.

[11] 姚云波,夏立. 基于神经网络的感应电机故障诊断分类决策方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2004, 12(1): 24-29.

[12] 刘念,谢驰. 无刷励磁同步发电机旋转整流器故障的模糊神经网络诊断[J]. 继电器, 2003, 31(8): 8-12.

[13] 沈艳霞,纪志成,袁世鹰. 电机故障诊断的人工智能方法综述[J]. 微特电机, 2004(2).

[14] 陈宇锋. 无刷励磁机旋转二极管非导通检测系统故障分析[J]. 江西电力, 2004, 29(4): 34-38.

作者简介

梁杉(1979-),男,研究生,研究方向:电机与电器故障诊断。

刘念(1956-),男,博士,教授,研究方向:电力设备状态监测、故障诊断新技术。

岳良顺(1983-),男,研究生,研究方向:电机与电器故障诊断。

(收稿日期:2008-04-10)