

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

刘念^{1,3}, 谢驰²

(1. 四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065; 2. 四川大学测控工程系, 四川 成都 610065;
3. 重庆大学电气工程学院, 重庆 400044)

摘要: 模糊神经网络是模糊逻辑与神经网络相结合而构成的, 具备模糊技术和神经网络技术的优点, 应用于电力系统故障诊断中, 是一种使用方便的人工智能处理系统。基于模糊神经网络对无刷励磁同步发电机旋转整流器故障诊断进行研究。经过训练后的模糊神经网络, 在对旋转整流器故障进行诊断时, 有较高的准确性和有效性。

关键词: 无刷励磁; 整流器故障; 模糊神经网络

中图分类号: TM31 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897-(2003)08-0008-03

1 引言

无刷励磁技术彻底解决了大容量或超大容量同步发电机励磁电流过高所带来的一系列集电环电刷问题, 保证大型发电机组能够长期连续运行。目前, 越来越多的大型无刷励磁发电机组在电力系统中运行, 但是无刷励磁同步发电机组中的转子旋转整流器是无刷励磁系统中最为重要的环节, 必须确保其工作在正常状态。对整流器故障首先要分清故障性质, 进行不同的处理:

(1) 整流元件开路故障为缓变故障, 可以作为故障诊断的对象, 并通过保护装置适时动作切除开路故障。

(2) 对整流元件短路故障, 首先应考虑保护动作, 要求保护装置尽快动作切除短路故障。因为短路故障可能在数秒或数分钟内烧毁绕组, 没有足够的时间完成故障诊断处理。

因此, 当旋转整流器任何桥臂上的功率二极管发生故障(开路), 监控保护系统就应该正确定位诊断是哪一组桥臂发生故障, 并迅速给予预警与保护控制, 实现大型无刷励磁同步发电机组转子旋转整流器的预知性维护。

本文针对这种问题, 采用了模糊神经网络识别技术, 对无刷励磁同步发电机组转子旋转整流器故障建立诊断模型。模糊规则的建立是通过神经网络BP学习算法实现的, 从而建立了高精度定位诊断系统, 不仅扩大了诊断旋转整流器病态的范围, 而且提高了故障诊断的定位精度。

2 故障诊断信号提取

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(一般指开路故障)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, 提取过程由图1所示。

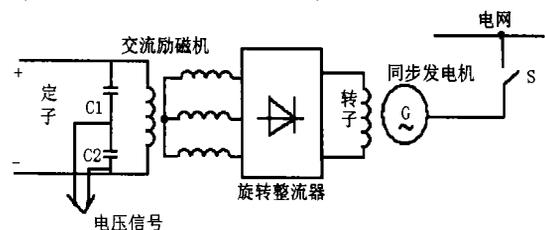


图1 定子励磁回路提取转子故障信息

Fig. 1 Stator excitation loop obtaining fault information of rotor

在交流励磁机定子励磁线圈上并联电容 C_1 和 C_2 , 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 C_1 和 C_2 分压, 只需采集带有转子故障信息的电容 C_2 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, 作为人工智能故障诊断信号。

设电容 C_2 两端的电压信号波 $U_c(t)$ 的周期为 T , 由傅立叶级数展开为

$$U_c(t) = A_0 + \sum_{k=1}^{\infty} [A_k \sin(k\omega t) + B_k \cos(k\omega t)] \quad (1)$$

式中: $\omega = 2\pi f$ (或 $2\pi/T$), f 为交流励磁机电枢电流的基波频率。

$$\text{而} \begin{cases} A_0 = \frac{1}{T} \int_0^T U_c(t) dt \\ A_k = \frac{2}{T} \int_0^T U_c(t) \sin(k\omega t) dt \\ B_k = \frac{2}{T} \int_0^T U_c(t) \cos(k\omega t) dt \end{cases} \quad (2)$$

且有 $E_k = \sqrt{A_k^2 + B_k^2}$, $\varphi_k = \arctg(B_k/A_k)$, 因此,

$$U_c(t) = A_0 + \sum_{k=1}^{\infty} E_k \sin(k\omega t + \varphi_k) \quad (3)$$

由于傅立叶级数分解计算要进行大量的加减、乘除运算,故采用具有一定精度的复化梯形积分公式,式(2)傅立叶级数系数表达式为:

$$\begin{cases} A_0 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} U_c(t_i) \\ A_k = \frac{2}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} U_c(t_i) \sin(k\omega t_i) \\ B_k = \frac{2}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} U_c(t_i) \cos(k\omega t_i) \end{cases} \quad (4)$$

其中: N 为在一个信号周期内的采样点数。

3 故障诊断模型

交流励磁机的定子磁极线圈受静止励磁整流装置和磁极铁心饱和的影响,使电容 C_2 两端电压波形信号的信噪比加大。通过建立模糊神经网络的人工智能故障诊断模式,校正无刷励磁同步发电机转子旋转整流器故障信号的失真度,从而提高了故障诊断的定位精度。由于神经网络理论模拟生物神经元的作用方式和结构,通过训练将学习信息保留,从而描述过程特性。模糊逻辑系统可表示为模糊基函数的展开式,神经网络的本质可视为一些函数的线性组合。模糊神经网络作为具有学习算法的逻辑系统,在电力系统中得到广泛应用。

研究表明,交流励磁机定子外接电容 C_2 两端的电压波形信号频谱特性与无刷励磁同步发电机转子旋转整流器工作状态具有一定的对应关系,当转子旋转整流器发生故障时会引起电容 C_2 两端的电压波形信号频谱特性的改变,利用神经网络的学习和记忆功能可以提取不同工况下磁极电容电压 $U_c(t)$ 波形信号的频谱特性与转子旋转整流器故障的非线性关系,建立一种模糊逻辑规则。由于规则考虑了交流励磁机的定子磁极线圈受静止励磁整流装置和磁极铁心饱和的影响,模糊诊断系统具有较高的可

靠性。因此,可以利用神经网络的学习算法对模糊诊断系统进行训练,实现模糊神经网络的参数辨识。

模糊神经网络由输入层、模糊推理层和输出层组成。输入模糊化函数取为高斯型隶属函数:

$$f_{ij} = \exp \left[- \left(\frac{x_i - m_{ij}}{\sigma_{ij}} \right)^2 \right] \quad (5)$$

模糊推理层节点个数可由样本进行聚类得到,亦可根据实际要求调整以满足精度要求。 σ_{ij} 、 m_{ij} 、 σ_{ij} 分别与模糊推理层的节点相对应。输出函数可表示为:

$$f(x) = \sum_{j=1}^m f_{ij} \exp \left[- \left(\frac{x_i - m_{ij}}{\sigma_{ij}} \right)^2 \right] \quad (6)$$

对输出函数式(6),诊断模型的确定问题可转化为误差方程:

$$e = [f(x) - Y]^2 / 2 \quad (7)$$

取得最小值,由 BP 算法可得各参数的学习算法分别为:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \frac{\partial e}{\partial w_{ij}} \quad (8)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \frac{\partial e}{\partial w_{ij}} \quad (9)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \frac{\partial e}{\partial w_{ij}} \quad (10)$$

其中:

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ij}} = [f(x) - Y] \cdot \prod_{k=1, k \neq i}^n \frac{(x_i - a_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ij}} = [f(x) - Y] \cdot \prod_{k=1, k \neq i}^n \frac{(x_i - a_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}$$

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ij}} = [f(x) - Y] \cdot \prod_{k=1}^n w_{ij}$$

基于神经网络 BP 算法,学习过程的参数修正按式(8)、(9)、(10)对系统网络的参数进行训练,则可确定基于模糊神经网络的故障诊断系统,如图 2 所示。

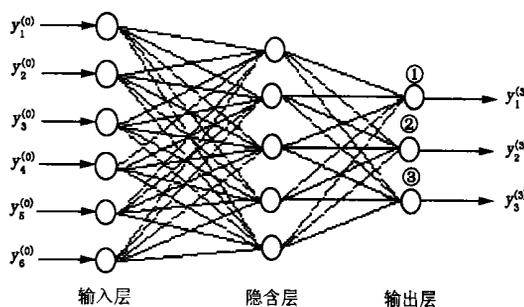


图 2 故障诊断的模糊神经网络

Fig. 2 Fuzzy neural network model of fault diagnosis

在图2中,输入层有6个神经元,其输入信号是 $\{y_1^{(0)}, y_2^{(0)}, \dots, y_6^{(0)}\}$,分别为交流励磁机定子外接电容 C_2 两端的电压 $U_c(t)$ 波形信号的基波、2次谐波、3次谐波、4次谐波、5次谐波和6次谐波的相应值;隐含层为模糊推理层,共设有5个神经元;输出层有3个神经元,输出结果为 $\{y_1^{(3)}, y_2^{(3)}, y_3^{(3)}\}, \{y_1^{(3)}, y_2^{(3)}, y_3^{(3)}\}$ 则能够对无刷励磁同步发电机转子旋转整流器的8种工作状态进行准确诊断。根据模糊神经网络S型函数的特点,设置旋转整流器故障模糊神经网络的诊断输出 $\{y_1^{(3)}, y_2^{(3)}, y_3^{(3)}\}$ 分别是(0.1, 0.1, 0.1), (0.1, 0.1, 0.9), (0.1, 0.9, 0.1), (0.1, 0.9, 0.9), (0.9, 0.1, 0.1), ..., (0.9, 0.9, 0.9)的诊断期望值。

4 故障诊断实例

从一台360 kW无刷励磁同步发电机的交流励磁机定子外接电容 C_2 两端采集了旋转整流器的8种运行工况数据,如表1所示。设反映同步发电机旋转整流器运行工况的集合为 Q ,

$$Q = \{P_1, P_2, P_3, \dots, P_8\}$$

其中: P_1 为旋转整流器正常运行; P_2 为A相正组(A^+)臂开路故障; P_3 为A相负组(A^-)、B相正组(B^+)两臂开路故障; P_4 为B相正组(B^+)臂开路故障; P_5 为A相负组(A^-)、B相正组(B^+)两臂开路故障; P_6 为A相正负组(A^+, A^-)两臂开路故障; P_7 为A相负组(A^-)、B相正组(B^+)和C相负组(C^-)三臂开路故障; P_8 为A相负组(A^-)、B相正组(B^+)和C相负组(C^-)三臂开路故障。

表1 数字分析仪测量的原始数据

Tab.1 Initial data obtained from the digital analyser

样本模 型矢量	定子信号 $E(t)$ 的谐波分量的原始值					
	基波	2次谐波	3次谐波	4次谐波	5次谐波	6次谐波
P_1	7.92	2.64	6.16	3.52	7.04	28.6
P_2	15.22	22.52	8.02	4.14	1.61	1.12
P_3	31.61	9.11	7.12	10.12	7.22	4.22
P_4	21.22	22.21	9.23	6.22	4.56	2.67
P_5	38.28	8.36	10.56	13.22	8.79	4.84
P_6	5.32	43.05	7.64	10.27	10.11	4.22
P_7	31.08	21.02	2.14	4.08	8.19	2.41
P_8	16.24	13.11	11.18	5.71	7.12	1.16

基于图2所示的模糊神经网络故障诊断系统,

对360 kW无刷励磁同步发电机旋转整流器的8种运行工况进行故障诊断,诊断结果如表2所示。

表2 模糊神经网络输出的诊断结果

Tab.2 Diagnosis results of fuzzy neural network

实际运 行状况	模糊神经网络诊断输出			诊断 结果
P_1	0.096	0.097	0.095	P_1
P_2	0.085	0.095	0.920	P_2
P_3	0.095	0.905	0.089	P_3
P_4	0.094	0.939	0.895	P_4
P_5	0.910	0.089	0.095	P_5
P_6	0.926	0.087	0.909	P_6
P_7	0.919	0.947	0.093	P_7
P_8	0.893	0.907	0.904	P_8

注: 、 、 表示输出层三个神经元的编号。

5 结束语

大型同步发电机旋转整流器发生病变时,将引起交流励磁机电枢磁场随之变化,并在交流励磁机定子磁极线圈中感应出一系列谐波电势,此谐波电势能反映出转子旋转整流器的运行工况。因此,本文介绍了模糊神经网络系统在大型同步发电机旋转整流器故障诊断中的应用,结果表明所建立的诊断模型具有良好的诊断效果。

参考文献:

- [1] El-Sharkawi M A, Marks R J. Location of Winding Shorts Using Fuzzified Neural Networks[J]. IEEE Trans. On Energy Conversion, March 1995, 10(1): 140-146.
- [2] Wood J W, Hindmarch R T. Rotor Winding Short Detection [J]. IEEE Proceedings, 1986, 133(33): 181-189.
- [3] 王士同. 模糊神经网络及应用程序设计[M]. 上海: 上海科技文献出版社, 1998.
- [4] 达夫勒 P J, 得曼 J. 电机的状态监测[M]. 姜建国, 史家燕, 译. 北京: 水利电力出版社, 1992.

收稿日期: 2002-12-04; 修回日期: 2003-02-08

作者简介:

刘念(1956-),男,教授,博士研究生,主要从事电气设备运行监测和故障诊断技术研究;

谢驰(1956-),女,副教授,主要从事测控技术与智能仪器研究。

电网谐波测量方法评述

金雄飞, 乐秀璠

(河海大学电气工程学院, 江苏 南京 210098)

摘要: 谐波测量在电力系统中有重要的地位和作用。针对目前国内外学者提出的一些谐波测量原理、方法进行了分类和评述, 指出了这些方法的原理、性能、以及应用场合, 并对这些方法的优缺点进行了比较。最后对谐波测量方法的发展趋势和研究动向提出了看法。

关键词: 谐波测量; 傅立叶变换; 瞬时无功功率; 小波分析; 神经网络

中图分类号: TM71 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2003)08-0011-04

1 引言

近年来, 由于电力电子技术的飞速发展, 各种电力电子变流装置在电力系统、工业、交通及家庭中的应用日益广泛, 谐波造成的危害日益严重, 影响了供电的质量, 对电力设备的危害尤其严重, 主要表现为: 过负荷和发热, 增加介质应力和过电压, 干扰和危害以及破坏电子设备和保护控制设备的性能和正常工作^[1]。因而, 在谐波存在的情况下如何测量功率和谐波电流等有关电气量, 既是一个非常实际的问题, 也是一个基础的理论问题。谐波问题包括畸变波形的分析方法、谐波源分析、谐波的影响及危害、电网谐波潮流计算、谐波测量及有谐波时各种电流量的测量方法及手段、谐波补偿和抑制、谐波限制标准等问题^[2]。谐波测量是谐波问题的一个重要组成部分, 也是研究分析谐波问题的主要依据和出发点。

本文对目前一些常用的谐波测量方法, 根据测量原理的不同, 分成以下几类: (1) 基于傅立叶变换理论; (2) 基于瞬时无功功率理论; (3) 基于小波变换理论; (4) 基于神经网络理论。同时, 对这些方法的原理、性能、特点、局限性进行了分析讨论。

2 基于傅立叶变换的测量方法

采用傅立叶级数对非正弦连续时间周期函数进行分析是谐波分析的最基本方法。实际上经常把连续时间信号的一个周期 T 等分成 N 个点, 在等分点进行采样而得到一系列离散时间信号, 然后采用离散傅立叶变换(DFT) 或快速傅立叶变换(FFT) 的方法进行谐波分析^[1,3], 最终得出所需要的谐波电流。使用此方法测量谐波, 精度较高, 功能较多, 使用方便, 是当今应用最广泛的一种方法, 其缺点是需要一定时间的电流值, 且需要进行两次变换, 计算量大, 需花费较多的计算时间, 从而使得该检测方法具有较长时间的延迟, 检测的结果实际上是较长时间前的谐波电流, 实时性不好。而且在采样过程中, 当采样频率不是信号频率的整数倍时, 使用该方法会产生频谱泄漏现象和栅栏效应, 使计算出的信号参数(即频率、幅值和相位) 不准确, 无法满足准确的谐波测量要求, 因此必须对算法进行改进。

文献[4]利用加窗插值算法对 FFT 的结果进行修正, 使之应用于电力系统谐波测量中。文中给出了不同的窗函数(如矩形窗、海宁窗、哈明窗、布莱克曼窗、布莱克曼窗—哈里斯窗等) 的插值算法。布莱

Diagnosis of fuzzy neural network for rotating rectifier faults of generators with brushless excitation

LIU Nian^{1,3}, XIE Chi²

(1. Electric Information College, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. Department of Measurement & Control Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 3. Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Fuzzy neural network, which is a convenient artificial intelligent processing system, is made up of fuzzy logic and neural network. It has the merits of fuzzy technology and neural network technology. So this kind of diagnosis system can be used widely in diagnosing fault in power system. The fuzzy neural network of detecting the fault conditions of rotating rectifiers in synchronous generators with brushless excitation is studied in this paper. The paper introduces how to use the fuzzy neural network recognizing the faults to construct the diagnosis model so that the ability of diagnosing the faults has been increased effectively.

Key words: brushless excitation; rectifier fault; fuzzy neural network