

# 基于免疫算法的无刷励磁发电机 旋转整流器故障诊断

刘念<sup>1</sup>, 谢驰<sup>2</sup>, 王涛<sup>3</sup>, 陈实<sup>1</sup>, 孙克金<sup>1</sup>, 周步祥<sup>1</sup>, 冉立<sup>1</sup>(1. 四川大学 电气工程系, 四川 成都 610065; 2. 四川大学 测控工程系,  
四川 成都 610065; 3. 四川电力工业调整试验所, 四川 成都 610016)

**摘要:** 在大型发电机的无刷励磁系统中, 旋转整流器承受着强大的离心力和电磁作用, 故障发生率相对较高。采用旋转整流器故障时交流励磁机旋转电枢产生的谐波磁场在其定子励磁线圈中感应谐波电势的电磁特性, 从中提取旋转整流器故障信号波形。运用傅里叶分解故障信号波形, 对故障信号波形的特征值进行编码处理, 并用免疫算法中的反向选择算法对傅里叶分解后的故障特征值进行计算, 完成旋转整流器的故障诊断。利用人工免疫的反向选择算法, 对一台 15 kW 无刷励磁同步发电机旋转整流器的短路与开路故障进行仿真诊断。仿真结果表明, 基于免疫系统反向选择机制的人工免疫算法, 与傅里叶分解算法相结合, 进一步提高了无刷励磁同步发电机旋转整流器故障诊断的准确率, 可达 95% 以上。

**关键词:** 人工免疫系统; 反向选择算法; 旋转整流器; 故障诊断

中图分类号: TM 341

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2007)05-0032-04

## 0 引言

由于无刷励磁方式取消了有刷励磁中的滑动接触部分和机械整流部分, 从而具有无摩擦火花、维护简单和可长期连续运行等许多优点, 因此在大中型同步发电机中应用越来越多<sup>[1-3]</sup>。在无刷励磁系统中, 核心部分就是旋转整流器, 其主要由整流元件(二极管或晶闸管)、旋转盘、励磁调节器等组成。为了保证无刷励磁系统能正常工作, 必须保证旋转整流器工作在正常状态, 而且在其发生故障时, 能够快速且准确地诊断出故障类型<sup>[4-10]</sup>。

无刷励磁发电机旋转励磁系统结构十分复杂, 系统运行干扰源多<sup>[11-13]</sup>。针对该复杂性的问题, 采用自然界免疫系统抗干扰的功能对无刷励磁发电机旋转整流器故障诊断是非常有效的<sup>[14]</sup>。

作为一个复杂的自然防御体系, 免疫系统的主要功能是识别进入体内的外界物质(例如病毒)和发生变异的体细胞(例如癌细胞), 并把它们从人体内部清除。外来物质和变异体细胞被称为抗原, 由免疫系统产生并用于杀死抗原的物质被称为抗体。免疫系统具有 2 个主要优点<sup>[15]</sup>。

a. 它是一个分布式系统。其检测模式是分布式的, 它可以快速适应新的环境, 能够自我学习, 而且还能随着环境条件的改变而改变。

b. 具有记忆能力。当免疫系统消灭抗原后, 产生记忆细胞, 当与该抗原相似的抗原出现时, 系统就能快速产生相应的抗体, 而且其记忆能力能够自我

组织调整, 记忆的内容可按地址寻找。因此, 抗原能被同样的抗体所标识。当有多种抗原出现时, 系统有很强的抗干扰能力, 能产生正确的抗体。

基于人工免疫系统的自我学习机理中的反向选择机制, 提出一种新的无刷励磁发电机旋转整流器故障诊断方法。当无刷励磁发电机的旋转整流器发生故障时, 通过实时监测电流和电压信号波形发生的改变, 利用人工免疫的反向选择算法对这些故障信号波形进行分析处理, 可以确定旋转整流器发生的故障类型。

## 1 故障信号提取

如图 1 所示, 1 套无刷励磁发电机组主要由 1 台大型同步发电机、1 台交流励磁机和旋转整流器组成, 交流励磁机和旋转整流器相连, 旋转整流器向大型同步发电机提供励磁电流。因此, 整流系统是连接大型同步发电机和交流励磁机的关键部分, 确保该系统工作在稳定可靠状态十分重要。

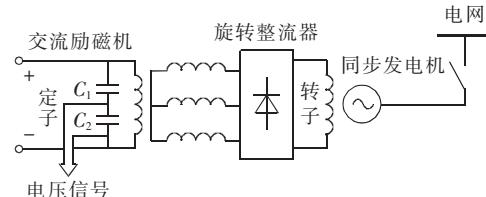


图 1 定子励磁回路提取转子故障信息

Fig.1 Stator excitation loop for fault information extraction

利用一个电容分压器, 旋转整流器故障信号可以从交流励磁机的定子励磁绕组中提取出来。然

后,利用傅里叶级数对提取的故障信号进行傅里叶分解,分解后的故障信号波形可以看成是由不同的谐波组成。经过频率分析处理后,不同谐波的振幅一般是不同的,而且振幅的值可以从傅里叶分解中得出。因此,最后就可以利用反向选择算法对这些不同的振幅值进行分析,从而达到故障诊断的目的。

经过傅里叶变换后,从交流励磁机的定子励磁绕组中提取出电压信号可以表示为

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

$$\omega = 2\pi f = 2\pi/T \quad (2)$$

$$E_k = \sqrt{A_k^2 + B_k^2}, \quad \varphi_k = \arctan(B_k/A_k) \quad (3)$$

对式(1)进行数值积分变换,则  $A_0$ 、 $A_k$  和  $B_k$  可以用下式表示:

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

在式(4)中, $N$  是一个周期中的采样信号数,当旋转整流器故障的电压信号数据被预处理后,借助微处理器,利用反向选择算法对预处理后的信号进行分析,就可以诊断出旋转整流器发生的故障类型。

## 2 故障诊断方法

自然免疫系统主要由 2 种淋巴细胞组成,分别是 B 细胞和 T 细胞。T 细胞在胸腺中产生,有些 T 细胞能和身体自身蛋白质发生反应,这些 T 细胞被消灭,称为不成熟的 T 细胞,剩下的都是不能和自身蛋白质发生反应的 T 细胞,它们都是成熟的。成熟的 T 细胞在体内不断循环,而且只和外来蛋白质进行反应,因此它们就可以区分自己和非己物质。反向选择算法有 3 个主要过程。

**a.** 定义一个由有限字符串组成的集合  $S$ ,每一个字符串可以是一段程序、数据文件或者行为模式等。这个集合  $S$  称为自我集,当中的字符串就是需要被保护的目标。

**b.** 随机产生一个检测集  $R$ , $R$  也是由有限字符串组成的集合,但每一个字符串都不能和自我集  $S$  中的任何字符串相匹配。

**c.** 不断地将自我集  $S$  中的字符串和检测集  $R$  中的字符串相比较,如果出现  $S$  中的字符串与  $R$  中的字符串相匹配的现象,就可以确定  $S$  集发生了变化,这就意味着受到保护的目标发生错误或出现异常。

反向选择算法是受到反向选择机理的启发,其主要特点在于当利用该算法检测异常时,并不需要先验知识,但是该算法也有一些局限性。首先,该算法只能检测自我集  $S$  是否发生了变化和出现异常情况,可是无法确定  $S$  中发生的是何种变化,出现何种异常。这意味着使用没有经过改进的反向选择算法进行故障诊断时,只能发现受检测体是否发生故障,却无

法确定故障类型。但是,在故障诊断中,不仅需要知道系统是否发生故障,还需要及时确定故障类型。其次,当受到保护的自我集合  $S$  中的字符串变长时,检测集  $R$  中的检测器数目将会成指数率增加,这将会产生大量的无用检测器,同时会显著降低检测速度。

需要受到监测保护的目标是无刷励磁发电机的旋转整流器,这代表受保护目标只有 1 个,因此自我集  $S$  中的有限字符串只有 1 个。在正常工作条件下,使用一个电容分压器,旋转整流器的电信号可以从交流励磁机的定子励磁绕组中获得,经过傅里叶级数展开处理后,信号可以类似式(1)表示。但是,在实际应用中, $k$  取一个有限值已经足够了,因此,经过傅里叶展开的信号可表示如下:

$$E_0(t) = A_{00} + \sum_{k=1}^n E_{0k} \sin(k\omega t + \varphi_{0k}) \quad (5)$$

其中  $n$  是有限值,可根据实际情况和要求设定。

设  $\{A_{00}, E_{01}, E_{02}, \dots, E_{0n}\}$  为  $E_0(t)$  的特征值。然后依次对这些特征值进行单独编码。当然,编码模式不是唯一的,可以根据实际情况和要求,灵活选择合适的编码方法。最后,这些编码完的特征值按顺序组成一个字符串,这个字符串就组成自我集  $S$ ,也就代表需要受到监测和保护的目标——旋转整流器。

旋转整流器故障类型可以用集合  $W$  表示,如下所示:

$$W = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m\} \quad (6)$$

式中  $m$  表示可能发生的故障类型总数; $Y_i$  ( $1 \leq i \leq m$ ) 则表示第  $i$  类故障。

因为反向选择算法只能检测出旋转整流器是否发生故障,却无法确定故障类型,因此需要对该算法进行一定的改进。

为同时能够确定故障类型,检测集  $R$  就不能随机产生了。每一种故障类型用下式表示:

$$E_i(t) = A_{i0} + \sum_{k=1}^n E_{ik} \sin(k\omega t + \varphi_{ik}) \quad (7)$$

式(7)中, $E_i(t)$  表示当故障类型  $Y_i$  发生时,经电容分压器提取出的旋转整流器故障信号。而  $\{A_{i0}, E_{i1}, E_{i2}, \dots, E_{in}\}$  就成为  $E_i(t)$  的特征值。

和  $E_0(t)$  类似,对  $\{E_1(t), E_2(t), \dots, E_m(t)\}$  进行编码,编码过程和格式是一样的。从而在检测器集  $R$  中就产生了  $m$  个字符串,即  $m$  个检测器。当然,必须保证一个检测器只能对应一种故障类型,这可以通过选择合适的编码方式实现。在旋转整流器的状态监测和故障诊断系统中,实时地将自我集  $S$  中字符串与检测集  $R$  中的检测器相比较,如果  $S$  中的字符串与  $R$  中的某个检测器相匹配,就可以确定旋转整流器出现异常和发生故障,同时根据匹配的检测器所对应故障类型就可以判明出现的故障类型,所以使用反向选择算法能对无刷励磁发电机组的旋转整流器进行故障诊断。

## 3 故障诊断仿真

大型无刷发电机组的故障诊断系统主要由信号

提取、数据处理和故障诊断部分组成。

- a. 在交流励磁机定子励磁回路中提取故障信号。
- b. 对采集到的故障信号进行消噪和傅里叶级数处理。
- c. 利用改进的免疫算法对故障信号进行故障诊断。

对无刷励磁同步发电机的旋转整流器故障运行状态进行分析, 旋转整流器可能出现的 7 类运行故障如下:

- $Y_1$  正常运行;
- $Y_2$  B 相正组(B+)臂开路故障;
- $Y_3$  A 相负组(A-)、B 相正组(B+)2 臂开路故障;
- $Y_4$  A 相负组(A-)、B 相正组(B+)和 C 相负组(C-)3 臂开路故障;
- $Y_5$  B 相正组(B+)臂短路故障;
- $Y_6$  A 相正、负组(A+、A-)2 臂短路故障;
- $Y_7$  A 相负组(A-)、B 相正组(B+)和 C 相负组(C-)3 臂短路故障。

把无刷励磁同步发电机的旋转整流器正常运行状况看成一种特殊的故障模式, 当然也可以取消该运行情况, 为了能够更好地验证算法, 加上对正常运行时的各次谐波幅值。各种运行情况都模拟了 3 次, 采集 3 次数据, 从而谐波电压幅值是 3 次模拟后的平均值, 对谐波幅值做归一化处理, 以各种运行情况下的最大谐波幅值为基准值得到表 1。

表 1 运行故障的各次谐波电压幅值相对值

Tab.1 Harmonic voltage ratios under abnormal operation mode

故障类型	电压幅值相对值						
	$\lambda=1$	$\lambda=2$	$\lambda=3$	$\lambda=4$	$\lambda=5$	$\lambda=6$	$\lambda=7$
$Y_1$	0.186	0.058	0.066	0.038	0.245	1	0.032
$Y_2$	0.889	1	0.398	0.180	0.276	0.188	0.090
$Y_3$	1	0.542	0.493	0.473	0.225	0.105	0.029
$Y_4$	1	0.305	0.572	0.298	0.182	0.075	0.035
$Y_5$	1	0.663	0.586	0.195	0.131	0.043	0.043
$Y_6$	1	0.198	0.206	0.256	0.224	0.101	0.068
$Y_7$	1	0.891	0.445	0.187	0.261	0.098	0.128

注:  $\lambda$  为谐波次数。

在表 1 中, 取旋转整流器故障信号的各次谐波电压幅值相对值作为故障情况下谐波的标准值, 即故障模式下的样本空间。对各种故障模式下的样本空间进行二进制编码, 然后训练监测器, 产生监测集。由于样本空间取的是 1 次至 7 次等 7 种谐波, 因此每个抗体由 7 个染色体段组成, 即  $n=7$ 。为便于编码, 先对谐波幅值相对值进行整数化处理, 即对每个幅值扩展 100 倍后取整, 再用 8 位二进制编码, 即  $l=8$ , 因此每个抗体(监测器)的长度为:  $C=n \times l=7 \times 8=56$ 。父池规模为 30, 即  $g=30$ , 每种故障类型对应的监测集有 30 个监测器。7 种故障类型, 即  $m=7$ , 有 7 个监测集, 因而总的监测器数为  $N=m \times g=7 \times 30=210$ 。亲和度阀值  $\beta=15$ , 交叉概率和变异概率则分别由交叉算子  $P_c=0.75$  和变异算子  $P_m=0.01$  决定。

根据监测集训练后的诊断模型, 对该 15 kW 无

刷励磁同步发电机的旋转整流器进行故障诊断。仿真诊断旋转整流器故障的准确率如表 2 所示。

表 2 仿真故障诊断准确率

Tab.2 Simulated correctness ratio of fault diagnosis

参数设置	故障类型	诊断准确率 / %
$n=7$	$Y_1$	100
$l=8$	$Y_2$	96
$g=30$	$Y_3$	98
$m=7$	$Y_4$	100
$\beta=15$	$Y_5$	95
$P_c=0.75$	$Y_6$	98
$P_m=0.01$	$Y_7$	99

## 4 结语

仿真故障诊断准确度超过了 95 %, 表明了基于免疫算法的诊断技术有较高的诊断精度。当故障模式空间越大, 即监测器数目越多, 基于免疫算法的无刷励磁发电机旋转整流器故障诊断的精度就会相应地提高。

基于反向选择算法, 对无刷励磁发电机旋转整流器故障诊断原理和诊断过程进行了研究, 与其他故障诊断技术相比, 该方法在无刷励磁发电机旋转整流器故障诊断精度和速度方面得到了提高。

## 参考文献:

- [1] 李基成. 现代同步发电机励磁系统设计及应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.
- [2] 黄耀群, 李兴源. 同步电机现代励磁系统及其控制 [M]. 成都: 成都科技大学出版社, 1994.
- [3] GODHWANI A, BASLER M J. Digital excitation control system for use on brushless excited synchronous generators [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 1996, 11(3): 616-620.
- [4] 沈标正. 电机故障诊断技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [5] 刘念, 谢驰. Fuzzy 模式识别在旋转整流器故障监测中的应用 [J]. 四川联合大学学报: 工程科学版, 1999, 3(1): 47-49.
- [6] LIU Nian, XIE Chi. Application of fuzzy pattern recognition to fault monitoring of rotating rectifiers [J]. Journal of Sichuan Union University: Engineering Science Edition, 1999, 3(1): 47-49.
- [7] BENBOUZID M E H, NEJJARI H. A simple fuzzy logic approach for induction motors stator condition monitoring [C]// IEEE International Conference on Electric Machines and Drives. Cambridge: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001: 634-639.
- [8] 刘念. 旋转整流器故障的神经网络识别研究 [J]. 电力系统自动化, 1998, 22(10): 31-33.
- [9] LIU Nian. Study of a neural network recognition to faults of rotating rectifiers [J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22(10): 31-33.
- [10] 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): 8-11.
- [11] LIU Nian, XIE Chi. Diagnosis of fuzzy neural network for rotating rectifier faults of generators with brushless excitation [J]. Relay, 2003, 31(8): 8-11.
- [12] CHOW R N, SHARPE J, HUNG C. On the application and design of artificial neural networks for motor fault detection (I) [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 1993, 40(2): 181-188.
- [13] CHOW R N, SHARPE J, HUNG C. On the application and

- design of artificial neural networks for motor fault detection (II) [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 1993, 40(2): 189-196.
- [11] 刘念. 无刷励磁旋转整流器电流波形分析及其故障的微机识别 [J]. 电力系统自动化, 1994, 18(4): 19-26.
- LIU Nian. Analysis of current waves and microcomputer recognition of faults in rotating rectifiers used in brushless excitors [J]. Automation of Electric Power Systems, 1994, 18(4): 19-26.
- [12] ZOUAGHI T, POLOUJADOFF M. Modeling of polyphase brushless exciter behavior for failing diode operation [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1998, 73(3): 214-220.
- [13] SOTTILE J, TRUTT F C, LEEDY A W. Condition monitoring of brushless three-phase synchronous generators with stator winding or rotor circuit deterioration [C]// IEEE Industry Applications Conference. Chicago: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001: 1587-1597.
- [14] BRANCO P J, COSA D A. Using immunology principles for fault detection [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2003, 50(2): 115-121.
- [15] JOHN E, DENISE C. Learning using an artificial immune system [J]. Journal of Network and Computer Applications, 1996, 119(3): 189-212.

(责任编辑:康鲁豫)

**作者简介:**

刘念(1956-),男,重庆人,教授,博士,研究方向为电力系统安全监控和故障诊断新技术(E-mail:liunianww@163.com);

谢驰(1956-),女,四川自贡人,副教授,博士,研究方向为测控技术与智能仪器研究;

王涛(1982-),男,江西九江人,工程师,硕士,研究方向为电力系统安全监控和电气设备的智能化故障诊断。

**Immune algorithm in rotating rectifier fault diagnosis of brushless generator**

LIU Nian<sup>1</sup>, XIE Chi<sup>2</sup>, WANG Tao<sup>3</sup>, CHEN Shi<sup>1</sup>, SUN Ke-jin<sup>1</sup>, ZHOU Bu-xiang<sup>1</sup>, RAN Li<sup>1</sup>

(1. Dept. of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Dept. of Test and Control, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

3. Sichuan Power Test Institute, Chengdu 610016, China)

**Abstract:** In brushless excitation system of large generator, the rotating rectifier, which is under powerful centrifugal force and electromagnetic action, has higher incidence rate. Its fault signal waveform can be extracted from the harmonic voltage induced in the stator excitation windings of AC excitors by the harmonic magnetic flux produced by the fault current in its armature when the rotating rectifier is under any abnormal operating mode. The fault signal is expanded in Fourier series, and its characteristic values are encoded and then dealt with by the negative-selection algorithm of artificial immune system, the fault diagnosis for the rotating rectifier is thus completed. With this method, the short-circuit fault and open-circuit fault of the rotating rectifier have been diagnosed successfully for a 15 kW generator with brushless excitation system. The simulation result shows that, the fault diagnosis method for brushless excitation system of large synchronous generators based on the combination of the negative-selection immune algorithm and the Fourier series algorithm has higher correctness ratio of over 95%.

**Key words:** artificial immune system; negative-selection algorithm; rotating rectifier; fault diagnosis