

文章编号:1000-6893(2004)02-0158-04

## 基于频谱法与神经网络的航空起动发电机的故障检测与诊断

刘向群, 仇越, 张洪钺

(北京航空航天大学 304 教研室, 北京 100083)

### Fault Detection and Diagnosis of Aero-Starter-Generator Based on Spectrum Analysis and Neural Network Method

Liu Xiang-qun, Qiu Yue, Zhang Hong-yue

(Beijing University of Aeronautics & Astronautics, Beijing 100083, China)

**摘要:**应用频谱法对航空直流起动发电机发电状态进行故障检测与诊断。采用对电机的电枢纹波电流信号进行频谱分析,提取该信号在频率域特征量,将频谱特征向量作为学习样本,通过训练,使神经网络能够反映频谱特征向量和故障类型的映射关系,从而达到故障检测与诊断的目的。电机故障实验和分析表明,与常规方法相比,频谱分析与神经网络相结合的方法进行实时检测和诊断具有简单、有效等优点。

**关键词:**航空直流起动发电机;故障检测与诊断;频谱分析;神经网络

中图分类号:V242 文献标识码:A

**Abstract:** This paper discusses the fault detection and diagnosis of Aero-Starter-Generator. Applying the method of Spectrum Analysis to the motor current to get the characteristics of this signal in frequency domain, and then using them as learning samples to train the network for realizing the mapping relationship between the fault and the spectrum characteristic, this method can be used for detection and diagnosis of the motor faults efficiently. The fault experiments show that the proposed method can detect and diagnose the faults of Aero-Starter-Generator easily, efficiently and in real-time.

**Key words:** Aero-Starter-Generator; fault detection and diagnosis; spectrum analysis; neural network

在以直流电源为主的飞机中,航空直流起动发电机地位显得极为重要。它具有起动和发电双重功能:首先作为电动机工作,带动发动机起动;发动机正常工作后,起动发电机将作为主发电机使用,为机载设备供电。其工作状况复杂,容易出现各种故障。如绕组局部断路、电刷磨损、碳粉使换向器局部短路等故障。这些故障将影响正常起动或发电,降低供电系统的性能。因此对该种电机的故障检测与诊断进行新技术的研究是一项很重要的工作。本文对其发电状态进行研究。

目前对电机的故障检测与诊断技术的研究方法主要有:基于数学模型的方法;基于人工智能的方法;基于信号处理的方法以及它们相互结合的方法。

频谱分析法是属于信号处理的一种方法,该法将被测时域信号转换成频域信号进行分析。基于频谱法的起动发电机故障检测与诊断的主要原理是,对电机电流的信号进行快速傅立叶变换(FFT),将信号从时间域变换到频率域,通过提取电机正常和故障运行时电流信号在频率域特征

量,确定信号的频率成分以及这些频率幅值的大小,对其分析,可进行故障检测和一定程度的诊断。

神经网络是属于人工智能的方法之一,它与常规方法相比,具有非线性映射、分类能力和泛化能力,因此能较好地实现电机的故障诊断。

将频谱分析法和神经网络相结合,其优点是能更准确、有效地实现电机故障检测与诊断。

### 1 航空起动发电机的实验与分析

#### (1) 测试系统组成和工作原理

实验原理如下(图1):起动发电机工作在发电状态,带负载运行。光栅编码器(或霍尔元件)给出转角信号,驱动数据采集卡对电枢电流信号进行转速同步采样。然后由采集模块对信号进行FFT变换。提取电机正常和故障运行时电枢电流信号在频率域特征量,并由故障分类模块进行故障检测和诊断。

需指出的是起动发电机转速是变化的。若采用定时采样,会导致信号在频谱上特征的不确定性和模糊化(多频谱分布在很宽的范围)。为解决这一问题,使用转速同步采样。其原理是:采样频

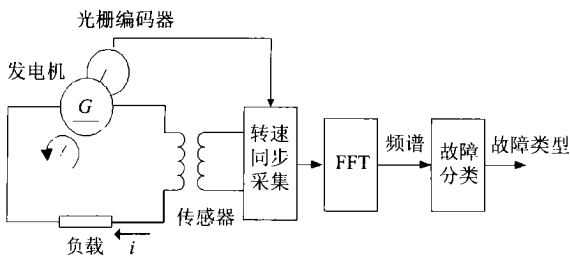


图 1 起动发电机测试系统原理图

Fig. 1 Diagram of Aero-Starter-Generator test system

率与电机的转速同步,即电机每转过相同的角度进行一次采样;从而保证了不论电机的转速如何变化,在每一个回转周期内都能得到固定的采样点数。其频谱的成分将是单一的。此时的频谱图在文献[1]中被称为阶比谱。在以下的试验中转子每转动 0.05rad 采样一次,因此在图 3~图 7 中横坐标均为阶比谱的阶次  $E$ 。

$$E = \text{波动次数/转(单位:阶)}$$

(2) 电机故障类型

实验中设置多种故障类型,现以下面正常与 4 种故障为例进行说明(图 2)。故障 0:无故障;故障 1:线圈断路;故障 2:绕组元件与换向片开焊;故障 3:相邻导体短路;故障 4:转子偏心。

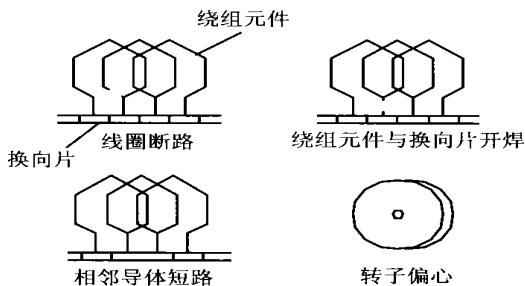


图 2 电机故障类型示意图

Fig. 2 Diagram for showing faults in motor

(3) 正常与故障电机电流波形图和相应的频谱图

故障 0——正常电机 正常电机的电枢电流波形是一近似正弦波。所以在频谱图上除了换向谱线,其他位置频谱幅值都极小,如图 3。

故障 1——线圈断路 当电机的某一线圈断路时,电枢电流波形异常。反应在频谱图中,除了换向纹波谱线以外,在低频范围(与纹波频率相比)出现少量谱线,如图 4。

故障 2——绕组元件与换向片开焊 此故障使电枢电流波形异常,且在电机每转动半圈的相同的位置,电枢电流幅值接近零。反应在频谱图中,除了换向纹波谱线以外,在低频范围产生较多的杂乱谱线,如图 5。

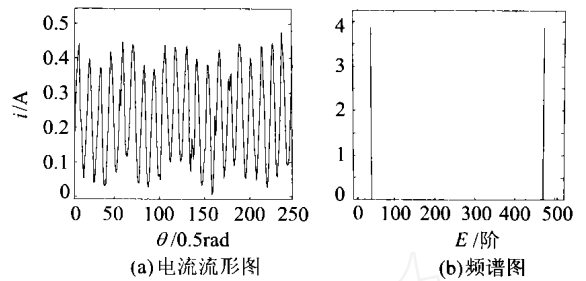


图 3 正常电机的电流波形图与频谱图

Fig. 3 Current wave and its spectrum of motor with normal running

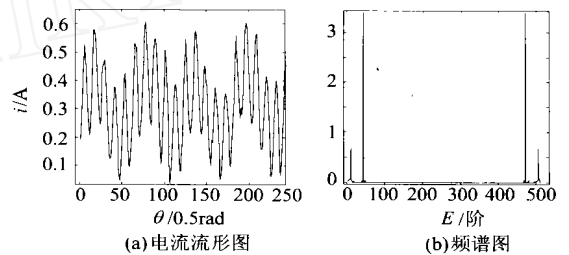


图 4 断路故障的电流波形图与频谱图

Fig. 4 Current wave and its spectrum of motor with open circuit fault

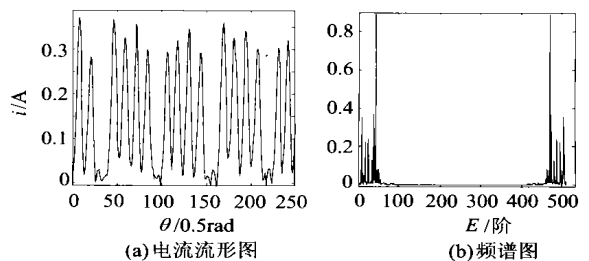


图 5 绕组元件与换向片开焊故障的电流波形图与频谱图

Fig. 5 Current wave and its spectrum of motor with coil disconnecting from commutator bar

故障 3——相邻导体短路 与其他故障相比,此故障使电枢电流波形更为异常,反应在频谱图中,除了换向纹波谱线以外,在低频范围产生更多的杂乱谱线,如图 6。

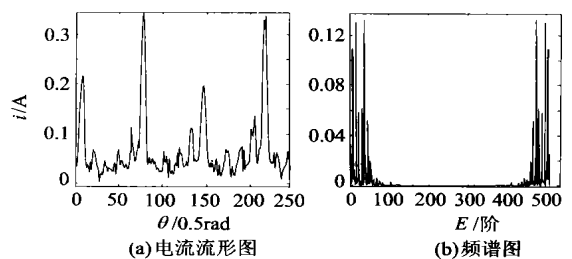


图 6 相邻导体短路故障的电流波形与频谱图

Fig. 6 Current wave and its spectrum of motor with short circuit of neighboring coils

故障4——转子偏心 同故障1相似,此故障使电枢电流波形发生周期性的变化,在低频出现异常谱线。且换向频率与异常谱线的频率之比,正好等于换向片数,如图7。

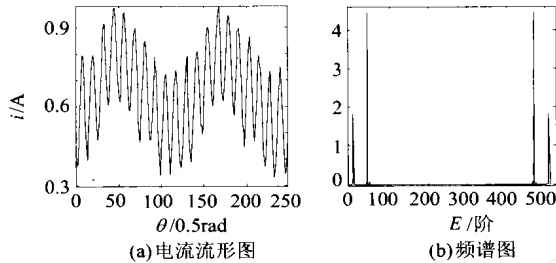


图7 断路故障的电流波形图与频谱图

Fig.7 Current wave and its spectrum of motor with rotor eccentricity

将5种不同类型的特征频谱分解到不同的频段,作出与对应频谱的典型数据表1。

表1 不同故障与对应频谱的典型数据表

Table 1 Magnitude of spectrum corresponding to different faults

故障及其编号	无故障 0	断路 1	开焊 2	相邻导体短路 3	转子偏心 4
S1(4-6)	0.000	0.016	0.019	0.335	0.412
S2(7-14)	0.018	0.198	0.397	5.439	0.004
S3(15-20)	0.001	0.003	0.252	2.608	0.001
S4(21-28)	0.006	0.002	0.269	2.284	0.004
S5(29-35)	0.001	0.011	0.141	1.204	0.001
S6(36-41)	0.002	0.004	0.414	5.473	0.009
S7(42-46)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
S8(47-)	0.005	0.009	0.089	0.200	0.013

频段的分解原则是要能将不同故障的特征频谱分解到不同的频段。表中各值为频谱幅值的相对值。显然,起动发电机的不同故障已引起特征频谱的明显变化,因此通过故障电机与正常电机特征频谱的比较可以很容易地进行故障检测,并在一定程度上进行故障诊断。

## 2 频谱法和神经网络相结合进行电机的故障检测与诊断

由表1故障电机特征频谱可以看出,除第7频段外,它们特征频谱在不同的频段均有不同变化,这是由于各种故障造成电枢电流明显的变化,改变了起动发电机工作点所造成的。对此应用频谱法较难进行准确的故障诊断,为了更好地进行故障诊断,下面将利用频谱法和神经网络相结合的方法解决这一问题。

(1) 径向基函数神经网络(RBF网络)的学习与训练

典型数据表1可以作为电机故障诊断的学习样本输入值,如表2所示。它由一组故障类型和这些类型对应的故障频谱特征向量  $d_{Fi}$  组成。将  $d_{Fi}$  作为 RBF 输入。令该故障对应的输出神经元的期望输出为 1,其它输出神经元为 0,形成故障学习样本。利用 RBF 网络对电机不同故障状态下的频谱特征向量进行学习。

表2 故障诊断的学习样本

Table 2 Learning samples for fault diagnosis

样本		类型				
		0	1	2	3	4
输入	$d_{F1}$	0.000	0.016	0.019	0.335	0.412
	$d_{F2}$	0.018	0.198	0.397	5.439	0.004
	$d_{F3}$	0.001	0.003	0.252	2.608	0.001
	$d_{F4}$	0.006	0.002	0.269	2.284	0.004
	$d_{F5}$	0.001	0.011	0.141	1.204	0.001
	$d_{F6}$	0.002	0.004	0.414	5.473	0.009
	$d_{F7}$	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$d_{F8}$	0.005	0.009	0.089	0.200	0.013
输出	$Y_1$	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	$Y_2$	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
	$Y_3$	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
	$Y_4$	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0
	$Y_5$	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0

表中:  $d_{Fi}$  为 RBF 网络的输入;  $Y_j$  为 RBF 的期望输出。

RBF 的训练是根据故障学习样本进行的。采集多组故障样本进行学习,调整网络的参数。经重复学习后,误差精度达到  $e < 1 \times 10^{-2}$ , 满足学习要求。

### (2) RBF 实现电机故障的诊断

为了检验经过学习后的 RBF 对故障的分类能力。将各种故障类型电机的故障频谱特征向量作为测试样本依次输入已经训练好的 RBF, 利用 RBF 诊断这些故障向量的故障类型。各类型故障的诊断输出结果见表3。

由表3中黑体数字可见,使用 RBF 进行故障诊断,各故障对应的输出神经元均输出了较高的数值。

表3 故障分类结果

Table 3 Fault classification results

输出	类型				
	0	1	2	3	4
$Y_1$	<b>1.0108</b>	0.0214	0.2279	-0.0024	0.0032
$Y_2$	0.0014	<b>0.9723</b>	-0.3919	0.0019	-0.0040
$Y_3$	-0.0045	-0.0042	<b>1.1502</b>	0.0003	0.0020
$Y_4$	-0.0000	-0.0000	-0.0006	<b>1.0000</b>	-0.0000
$Y_5$	-0.0076	0.0106	0.0143	0.0002	<b>0.9988</b>

RBF 的输出反映各种故障发生的可信度,由于实际输入 RBF 的故障参数向量受到电机本身

运行时的扰动干扰,所以测试样本一般与训练好的样本有一定的偏差。因此不可能象训练好的样本的输出那样非1即0。使用故障分类评价函数评价 RBF 的分类输出结果。比较简单的 RBF 分类结果函数是最大值函数

$$F = \{ j \mid Y_j = \max([ Y_1, Y_2, \dots, Y_{N_0} ]) \}$$

即若第  $j$  个输出神经元的输出最大,则诊断发生第  $j$  类故障。使用故障分类评价上述函数式,对表3进行分析,可以非常清晰地实现对电机的故障分类。

### 3 结论

(1)通过故障电机与正常电机特征频谱的比较可以很容易地进行故障检测,并在一定程度上进行故障诊断。

(2)由于神经网络具有非线性映射、分类能力和泛化能力,因此很适合用来进行故障诊断。

(3)通过对航空起动发电机的实验与分析,初步验证将频谱法和神经网络相结合的方法用于航空起动发电机的故障检测与诊断的正确性和可靠性。

### 参 考 文 献

[1] 陈循,田江红,温熙森,等.阶比谱分析与汽车起动电机故障

的实时诊断[J].国防科技大学学报,1996,18(4):44-48.  
(Chen X, Tian J H, Wen X S, et al. Analysis of order-ratio-spectrum and realtime fault diagnosis of car-stater-motor[J]. J of National University of Defense Technology, 1996,18(4):44-48.)

[2] 周东华,叶银忠.现代故障诊断与容错控制[M].北京:清华大学出版社,2000.

(Zhou D H, Ye Y Z. Modern fault diagnosis and fault tolerant control[M]. Beijing: Press of Tsinghua University,2000.)

[3] Guhmann C, Filbert D. Fault diagnosis of electric low-power motors by analyzing the current signal[A]. IFAC Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Process[C]. 1991. 141-146.

[4] Liu X Q, Zhang H Y, Liu J, et al. Fault detection and diagnosis of permanent-magnet DC motor based on parameter estimation and neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000,47(5):1021-1030.

[5] 蔡正国.神经网络用于转子在线振动监测中的谱型预报[J].西安交通大学学报,1994,28(9):2-6.

(Cai Z G. Neural network applied to forecasting spectrum in on line supervision of vibration[J]. J of Xi'an Jiantong University,1994,28(9):2-6.)

作者简介:

刘向群(1942-)女,北京航空航天大学自动控制系统教授。

(责任编辑:俞敏)