

无人机机载发电机故障诊断技术研究

王文靖 梁 旭 温菲菲

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100191)

摘 要:针对无人机的电源系统提出了建模仿真分析,并将BP神经网络应用于无人机的发电机故障诊断中。在分析机载电源系统结构和工作原理的基础上,结合实际的飞行数据和相关参数,根据机载电源系统的数学模型,建立 Simulink 模型进行仿真分析。根据对象的特性,采用主成分分析法建立机载电源系统的发电机的故障特征库,采用BP神经网络算法实现故障诊断。结果表明,该系统能有效地对无人机发电机系统进行快速准确地诊断,具有一定的实用性。

关键词:机载电源系统;故障诊断;SIMULINK 建模;BP神经网络

中图分类号: TP183 TN06 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:** 510.10

Research on fault diagnosis technology for UAV airborne generator

Wang Wenjing Liang Xu Wen Feifei

(School of Automatic Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: A method based on BP neural network is proposed for the diagnosis of UAV airborne power system in this paper. According to the mathematical model of onboard power system, the simulink model is set up on the basis of the structure and working principle of airborne power system combined with actual flight data and related parameters. According to the properties of the object, a failure feature database for generator of the onboard power system is established by using PCA (principal component analysis). And it realizes fault diagnosis by using BP neural network model. The results show that the system can diagnose UAV generator system effectively and has practicability.

Keywords: UAV airborne power system; fault diagnosis; simulink modeling; BP neural network

1 引 言

目前无人机使用的电源系统主要由发电机和发电机控制器(generator control unit, GCU)等组成。作为无人机机载平台的A类关键设备和系统,在设计、制造、试验过程中对发电机进行全面的测试,有效定位、剔除早期故障具有重要意义。

故障诊断是近年来发展迅速的一个研究方向,目前所用理论包括贝叶斯统计理论、神经网络、小波分析、人工鱼群优化粗糙集算法等。文献[1]系统介绍了基于经验小波变换的机械故障诊断方法;文献[2]采用了采用改进人工鱼群优化粗糙集算法的变压器故障诊断方法。而基于神经网络的故障诊断方法是近年来发展迅速的一个方法,它非常适用于解决各种非线性、不确定系统的故障诊断问题,目前已广泛应用于各个领域的故障诊断中,例如在大坝、电力、医药等各个领域都有相关应用^[3-7],但在无人机

发电机方面,有关故障诊断的文献相对较少,因此迫切需要此方面的进一步研究。

针对机载无人机的发电机系统,在详细分析无人机发电机系统的故障模式、原因和影响的基础上,结合故障特征库,采用BP神经网络算法,可实现无人机发电机系统的故障诊断。

2 机载电源系统故障特征提取与仿真分析

2.1 无人机电源系统故障模式分析

电源系统主要故障包括机械故障和电气故障。据某电源设计部门统计,航空电源主要电气故障可分为定子绕组绝缘故障、转子绕组短路故障、励磁系统故障(旋转整流器故障);机械类故障主要为轴承故障等。

结合无人机的实际飞行经验和实际测量条件,参照国军标 GJB/Z 1391-2006 中故障模式、影响及危害性分析(failure mode, effects and criticality analysis, FMECA)的

收稿日期:2016-03

相关规定^[8],基于无人机电气系统的实际飞行经验,建立如表1所示的FMECA表。

表1 故障模式及影响分析表

代码	故障模式	故障原因	故障影响	故障检测方法	严酷度
1	发电机电枢短路	绕组对地短路	与机体形成短路回路	检测电压/电流信号	II
2	发电机电枢开路	绕组开路	输出缺相,输出电压不变,纹波增加	检测电流信号	III
3	励磁回路损坏	电气击穿,机械损坏	无输出电压	检测电压信号	III
4	匝间短路	绕组绝缘性能下降	纹波增加	检测电压/电流信号	III
5	相间短路	两相电枢绕组对地短路	严重缺相	检测电压/电流信号	II

根据上述的FMECA分析结果可知,按照故障的持续时间和特点,可将机载电气系统在整个运行过程当中出现的故障情况划分为3种类型:脉冲型故障、突发性故障和渐变型故障。本文所研究的主要针对突发性故障,具有较好的学习能力和容错性。

2.2 基于数据挖掘的故障特征向量提取

由于表征对象状态的参数数量巨大,必须找出其中的特征信息,提取特征量,才便于进行故障诊断和对象的性能分析。本文选用主要成分分析法(principal component analysis,PCA)进行特征向量提取,其在特征提取与数据压缩方面有重要应用。

PCA的计算流程如图1所示。

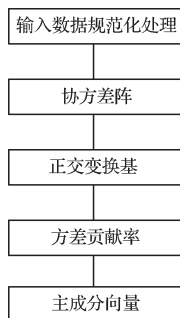


图1 PCA分析流程

其中规范化处理时使得每个属性的数据值都落在相同的数值范围内。这里采用最小-最大规范化处理,即对初始数据进行线性变换。假定 min 和 max 分别变量的最小值和最大值,通过下式:

$$x' = \frac{x - min}{max - min}(new_max - new_min) + new_min$$

将 x 的值映射到区间中的 x' ,这里取 $[0,1]$ 。

计算出的主成分向量还可以进一步按属性的重要性进行排序。

2.3 电源系统仿真

为了支持故障诊断算法的验证,以机载电源系统的数学模型为基础,综合考虑机载电源系统实际工作情况,在MATLAB/Simulink中进行详细建模,建立了发电机及其控制器(GCU)、蓄电池等重要部件的仿真模型,以便于对整个机载电源系统进行仿真分析,达到掌握仿真对象特性的目的。

MATLAB/Simulink仿真模型如图2所示,采用Ideal Switch模块产生电路开路,与此连接的励磁电路断开,并通过Timer控制短路故障的发生时刻和故障持续时间,由此实现励磁回路故障的模拟。

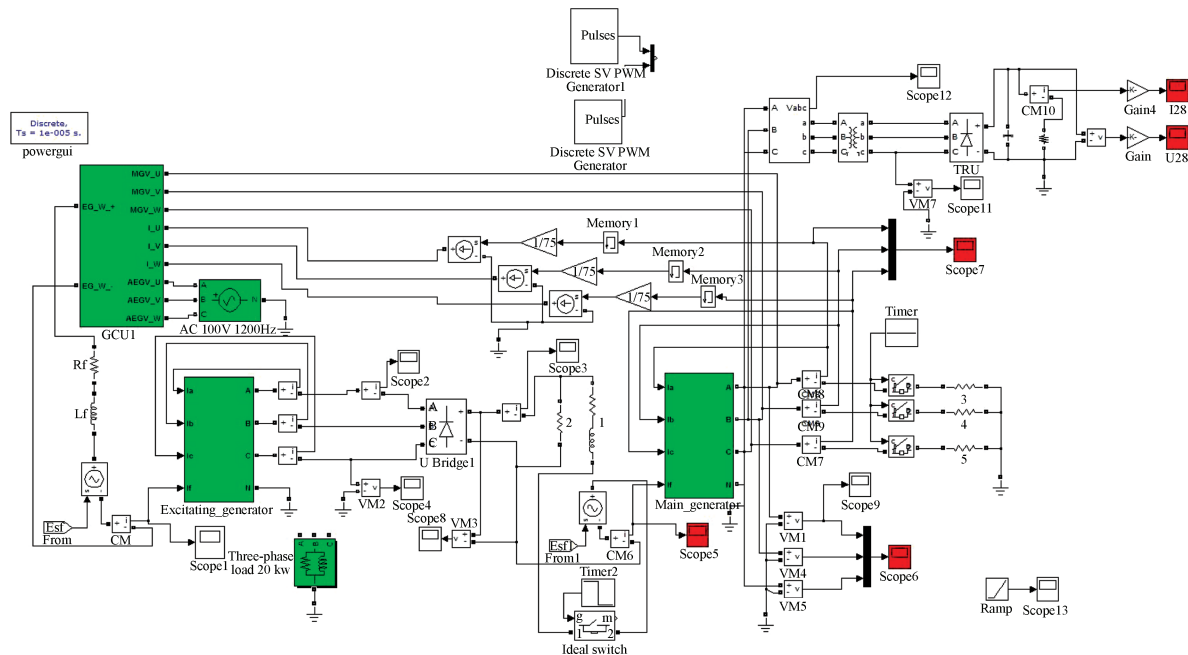


图2 发电机励磁回路故障仿真模型

如图3所示为发生故障时主电源电压和主电源电流的数据波形图,0~0.2 s时表示系统启动,在0.2 s前系统达到稳定,即主电源电压稳定在28 V,主电源电流稳定在53 A左右。0.2 s时发生故障,主电源电压和主电源电流同时下降至接近零。故障征兆即为主电源电压和主电源电流均降低至接近为0,当系统获取该征兆信息后,得出发电机励磁绕组故障。

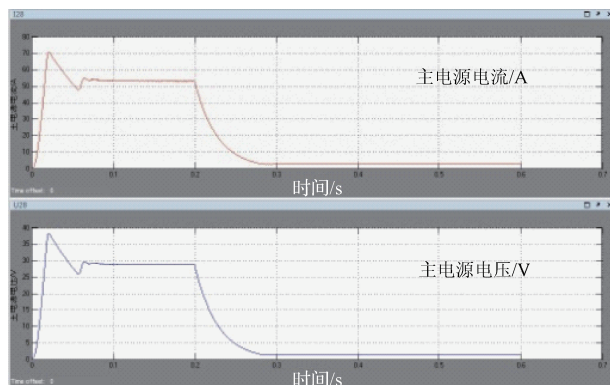


图3 励磁回路故障主电源电压和电流变化曲线

与实际的飞行经验数据对比后,验证了图3的数据是正确的,这充分表明了电源系统的仿真模型正确性,可以在此模型基础上添加故障模式,得到故障数据,对建立故障特征库具有重要意义。

2.4 故障特征库建立

故障特征库是故障诊断和预测系统的重要组成部分,用于存放实际中和领域专家的专门知识得到的故障特征。故障特征库的完善与否决定了诊断和预测的诊断能力和效率。根据直流发电机电气故障的特点以及实际情况中参数检测的实现,结合上节主成分提取后的结果,本文采用直流28 V电压,28 V直流电流这2个信号作为故障特征向量,具体原因如下:

- 1) 电压信号和电流信号中能较为直接地反映发电机的状态和故障信息;
- 2) 这些信号监测的传感器放置便利,有实际测量条件;
- 3) 由于使用的为直流发电机,三相电压和电流在实际运行时存在监测困难,所以未将其纳入特征库。

3 BP神经网络

BP网络人工神经网络发展最完善和成熟的网络之一,在故障诊断和预测中应用较为广泛。神经网络通过数据本身的内在联系进行建模,具有良好的适应性和自学习能力^[9-10]。

3.1 BP神经网络模型描述

BP网络是一种单向传播的多层前向网络,是对非线性可微分函数进行权值训练的多层前向网络。一个具有*i*个输入和一个隐含层的神经网络模型结构如图4所示。

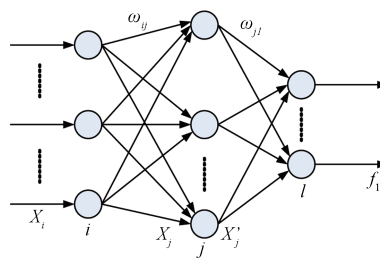


图4 具有一个隐含层的神经网络模型结构

反向传播网络的激活函数必须是处处可微的,Sigmoid型函数具有非线性放大系数功能。Sigmoid型函数如下形式: $f(x) = th(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 。在一般情况下,均是在隐含层采用S型激活函数,而输出层采用线性激活函数。标准BP算法有容易陷入局部极小等缺陷,解决标准BP算法的缺陷主要采用优化算法来解决,本文经过比较选用了BP网络的改进算法LM(Levenberg-Marquardt)法。

3.2 基于BP网络的故障诊断的实现

样本训练和故障诊断的程序流程如图5所示。

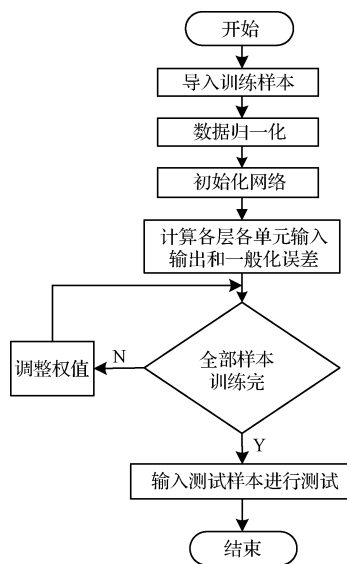


图5 样本训练和故障诊断的程序流程

以无人机发电机及控制器系统的诊断为例,说明BP神经网络故障诊断过程。

先对某型无人机的试飞数据先进行故障特征提取,建立故障特征库,并按故障模式分好种类,再对数据进行归一化处理,作为样本数据进行训练。该系统有6个故障征兆、5个故障原因(如表1所示),建立如表2所示的故障特征向量表。

表2 故障特征向量表

故障类型	特征向量
正常	100000
发电机短路	010000
发电机开路	001000
励磁回路损坏	000100
匝间短路	000010
相间短路	000001

设计一个3层BP神经网络,输入层神经元为2,输出为6,隐含层神经元数利用经验公式 $n_H = \sqrt{n_i + n_o} + l$ (n_H 为隐含层神经元数目, n_i 为输入层神经元数目, n_o 为输出层神经元数目; l 为1~10之间的整数,这里 l 取10)计算得13。表3中为部分样本测试数据(归一化后的),每种故障模式测试样本为5,则测试样本大小为 $6 \times 5 = 30$,表4为故障测试结果。如图6所示为BP网络训练图。

从测试结果中可以看出,能识别出正常模型特征向量为100000,单相短路的特征向量为010000,识别率为100%,从图可以看出,仅在第4次时,就达到了训练目标,训练效果较好。

表3 故障测试数据

序号	正常模型测试数据		序号	单相短路测试数据	
	电压	电流		电压	电流
1	0.899 60	-0.269 60	6	0.708 60	-0.331 88
2	0.888 80	-0.303 57	7	0.682 119	-0.315 94
3	0.888 80	-0.252 62	8	0.701 987	-0.326 09
4	0.888 80	-0.167 69	9	0.662 252	-0.311 59
5	0.888 80	-0.235 63	10	0.688 742	-0.322 46

表4 故障测试结果

正常模型测试结果				
0.997 1	0.880 2	0.965 0	1.100 7	0.992 9
0.004 26	0.122 8	0.035 1	-0.110 7	0.005 8
-0.001 6	-0.004 9	0.005 15	0.020 6	0.008 3
0.011 5	0.010 3	0.012 3	0.013 9	0.012 8
0.006 7	0.017 7	-0.023 3	-0.051 4	-0.033 2
-0.013 17	-0.021 58	0.010 57	0.031 62	0.018 32
单相短路测试结果				
0.072 8	0.020 42	0.060 5	-0.019 33	0.030 86
0.9210 9	0.968 5	0.932 1	1.004 8	0.959 77
-0.002 6	0.001 4	-0.000 95	0.001 751	-0.000 599
0.002 6	0.002 03	0.002 56	0.001 135	0.002 02
0.083 3	0.092 5	0.082 4	0.113 02	0.093 52
-0.073 1	-0.080 9	-0.072 5	-0.097 6	-0.081 52

无人机发电机故障诊断系统是使用 Visual Studio 作为开发工具,使用 SQL SERVER 建立数据库,C#通过

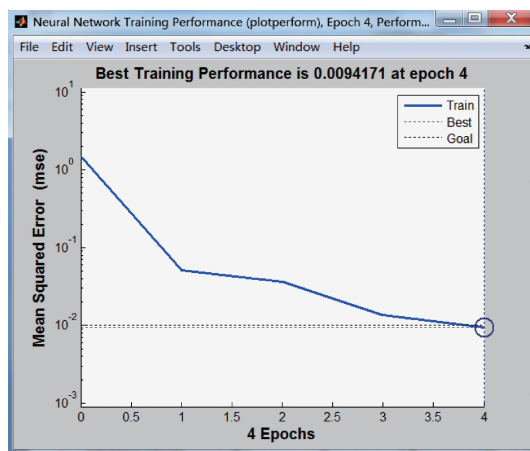


图6 BP网络训练

MATLAB引擎技术调用神经网络函数来实现飞行数据的故障诊断。将测试样本进行数据预处理,通过基于C#.NET与MATLAB接口将数据传入MATLAB的.m函数以检验BP神经网络的故障诊断性能。计算引擎有3个主要函数,分别是:PutFullMatrix表示存储数据;Execute,执行函数;GetFullMatrix,获取结果。

4 结论

根据机载电源系统结构和工作原理,建立了机载电源系统 Simulink 仿真模型。根据对象的特性和实际的数据来源,采用基于主成分分析法确定了机载电源系统故障特征库。

基于建立的故障特征库,实现了基于BP神经网络算法的发电机故障诊断。本文采用机载电源系统的实际飞行数据及实验数据验证了以上模型的合理性。

电源系统仿真模型的建立对本文实现故障诊断奠定了基础,但是本文采用28 V电压和电流作为故障特征向量,只实现了5种故障模式的诊断,以现今无人机多种类、高精度的发展趋势来看,如何挖掘出更多的故障特征向量,建立更完善的故障特征库是后续工作的重点,也是难点。

参考文献

- [1] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(11): 2423-2432.
- [2] 陈小青,刘觉民,黄英伟,等. 采用改进人工鱼群优化粗糙集算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术,2012,38(6):1403-1409.
- [3] 刘春,马颖. 遗传算法和神经网络结合的PSD非线性校正[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(8): 1157-1163.
- [4] 吴成中,王耀南,冯明涛,等. 基于神经网络的医药微

- 弱异物视觉检测机器人[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1746-1756.
- [5] 庄育锋, 胡晓瑾, 翟宇. 基于 BP 神经网络的微量药品动态称重系统非线性补偿[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1914-1920.
- [6] 刘海港, 董芷岑. 航空发电机综合故障诊断技术研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(3): 125-133.
- [7] 何伟铭, 宋小奇, 甘屹, 等. 传感器校正的优化灰色神经网络建模方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 504-512.
- [8] 中华人民共和国国家军用标准 GJB/Z 1391-2006. 故障模式、影响及危害性分析指南[S]. 北京: 总装备部军标出版发行部, 2006.
- [9] 王伟, 刘少华, 高辉, 等. 飞参驱动的虚拟飞行再现系统设计与实现[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(9): 2000-2002.
- [10] 李友坤. BP 神经网络的研究分析及改进应用[D]. 安徽: 安徽理工大学, 2012.

作者简介

王文靖, 1991 年 11 月出生, 工程硕士, 主要研究方向为检测技术及自动化装置。
E-mail: wen_jingwang@sina.com

(上接第 93 页)

- [9] 王伟, 宋明顺, 陈意华, 等. 蒙特卡洛方法在复杂模型测量不确定度评定中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(7): 1446-1449.
- [10] 朱乐坤, 郑丽春. 自动气象站各要素传感器检定结果的不确定度分析[J]. 应用气象学报, 2006, 17(5): 635-642.
- [11] 李昕娣, 罗怀洁. PTB220 型压力传感器检定结果不确定度评估[J]. 气象科技, 2014, 42(6): 983-985.
- [12] 李建英, 于贺军, 王有利. 大气压力量值比对结果评价[J]. 气象科技, 2014, 42(1): 73-76.
- [13] 全国法制计量管理计量技术委员会. JJF 1059. 2—2012 用蒙特卡罗法评定测量不确定度[S]. 北京: 国家质量监督检验检疫总局, 2012.

作者简介

李文博, 1986 年 11 月出生, 工学硕士, 工程师, 主要研究方向为气象仪器计量检定、气象探测数据处理等。
E-mail: finley_4@sina.com