

基于集合经验模态分解的交流航空故障电弧识别

高 飞, 董 伟, 桂美景, 张俊民

(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:故障电弧作为一种破坏性强,识别难度大的电路故障,给飞机的安全带来很大的威胁。然而目前航空业应用的电弧识别方法远不能达到要求。所以本文提出了一种将集合经验模态分解和 LM 优化的 BP 神经网络相结合的交流航空故障电弧识别方法。首先建立串联和并联交流电弧实验模拟平台,采集电弧电流波形,分析波形动态特性。将波形进行集合经验模态分解,选取差别明显模态分量作为故障特征分量。计算故障特征分量的能量熵作为交流故障电弧的特征量,输入到 LM 算法优化的 BP 神经网络,进行识别。结果表明,识别率达到 90% 以上,较好地识别出了航空故障电弧。

关键词:交流航空故障电弧;集合经验模态分解;电弧动态特性;能量熵;BP 神经网络

DOI: 10.12067/ATEEE1905024 **文章编号:** 1003-3076(2020)04-0073-08 **中图分类号:** TM247

1 引言

随着航空系统电气化程度的不断提高,飞机上的用电设备逐渐增多,并向多电或全电飞机发展,所以飞机电气系统的保护越来越重要^[1]。故障电弧是电气系统具有危害的电路故障之一,其具有高能量、高热量、破坏性强的特点^[2,3],目前仍没有较好的检测和预防的办法,所以对故障电弧的识别进行研究具有重要的现实意义。

对于故障电弧的研究,国外开展较早,检测识别方法主要体现在对电弧的光、热、电磁辐射等物理特性进行识别。文献[4]利用麦克风、红外摄像头和天线检测电力系统设备中的故障电弧。文献[5]利用便携式天线,通过分析频谱,识别电力系统中故障电弧。文献[6]采用量子概率模型,通过计算电流熵能够准确区分出电弧状态和非电弧状态,识别光伏系统的故障电弧。文献[7]采用离散小波分析方法,来检测民用配电网中的串联电弧故障。这些方法尚未成熟,也很难应用到航空电气系统中。

国内电弧故障检测的研究起步较晚,但随着重视程度的逐渐提高,也取得了较好的成果。文献[8]通过镶嵌在电极上的温度传感器,检测电弧的热参数,来分析串联直流故障电弧的动态特性。文

献[9]对飞机直流故障电弧进行研究,通过将故障电弧电流和正常电流进行傅里叶变换等系列处理,对比分析电流特征。此外,各类神经网络、时频域分析等方法也逐渐应用到故障电弧识别中来。文献[10-12]介绍了应用小波包重构奇异点、小波包分解的方法提取新能源汽车以及航空故障电弧的特征向量。文献[13,14]介绍了采用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)以及集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)对列车及航空故障电弧进行识别。

近年来,采用小波包分解和经验模态分解相结合进行故障诊断被广泛应用于大气、海洋等行业^[10-15]。小波包分解作为时频域分析方法,适合非平稳、非周期信号的分解,可以聚焦到信号的细节,进行多分辨率分解。经验模态分解故障电弧信号后得到的本征模态分量均带有原始信号特征,而改进后的集合经验模态分解能更准确、迅速地识别故障特征。

本文根据国际标准 AS5692^[16]设计了串联和并联故障电弧模拟装置模拟航空故障电弧。在前期航空直流故障电弧研究的基础上^[17,18],开展航空交流故障电弧的研究。首先,进行线性和非线性负载下故障电弧的模拟试验,然后应用集合经验模态分解

收稿日期: 2019-05-13
基金项目: 国家自然科学基金项目(51877004; 51477004)
作者简介: 高 飞(1996-),女,河北籍,硕士研究生,研究方向为故障电弧识别;
张俊民(1962-),男,北京籍,副教授,博士,研究方向为断路器、开关柜、电弧等技术(通讯作者)。

方法,提取故障电弧电流的本征模态分量,并以本征模态分量的能量熵作为电弧故障特征,通过 Levenberg-Marquard (LM) 算法优化的 BP 神经网络来进行故障电弧识别的研究。

2 故障电弧模拟

本试验电源为交流 115V/400Hz, 根据标准 AS5692, 串联故障电弧发生装置示意图如图 1 所示。振动台为底座, 其上固定一层绝缘层, 绝缘层上固定螺栓和接线端子, 电流从接线端子一端流入, 一端流出。当振动台振动时, 带动螺栓和接线端子振动, 在螺栓和接线端子之间产生电弧。

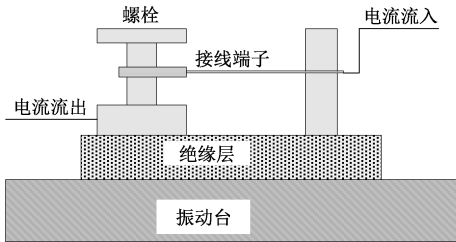


图 1 串联故障电弧发生装置示意图
Fig.1 Series fault arc generator schematic

分别以电阻、开关电源和节能灯为负载, 模拟阻性负载、非线性负载和容性负载进行试验。每种负载下有 60 组数据, 每组数据均有正常工作、出现故障电弧、突然加载和启动时的数据如表 1 所示。

表 1 串联故障电弧试验负载类型

Tab.1 Series fault arc experiment load type		
试验组号	负载类型	数据数量
1	电阻 (50Ω)	60×4
2	开关电源	60×4
3	节能灯	60×4

三种负载下, 正常电流、故障电弧、突然加载和启动时的电流波形图如图 2 所示, 图 2 中每个分图第一个为正常状态电流波形, 第二个为发生故障电弧时电流波形, 后边依次是突然加载和启动时电流波形。

电阻负载下, 正常状态波形为规则正弦波; 发生故障电弧时, 电流出现“零休”现象; 加载试验是负载并联完成的, 所以测量支路电流表现为突然减小; 启动过程中, 电流也增加, 但是缓慢增加过程, 表现为电流波形幅值缓慢增加。

开关电源负载下, 由于非线性负载的存在, 电流发生畸变, 但发生故障电弧时, 仍具备“零休”特征; 突然加载状态为电路初始为阻性负载, 电流波形基

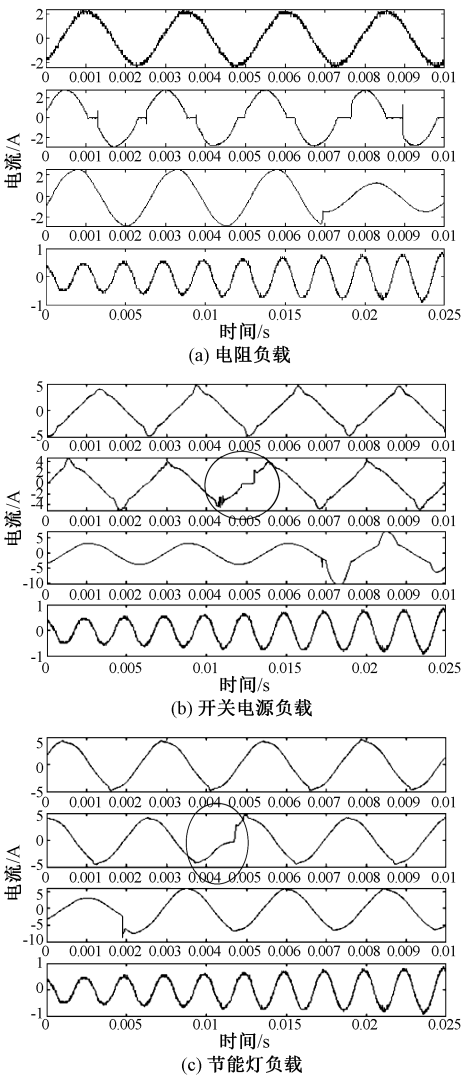


图 2 串联装置不同负载下正常、故障电弧、突然加载和启动状态电流波形图

Fig.2 Normal, fault arc, load suddenly and start-up current waveforms for different loads in a series experiment

本呈现正弦状, 当接入开关电源瞬间, 电流出现突变; 启动状态同电阻负载下波形图。

节能灯负载下, 产生故障电弧时电流波形的“零休”现象并不是特别明显; 加载时刻电流出现一个尖峰, 然后又很快减小, 这是节能灯中电容充放电的结果。所以很多负载在正常的运行中会使得线路中的电流增加高频分量。所以, 在对故障电弧特征识别的过程中, 对负载的考虑是十分必要的。

并联故障电弧发生装置示意图如图 3 所示, 线路中两根导线置于绝缘基座上, 上面有一可活动钢刀片。当钢刀片接触到导线, 但没有牢固接触导体时, 会产生电弧。当刀片牢固接触导体时, 线路则处于短路状态, 不会有电弧产生。

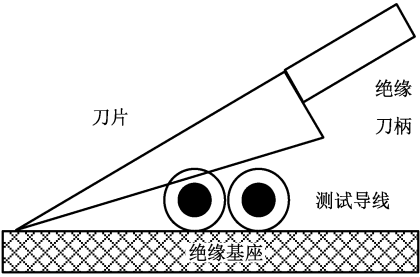


图3 并联故障电弧发生装置示意图

Fig.3 Parallel fault arc generator schematic

并联故障电弧实验每组数据同样包括正常工作、故障电弧、突然加载和启动四种情况,实验负载类型及数据数量如表2所示。

表2 并联故障电弧试验负载类型

Tab.2 Parallel fault arc experiment load type

试验组号	负载类型	数据数量
1	电阻(50Ω)	10×4
2	开关电源	10×4
3	节能灯	10×4

因为电弧只发生在刀片落下的某一时刻,电流急速增加,随后转入短路状态,电流变为幅值更大的正弦波。不同负载对故障电弧的识别影响不大。所以本文以负载为电阻为例,分析四种状态下电流动态特性,波形图如图4所示。负载仍并联接入,所以突然加载时刻,电流增大。启动同串联装置一样,电流幅值缓慢增大。

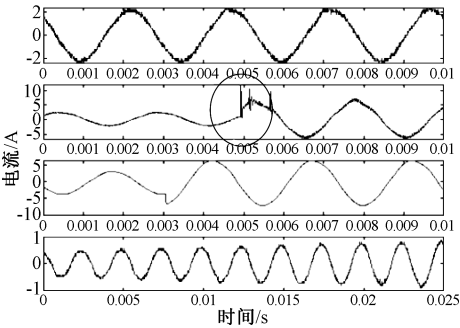


图4 并联装置正常、故障电弧、突然加载和启动状态电流波形图

Fig.4 Normal, fault arc, load suddenly and start-up current waveforms in parallel devices

3 故障电弧识别

3.1 集合经验模态分解

经验模态分解,作为一种时频域分析方法,可以将复杂信号按照时间尺度特征,分解成几个固有的

模态分量(Intrinsic Mode Function, IMF)^[19]。EMD是完全自适应的数据驱动型方法,因此其非常适用于分解非平稳和非线性信号^[20,21]。

但是EMD也存在一些固有的缺点,存在边界效应和模态混淆的问题^[22]。模态混淆是指分解后的模态分量由几个极不相同时间尺度的模态组成。这种情况一般是由信号的间歇性造成的。当模态发生混淆时,IMF本身就不再具有意义。为了克服这一缺点,本文采用改进的集合经验模态分解方法。

EEMD的基本原理是^[23]:最终的IMF分量为多次分解的平均值,并且每次分解前均加上有限幅度的白噪声分量。增加的白噪声分量将均匀地填充整个时频域,应用滤波器组分离出不同时间尺度的分量。当信号加入到这种均匀分布的白噪声下时,不同尺度的信号将会自动投影到适当的尺度分量下。因为每次分解都是原始信号加入白噪声信号,每个单独分解信号容易受到干扰,且每次加入的白噪声信号不完全相同,所以进行多次重复分解,最后取平均值所得的模态分量作为最终的模态分量。EEMD方法流程图如图5所示。

3.2 模态分量的选择

EEMD分解之后,得到多个模态分量,但并不是每个模态分量相比正常电流信号都有显著差别,因此在提取故障特征之前,需要进行模态分量的选择,恰当的选择将会大大提高识别效率。

选取表1中正常电流和故障电弧电流波形,经过EEMD分解后,依次得到本征模态分量和残余量,通过分解电流波形图对比可以发现,第二、三、四模态分量波形差别最大。分解结果对比图如图6所示。其中图6(a)、图6(b)为负载为电阻时的正常电流和故障电弧电流波形图,图6(c)、图6(d)为负载为开关电源时电流波形图,图6(e)、图6(f)为负载为节能灯时电流波形图。图6(a)~图6(f)中第一个为原始波形,第二个开始依次是本征模态分量、第一模态分量、第二模态分量、第三模态分量、第四模态分量。

因此,经过EEMD分解之后,只利用第二、三、四模态作为特征量进行识别。

3.3 故障特征的提取

本实验中,电流的采样频率为250kHz,采样时间5ms作为一个分析单元,利用本征模态分量的

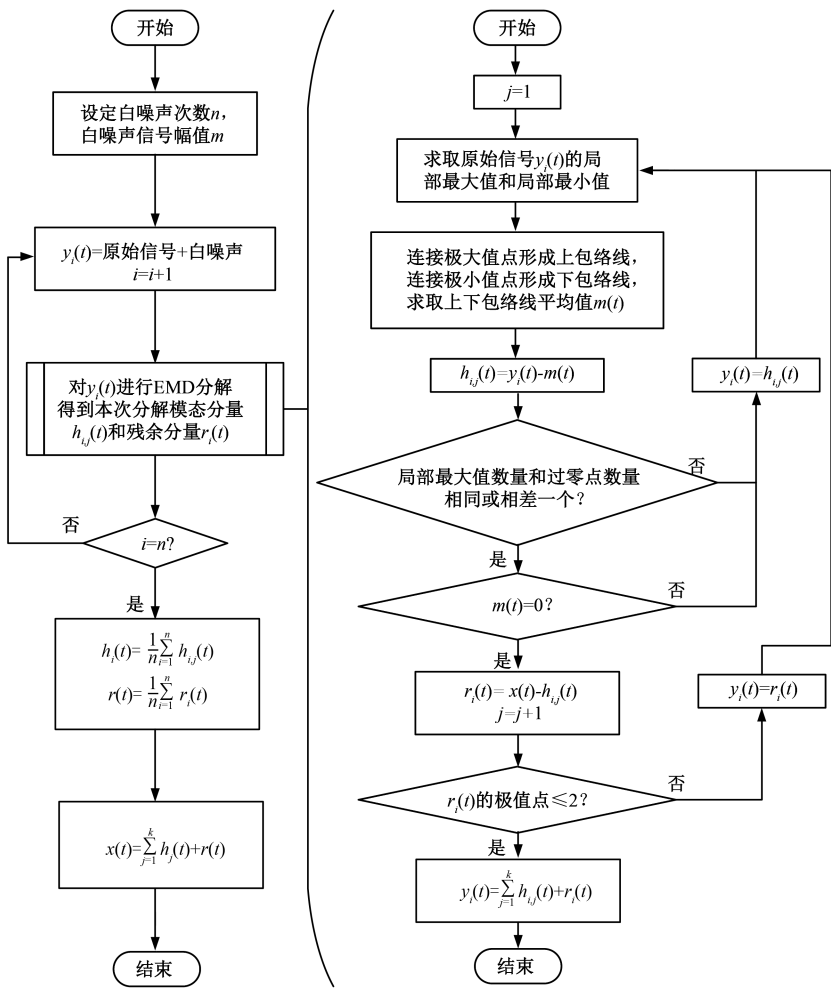


图 5 EEMD 算法流程图
Fig.5 EEMD algorithm flow chart

能量熵作为交流故障电弧的特征量。由以上分析可知,在发生故障电弧时,本征模态分量的波形图差别明显,而能量熵表示特征所含信息量的多少,所以能量熵差别明显,故选用能量熵作为故障特征。

能量熵的计算过程如下:

$$S_{\text{entropy}}(j) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i)$$

其中

$$p_i = |C_{j,i}|^2/E(j), E(j) = \sum_{i=1}^n |C_{j,i}|^2$$

式中, $C_{j,i}$ 为第 j 个模态分量的第 i 个系数; n 为采样点的个数。如果 $C_{j,i} = 0$, 则 $p_i \log_2(p_i) = 0$ 。

选取表 1 中实验数据,分别计算第二、三、四模态分量的能量熵如表 3 所示。

表 3 本征模态分量能量熵

Tab.3 Eigenmode component energy entropy

负载	实验类别	本征模态分量(IMF) 能量熵		
		二	三	四
电阻	正常	9.23	9.35	9.31
	启动	8.45	8.56	9.21
	加载	7.45	7.49	8.52
	故障	5.98	6.17	7.24
开关电源	正常	9.29	9.12	8.23
	启动	8.35	9.11	8.21
	加载	7.47	7.49	7.66
	故障	5.67	5.76	7.70
节能灯	正常	9.15	8.58	8.24
	启动	9.10	8.30	8.01
	加载	9.14	8.94	6.59
	故障	5.05	5.97	7.47

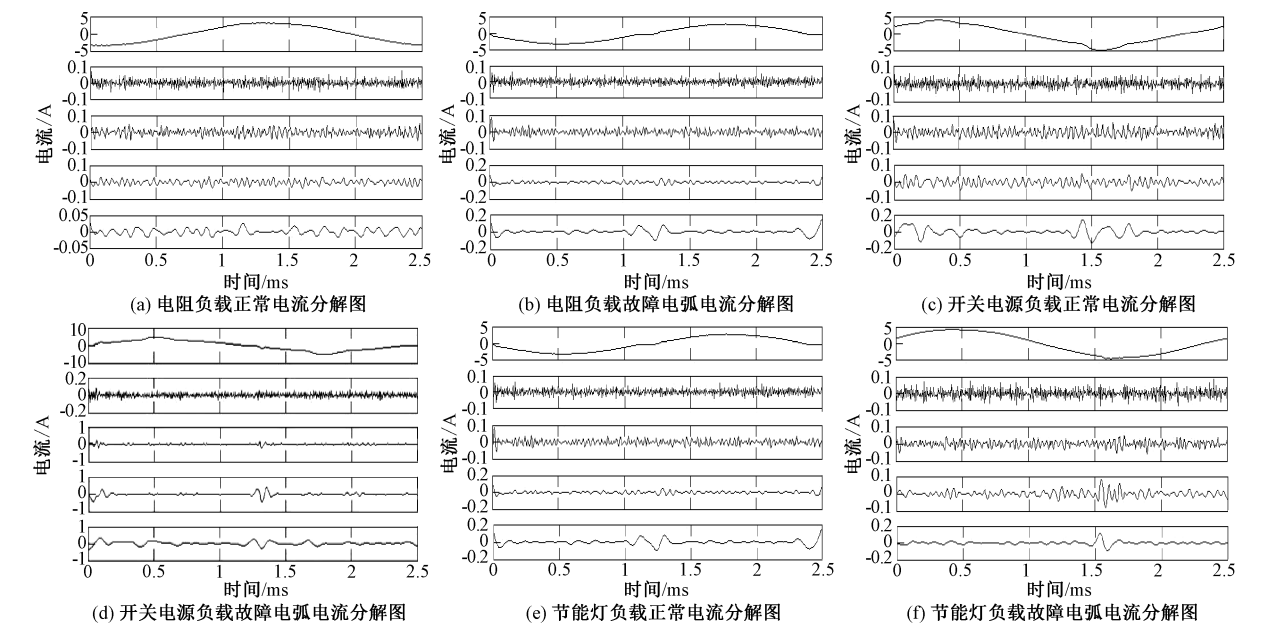


图6 不同负载下电流分解图

Fig.6 Current decomposition diagram under different loads

从表3中数据可以看出,无论负载为电阻、开关电源还是节能灯,本征模态分量的能量熵在故障电弧和正常工作相比均相差较大。然而加载和故障电弧之间相差不大,甚至有重叠情况,因此在识别过程中,应加大实验数据量,增加训练过程,提高识别效率。

3.4 故障电弧的识别

针对交流航空故障电弧的识别,本文采用LM优化的BP神经网络^[24,25]算法对BP神经网络进行优化,从而克服BP神经网络学习收敛速度慢且迭代步长和惯性因子选择均取决于经验、系统容易振荡,最终导致发散等缺点。通过前面故障特征的提取,最终得到三个模态分量的能量熵,即将三个故障特征量作为神经网络的输入。规定正常情况下输出为1,故障电弧产生时输出为-1。对于隐含层的选择,目前多数应用都是根据经验所得。Kolmogorov定理表示,只有一个隐含层的BP神经网络可以以足够小的误差来逼近目标值。所以为了节约资源,加快识别效率,设定隐含层为一层。

所以本文使用的神经网络为三个输入,一个隐含层,一个输出。随机选取表1和表2中每组负载下70%的电流信号作为训练数据训练好模型,再利用其余30%数据进行验证,保证了验证过程中数据的全面性。针对串联故障电弧的识别结果如图7所示。图7(a)~7(c)中测试数据顺序均为1~18组为

正常工作,19~36组为故障电弧,37~54组为突然加载,55~72组为启动。

从图7中可以看出,对于电阻负载,识别结果有一个误判,将突然加载情况误判成故障电弧状态,通过查看该项波形图可知是在加载过程中波形剧烈抖动,造成误判。对于开关电源负载,有三个误判,一个是将故障电弧误判成正常状态,是由于该项电弧微弱,电流波形中现象不明显。其余两个将突然加载误判成电弧状态。对于节能灯负载,有两个误判,均是突然加载误判成电弧状态,是由于容性负载下突然加载对于电流波形产生畸变严重。

并联实验测试结果如图8所示,其数据分布为1~12组为电阻负载,13~24组为开关电源负载,25~36组为节能灯负载。其中每种负载下又依次包含三个正常状态,三个故障电弧状态,三个突然加载状态,三个启动状态。从图8中可以看出,并联故障电弧识别共有两个误判,分别是开关电源和节能灯负载下突然加载状态误判成故障电弧。所以,在以后的实验中要增加突然加载的信号数量进行训练。

整体识别结果统计如表4所示。

表4 故障电弧识别结果统计		
Tab.4 Fault arc recognition result statistics		
实验类别	测试数量	误判数量
串联	54×4	6
并联	9×4	2

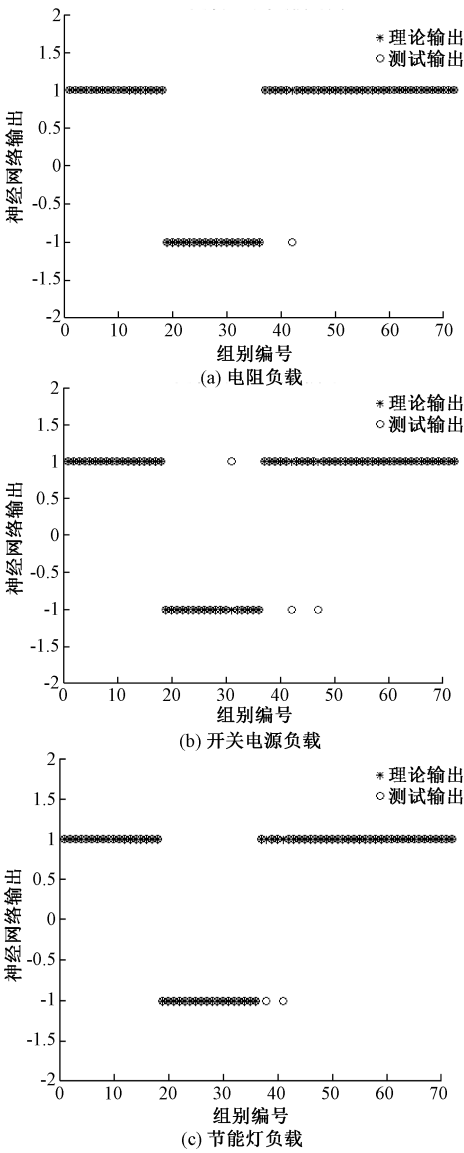


图 7 不同负载下串联故障电弧识别结果
Fig.7 Series fault arc recognition results under different loads

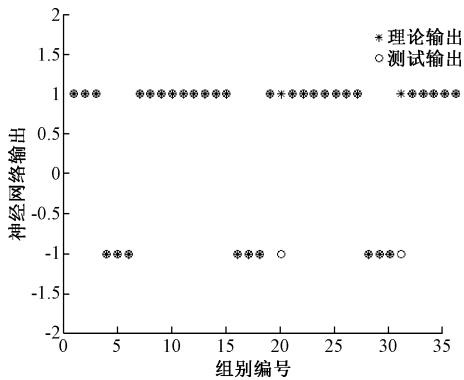


图 8 并联故障电弧识别结果
Fig.8 Parallel fault arc recognition result

通过表 4 测试结果可以看出,整体识别率在 90%以上,所以此方法在识别交流航空故障电弧方面具有实际应用价值。

分析误判数据发现,多数误判是将突然加载判断成故障电弧状态,还有部分是由于数据采集时的抖动,造成数据的不稳定。所以在实际应用中,进行数据采集时,注意采集设备以及整个线路的稳定性,采用恰当的滤波方式,提高电流数据的准确度。另外,要增加 LM 优化的 BP 神经网络的训练样本数,提高整体识别率。

4 结论

本文针对交流航空故障电弧进行识别,首先根据标准 AS5692 搭建串联和并联实验模拟平台,分别分析了两种电路中电阻负载、非线性负载和容性负载下正常、故障电弧、突然加载和启动四种状态下的电流动态特性。然后应用集合经验模态分解方法分解电流波形,得到电流本征模态分量。通过对比选取差别明显的二、三、四模态分量作为故障特征分量,分别求取各故障特征分量的能量熵输入到 LM 优化的 BP 神经网络进行识别。总体识别率在 90%以上,误判数量集中在突然加载情况中。实际应用中,应注意采集多种情况,多种负载的数据作为 LM 优化的 BP 神经网络的训练数据,提高网络的整体识别率,并在采集数据时注意数据的准确性与平稳性。

参考文献 (References):

[1] 张俊民, 谢华博, 魏娟, 等 (Zhang Junmin, Xie Huabo, Wei Juan, et al.). 飞机电缆绝缘缺陷与故障的检测技术及分析 (Detection technology and analysis of aircraft cable insulation defects and faults) [J]. 航空维修与工程 (Aviation Maintenance & Engineering), 2008, (1): 26-29.

[2] Zhang Hongkun, Chen Tao, Li Wenjun. Arc fault signatures detection on aircraft wiring system [A]. 2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Dalian, China, 2006. 5548-5552.

[3] 崔芮华, 王洋, 李英男 (Cui Ruihua, Wang Yang, Li Yingnan). 基于相关系数和偏态指标的航空串联电弧故障检测 (Aviation series arc fault detection method based on correlation coefficient and bias-normal distribution index) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2019, 38 (1): 82-88.

- [4] Sidhu T S, Singh G, Sachdev M S. A new technique for detection and location of arcing faults in power system apparatus [A]. IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering [C]. Waterloo, Ontario, Canada, 1998. 185-188.
- [5] Kim C J. Electromagnetic radiation behavior of low-voltage arcing fault [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24 (1): 416-423.
- [6] Georgijevic N L, Jankovic M V, Srdic S, et al. The detection of series arc fault in photovoltaic systems based on the arc current entropy [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31 (8): 5917-5930.
- [7] Qi P, Jovanovic S, Lezama J, et al. Discrete wavelet transform optimal parameters estimation for arc fault detection in low-voltage residential power networks [J]. Electric Power Systems Research, 2017, 143: 130-139.
- [8] Du J H, Tu R, Zeng Y, et al. An experimental study on the thermal characteristics and heating effect of arc-fault from Cu core in residential electrical wiring fires [J]. Plos One, 2017, 12 (8): 1-14.
- [9] Zhen M, Li W, Sun Q G. The characteristics of DC arc faults current [A]. 2013 15th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE) [C]. Lille, France, 2013. 1-9.
- [10] 郭琳, 柯希彪, 汤引生, 等 (Guo Lin, Ke Xibiao, Tang Yinsheng, et al.). 新能源汽车电弧故障检测方法 & 测试系统设计 (Design of arc fault detection method and test system for new energy automobiles) [J]. 绝缘材料 (Insulating Materials), 2018, 51 (11): 74-79.
- [11] 崔芮华, 胡文达, 耿丽恺 (Cui Ruihua, Hu Wenda, Geng Likai). 基于小波重构信号奇异点的航空故障电弧检测 (Arc fault detection method based on singularity of the wavelet reconstruction signal in aviation power system) [J]. 电气传动 (Electric Drive), 2018, 48 (6): 69-72.
- [12] 崔芮华, 胡文达 (Cui Ruihua, Hu Wenda). 一种基于 Daubechies 小波的航空电弧故障检测方法研究 (Study of arc fault detection method based on Daubechies wavelet in aviation power system) [J]. 电器与能效管理技术 (Electric & Energy Management Technology), 2017, (4): 7-11.
- [13] 周越 (Zhou Yue). 基于 EMD-SVM 的航空故障电弧检测 (Aviation arc fault diagnosis based on EMD-SVM) [D]. 大连: 大连理工大学 (Dalian: Dalian University of Technology), 2016.
- [14] 张冠英, 曹旺林, 李长伟, 等 (Zhang Guanying, Cao Wanglin, Li Changwei, et al.). 基于集合经验模态分解的串联型故障电弧辨识方法 (Series arc fault identification method based on EEMD) [J]. 电器与能效管理技术 (Electric & Energy Management Technology), 2016, (5): 8-12.
- [15] 刘建强, 赵治博, 任刚, 等 (Liu Jianqiang, Zhao Zhibo, Ren Gang, et al.). 基于小波包分解和集合经验模态分解的列车转向架轴承智能故障诊断方法 (An intelligent fault diagnosis method for bogie bearings of train based on wavelet packet decomposition and EEMD) [J]. 铁道学报 (Journal of the China Railway Society), 2015, 37 (7): 40-45.
- [16] AS5692, ARC fault circuit breaker (AFCB) aircraft trip-free single phase 115VAC 400Hz constant frequency [S].
- [17] 董伟, 张俊民, 桂美景, 等 (Dong Wei, Zhang Junmin, Gui Meijing, et al.). 基于小波包分解的航空故障电弧的识别 (Identification of aviation arc fault based on wavelet packet decomposition) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (11): 76-81.
- [18] Dong Wei, Zhang Junmin, Gui Meijing, et al. The identification of aviation arc fault based on the bp neural network [A]. CSAA/IET International Conference on Aircraft Utility Systems, AUS 2018 [C]. Guiyang, China, 2018. DOI: 10.1049/cp. 2018.0306.
- [19] Guo T, Deng Z M. An improved EMD method based on the multi-objective optimization and its application to fault feature extraction of rolling bearing [J]. Applied Acoustics, 2017, 127: 46-62.
- [20] Shi J, Wu X, Zhou J, et al. BP neural network based bearing fault diagnosis with differential evolution & EEMD denoise [A]. 2017 9th International Conference on Modelling, Identification and Control [C]. Kunming, China, 2017. 1038-1043.
- [21] Han H, Cho S J, Kwon S, et al. Fault diagnosis using improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and power-based intrinsic mode function selection algorithm [J]. Electronics, 2018, 7 (2): 16-31.
- [22] 张冠英, 曹旺林, 李长伟, 等 (Zhang Guanying, Cao Wanglin, Li Changwei, et al.). 基于集合经验模态分解的串联型故障电弧辨识方法 (Series arc fault identification method based on EEMD) [J]. 电器与能效管理技术 (Electric & Energy Management Technology), 2016, (5): 8-12.
- [23] Lee D, Ahn J, Koh B. Fault detection of bearing systems through EEMD and optimization algorithm [J]. Sensors, 2017, 17 (11): 1-16.
- [24] 王浩天, 单甘霖, 段修生 (Wang Haotian, Shan Gan-

lin, Duan Xiusheng). 基于 LM-BP 神经网络算法的模拟电路故障诊断 (Analog circuits fault diagnosis based on LM-BP optimized neural network) [J]. 计算机测量与控制 (Computer Measurement & Control), 2013, 21 (12): 3197-3200.

[25] 张华, 刁永发, 于伟 (Zhang Hua, Diao Yongfa, Yu

Wei). 基于 LM-BP 神经网络的气阀故障诊断方法 (Fault diagnosis method for compressor valve based on LM-BP neural network) [J]. 计算机测量与控制 (Computer Measurement & Control), 2015, 23 (10): 3307-3309, 3312.

Identification of AC aviation arc fault based on ensemble empirical mode decomposition

GAO Fei, DONG Wei, GUI Mei-jing, ZHANG Jun-min

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

Abstract: Fault arc is a destructive and difficult to discriminate circuit fault, which poses a great threat to the safety of the aircraft. However, the current arc identification method applied in the aviation industry is far from fulfilling the requirements. Therefore, this paper proposes an AC aviation fault arc identification method that combines Ensemble Empirical Mode Decomposition and LM optimized BP neural network. Firstly, a series and parallel AC arc experimental simulation platform is established to collect the arc current waveform and analyze the dynamic characteristics of the waveform. The waveform is subjected to collective Ensemble Empirical Mode Decomposition, and the distinct modal component is selected as the fault feature component. The energy entropy of the fault feature component is calculated as the feature quantity of the AC fault arc, and is input to the BP neural network optimized by the LM algorithm for identification. The results show that the recognition rate reaches to more than 90%, and the aviation fault arc is well recognized.

Key words: AC aviation fault arc; ensemble empirical mode decomposition; dynamic characteristics of arc; energy entropy; BP neural network