

基于遗传算法-支持向量机的航电模块故障分类研究



徐钊¹, 张一童¹, 潘震², 池程芝²

1. 西北工业大学, 陕西 西安 710129

2. 中国航空无线电电子研究所 航空电子系统综合技术重点实验室, 上海 200233

摘要:DC-DC变换器是综合模块化航电的电源转换模块的核心部件,对其进行故障诊断可以有效提高设备的可靠性,减少维修保障费用,极大地提高飞机的使用效能。在PSPICE环境下设计了典型的基于Sepic拓扑结构的DC-DC变换器模型,并对DC-DC变换器进行失效规律的分析;对DC-DC变换器的典型故障类型进行故障模拟,通过仿真获取相应的原始数据;采用数据预处理、特征提取与选择、遗传算法-支持向量机方法对DC-DC变换器进行故障诊断分析。仿真验证了上述方法的有效性。

关键词:航电模块; 特征提取; 支持向量机; 故障诊断

中图分类号:V240.2

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2021.10.013

21世纪初,美军在联合攻击战斗机计划中提出故障预测与健康管理(prognostics and health management, PHM)的技术概念。具体是指用尽可能少的传感器来采集系统的各种数据信息,若发生故障,可借助各种分类算法定位故障模块和具体的器件,结合各种可利用的资源信息提供相应的维修保障措施,以实现系统的视情维修,维护成本可大大降低^[1-4]。基于数据驱动的方法利用大量飞行中的数据信息来分析飞机各部位的故障原因并发出消除故障命令,大大提高了飞行的安全性。利用故障诊断技术可以在准确的时间对航电系统的部件进行准确的维修,有效提高设备的可靠性,减少维修保障费用,极大地提高飞机的作战效能。

在作战飞机执行任务过程中,电气设备的工作状态会对其能否正常完成任务有重大影响。电源转换模块(power conversion module, PCM)将飞机中电源系统的供电电压转换为飞机内部机架的直流电压,通过控制电源阵列开关给各模块供电;PCM模块作为核心模块,其健康状态会影响到其他所有模块,是其他模块正常工作的基础。DC-DC变换器作为整个PCM模块的核心部分,也反映了整个模块的工作状态。因此,利用监测数据对DC-DC变换器进行故障诊断具有重要意义。

1 研究现状

在常见的DC-DC变换器中,BUCK是降压型变换器,BOOST为升压型变换器,而Sepic型DC-DC变换器是一种输出电压可以小于、等于或大于输入电压的变换器,广泛应用于航空电子系统领域。

对于DC-DC变换器的故障诊断研究,国内外都有很多研究成果。参考文献[5]将专家系统应用于开关电源故障诊断,参考文献[6]将人工神经网络运用在开关电源的故障诊断。刘洪等^[7]利用支持向量机(support vector machine, SVM)实现了剩余使用寿命的预测,钟书辉^[8]提出了基于专家系统的雷达电源诊断。其他学者^[9-14]也提出了不同智能算法相互结合进行开关电源故障诊断,如小波变换、专家系统和人工神经网络等。

本文基于随机森林特征选择算法和GA-SVM对DC-DC变换器进行故障诊断分析,通过仿真也验证了算法的可行性。

2 失效模式分析

大量研究表明,电路中不同子器件的失效会导致电子线路的性能退化,元器件的性能和实时参数影响着整个电

收稿日期: 2021-05-27; 退修日期: 2021-07-11; 录用日期: 2021-08-15

基金项目: 国家自然科学基金(61803309, 61603303); 航空科学基金(2018553034)

引用格式: Xu Zhao, Zhang Yitong, Pan Zhen, et al. Avionics module fault classification based on genetic algorithm-support vector machine [J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(10): 80-86. 徐钊, 张一童, 潘震, 等. 基于遗传算法-支持向量机的航电模块故障分类研究[J]. 航空科学技术, 2021, 32(10): 80-86.

子线路的状态和性能。在DC-DC变换器中,常见以及损坏概率较大的器件有铝电解电容、开关晶体管和功率二极管。

在DC-DC变换器中,铝电解电容在DC-DC变换器中的主要作用是滤波,用来吸收电压纹波,进而达到平滑输出电压的作用,铝电解电容失效会使DC-DC变换器输出信号中交流成分增加。开关晶体管在DC-DC变换器中主要作用是功率转换,其性能退化程度将直接影响电路的失效率、温升指标和技术性能。功率二极管在DC-DC变换器中主要作用是续流、整流等,在电子线路中较为常用。主电路工作频率较低,电感器件不是易损器件,对其不进行分类研究。我们需要对故障电路中的上述易损器件进行分类,以便后续定位维修。

3 DC-DC变换器诊断框架

本文采用的故障诊断框架如图1所示。主要由数据预处理、特征提取、特征选择、故障诊断4个模块组成。数据预处理主要完成数据缺失值填补、数据标准化等操作,便于后续的数据分析;特征提取和特征选择模块可以从数据中挖掘信息,发掘在数据集中与故障相关有较大价值的特征变量;故障诊断建模模块通过GA-SVM算法建立特征变量与故障类型之间的对应关系。

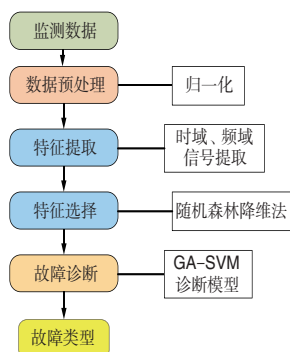


图1 故障诊断框架

Fig.1 Fault diagnosis framework

3.1 故障仿真与特征提取

模拟电路的故障分为硬故障(灾难性故障)和软故障,如元器件的参数漂移。硬故障通常是指元件的短路、开路以及元件参数发生大的偏差等,导致系统严重失效,甚至完全瘫痪,破坏了电路的拓扑结构,它是一种结构性的损坏。软故障主要是指元器件参数随着时间或者环境条件的变化而偏离容差范围,大多数情况下设备并未完全失效,但会引起系统性能的异常或恶化。

本部分的故障诊断算法研究主要针对DC-DC变换器

中的硬故障类型,分别为二极管开路/短路故障、电解电容击穿/开路故障、MOS管开路/短路故障等。由于在仿真软件中无法对MOS管开路故障进行模拟,故只考虑了其他五类故障,但故障诊断的算法是相通的。在实际电路中,某些信号不会留有专门的采样接口,本文采用输出电压作为信号特征,在实际操作中较易实现且对电路性能影响较小。

对输出电压分别提取如下特征:(1)时域特征变量:均值、标准差、偏度、峰度、峰峰值、最大值和最小值;(2)频域特征变量;(3)小波包分解、重构各频段小波能量。

DC-DC变换器的关键参数为输出电压,故在正常状态和故障状态下的输出电压值会有明显的差异。采集不同故障类型下的输出电压值,可以根据输出电压的特征信息进行有效的分类。由上述7维时域特征矢量和时域特征变量可知,初选特征矢量为15维,各个特征分量之间存在较大的数据冗余。如果直接用于SVM的训练,得出的模型精度不高且训练速度较慢,本文考虑采用随机森林降维法对其进行特征选择(降维)处理。

对于特征选择,利用所有决策树得到的平均“不纯度”(基尼系数)衰减来量化特征的重要性。根据重要性可以移除相关度较低的特征,进而简化模型。决策树需要找出最佳节点和最佳的分枝方法,即不纯度。通常来说,不纯度越低,决策树对训练集的拟合越好。基于随机森林算法本身的重要性度量进行特征重要性排序,选取重要特征集。

3.2 基于支持向量机的故障诊断原理

模拟集成电路故障诊断本质上是模式识别问题,其核心是故障分类器的设计。SVM是一种机器学习理论,作为最有效的模式识别算法之一,在模拟电路的故障识别中表现出优异的分类/诊断性能。下面对其分类的基本原理作简要的介绍。

首先,考虑两类故障样本的特征集合:

$$D = \left\{ (x_1, y_1) \dots (x_i, y_i) \right\}, x \in R^n, y \in \{-1, 1\} \quad (1)$$

在样本空间中,实现样本线性可分的分类超平面为: $\langle \omega, x \rangle + b = 0$,则样本从点 x 到超平面的距离为:

$$d(\omega, b, x) = \frac{|\langle \omega, x \rangle + b|}{\|\omega\|} \quad (2)$$

求解最优分类超平面可描述为:在满足约束条件下使分类间隔最大化,是一个约束优化问题。通过拉格朗日乘数法可求得最优分类器:

$$f(x) = \text{sgn}(\langle \omega^*, x \rangle + b) \quad (3)$$

当不能获得训练数据的线性分类超平面时,可通过选

择一个非线性函数,将输入矢量映射到一个高维特征空间,在该高维特征空间中建立最优分类超平面。此时,最优问题的解变为:

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{k=1}^l \alpha_k \quad (4)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \\ \sum_{j=1}^l \alpha_j y_j = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $K(x_i, x_j)$ 为将训练样本非线性映射到特征空间的核函数,此时在特征空间建立的最优分类超平面为:

$$\begin{cases} \langle \omega^*, x \rangle = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) \\ b^* = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i [K(x_i, x_j) + K(x_i, x)] \end{cases} \quad (6)$$

第一层通过核函数 $K(x_i, x)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 将原始输入空间映射到高维特征空间;第二层用于在该特征空间中建立最优分类超平面,从而实现训练样本的线性分类。

$$y = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^s \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (7)$$

向量机本质上是二分类器,由于DC-DC变换器的硬故障类型有多种,如果采用支持向量机进行故障诊断可建立多个二分类器进行组合实现,即一对多的方式。

3.3 基于遗传算法对支持向量机参数优化

本节针对支持向量机具体参数的优化进行相关阐述。首先,选取SVM核函数,常用的函数主要有线性核、多项式核、Sigmoid核以及径向基核函数。试验选取径向基核函数,即:

$$K(x, x_i) = e^{-\gamma \|x - x_i\|^2} \quad (8)$$

SVM模型中有两个需要我们确定的参数:惩罚因子 C 和正则化参数 γ ,合适的参数能对DC-DC变换器故障类型有较高的分辨率。由于合适的参数选取较为困难,故本文考虑采用遗传算法对结构参数进行寻优。GA优化SVM参数流程图如图2所示。

4 仿真验证

PSpice软件是常用的电路设计及仿真的EDA软件,其优点是能够与MATLAB进行数据交互。在PSpice环境下设计了典型的基于Sepic拓扑结构的DC-DC变换器。并且可以通过电路采集数据信息,用于后续数据挖掘与分析。搭建的PSpice模型以及输出电压信号如图3所示。

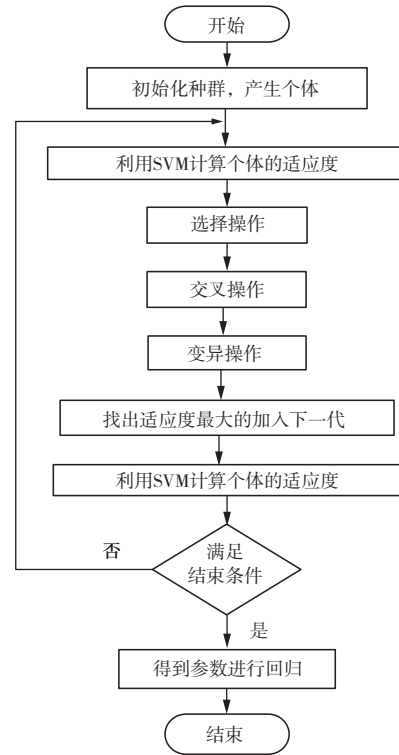


图2 GA优化SVM参数流程图

Fig.2 GA optimization SVM parameter flow chart

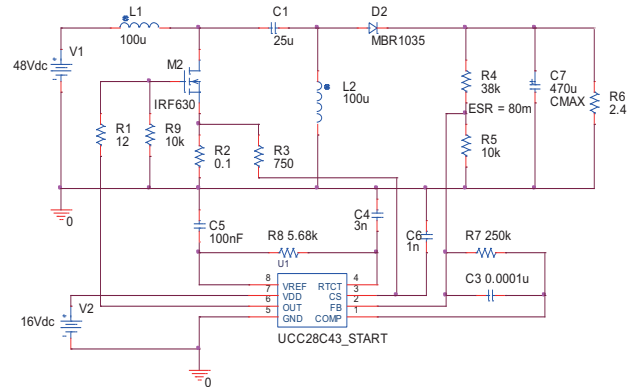


图3 基于Sepic拓扑结构的DC-DC变换器PSpice模型

Fig.3 PSpice model of DC-DC converter based on Sepic topology

以正常状态输出电压和不同故障输出电压为例,可观察到波形具有较大的差异,正常输出电压波形如图4所示;二极管短路故障输出电压波形如图5所示;二极管开路故障输出电压波形如图6所示;电解电容短路故障输出电压波形如图7所示;电解电容开路故障输出电压波形如图8所示;开关晶体管短路故障输出电压波形如图9所示。

首先进行特征提取,对5种不同的故障类型各取一组进行示例,时域和频域特征提取部分如图10和图11所示,

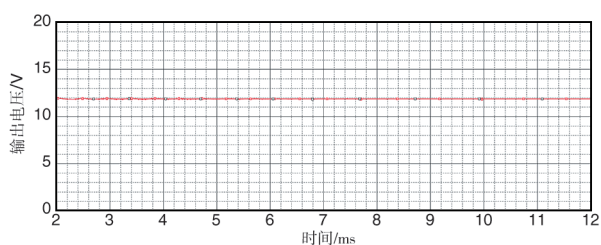


图4 DC-DC变换器正常工作状态输出电压波形

Fig.4 Output voltage waveform of DC-DC converter in normal working state

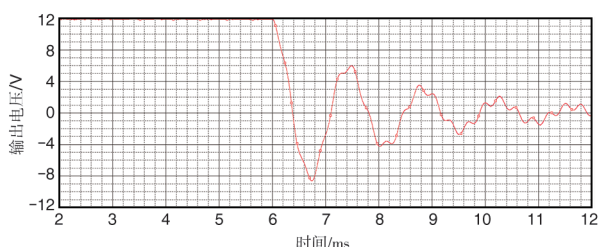


图5 二极管短路故障输出电压波形

Fig.5 Output voltage waveform of diode short circuit fault

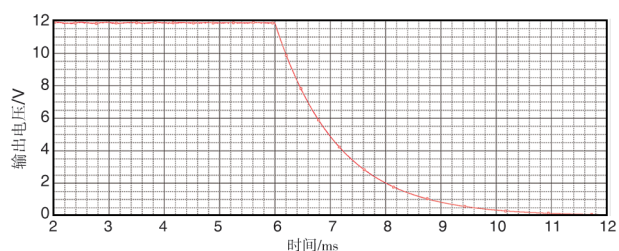


图6 二极管开路故障输出电压波形

Fig.6 Output voltage waveform of diode open circuit fault

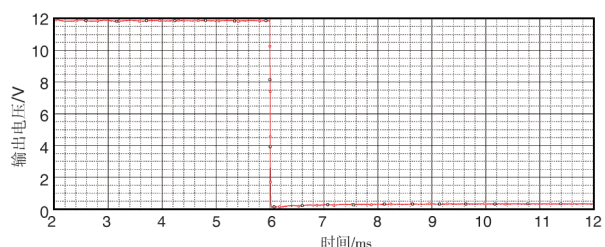


图7 电解电容短路故障输出电压波形

Fig.7 Output voltage waveform of electrolytic capacitor short circuit fault

对特征提取部分获得的故障特征矢量进行归一化处理,以消除不同特征分量之间的量纲之间的差异。其次,经过归一化后的特征矢量只是消除了分量之间量纲的差异。由前述可知,初选特征矢量为15维。利用随机森林算法进行特征选择处理,根据重要性可以移除相关度很低的特征精简

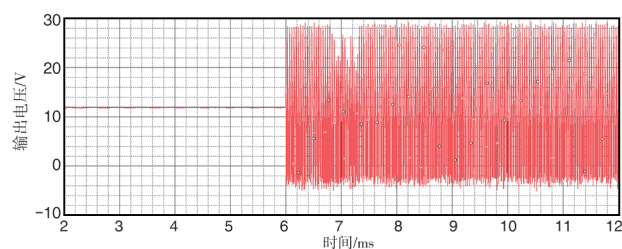


图8 电解电容开路故障输出电压波形

Fig.8 Output voltage waveform of electrolytic capacitor open circuit fault

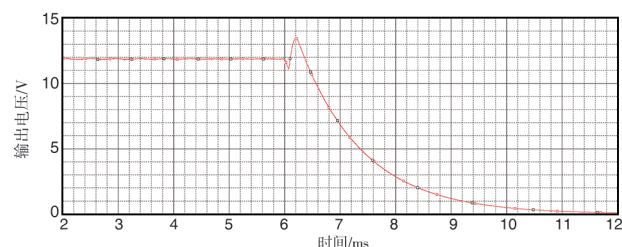


图9 MOS管短路故障输出电压波形

Fig.9 Output voltage waveform of MOS short circuit fault

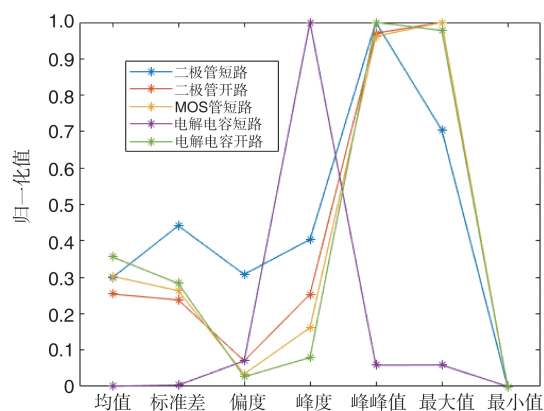


图10 输出电压信号统计量曲线

Fig.10 Output voltage signal statistics curve

模型。利用随机森林算法进行降维后的特征矢量如图12所示。

由图12可以看出,特征矢量进行特征选择后的特征维数为3,分别为输出电压的标准差、输出电压峰峰值以及小波包重构能量第七系数,对分类准确性具有较高的贡献。所以本文将选择出的三维特征矢量放入支持向量机中,用作支持向量进行分类。

如图13所示,利用PCA降维故障数据,试验得到前五维特征矢量累计方差贡献率能达95%。

选取合适的核函数用于实现从特征空间到高维空间的

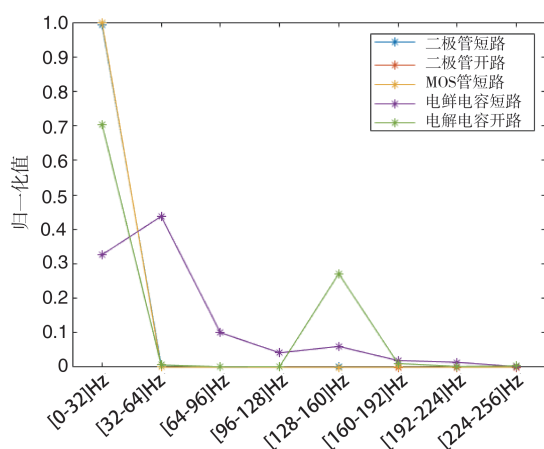


图 11 输出电压信号部分频段小波重构系数

Fig.11 Wavelet reconstruction coefficients in some frequency bands of output voltage signal

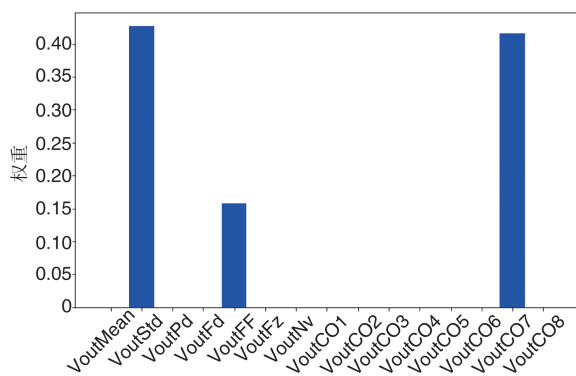


图 12 故障诊断特征选择

Fig.12 Fault diagnosis feature selection

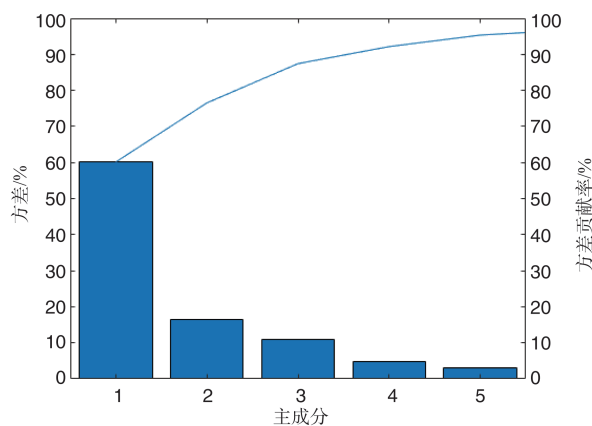


图 13 故障特征矢量主成分分析图(95%)

Fig.13 Feature vector principal component analysis diagram (95%)

非线性映射;对于结构参数,主要是核函数参数 γ 和惩罚因子 C ,将训练样本送入SVM,进行迭代训练和寻优。

GA-SVM 训练模型相关参数设置如下:种群规模为

30,最大进化代数为100,寻优参数的范围均为 $[0,100]$,GA参数设置如下:交叉概率为0.75,变异概率为0.25;利用遗传优化算法的方法对结构参数进行寻优,SVM结构参数的搜索过程和结果如图14所示。

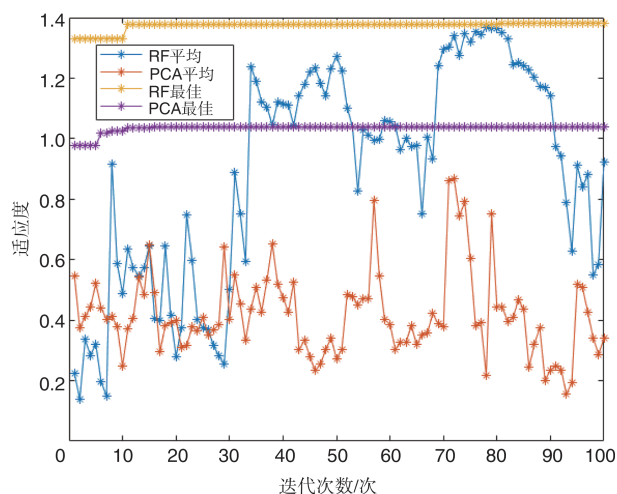


图 14 个体最优和群体适应度曲线

Fig.14 Individual optimal fitness and Population average fitness curve

产生不同的故障类型各40组特征矢量,共200组作为训练样本,对GA-SVM模型进行训练;另外,采用不同故障类型各10组特征矢量,共50组作为测试样本,进行故障诊断准确率的量化评估。诊断结果如图15和图16所示。

从图15和图16可以看出,真实测试集和预测的测试集结果完全一致,在仿真试验的条件下,诊断精度达到100%。

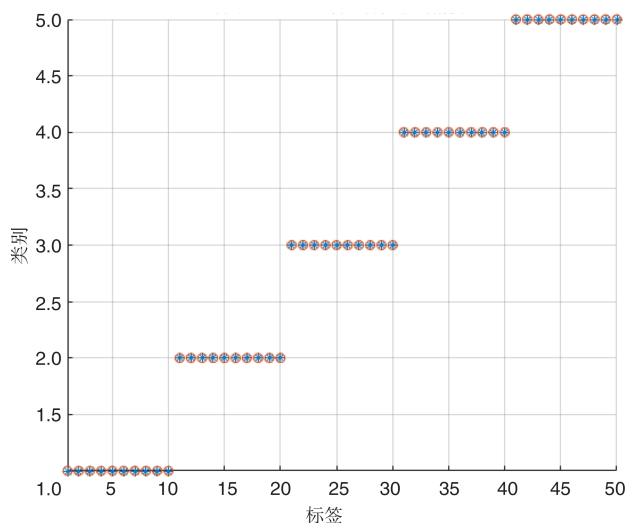


图 15 基于RF的GA-SVM模型硬故障分类结果示意图

Fig.15 Schematic diagram of the hard fault classification results of the RF-based GA-SVM model

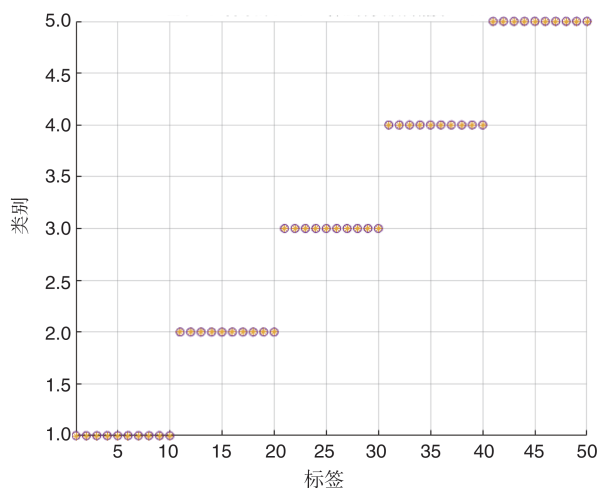


图 16 基于PCA的GA-SVM模型硬故障分类结果示意图

Fig.16 Schematic diagram of the hard fault classification results of the PCA-based GA-SVM model

对于分类结果,PCA和随机森林算法都能达到100%,验证了随机森林算法能够以较少的特征量表述完整的信息。在参数优化方面,网格搜索法会增大模型训练的时间且搜索效率较低;利用遗传算法对SVM中惩罚参数和核参数进行调整,搜索效率较高且可以避免陷入局部最优的问题。仿真结果也证明了基于随机森林和GA-SVM,对多类故障有较好的识别准确率。

5 结论

本文首先基于仿真软件,设计了DC-SDC变换器并且对不同故障进行失效模型分析,考虑到实际电路信号采集问题,选择了对DC-SDC变换器影响最小的输出电压信号,通过仿真获取原始数据并进行特征提取、随机森林算法降维,得到特征矢量。建立了SVM多分类模型,利用遗传算法对SVM参数进行优化。

本文虽然在特征选择和分类算法改进的研究和应用上做了一些有益的探索,但是还有很多地方需要做进一步的研究:利用更多的数据集去验证算法模型的鲁棒性和准确性。仿真结果表明,本文提出的故障分类方法能够执行多故障分类任务。

AST

参考文献

[1] 吴明辉,许爱强,戴豪民. PHM技术在综合航空电子系统中的应用[J]. 兵工自动化, 2013, 32(4):72-77.
Wu Minghui, Xu Aiqiang, Dai Haomin. Application of PHM technic in integrated avionics electronic system[J]. Ordnance

Industry Automation, 2013, 32(4):72-77. (in Chinese)

[2] 上海航空测控技术研究所. 航空故障诊断与健康管理技术[M]. 北京:航空工业出版社, 2013.
Shanghai Aero Measurement & Control Technology Research Institute. Aviation fault diagnosis and health management technology[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013. (in Chinese)

[3] 陈欢欢. 基于支持向量机的故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.
Chen Huanhuan. Research on fault diagnosis method based on support vector machine[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008. (in Chinese)

[4] 年夫顺. 关于故障预测与健康管理技术的几点认识[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8):1-14.
Nian Fushun. Viewpoints about the prognostics and health management[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 1-14. (in Chinese)

[5] Amjady N. Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 16(3):498-505.

[6] Kolla S R, Altman S D. Artificial neural network based fault identification scheme implementation for a three-phase induction motor[J]. ISA Transactions, 2007, 46(2):261-266.

[7] 刘洪,喻西崇,吴国云,等. 基于支持向量机算法的注水管道剩余寿命预测[J]. 石油机械, 2005, 33(3): 17-20.
Liu Hong, Yu Xichong, Wu Guoyun, et al. Remaining life prediction of water injection pipeline based on support vector machine algorithm[J]. China Petroleum Machinery, 2005, 33(3): 17-20. (in Chinese)

[8] 钟书辉,段丽华,王伟,等. 主成分分析和支持向量机在无刷直流电机故障诊断中的应用研究[J]. 航空科学技术, 2019, 30(2): 47-52.
Zhong Shuhui, Duan Lihua, Wang Wei, et al. Application research of principal component analysis and support vector machine in brushless DC motor fault diagnosis[J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(2):47-52. (in Chinese)

[9] 胡良谋,曹克强,徐浩军,等. 支持向量机故障诊断及控制技术[M]. 北京:国防工业出版社, 2014.
Hu Liangmou, Cao Keqiang, Xu Haojun, et al. Support vector machine fault diagnosis and control technology[M]. Beijing:

- National Defense Industry Press, 2014. (in Chinese)
- [10] 黄蓝,王景霖,林泽力,等.综合系统健康管理关键技术与研究路径[J].航空科学技术,2020,31(7):12-17.
- Huang Lan, Wang Jinglin, Lin Zeli, et al. Key technologies and research paths of comprehensive system health management [J]. Aviation Science & Technology, 2020, 31(7): 12-17. (in Chinese)
- [11] 张周锁,李凌均,何正嘉.基于支持向量机的机械故障诊断方法研究[J].西安交通大学学报,2002(12):1303-1306.
- Zhang Zhousuo, Li Lingjun, He Zhengjia. Research on mechanical fault diagnosis method based on support vector machine[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002 (12): 1303-1306. (in Chinese)
- [12] Abdi M J, Giveki D. Automatic detection of erythemato-squamous diseases using PSO-SVM based on association rules [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(1):603-608.
- [13] Tu C J, Chuang L Y, Chang J Y, et al. Feature selection using PSO-SVM[J]. Iaeng International Journal of Computer Science, 2007, 33(1):111-116.
- [14] 许明轩.飞机航电系统故障分析方法与故障诊断技术研究[J].中国设备工程,2018(14):96-97.
- Xu Mingxuan. Research on fault analysis method and fault diagnosis technology of aircraft avionics system[J]. China Equipment Engineering, 2018(14):96-97. (in Chinese)

Avionics Module Fault Classification Based on Genetic Algorithm-Support Vector Machine

Xu Zhao¹, Zhang Yitong¹, Pan Zhen², Chi Chengzhi²

1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

2. Science and Technology on Avionics Integration Laboratory, China Institute of Aeronautical Radio Electronics, Shanghai 200233, China

Abstract: The DC-DC converter is the core component of the integrated modular avionics power conversion module. Fault diagnosis can effectively improve the reliability of the equipment, reduce maintenance and support costs, and greatly improve the efficiency of aircraft. In this paper, a typical DC-DC converter model based on Sepic topology is designed in the PSPICE environment, and the failure rule of the DC-DC converter is analyzed. The typical fault types of the DC-DC converter are simulated. The corresponding original data is obtained by the simulation. By using data preprocessing, feature extraction and selection, genetic algorithm-support vector machine method, fault diagnosis and analysis are performed on the DC-DC converter. The simulation verifies the effectiveness of the above method.

Key Words: avionics module; feature extraction; support vector machines; fault diagnosis

Received: 2021-05-27; **Revised:** 2021-07-11; **Accepted:** 2021-08-15

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61803309, 61603303); Aeronautical Science Foundation of China (20185553034)

航空科学技术 “增材制造技术” 专辑征稿通知

Aeronautical Science & Technology

《航空科学技术》创刊于1989年,是由中国航空工业集团有限公司主管、中国航空研究院主办、中航出版传媒出版的科技类中文期刊(月刊,每月25日出版),面向全国公开发行人。《航空科学技术》现为《中国学术期刊影响因子年报》统计源期刊、《中国核心期刊(遴选)数据库》收录期刊、中国学术期刊网络出版总库全文收录期刊、超星期刊域出版平台全文收录期刊和航空工业知识服务平台全文收录期刊。

经过多年发展,增材制造从产品研制阶段的快速原型制造逐渐向批量生产阶段延伸,在航空航天等领域展现出巨大的科研价值和经济效益。近年来,增材制造相关的新材料、新结构、新工艺、新应用层出不穷,已成为先进制造领域发展最快、关注度最高的技术方向之一,极大地推动了航空飞行器设计/制造理念的创新。《航空科学技术》计划2022年下半年刊出“增材制造技术”专辑,现征集相关领域的研究论文,主要内容:(1)增材制造技术发展综述;(2)增材制造结构设计与优化;(3)增材制造材料、工艺及性能研究;(4)增材制造过程数值模拟;(5)增材制造无损检测及评价;(6)增材制造专用装备;(7)增材制造标准;(8)增材制造前沿技术(4D打印、增减材一体化、复合增材制造等)。

● 投稿要求和方式:

1. 专辑文章采用集中审稿的方式,论文请按《航空科学技术》模版编排,并将Word文档与《保密审查单》一起发送到专刊秘书邮箱;
2. 为方便联系,来稿请写清通信作者联系方式。

● 专辑联系人:

专辑执行主编:陈 玮,中国航空制造技术研究院

专 辑 秘 书:王继浩,中国航空制造技术研究院

联 系 方 式:18522586895 投稿邮箱:18522586895@163.com

专刊责任编辑:康彬,《航空科学技术》编辑部,010-85672530

投稿截止日期为2022年1月15日。编辑部承诺尽快审理和刊出,对于未能选登上专辑的其他文章,编辑部也会按照期刊投稿正常流程处理,录用或给出文章修改建议。

《航空科学技术》编辑部



中航出版传媒有限责任公司
CHINA AVIATION PUBLISHING & MEDIA CO., LTD.

广告

航空工业知识服务平台 从桌面到指尖

特色检索体系

灵活多样组合

丰富内容资源

可提供定制服务

双重阅读模式

可自主扩充资源

开通试用:

个人申请请发送E-mail至fandd@aviationnow.com.cn,邮件中请注明:姓名、手机号、工作单位及部门名称,我们在工作日内将为期七天的试用账号通过手机或邮件发送给您。

电话:010-85672623

网址: <http://knowledge.aviationnow.com.cn>

邮编:100028

地址:北京市朝阳区京顺路5号曙光大厦C座

