

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205281

# 数字孪生驱动多算法自适应选择的 空间电源系统故障检测\*

庞景月<sup>1</sup> 赵光权<sup>2</sup>

(1. 重庆工商大学人工智能学院 重庆 400067; 2. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院 哈尔滨 150080)

**摘要:**针对积累的空间电源系统遥测数据中故障数据不准确且不全面,进而导致地面长管系统很难根据实际发生的故障数据综合选择和评估故障检测模型有效性的问题,本文重点开展孪生数据驱动的空间电源系统故障检测模型优化选择方法研究。在充分分析电源系统组成、工作原理以及输入输出关系的基础上,利用 Simulink 构建航天器电源系统各组成单元的数字孪生模型,并结合故障机理分析在孪生模型中注入典型的故障,丰富故障数据种类及数量,基于孪生数据实现多种故障检测模型有效性的评估。实验表明,基于此框架产生的孪生数据与实测数据相似性达 90% 以上,可进行 6 种典型故障模式的注入,可对故障检测模型的阶跃型以及渐变型故障的检测能力进行有效评估,此种方法的研究可有效服务于实际的地面长管系统,为合理的故障检测模型的选择提供重要的模型与数据基础。

**关键词:** 航天器; 电源系统; 数字孪生; 故障检测模型

**中图分类号:** TP206.3      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 590.65

## Digital twin-driven multi-algorithms adaptive selection for fault detection of space power system

Pang Jingyue<sup>1</sup> Zhao Guangquan<sup>2</sup>

(1. School of Artificial Intelligence, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China;

2. School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** In view of the inaccurate and incomplete fault data in the accumulated telemetry data of space power system, it is difficult for the ground long-time management system to comprehensively select and evaluate the effectiveness of fault detection model according to actual fault data. This paper focuses on the research on the optimal selection method of twin data-driven fault detection model for space power system. Based on the full analysis of the composition, working principle and input-output relationship of the power system, the digital twin model of each component unit of the spacecraft power system is constructed by Simulink. Combined with the analysis of fault mechanism, typical faults are injected into the twin model to enrich the types and quantity of fault data, and the effectiveness of various fault detection models is evaluated based on the twin data. Experiments show that the twin data generated based on this framework are more than 90%, which is similar to the real telemetry data, and six typical failure modes can be injected, where the step-type and gradient-type fault detection ability of the fault detection model can be effectively evaluated. The research of this method can effectively serve the actual ground long-time management system and provide an important model and data basis for the selection of effective fault detection model.

**Keywords:** spacecraft; power system; digital twin; fault detection model

收稿日期: 2022-03-20      Received Date: 2022-03-20

\* 基金项目: 国家自然科学基金(62001069)、重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202100821)、重庆工商大学高层次人才科研启动项目(2056009)资助

## 0 引言

航天器作为一类集合结构、热控、电源、姿轨控、推进等分系统的复杂系统,其承担了重要的气象探测、授时定位、对地观测、科学实验等任务。航天技术的发展是国家综合实力和军事实力的重要体现。尤其我国已全面开启建设航天强国新征程,2021 年全年航天发射次数达到 55 次,位居世界第一。但航天器造价昂贵,在研制、设计、生产以及运行维护过程中耗资数亿元,其在轨运行出现的故障未能及时检测与处理,可能会造成任务降级或任务失败,带来巨大的经济损失以及社会影响<sup>[1]</sup>。因此,对航天器开展故障检测与诊断是保障航天器安全运行的核心技术和重要手段。我国国务院发布的“十三五”国家科技创新规划中,也已经将航天器的健康管理技术列为“科技创新 2030-重大项目”,使其成为目前的一个研究热点<sup>[2]</sup>。

航天器电源系统是航天器上负责产生、存储、变换、调节和分配电能的航天器分系统,也是航天器平台中必不可少的分系统<sup>[3]</sup>。由于空间环境复杂、设计及验证不充分、空间电源系统组成相对复杂等影响,卫星电源系统在轨运行期间不可避免地会出现一些异常、故障、甚至失效等,严重影响卫星的正常运行<sup>[4]</sup>。据统计,在 1993~2012 年间发生的 300 多次故障中,电源分系统故障占比 30%,为所有分系统中占比最高的分系统<sup>[5]</sup>。因此,面向航天器电源系统的故障检测成为行业内的关注重点。

航天器电源系统在轨运行期间,其传感器信息将被测量转变为电信号,并利用无线电通信技术传输至地面遥测设备,地面设备通过信号解调技术恢复各路原始参数信息,并进行存储、显示,在这种情况下获得的参数信息为航天器遥测数据。遥测数据是地面长管系统对空间电源系统进行状态监测的唯一依据,增强对遥测数据的判读以及异常检测能力对于电源系统的故障检测至关重要<sup>[6-7]</sup>。目前地面长管系统对于航天器电源系统的故障检测主要依赖于阈值、规则以及物理模型的方法<sup>[8-9]</sup>:阈值监测通常仅针对部分选定的遥测参数,如总线电流、蓄电池电压等,而且遥测数据中部分异常模式并不能通过简单的监测上下限来进行检测<sup>[10]</sup>;基于规则的方法则依赖专家系统构建的知识库来检测遥测数据的异常,如日本宇宙科学研究所和日本航空研究开发机构(Japan Aerospace Exploration Agency, JASA)在一系列执行深空探测任务的航天器,如 GEOTAIL、NOZOMI 与 HAYABUSA 中设置了大量的关联规则,对其进行异常检测<sup>[11]</sup>;基于物理模型的方法则根据航天器的系统结构组成、工作原理、测试流程与故障信息等建立物理模型,将物理模型预测结果与传感器测量的遥测数据进行比较,

以实现遥测数据异常检测<sup>[9]</sup>。鉴于基于阈值、基于规则以及基于物理模型的方法中包含了大量的先验知识以及专家经验,方法可靠性较高,其仍然作为航天器地面长管系统中异常或故障检测的基础方法<sup>[12]</sup>。

但是随着全面建设航天强国新征程的开启,优化产业布局,加快工业化和信息化融合发展,航天器任务多样性以及系统功能性提升,对地面监测的自动化、智能化以及监测精度提出了更高的要求。但与之对应的实际情况是,基于阈值的方法阈值固定,其对于阈值内的异常模式无检测能力;而基于规则的方法,其规则有限,不精确且不完善,难以识别多遥测参数中的复杂异常模式;而基于物理模型的方法很难对遥测数据每种可能发生的异常模式进行物理建模。为此,数据驱动的异常以及故障检测方法已经成为国内外航天领域的关注重点,该类方法也是未来高密度航天器发射下高质量的地面监测技术的重要发展趋势和发展方向<sup>[12-13]</sup>。

针对数据驱动的异常以及故障检测方法,国内外相关研究单位已经针对其中的不同模型开展了应用尝试以及实验验证工作。如美国国家航空航天局(NASA)利用多类机器学习方法实现遥测数据异常检测<sup>[10,12]</sup>;JASA 以及日本东京大学对混合概率主成分分析与隐半马尔可夫模型进行研究<sup>[14]</sup>;欧空局(ESA)通过计算遥测数据统计特征的局部异常概率实现遥测数据异常检测<sup>[15]</sup>。

国内航天院所、相关公司与高校也开展了数据驱动的故障及异常检测方法研究<sup>[16-17]</sup>;如西北工业大学通过形态变分模态分解实现对遥测数据的异常识别,利用时间序列分析方法对其进行预测<sup>[18]</sup>;南京航空航天大学开展了基于主成分分析(principal component analysis, PCA)与增量式局部线性嵌入算法的遥测数据异常检测研究<sup>[19]</sup>以及基于贝叶斯深度学习的异常检测研究<sup>[6]</sup>;北京航空航天大学开展了基于时空 GAN 的遥测数据异常检测方法研究<sup>[20]</sup>;哈尔滨工业大学自动化测试与控制研究所自 2011 年开展遥测数据分析研究工作,利用最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LS-SVM)、GPR、RVM、极限学习机(extreme learning machine, ELM)、LSTM、层次聚类等实现遥测数据多种异常模式的检测<sup>[21-23]</sup>。

但以上方法大多采用非监督式的方式,即利用正常数据建模,对故障或异常数据进行检测,在验证过程中大多采用与遥测数据特征类似的数学仿真数据、其他领域时序数据或者积累的少量故障样本,验证与选择模型时存在的重要问题是故障检测性能无法利用充分的故障数据进行验证。实际的数据中故障数据很少,而且积累的故障数据基本为严重的超限故障,即故障表征明显,其对故障检测模型性能评估的有效性不足,造成的影响是不同数据驱动方法的故障检测性能在此类故障样本上表现

均较好,无法进一步衡量各个方法的有效性。因此,如何获取有效且较全面的故障样本,以充分验证以及选择有效的故障检测模型,是后续数据驱动模型向应用进行转化的关键。

近年来,数字孪生技术的出现以及迅速发展为解决上述问题提供了新的研究思路。2010年,NASA在其发布的太空技术路线图首次引入数字孪生概念,其采用数字孪生实现飞行系统的全面诊断和预测功能,进而保障在整个系统使用寿命期间实现持续安全地操作。在此之后,NASA和美国空军联合提出面向未来飞行器的数字孪生范例,将数字孪生定义为一个集成了多物理场、多尺度、概率性的仿真过程,基于飞行器的可用高保真物理模型、历史数据以及传感器实时更新数据,构建完整映射的虚拟模型,从而刻画和反映物理系统的全生命周期过程,实现飞行器健康状态、剩余使用寿命以及任务可达性的预测。由此可见,数字孪生可提供有效且高精度的仿真数据,仿真数据与真实数据保持了较好的一致性与同步性,可为丰富故障数据提供重要的平台与基础。专家学者也已经结合数字孪生的概念进行了电源系统仿真,其机理来源于化学模型,对于数据的产生以及故障注入的灵活性还需进一步加强<sup>[24]</sup>。

因此本文将数字孪生框架引入到航天器电源系统的故障检测中,提出数字孪生驱动多算法自适应的电源系统故障检测方法,对其框架、虚拟模型构建以及故障检测模型优化选择流程进行深入研究,在丰富故障数据的同时提升故障检测模型评估的有效性,为后续数据驱动的故障检测模型向应用转化,提供重要的模型和数据基础。

## 1 航天器电源系统数字孪生模型

### 1.1 航天器电源系统的数字孪生模型框架

数字孪生是指利用信息化平台建立、模拟一个物理实体、流程或者系统。从而借助于数字孪生,用户可以在信息化平台上充分了解物理实体的状态,并可进一步对物理实体里面预定义的接口元件进行控制。数字孪生是物联网里面的一个概念,其主要通过集成物理反馈数据,辅以人工智能、机器学习和软件分析,在信息化平台内建立一个物理实体的数字化模拟。这个模拟会根据实际反馈,跟随物理实体的变化而自动做出相应的变化。

针对本文的研究对象航天器电源系统,首先分析其物理实体的工作原理,以建立高可靠的虚拟模型。航天器电源分系统的工作原理为借助于太阳能电池阵和蓄电池组等,将光能、化学能、核能等其他形式的能量转化为电能,根据星上各部分所需电能的要求不同,对所有的电能进行分配和调节,使航天器顺利完成设计的在轨任务,其也是各种类型航天器中必不可少的分系统。空间电源分

系统主要包括电源、电源控制设备、电源变换器、电源配电和电缆网,其中前两部分总称为一次电源分系统,鉴于空间电源分系统的故障主要体现在前两部分,本文将重点关注一次电源分系统,在本文中的电源系统无特殊说明均为一次电源分系统。鉴于航天器90%的一次电源分系统采用太阳能电池阵—蓄电池组结构,本文将重点对此种结构进行虚拟模型构建。航天器电源分系统基本结构如图1所示。

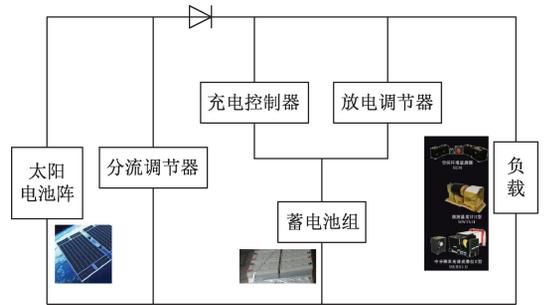


图1 航天器电源系统基本结构

Fig. 1 The basic structure of spacecraft power system

根据图1,空间电源系统的工作模式主要包括如下3种:

1) 在光照期时,星上各部分所需电能相对较少时,太阳能电池阵单独为负载供电,并为蓄电池组充电,剩余电流将经分流调节器分流;

2) 在光照期时,若太阳能电池阵对负载的供电能力不足时,太阳能电池阵与蓄电池组共同为负载供电,此时仅放电调节器工作;

3) 在地影期时,蓄电池组单独为负载供电,此时也仅有放电调节器工作。

根据以上描述的电源分系统的工作模式划分以及电源分系统工作原理,并结合数字孪生模型的构建基本因素,需要构建电源系统的虚拟模型,以产生孪生数据,孪生数据与实际遥测数据要求具有高度相关性,并存在物理实体与虚拟模型的交互,以进一步服务于用户的某种特定需求。基于此,本文构建航天器电源系统的数字孪生模型基本框架如图2所示,服务部分涉及故障检测、运行状态描述以及性能预测等应用场景。

由图2可知,针对电源系统的物理实体,需要分析其物理构成原理,并积累实际的遥测参数信息以及物理空间的固有参数信息,如电源系统实体运行过程中实际的轨道参数以及负载条件等,其实际运行参数将作为数据的一部分驱动虚拟模型,包括母线电压、负载功率、初始SOC值、光照角、太阳阵串并联个数等,与此同时虚拟模型产生的数据将反映实际物理实体的运行状态,虚拟模型将根据实际的遥测参数的对比以及固有参数的变化进行动态调整,以跟随物理实体的变化。在此基础上,即可

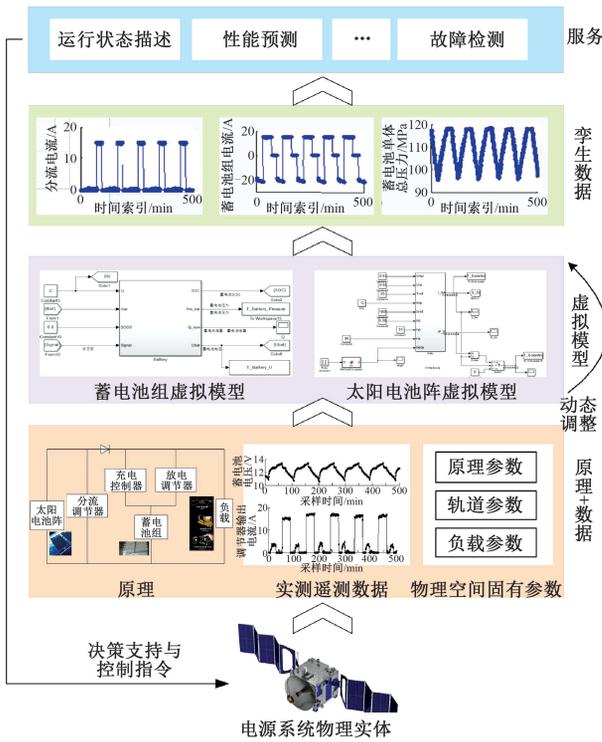


图 2 航天器电源系统的数字孪生模型基本框架

Fig. 2 Basic framework of digital twin model for spacecraft power system

通过固有参数的改变,模拟实际的电源系统故障,实现故障数据的积累,产生的故障数据即可有效用于故障检测模型的选择,而故障模型选择的结果可作用于实际物理实体,进行更优的故障检测以及用户的决策支持。在以上的航天器电源系统数字孪生模型的基本框架中,数据是基础,建立的虚拟模型是整个进行故障检测模型验证以及选择的核心。而不同的故障检测模型构建的故障检测模型库则是重要的载体,用于实现有效的故障检测。

### 1.2 数字孪生模型中虚拟模型构建与孪生数据生成

根据电源系统组成,建立虚拟模型时需建立太阳能电池阵、蓄电池组、充电控制器、放电调节器、分流调节器以及母线控制单元的虚拟子模型,而各个子模型间存在耦合关联,为实现高可靠的虚拟模型的构建,需首先分析各虚拟子模型参数的输入输出关系,具体的输入输出关系如图 3 所示。

图 3 中虚线框出的参数为需要设置的空间电源系统的固有参数,太阳能电池阵需要配置性能参数以及太阳能电池阵串并联个数、太阳光照角等信息,分流调节器则需要设置负载功率,蓄电池组子模型需要设置额定电量和初始 SOC,放电调节器需要设置母线电压,这些参数需要根据模拟的航天器的轨道参数以及电源系统构成进行设置;斜纹框出的参数为遥测输出,也就是虚拟模型产生的

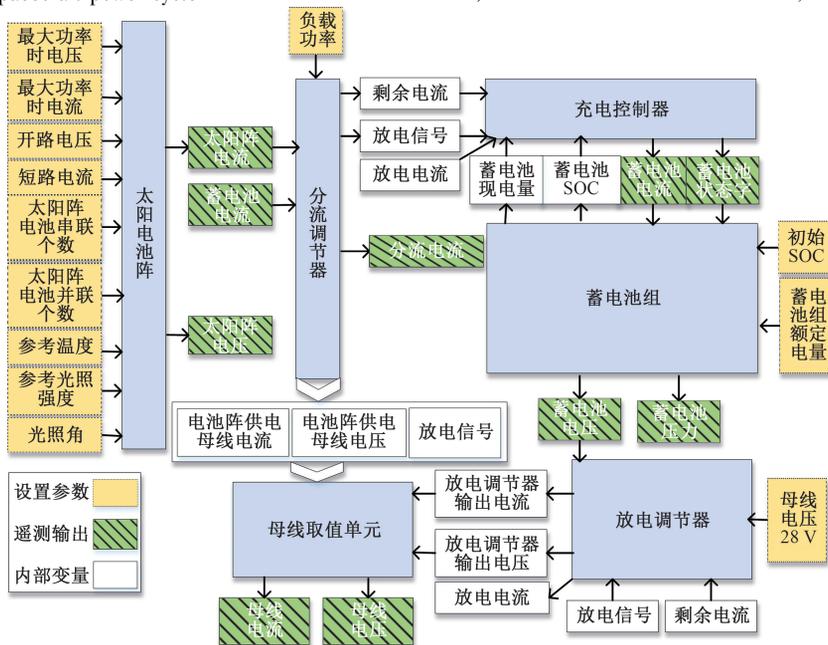


图 3 空间电源系统各组成单元的参数输入输出关系

Fig. 3 Input and output relationship of each component in space power system

孪生数据,因为实际的遥测通道有限,并不是所有的参数均会下传,如白色框出的参数就是虚拟模型构建中各个部分的接口产生的内部参数。

依据图 3 中各子模型的输入输出关系,本文利用 Simulink 平台,结合各子模型的原理构建了航天器电源系统数字孪生模型中的虚拟模型,原理以各子模型的数

学关系为基础,如分流调节器以太阳阵电流以及蓄电池电流为输入,结合负载电流,计算剩余电流,其为需要进行分流的电流,如光照期,太阳能电池阵为负载供电,为蓄

电池充电,剩余的电流为分流电流。以蓄电池组为例,其虚拟模型如图 4 所示。

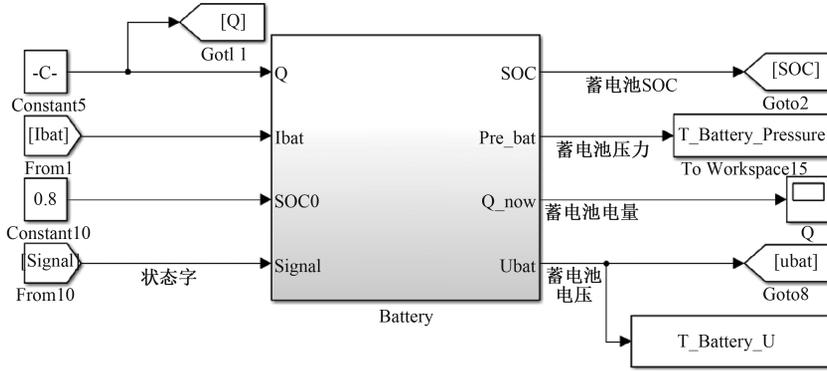


图 4 基于 Simulink 的蓄电池组虚拟模型

Fig. 4 The virtual model of battery cell with Simulink

图 4 实现对蓄电池组的功能仿真,电源分系统的其他组成部分与之类似,在此不一一给出。值得注意的是,需根据卫星电源分系统的工作模式,构建相应的母线取值单元仿真模型,输出母线电压与母线电流。

通过对各组成部分虚拟模型的功能验证以及集成,实现对整个电源分系统的虚拟模型构建。运行整个电源分系统的虚拟模型,生成 9 维遥测参数,如表 1 所示。

表 1 电源分系统虚拟模型生成的遥测参数

Table 1 The telemetry parameters generated by the virtual model of power subsystem

遥测参数名称	简称	组成部分
太阳能电池阵电流	T_solar_I	太阳能电池阵
太阳能电池阵电压	T_solar_U	太阳能电池阵
蓄电池组充电信号	T_battery_charge_signal	
蓄电池组电流	T_battery_I	蓄电池组
蓄电池单体总压力	T_battery_pressure	蓄电池组
蓄电池组电压	T_battery_U	
分流电流	T_Shunt_I	分流调节器
母线电流	T_Bus_I	母线取值单元
母线电压	T_Bus_U	母线取值单元

由表 1 可知,生成的 9 维遥测参数分别来自于太阳能电池阵、蓄电池组、分流调节器以及母线取值单元。

在实际应用中,由于带宽以及通信速率等影响,并非所有组成部分的状态都会被采集且直接作为遥测传输,如充电控制器以及放电调节器的状态都没有直接反映为遥测参数,但是,实际传输的遥测参数会受到这些组成部分的影响,间接反映其状态变化。

在正常参数设置下,以低轨卫星为例,卫星电源系统虚拟模型生成的遥测参数曲线如图 5 所示。

由图 5 可知,除母线电压以及母线电流外,其他遥测

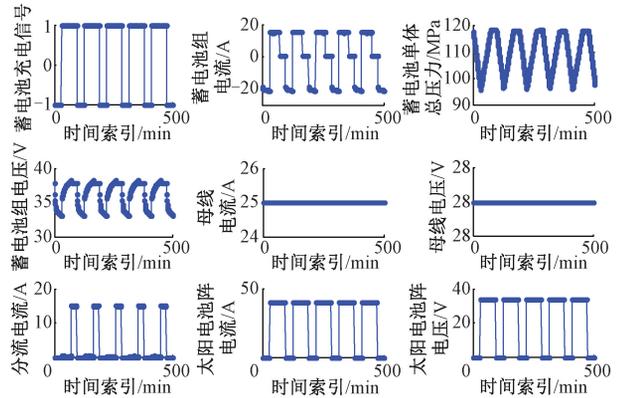


图 5 卫星电源分系统虚拟模型生成的遥测参数

Fig. 5 The telemetry parameters generated by the virtual model of satellite power subsystem

参数的变化模式呈现周期性变化,其与航天器的轨道周期有关,但各周期受噪声影响。为验证仿真系统的有效性,以太阳能电池阵电压以及太阳能电池阵电流为例,将其与实际风云三号 A 星的遥测数据进行对比。

仿真太阳能电池阵电压与其实测值的相关系数达到 0.95;由于航天器实际负载功率非恒定,仿真太阳能电池阵电流与其实测值在光照期有一定的波动差异,使得仿真与实测太阳能电池阵电流的相关性略低于太阳能电池阵电压,但其相关系数仍达到 0.91,即虚拟模型产生的遥测数据与其实测值具有强相关性,可以较好地反映实际电源系统物理实体的运行状态。

在实际的航天器运行过程中,物理模型的固有参数变化将同步作为输入驱动物理模型,产生有效的模拟遥测参数,同时模拟的遥测参数与实测的遥测参数进行动态比对,以校准与更新虚拟模型的输入参数,确保虚拟模

型能较准确反应实体的运行状态,也同步为故障检测模型的选择奠定虚拟模型和模拟遥测参数基础。

### 1.3 基于数字孪生的电源系统故障检测算法选择

实际的航天器故障样本少,故障类型多样性差,基于实际故障样本选择的故障检测模型,其应用推广的有效性不足。而基于本文建立的电源系统虚拟模型可较好地

模拟实际物理实体的运行状态,实测数据与模拟数据的相似性较高,可作为故障生成的重要平台。基于本文设计的虚拟模型可用于产生更多的故障样本,以全面分析故障检测模型的有效性。

基于此,本文设计的基于数字孪生的航天器电源系统故障检测方法的基本框图如图 6 所示。

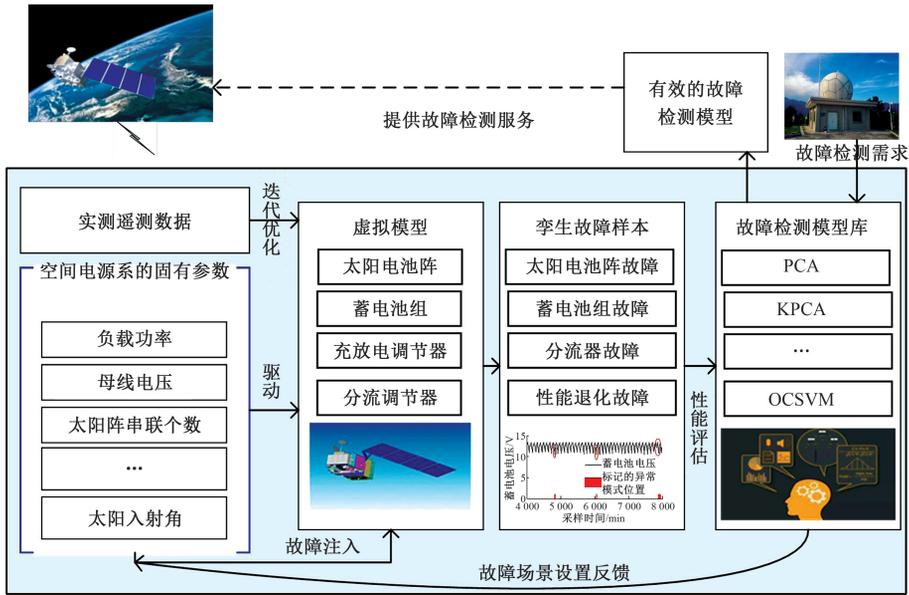


图 6 基于数字孪生的航天器电源系统故障检测

Fig. 6 Fault detection based on digital twin model

由图 6 可知,采用迭代优化后有效的虚拟模型作为故障注入平台,产生的虚拟故障样本将用于丰富故障样本库,对于多种故障检测模型,可用于评估其对于不同故障的检测能力,进而提升故障检测模型选择的有效性。

而对于多种算法的故障检测能力,通过设置故障注入参数进行多种算法的故障检测能力的评估,并根据故障检测模型评估的结果反馈,进行故障场景参数的调整与更新,以迭代验证与评估故障检测算法的性能,故障场景参数涉及太阳能电池阵性能退化快慢,太阳能电池阵展开故障中并联数量减少的个数以及蓄电池短路的数量等,通过故障注入的参数设置,模拟多个场景,并与用户实际设置的故障检测需求进行比对,达到用户对故障类型以及故障性能的要求则可输出有效的故障检测模型,实现多算法的自适应选择。

## 2 基于数字孪生的故障检测模型实验验证

### 2.1 孪生数据生成

通过 FMMEA 分析,在电源分系统的虚拟模型中注入 6 种典型的故障模式:太阳能电池阵电路故障、展开机构故障、太阳能电池阵性能退化、某一蓄电池单体短路、分流

电路恒分流故障、分流电路不分流故障,其覆盖了太阳能电池阵、蓄电池组以及控制部分(分流电路)的重要故障类型。具体如表 2 所示。

表 2 电源分系统虚拟模型注入的故障模式

Table 2 Fault modes injected into the virtual model of power system

编号	故障模式	直接影响	发生改变的遥测
1	太阳能电池阵	太阳能电池阵的并联	T_solar_I、T_battery_I
	电路故障	电池数量减少	T_Shunt_I
2	展开机构故障	太阳能电池阵的并联数量大幅度减少	T_solar_I、T_battery_I、T_Shunt_I、T_battery_U、T_battery_pressure
3	太阳能电池阵性能退化	太阳能电池阵的电流减少	T_solar_I、T_battery_I、T_Shunt_I
4	某一蓄电池单体短路	蓄电池放电深度增加	T_battery_pressure、T_battery_U
5	分流电路恒分流	分流电流减少	T_Shunt_I、T_Bus_I、T_Bus_U
	分流电路不分流	分流电流增加	T_Shunt_I、T_Bus_I、T_Bus_U

由表 2 可知,6 种故障模式引起不同遥测参数的异

常变化。值得注意的是,第3类故障太阳能电池阵性能退化为缓变型故障,其他5类故障为突变型故障。由于这些故障是不可恢复的,即在故障发生时刻卫星电源分系统即可视为故障状态。针对此类故障,可标记故障发生时刻一段时间范围的数据即视为能够检测出此类故障,而在故障发生前的数据用于验证故障检测方法的误检性能。以上6类故障会引起遥测参数的不同形式的异常变化,可有效丰富故障样本库。

本节的评价指标为定位误差以及误检率(false positive rate, FPR)。定位误差为标记的异常位置与实际故障开始位置的差值,假设利用多参数异常检测方法标记的异常时间索引为 $\tilde{t}$ ,而实际出现故障的时间索引为 $t$ ,则定位误差由式(1)表示:

$$le = \tilde{t} - t \quad (1)$$

误检率计算公式如下:

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2)$$

其中,FP为正常样本被误检的样本数量;TN为正常样本被标记正确的样本数量。

## 2.2 空间电源系统的故障检测

针对电源系统虚拟模型生成的故障数据,多种主流的多元故障检测方法被实现以进行故障检测性能验证,其中包括主成分分析(PCA)、核主成分分析(KPCA)、基于单分类的方法(OCSVM)、马氏距离(MD)与生成对抗网络(GAN)。各方法的故障检测结果如表3与4所示。

表3 面向故障数据的检测结果

Table 3 Detection results for virtual fault data

方法\故障	太阳能电池阵 电路故障	展开机构 故障	太阳能电池阵 性能下降
PCA	NA/0.000	NA/0.021	NA/0.000
KPCA	NA/0.016	NA/0.000	NA/0.000
OCSVM	NA/0.000	NA/0.000	NA/0.000
MD	-15/0.015	-15/0.015	71/0.000
GAN	97/0.163	-4/0.192	155/0.109

表4 面向故障数据的检测结果

Table 4 Detection results for virtual fault data

方法\故障	蓄电池单体短路	分流电路恒分流	分流电路不分流
PCA	NA/0.019	0/0.000	0/0.000
KPCA	NA/0.000	0/0.000	1/0.000
OCSVM	7/0.013	7/0.000	0/0.000
MD	NA/0.000	-1/0.002	4/0.000
GAN	10/0.446	171/0.363	114/0.452

表3以及4中检测性能7/0.013表示其定位误差为7,误检率为0.013,NA表示该方法无法检测此类故障模式。

针对表3与4详细分析如下:

太阳能电池阵电路及展开机构故障对应的遥测参数值并未超出正常遥测最小值与最大值构成的值域区间,且周期未发生变化,因此通过PCA及KPCA的映射方式,SPE统计量均未超出正常数据的SPE范围,导致PCA及KPCA方法对这两种异常模式的漏检;OC-SVM模型也因为异常数据包含在正常样本的边界内而漏检了这两类异常;MD方法由于度量实际遥测数据与正常遥测数据阈值,因此当遥测数据幅值出现非正常数据值,其可有效度量。

太阳能电池阵性能退化故障开始时,遥测参数并未出现明显下降,该类异常依然很难直观观测。因此,虽然MD方法可检测该类遥测异常,但其异常定位误差相对于真实异常发生位置推后了71个采样时刻,即71个采样时刻后通过异常检测方法可对其进行检测。但鉴于其退化缓慢,MD方法相对于固定阈值方法可以有助于在初期检测渐变型故障。

当某一蓄电池单体发生短路时,其仅造成蓄电池单体总压力减小以及蓄电池电压的短暂下降,其他遥测参数均处于正常状态,通过PCA和KPCA特征提取后,新生成的特征未能有效捕捉此类异常;而且由于该类异常的变化程度相对于幅值较小,仅表现为遥测参数的尺度异常变化,MD方法在检测中需对各遥测参量的尺度进行归一化,因此难以有效检测此类异常;OC-SVM方法由于前期未对遥测数据进行特征提取,当某遥测参数的幅值超出正常情况的波动范围时,其可有效标记此类异常。

分流电路故障导致母线电压及母线电流的遥测数值超出了其正常变化范围,选择的几种方法均可有效检测此类异常。基于以上的实验验证,对于不同的故障模式类型,应采用不同的故障检测方法进行检测,单一的故障检测方法难以有效检测所有故障。本部分实验进一步验证了本文通过数字孪生驱动方式,进行多算法自适应选择的故障检测研究的必要性,用户可根据模型的故障检测能力,设置故障检测需求,如故障检测类型以及故障检测指标以选择满足要求的故障检测模型,以进一步服务于实际的航天器地面长管系统,为评估检测能力的有效性提供保障。

## 3 结论

本文针对现航天器积累的故障数据较少且故障类型不全面从而导致故障检测模型评估有效性不足的问题,提出了基于数字孪生的航天器电源系统故障检测优化选择方法,将实体运行环境参数作为输入驱动建立虚拟模型,与实际遥测参数比对,迭代优化虚拟模型的建模能力,产生的虚拟遥测数据可有效反映真实航天器电源系

统运行状态;基于建立的虚拟模型,注入典型电源系统故障,产生的虚拟故障数据丰富了故障数据样本以及其故障类型;在此基础上,本文对主流的故障检测模型的有效性进行了评估,分析不同故障类型的检测结果,为真实故障检测提供切实可行的选择依据,可有效提升实际的故障检测服务质量,为后续数据驱动模型的应用转化提供重要模型和数据基础。

由于实际航天器运行环境复杂,目前本文构建的虚拟数字孪生模型仍需进一步优化。1) 负载功率变化多样,针对实际遥测数据提取有效的负载功率变化曲线,以驱动虚拟模型;2) 丰富故障注入类型,完善故障检测方法评估;3) 积累实际航天器故障样本,将其与虚拟故障样本结合综合评估故障检测模型性能,为工程可用的故障检测方法提供技术支撑。

### 参考文献

- [ 1 ] JI X, LI Y, LIU G, et al. A brief review of ground and flight failures of chinese spacecraft [ J ]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2019, 107: 19-29.
- [ 2 ] 向刚, 韩峰, 周虎, 等. 数据驱动的航天器故障诊断研究现状及挑战 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(2): 1-16.
- XIANG G, HAN F, ZHOU H, et al. Data-driven method for spacecraft fault diagnosis: state of art and challenge [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(2): 1-16.
- [ 3 ] 张怀峰, 江婧, 张香燕, 等. 面向卫星电源系统的一种新颖异常检测方法 [ J ]. *宇航学报*, 2019, 40(12): 1468-1477.
- ZHANG H F, JIANG J, ZHANG X Y, et al. Novel anomaly detection method for satellite power system [ J ]. *Journal of Astronautics*, 2019, 40(12): 1468-1477.
- [ 4 ] 刘泽元, 尚永红, 林博颖, 等. 红外测温设备的空间环境影响及防护研究 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(4): 165-171.
- LIU Z Y, SHANG Y H, LIN B Y, et al. Research on space environment influence and protection of infrared temperature measurement equipment [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(4): 165-171.
- [ 5 ] 秦剑华. 航天器电源系统故障诊断与健康评价研究 [ D ]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- QIN J H. Research on fault diagnosis and health evaluation in spacecraft electrical power system [ J ]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [ 6 ] CHEN J, PI D, WU Z, et al. Imbalanced satellite telemetry data anomaly detection model based on bayesian LSTM [ J ]. *Acta Astronautica*, 2021, 180: 232-242.
- [ 7 ] ZENG Z, JIN G, XU C, et al. Spacecraft telemetry anomaly detection based on parametric causality and double-criteria drift streaming peaks over threshold [ J ]. *Applied Sciences*, 2022, 12: 1-24.
- [ 8 ] IBRAHIM S K, AHMED A, ZEIDAN M A E, et al. Machine learning methods for spacecraft telemetry mining [ J ]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(4): 1816-1827.
- [ 9 ] FIGUEROA F, UNDERWOOD L, WALKER M G. NASA platform for autonomous systems (NPAS) [ C ]. *AIAA SciTech Forum*, 2019: 1-15.
- [ 10 ] FERNANDEZ M M, YUE Y, WEBER R. Telemetry anomaly detection system using machine learning to streamline mission operations [ C ]. *International Conference on Space Mission Challenges for Information Technology*, 2017: 70-75.
- [ 11 ] YAIRI T, ODA T, NAKAJIMA Y, et al. Evaluation testing of learning-based telemetry monitoring and anomaly detection system in sds-4 operation [ C ]. *The International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space*, 2014: 1-10.
- [ 12 ] HUNDMAN K, CONSTANTINOU V, LAPORTE C, et al. Detecting spacecraft anomalies using lstms and nonparametric dynamic thresholding [ C ]. *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2018: 1-9.
- [ 13 ] 彭喜元, 庞景月, 彭宇, 等. 航天器遥测数据异常检测综述 [ J ]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(9): 1929-1945.
- PENG X Y, PANG J Y, PENG Y, et al. Review on anomaly detection of spacecraft telemetry data [ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(9): 1929-1945.
- [ 14 ] YAIRI T, TAKEISHI N, ODA T, et al. A data-driven health monitoring method for satellite housekeeping data based on probabilistic clustering and dimensionality reduction [ J ]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(3): 1384-1401.
- [ 15 ] HERAS J M, DONATI A. Enhanced telemetry monitoring with novelty detection [ J ]. *AI Magazine*, 2014, 35(4): 37-46.
- [ 16 ] 苏鹏, 高燕, 董婷婷, 等. 多星遥测联合判断实时故障分析模型设计及应用 [ J ]. *国外电子测量技术*, 2020, 39(9): 128-131.
- SU P, GAO Y, DONG T T, et al. Design and application of multi-satellite telemetry combined judgment real-time fault analysis model [ J ]. *Foreign Electronic*

- Measurement Technology, 2020, 39(9): 128-131.
- [17] 朱杰, 贾树泽, 程朝晖, 等. 风云三号气象卫星热控系统地面健康管理研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(10): 90-94.  
ZHU J, JIA SH Z, CHENG CH H, et al. Study on health management of thermal control system of FengYun-3 meteorological satellites [J]. Electronic Measurement Teconology, 2019, 42(10): 90-94.
- [18] 姜海旭, 张科, 王靖宇, 等. 基于形态变分模态分解和JRD的航天器异常状态识别[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(1): 20-26.  
JIANG H X, ZHANG K, WANG J Y, et al. Spacecraft anomaly recognition based on morphological variational mode decomposition and JRD [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(1): 20-26.
- [19] KANG X, PI D. A data-driven method of health monitoring for spacecraft [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2018, 90(2): 435-451.
- [20] YU J, SONG Y, TANG D, et al. Telemetry data-based spacecraft anomaly detection with spatial-temporal generative adversarial networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.
- [21] 董静怡, 庞景月, 彭宇, 等. 集成LSTM的航天器遥测数据异常检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 23-30.  
DONG J Y, PANG J Y, PENG Y, et al. Spacecraft telemetry data anomaly detection method based on ensemble LSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 23-30.
- [22] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 1-18.  
LIU D T, SONG Y CH, WU W, et al. Review of state of health estimation for lithium-ion battery pack [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 1-18.
- [23] WANG B K, LIU D T, PENG Y, et al. Multivariate

regression-based fault detection and recovery of UAV flight data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(6): 3527-3537.

- [24] 朱凯, 陈健, 吕桃林, 等. 空间电源数字孪生系统[J]. 上海航天(中英文), 2021, 38(3): 197-206.  
ZHU K, CHEN J, LYU T L, et al. Digital twin system for space power-sources [J]. Aerospace Shanghai (Chinese & English), 2021, 38(3): 197-206.

## 作者简介



**庞景月**, 2011年于重庆理工大学获得学士学位, 2013年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2020年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为重庆工商大学讲师, 主要研究方向为工程测试与信息处理、航天器遥测数据分析、航天器电源系统异常检测以及工业大数据分析。

E-mail: jypang2019@ctbu.edu.cn

**Pang Jingyue** received her B. Sc. degree from Chongqing University of Technology in 2011, M. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2013, and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2020, respectively. Now she is a Lecturer in Chongqing Technology and Business University. Her main research interests include engineering testing & signal processing, spacecraft telemetry data analysis, anomaly detection for spacecraft power subsystem, and analysis on industrial big data.



**赵光权**(通信作者), 2002年和2007年于哈尔滨工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为哈尔滨工业大学副教授, 主要研究方向为航天器测试、航天器健康管理。

E-mail: hit53zhao@hit.edu.cn

**Zhao Guangquan** (Corresponding author) received the M. Sc. and Ph. D. degrees from Harbin Institute of Technology in 2002 and 2007, respectively. He is currently an associate professor at Harbin Institute of Technology. His main research interests include spacecraft test, and spacecraft health management.