

航天器产品试验过程实时寿命及质量一致性评价技术

秦泰春 刘守文 周月阁 庞 博

(北京卫星环境工程研究所航天机电产品环境可靠性试验技术北京市重点实验室, 北京, 100094)

摘要: 在航天器部组件产品试验时存在着海量闲置数据,但由于缺少有效的数据挖掘手段,型号产品的寿命和质量一致性一直得不到有效评估。本文给出了航天器部组件产品实时寿命预测方法和质量一致性评价方法的实施流程,并分析了各类退化预测建模方法和包络建模方法的适用条件。案例验证表明,实时寿命预测可以采用产品性能的实时监测信息,建立产品退化特征预测模型,实现对加速寿命的动态预测;质量一致性评价可以采用历史产品试验信息,构建成功包络线,实现对被试产品是否满足质量一致性要求的有效判别。

关键词: 大数据; 试验; 数据挖掘; 动态寿命预测; 质量一致性

中图分类号: TP802

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2019)S-0149-06

Life Prediction and Quality Consistency Assessment for Spacecraft Component Test

QIN Taichun, LIU Shouwen, ZHOU Yuege, PANG Bo

(Beijing Key Laboratory of Environment & Reliability Test Technology for Aerospace Mechanical & Electrical, Beijing Institute of Spacecraft Environment Engineering, Beijing, 100094, China)

Abstract: There are large volumes of data at rest in spacecraft component tests. However, due to the lack of effective data mining methods, the lifetime of products and quality consistence cannot able to be evaluated effectively. This paper proposes a real-time prediction flow of the accelerated life and an evaluation flow of quality consistence. Moreover, various modeling methods of degradation prediction and envelopment analysis are analyzed. Two case studies are carried out, and the results show that the real-time prediction method can establish a degradation model for spacecraft components by using the real-time performance monitoring information and realize the dynamic prediction of accelerated lifetime; the quality consistence evaluation method can build the successful envelope with the test information of historical products, and effectively determine whether the quality consistency of the test products meets the requirements.

Key words: big data; laboratory test; data mining; life prediction; quality consistency

质量强国是我国当前的国家战略,试验是发现产品薄弱环节、确定产品可靠性的重要手段^[1]。随着国内航天器快速发展,单机产品鉴定验收试验需求急剧增加,每年需要开展数万件次产品试验。以往航天部组件试验过程依靠纸质表格化管理,设备运行相对独立,数据记录形式封闭,多媒体记录操

作不便。试验信息、数据结构、数据表格等信息化程度不高,海量试验数据并未得到充分挖掘利用,多处于闲置状态^[2]。现今,通过试验全流程管理电子化和试验设备控制智能化等手段,各产品的试验和测试数据可以汇总到服务器上进行统一管理,提供了开展部组件产品试验大数据挖掘的数据基础

收稿日期: 2019-04-09; **修订日期:** 2019-06-20

通信作者: 秦泰春,男,工程师, E-mail: taichun.qin@outlook.com。

引用格式: 秦泰春,刘守文,周月阁,等. 航天器产品试验过程实时寿命及质量一致性评价技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(增刊): 149-154. QIN Taichun, LIU Shouwen, ZHOU Yuege, et al. Life Prediction and Quality Consistency Assessment for Spacecraft Component Test[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2019, 51(S): 149-154.

和运算能力保证^[3-4]。

2015年,国务院印发了《促进大数据发展行动纲要》,明确提出数据是国家的基础性战略资源,并鼓励和引导各领域在大数据分析方法及关键应用技术等方面开展探索研究。目前,在航空航天和国防装备制造领域,已开展了大量大数据应用研究,并取得了丰硕成果^[5-8]。然而,在部组件试验数据挖掘技术领域,虽然在关键技术上有所突破^[9-11],但各方法相互之间缺乏适用性比较,且未形成一致的实施流程。

本文在航天器部组件试验大数据的应用层面,提出了基于航天器部组件试验的实时寿命预测实施流程和质量一致性评价实施流程。对每个流程,分析了其中各类核心算法的适用性,并结合案例,对实施流程进行了验证。

1 实时寿命预测方法

1.1 实时寿命预测方法及适用性分析

为了应对长寿命产品的寿命评估挑战,需要开展加速试验技术,实现在失效机理不变的前提下对产品寿命的较快评价。然而,对于由于航天部组件产品失效机理复杂,试验时间通常难以直观估计。因此,需要研究航天产品实时动态寿命评价技术,即在加速试验过程中,根据实时采集的数据,预测产品的退化规律,通过对加速寿命的提早预测,实现对实验时间的预估。此外,在满足相关置信度要求的情况下,可以采用预测寿命代替加速寿命,进一步缩短加速试验时间。

实时寿命预测流程如图1所示。首先通过历史监测数据,采用合理的退化预测建模方法,建立预测模型;然后根据实时采集的试验测试数据,更新模型参数,实现退化状态外推,最终得到加速寿命预测信息。在实时寿命预测过程中,退化预测建模方法是实现有效预测的核心,本文分析了部组件产品的典型实时退化预测建模方法的适用情形,如表1所示。退化预测建模方法包括失效物理模型

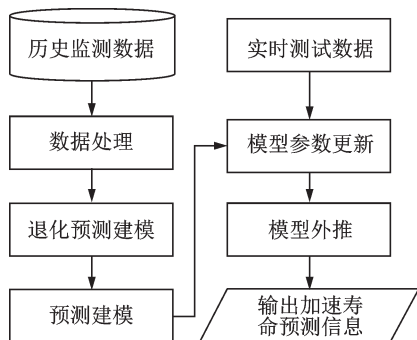


图1 实时寿命预测流程

Fig.1 Real-time prediction process of the accelerated life

预测、隐马尔科夫预测、卡尔曼模型、粒子滤波、趋势估计、自回归移动平均、灰色模型、相似性预测方法、神经网络/深度学习、支持向量机、相关向量机。试验过程中可以根据客户需求和产品特点,选择恰当的实时寿命预测方法。

1.2 实时寿命预测方法案例应用

本例以某型舱外光缆为分析对象,说明试验寿命预测的实施过程。舱外光缆的性能退化通过传输损耗系数来表征。对舱外光缆开展加速寿命试验,经过240 h,获取的性能退化数据如图2所示。

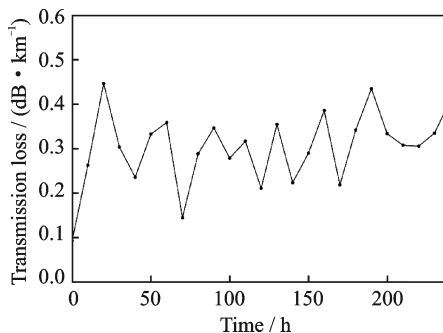


图2 舱外光缆前240 h退化数据

Fig.2 Degradation data of extra-vehicular optical cable during the first 240 h

此时,尚未达到舱外光缆的寿命阈值0.5 dB/km。而用户希望通过前期试验得到加速寿命的预估值,并希望得到加速寿命预测的置信区间。由图2可知,对于舱外光缆,系统退化为非线性退化,噪声状态未知,且噪声较大。根据表1中的应用情形分析,觉得采用粒子滤波算法进行预测。

由于双指数函数在描述系统退化上具有很强的普适性,本例采用双指数模型来描述系统的退化轨迹,系统状态方程为

$$x_k = [a_k \ b_k \ c_k \ d_k] \quad (1)$$

$$\begin{cases} a_k = a_{k-1} + \omega_a & \omega_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_k = b_{k-1} + \omega_b & \omega_b \sim N(0, \sigma_b) \\ c_k = c_{k-1} + \omega_c & \omega_c \sim N(0, \sigma_c) \\ d_k = d_{k-1} + \omega_d & \omega_d \sim N(0, \sigma_d) \end{cases} \quad (2)$$

$$y_k = a_k \exp(b_k \cdot \Delta t \cdot k) + c_k \exp(d_k \cdot \Delta t \cdot k) \quad (3)$$

式中: y_k 为时间 $(\Delta t \cdot k)$ 时的测量值, $N(0, \sigma)$ 为零均值高斯噪声,噪声分布为 σ 。测量值可以由粒子滤波估计得到

$$y_k = \sum_{i=1}^N y_k^i = \sum_{i=1}^N [a_k^i \cdot \exp(b_k^i \cdot \Delta t \cdot k) + c_k^i \exp(d_k^i \cdot \Delta t \cdot k)] \quad (4)$$

假设先验分布为 $p(x_{0:k-1}^i | y_{1:k-1})$,目标系统根据后验分布抽样生成N的样本。后验分布可以近似为

表 1 退化预测建模方法适用性分析

Tab. 1 Applicability analysis of prediction modeling methods

预测方法	应用情形	避免应用的情形
失效物理模型预测	产品失效机理明确	失效机理明确
	失效物理模型参数易于获取	产品失效由多机理耦合导致
	多机理耦合效应不显著	
隐马尔科夫模型	失效模型有多个离散阶段	没有足够的训练样本
	实时测量数据作为模型输入	
卡尔曼滤波	多变量后验分布	非线性噪声
	线性高斯噪声	单变量的后验分布
	容易获取监测数据	协方差数据难以获取
	要求有相对精确的寿命估计	
粒子滤波	多变量后验分布	线性噪声
	非线性、非高斯噪声	单变量后验分布
	要求有相对精确的寿命估计	协方差数据难以获取
	要求能够提供置信区间	
趋势估计	定义的失效模型及监测参数可用单调的趋势描述	不同的工作条件影响测量的参数但有与失效无关
	工作条件稳定或不影响监测参数	退化趋势不单调
	测量可重复、可靠且对测量过程不敏感	数据含有测量噪声
自回归移动平均	只需短时间预测	需较长时间预测
	测量数据易于获取,历史数据难以获得	模型建立和验证需大量数据
	符合指数变化规律的序列	
灰色模型	数据量较少	非指数变化的数据
	预测精度要求不高	有较高的精度要求
	同类产品历史退化数据、时间记录完整	
相似性预测方法	待测系统退化指标可以监测、测量	没有相关历史数据或数据不全
	要求有较长时间的预测	待测系统退化参数难以监测
	线性/非线性复杂系统	
神经网络/深度学习	样本量大	样本量较小
	样本中存在大量干扰	实时输入难以获得
	失效机理、数字模型难以获得	符号型数据
	可与其他预测算法相结合	硬件的存储计算能力不能满足要求
	样本量较小	
支持向量机	非线性系统	需要得到置信区间
	要求较高的拟合精度	样本量过多
	样本量较小	
相关向量机	复杂或非线性系统	大样本量预测
	需要得到置信区间	

$$p(x_{0:k}|y_{1:k}) \approx w_k^i \delta(x_{0:k} - y_{0:k}^i) \quad (5)$$

式中 $\{w_k^i\}$ 表示采样权重。采样权重满足约束 $\sum_i^N w_k^i = 1$ 。权重越高,表明采用概率越大。 $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数。由于直接从后验分布中进行采样非常困难,所以采用重要性采样,从重要度分布中抽样产生样本。重要度分布为系统传递分布时,通过使用似然函数 $p(y_k|x_k^i)$,先验权重来更新权重,权重的更新可以表示为

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k|x_k^i) \quad (6)$$

此外,粒子滤波算法中引入了重采样技术来避

免权重退化。时间 $(\Delta t \cdot k)$ 处,第 p 步预测可表示为

$$y_{k+p} = \sum_{i=1}^N y_{k+p}^i = \sum_{i=1}^N [a_k^i \cdot \exp(b_k^i \cdot \Delta t \cdot (k+p)) + c_k^i \exp(d_k^i \cdot \Delta t \cdot (k+p))] \quad (7)$$

预测的概率分布为

$$P(y_{k+p}|y_{0:k}) \approx \omega_k^i \delta(y_{k+p} - y_{k+p}^i) \quad (8)$$

给定失效阈值 Th ,可由式(9)求解得到寿命预测值 t_{life}^i 。

$$Th = a_k^i \cdot \exp(b_k^i \cdot t_{life}^i) + c_k^i \exp(d_k^i \cdot t_{life}^i) \quad (9)$$

将上述步骤进行汇总,得到基于粒子滤波的退化建模和预测流程如图 3 所示。当测试设备产生

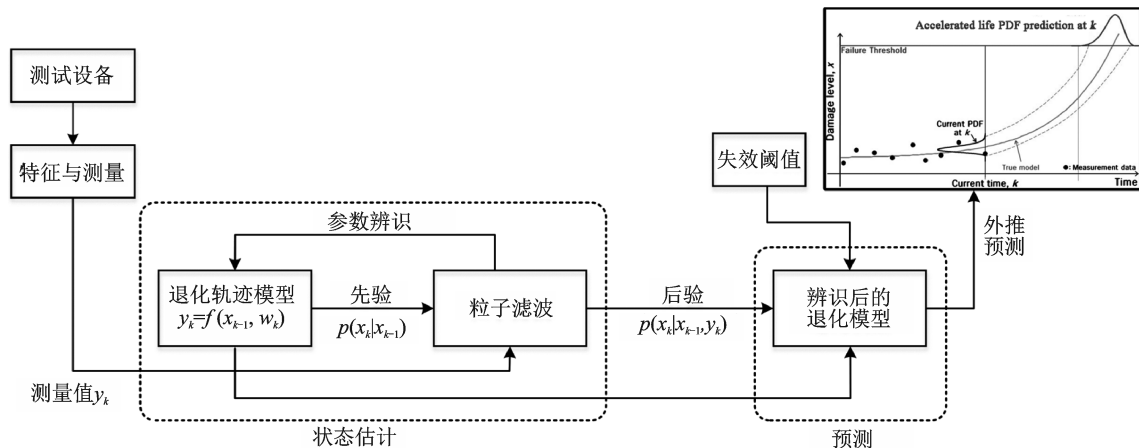


图3 基于粒子滤波的退化建模和预测

Fig.3 Degradation modeling and prediction of the particle filter

新的测量值时,系统根据实时测量值更新模型参数,并重新进行外推预测。

采用上述方法进行预测,预测起点为第240个小时,寿命阈值为0.5 dB/km。预测得到的光缆加速寿命的均值为523 h。预测曲线如图4所示。寿命分布参数可以根据威布尔分布进行拟合

$$f(x) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} \cdot \exp \left[- \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta} \right] \quad (10)$$

式中: γ 为位置参数, β 为形状参数, η 为尺度参数。采用最大似然估计确定上述分布参数。拟合得到的寿命分布参数为 $\gamma=319$, $\eta=233$, $\beta=3.26$ 。置信范围为90%时,寿命区间为[402,633]。

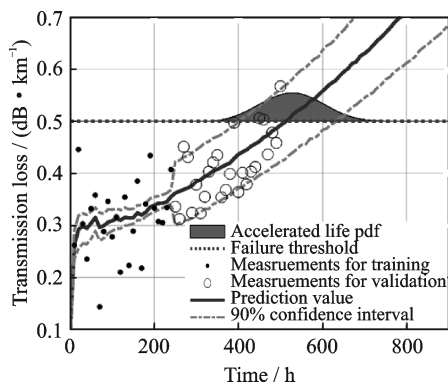


图4 基于粒子滤波的光缆损耗系数预测

Fig.4 Optical cable transmission loss coefficient prediction results of the particle filter

可以看出预测曲线能够真实反映光纤传输损耗的退化规律,加速试验寿命的预测值和真实值非常相近,且90%置信区间能够包络几乎全部的真实退化数据。

2 产品质量一致性评价方法

2.1 质量一致性评价方法综述

随着低轨移动通信、去平台化去型号化等发

展,越来越多的航天器部组件产品将实现批量生产,有大量相同产品开展试验,从而产生更多的试验数据。目前已有大量批产单机产品完成的试验,以通过为目的,试验数据一致性分析尚待开展,同批次产品质量在试验过程中表现出的差异尚待研究。

本文提出的质量一致性评价流程如图5所示。首先对历史数据进行处理,采用合理的包络建模方法,建立同批次产品的成功包络线;然后,利用当前产品的测试数据,根据成功包络线,判断当前产品各项指标是否落在包络范围内。在质量一致性评价过程中,包络建模方法是实现产品质量特性有效判别的核心。典型的包络建模方法包括,单值控制图、自助法、贝叶斯统计法、Hotelling T^2 控制图、主成分分析法、数据密度法、支持向量机法,各方法的使用说明如表2所示。

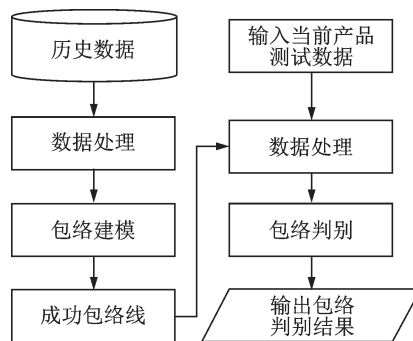


图5 质量一致性评价流程

Fig.5 Evaluation procedure of quality consistency

2.2 质量一致性评价方法案例应用

本案例以某型星载功率电源作为分析对象说明成功包络线建立过程。该产品的主要功能是将额定DC 29 V输入电压转换成最高DC 100 V可调直流输出电压,恒定电流0.35 A,为某高分型号激光器负载供电。首先对某型星载功率电源进行关

表2 包络建模方法适用性分析

Tab. 2 Applicability analysis of envelope modeling method

评价方法	适用情形
单值控制图	可以利用样本统计量检验总体均值和标准差是否发生显著性变化。认为过程的均值以及过程的方差在受控状态下不会发生显著变化,当观测点被认为是小概率事件时,发出过程失控的报警。基于单值控制图,认为过程的均值和方差发生变化时,即待包络分析的数据与以往成功数据的均值与方差不一致时,待包络分析数据不包络。
自助法	以原始数据为基础的模拟抽样统计推断方法,通过重采样来扩充样本容量,从而得到样本序列统计量值的经验分布,进行样本统计量的估计,基于估计量构建产品成功数据包络范围,确定参数包络情况。自助法适用于小子样特性包络范围的构建。
贝叶斯统计法	将历次产品的历史成功数据分为先验估算样本和后验修正样本,利用先验分布样本数据得出分布函数参数的先验分布,然后采用后验样本对先验分布进行修正,得到分布参数的后验分布,在此基础上构建后验分布预测密度函数,基于后验分布预测密度函数构建产品成功数据包络范围,确定参数包络情况。随着成功样本数据的增加,贝叶斯统计法可以不断地修正先验分布,适用于小子样特性包络范围的构建。
Hotelling T ² 控制图	针对存在相关关系的多个变量,Hotelling T ² 控制图通过多元统计理论的应用,将多个变量转换为单个综合参数,针对综合参数构建产品成功数据包络范围,实现对多个变量的均值、方差及变量间的相关关系的综合监控,确定参数包络情况。Hotelling T ² 控制图适用于存在相关关系的多特性包络范围的构建。
主成分分析法	主成分分析法通过线性变换将多个输入特性参数重新组合成一组新的互相无关的综合变量,并且可以根据实际需要选取其中几个综合变量,即可尽可能多的反映输入参数的信息。变换后的综合变量互相独立,且维度较低,输入参数为低,通过对各个综合变量分别构建单特性包络范围,可以确定输入参数的包络情况。主成分分析法适用于多特性包络范围的构建。
数据密度法	数据密度法考察数据在空间里的聚集情况,成功数据在“成功中心”聚集,表现在“成功中心”附近数据点多,越偏离“成功中心”数据点越稀疏,换言之,“成功中心”附近空间里数据密度较高,而偏离“成功中心”的空间里数据密度较低;基于表征数据聚集情况的偏离中心指数,基于偏离中心指数,构建数据包络范围,确定参数包络情况。数据密度法适用于缺乏先验知识的特性的包络范围的构建。
支持向量机法	支持向量机法将样本包络在尽可能小的多维空间内,将超平面作为包络面,超平面是基于成功样本数据计算得出的包络圆,应用包络圆的半径构建包络范围,将包络分析转化为确定含有所有样本数据容积最小的超球的中点O和半径R,由此判断待包络分析数据是否在超球包络内,确定参数包络情况。支持向量机法适用于缺乏先验知识的特性的包络范围的构建。

键特性分析,由于输出电压、输出电流、待机功耗、输出短路特性、欠压保护值和负载激光器工作需求相关,因此将其作为成功数据分析包络对象。已在轨正常工作的10台功率电源的历史地面试验测试数据如表3所示。

表3 某型功率电源电性能测试部分数据

Tab. 3 Partial electric test data of power sources

项目	电源#1	电源#2	...	电源#10
输出电压/V	102.15	103.63	...	103.40
输出电流/A	0.36	0.37	...	0.35
待机功耗/W	0.38	0.41	...	0.43
输出短路特性/W	3.56	3.63	...	3.75
欠压保护值/V	16.90	17.20	...	19.00

采用爱泼斯-普利方法^[12]对以上关键参数的正态性进行检验,结果显示,检测结果成功数据均服从正态分布。采用Grubbs检验法^[13]对成功数据中的离群值进行筛选剔除,未检测出离群值。

利用单值控制图原理,得到某型功率电源成功包络范围。包络范围由包络 U_E 上限以及包络下限 L_B 构成,计算方法如式(11)和式(12)所示

$$U_B = \min\{\bar{x} + 3\sigma, \max\{x_i, i = 1, 2, \dots, m\}\} \quad (11)$$
$$L_B = \max\{\bar{x} - 3\sigma, \min\{x_i, i = 1, 2, \dots, m\}\} \quad (12)$$

式中:
$$\bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2}{m - 1}}。$$

通过计算分别获得了某型星载功率电源输出电压、输出电流、待机功耗、输出短路特性和欠压保护值特性参数包络范围,如表4所示。根据包络范围可以绘制成功包络线,以星载电源输出电压为例,其包络线如图6所示。

对于同型号其他被试产品,将相同试验条件下测试的输出电压、输出电流、待机功耗、欠压保护值

表4 某型星载电源成功包络范围

Tab. 4 Successful envelope range of power sources

项目	包络范围
输出电压/V	[101.67, 103.63]
输出电流/A	[0.35, 0.37]
待机功耗/W	[0.38, 0.43]
输出短路特性/W	[3.55, 3.75]
欠压保护值/V	[16.56, 19.00]

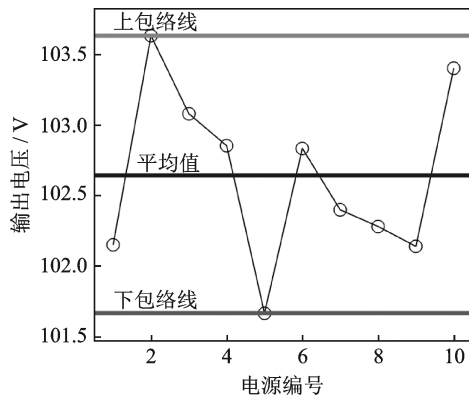


图6 星载电源输出电压包络线

Fig.6 Output voltage envelope of power sources

和表4中的包络范围及成功包络线相对照,若不在包络范围内,则说明受试产品存在相关的质量一致性问题。例如,某受试产品前4个项目均在包络范围内,欠压保护值超出了包括范围。此时应采取电路测试和X光检查等手段,分析确认和欠压保护相关的电路,判断是否存在微短路或虚焊等影响电路输出品质的潜在故障。

3 结 论

为解决航天部组件试验产生的海量数据长期闲置,而产品寿命和质量一致性得不到有效评估的难题,本文提出了航天部组件试验过程中的实时动态寿命预测实施流程和质量一致性评价实施流程。本文充分分析了寿命预测实施流程中各类退化预测建模方法和质量一致性评价实施流程中包络建模方法的适用条件,分别结合案例对上述两类流程的实施进行了应用验证。

参考文献:

[1] 李亚楠,田雪颖,王志梅.基于大数据的航天装备试验鉴定数据管理及分析应用研究[J].航天工业管理,2018(10):35-40.
LI Yanan, TIAN Xueying, WANG Zhimei. Application research on management and analysis of qualification test data of space equipment based on big data [J]. Aerospace Industry Management, 2018(10): 35-40.

[2] TANG T J, CHUNG A, ZHAO A, et al. An IoT inspired semiconductor reliability test system integrated with data-mining applications [C] // 2nd International Conference on Cloud Computing and Internet of Things. [S.l.]:[s.n.], 2016: 111-114.

[3] 姚鹏飞.装备试验大数据应用架构研究[J].舰船电子工程,2019,39(1):10-13,113.

YAO Pengfei. Research on the application architecture of big data of equipment test [J]. Ship Electronic Engineering, 2019,39(1):10-13,113.

[4] SUN B, ZHANG L, CHEN Y H, et al. Design of big data processing system for spacecraft testing experiment [C] // 2017 IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation, and EMC Technologies. [S.l.]:[s.n.], 2017: 164-167.

[5] 魏雁飞,薛永奎,杨涛.电子装备试验大数据分析服务平台架构设计[J].航天电子对抗,2017,33(5):18-22.
WEI Yanfei, XUE Yongkui, YANG Tao. Framework design of big data analysis platform for electronic equipment tests [J]. Aerospace Electronic Warfare, 2017,33(5):18-22.

[6] 苏亨铜.基于大数据的航空装备维修研究[J].中国新通信,2018,20(17):176.
SU Hengju. Research on maintenance of aviation equipment based on big data [J]. China New Telecommunications, 2018,20(17):176.

[7] 姬观华.大数据在航空装备维修保障中的应用研究[J].中国信息化,2017(10):69-71.
JI Guanhua. Application research on big data in the maintenance and support situation of aviation equipment [J]. Chinese Journal of Informatization, 2017(10):69-71.

[8] THANGARAJ M, ANURADHA S. State of art in testing for big data [C] // 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research. [S.l.]: IEEE, 2015: 651-657.

[9] 陈峰,李一,马跃飞.面向试验数据的装备大数据模型[J].电子技术应用,2018,44(5):13-15.
CHEN Feng, LI Yi, MA Yuefei. A test data oriented equipment big data model [J]. Application of Electronic Technique, 2018,44(5):13-15.

[10] ARMES T, REFERN M. Using big data and predictive machine learning in aerospace test environments [C] // 2013 IEEE Autotestcon. [S.l.]: IEEE, 2013.

[11] ZHANG G, LI J, BAO G, et al. A new method for product field reliability assessment based on accelerated life test [C] // 11th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety. [S.l.]:[s.n.], 2016.

[12] 全国统计方法应用标准化技术委员会. GB/T 4882—2001,数据的统计处理和解释——正态性检验 [S]. 北京:中国标准出版社,2001.

[13] 全国统计方法应用标准化技术委员会. GB/T 4883—2008,数据的统计处理和解释正态样本离群值的判断和处理 [S]. 北京:中国标准出版社,2008.