

# 运载火箭测试数据分析与故障诊断方法

汪 灏<sup>1</sup>, 陈 卓<sup>2,3</sup>, 杜璞玉<sup>2</sup>, 彭炳锋<sup>2</sup>, 罗滨鸿<sup>2</sup>, 徐 昕<sup>2,4</sup>

(1. 上海宇航系统工程研究所, 上海 201109; 2. 上海航天电子技术研究所, 上海 201109;

3. 上海交通大学 计算机科学与工程系, 上海 200240;

4. 南京航空航天大学 航天学院, 南京 211106)

**摘要:** 针对如何从运载火箭大量历史测试发射数据中发掘有用信息的问题, 提出了一种基于数据挖掘的运载火箭数据分析与故障诊断方法, 为火箭的故障诊断、产品设计、状态检测提供服务; 针对火箭数据的特性和实际业务分析的需求, 使用基于皮尔逊系数的相关性分析方法、基于希尔伯特变换的包络分析方法、基于窗口滑动函数的故障诊断方法组建火箭数据分析平台, 对运载火箭的数据进行了深层次的挖掘和诊断; 采用某型号火箭测试数据对火箭数据分析平台进行了验证, 结果表明: 以数据驱动的火箭数据分析平台相关性分析准确、参数包络线绘制精准、可有效识别异常数据, 分析结果与理论知识相符, 具有较高的实用价值, 相比于传统数据分析方法更为精准、全面。

**关键词:** 火箭; 故障诊断; 数据分析; 相关性; 包络

## Data Analysis and Fault Diagnosis Methods for Launch Vehicles

WANG Hao<sup>1</sup>, CHEN Zhuo<sup>2,3</sup>, DU Puyu<sup>2</sup>, PENG Bingfeng<sup>2</sup>, LUO Binhong<sup>2</sup>, XU Xin<sup>2,4</sup>

(1. Aerospace System Engineering Shanghai, Shanghai 201109, China;

2. Shanghai Aerospace Electronic Technology Institute, Shanghai 201109, China;

3. School of Computer, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

4. School of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** A data analysis and fault diagnosis method for launch vehicles based on data mining is proposed to explore useful information from a large amount of historical test launch data, providing services for rocket fault diagnosis, product design, and status detection. In view of the characteristics of rocket data and the needs of actual business analysis, the rocket data analysis platform is established by using the correlation analysis method based on Pearson coefficient, the envelope analysis method based on Hilbert transform, and the fault diagnosis method based on window sliding function, the deep-level exploration and diagnosis of launch vehicle data are achieved. The rocket data analysis platform is verified with the test data of a certain type of rocket. The results show that the data driven rocket data analysis platform provides accurate correlation analysis, the parameter envelope is accurately drawn, and the abnormal data is effectively identified. The analysis results are consistent with the theoretical knowledge, which has high practical value. Compared to traditional data analysis methods, it is more accurate and comprehensive.

**Keywords:** rocket; fault diagnosis; data analysis; correlation; envelope

## 0 引言

近年来, 随着我国航天事业的飞速发展, 火箭的发射任务呈现出高密度、高强度、高标准的特点, 新火箭的研制、新技术的使用层出不穷, 国内火箭的年发射数量已有 60 多次, 密集的火箭发射为型号积累了大量宝贵的测试发射数据<sup>[1-3]</sup>, 随着发射任务的进一步激增, 运载火箭的数据将呈现井喷式增长。运载火箭的数据通常指火箭在设计、生产、分系统实验、集成实验、发射期间所产生的测试发射数据, 地面系统控制火箭单机设备及加注设备动作, 利

用火箭中的传感器, 对火箭的工作状态进行跟踪、测量产生, 通过有线或遥测方式传输至地面<sup>[4]</sup>。

火箭系统数据中包含着火箭各模块的关键指标信息<sup>[5]</sup>, 是设计师了解火箭健康状况的重要依据, 对火箭的数据分析和故障诊断等工作有着重要帮助。但是这些数据有着数据量大、维度高、数据类型多、关系复杂、专业性强等特性, 现有的火箭数据利用只实现了对这些数据进行单次实验的判读工作, 未能跨时间、跨纬度地对火箭数据实现综合利用。传统的火箭数据分析和故障诊断模式是基

收稿日期: 2024-02-19; 修回日期: 2024-03-08。

作者简介: 汪 灏(1991-), 男, 硕士, 工程师。

通讯作者: 陈 卓(1993-), 男, 硕士, 工程师。

引用格式: 汪 灏, 陈 卓, 杜璞玉, 等. 运载火箭测试数据分析与故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 14-19.

于阈值的设定对数据进行判读和分析, 借助专家知识分析火箭的状态, 这种模式对专业判读人员的需求大, 每次测试需要的判读人员数量多, 已逐渐无法满足高密度发射的需求。

在火箭领域对于数据的分析和利用目前还没有比较成熟的系统和方法, 国内外对于火箭数据的分析和利用都处于探索阶段, 所使用的方法通常局限于某一设备或者特定分系统, 无法对利用全部数据进行火箭整体分析, 这种现状是由火箭的数据特征决定的。目前火箭测试数据由于数据来源广、数据种类多和数据规模大, 所收集的数据往往不能直接加以利用。首先火箭的传感器在测试加电期间一直处于周期性生成数据的状态, 这些数据在大部分时间对于数据挖掘或者火箭故障分析是低价值的, 有价值的跳变或者故障数据被隐藏在大量的数据中难以挖掘; 其次火箭系统是一个复杂的系统工程, 其可供采集的参数种类有数百种, 火箭整体的数据维度较高, 而火箭的测试数据量相比于其维度偏小, 这给数据处理带来了一定的困难<sup>[6-7]</sup>。

航天航空领域的数据分析方向主要集中在健康管理和故障诊断领域, 最早由美国军方在联合战斗机 (JSF) 综合保障中心提出, 核心内容为借助多传感器信息融合技术进行系统状态信息的获取, 同时利用信号处理方法和智能推理模型对设备状态进行诊断和预测<sup>[8]</sup>。2001 年由波音公司牵头, 来自工业部门、军事单位以及科研院所多个组织机构共同建立了视情维修的开放体系结构, 用于对机械、电子和结构等领域的数据分析和故障诊断起到指导作用, 近年来 NASA 举办了首届国际宇航“综合健康系统和管理”论坛, 重点方向为设备的故障识别与电子预测<sup>[9]</sup>。

在这些领域的研究中, 现有的技术可以分为 3 类。首先是数据的预处理技术, 针对航天航空领域数据杂乱、不完整、重复和低价值等特点, 对数据进行一定的预处理工作, 包含异常数据检测、缺失值填充、数据标准化, 常用的异常数据检测方法包含肖维勒准则、格布拉斯准则以及  $t$  检验法<sup>[10]</sup>, 数据填充方法包含拉格朗日填充法、均值填充法等<sup>[11]</sup>; 其次为数据的特征处理技术, 航天领域的数据呈现出高维的特征, 一次测试往往包含数百种参数, 需要对数据特征进行降维、筛选, 常用的方法包含主成分分析法、群算法和遗传算法等<sup>[12]</sup>, 国内的童超<sup>[13]</sup>应用 ReliefF 算法对机组的有效特征进行筛选; 最后是设备故障诊断和预测方法, 主要包含基于模型的方法、基于人工智能的方法和基于统计理论的方法, 基于模型的方法在传统工业故障检测中有着广泛的应用, 而随着近年来机器学习的发展, 基于人工智能的方法逐渐成为故障检测领域的主要研究方向<sup>[14]</sup>。

本文在实现对某型号液体火箭数据综合治理的基础上, 将数据挖掘技术应用于火箭数据分析和故障诊断上, 建立基于数据挖掘的火箭数据分析框架, 从火箭业务方向对火箭数据进行深层次的挖掘和分析。

## 1 数据分析平台

### 1.1 数据分析平台架构

火箭测试数据分析平台包含数据仓库、统计分析和前端显示 3 个模块。数据仓库作为数据分析的基础, 包含数据的导入、导出和调用等功能; 在统计分析平台中根据火箭数据分析的应用方向, 构建不同的数据分析和故障诊断模块, 模块可以动态进行添加; 通过前端显示界面实现人机交互等功能, 可选择不同的分析模块和测试数据进行分析, 并展示最终结果。其架构如图 1 所示。

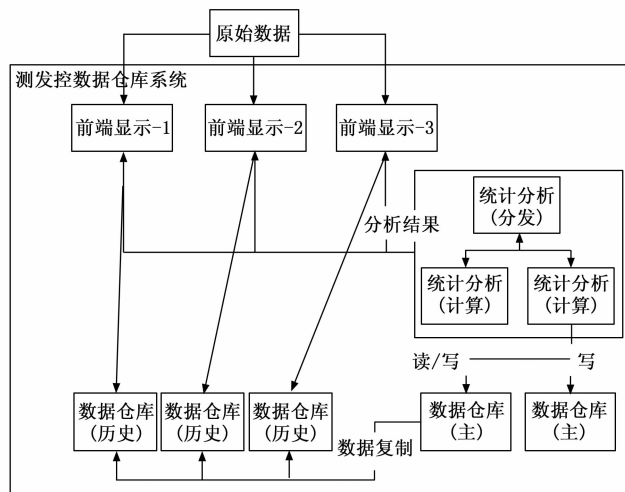


图 1 火箭数据分析平台架构

### 1.2 火箭测试数据预处理

火箭系统在研制、测试、发射过程中产生的大量数据不能被分析利用, 由于数据生成模式以及历史等多方面的原因, 数据前期整合的难度较大, 需要建立统一的数据整合和架构, 才能进行后续的处理和分析, 这些数据存在以下几个特点:

1) 试验数据存在信息孤岛问题, 火箭系统的数据分散存在于各设计部门、集成试验厂房、各发射场, 未进行集中管理, 需要通过多渠道收集才能得到完善的火箭数据;

2) 数据格式各不相同, 标准规范不统一, 火箭数据来源于不同的分系统, 生成的数据有 Txt 文件、Excel 文件、Dat 文件和数据库等多种类型, 各分系统对数据的通信和存储有着不同的标准;

3) 火箭数据时间跨度久, 设备差异大, 火箭生命周期可达数十年, 横跨多个批次, 软硬件设施在生命周期内不停地迭代更新, 所生成的数据从类型到格式差异极大;

针对火箭数据的这些特点, 需要对火箭数据进行预先处理, 形成规范的、特征突出、互相关联的数据, 纳入统一的数据平台进行管理, 便于后期的分析和利用。对数据的处理工作, 主要包含 3 个部分: 数据的导入与标准化工作, 数据的补全和去重工作, 数据的关联工作。

1) 火箭数据的标准化工作: 火箭的数据分析和故障诊

断需要依靠大量长周期测试数据为依托,统一的数据格式是数据分析的基础,为实现这一目的,设计了运载火箭数据导入工具,将不同格式、不同协议的数据进行转换,注入数据仓库中,形成格式统一的数据表。火箭可以根据功能分为控制系统、动力系统和测量系统,这些系统又可以细分为各个子系统,各个细分系统由不同的单位负责,所生成的文档格式各种各样,包含 Excel、Txt、数据库以及二进制文件,数据导入工具能够自动识别不同系统的文件格式并转换为统一的数据表格存储于数据库中。

2) 火箭数据的补全和去重工作:火箭的数据是复杂繁多的,由于时间跨度大和存储位置多等各种原因,数据可能存在缺失的情况,比如在一个测试项目中,单机电压、电流等参数可能会由于网络波动、文件丢失等原因存在不连续的情况,这个时间需要进行插值处理,对于火箭电气中的跳变参数,采用均值插值法进行补全,对于动力压力、液位等连续变化参数,采用拉格朗日插值法进行补全;由于传感器所采集的参数在多个系统的原始数据中重复出现,如果全部保留,会给数据分析带来维度过高的问题,同时会造成所得出的分析结果存在过多干扰,因此需要对数据进行去重,通过数据的相关性分析结合人工标注的手段对数据进行去重,在不降低信息量的情况下降低数据维度。

3) 火箭数据关联处理:火箭的单个测试会生成数百种数据,过高的维度给数据分析利用带来了困难,因此需要针对具体的分析目的进行主动筛选,根据火箭物理模型,对测试参数打上多重标签,进行数据关联,如从系统角度可以分为电气系统、动力系统和测量系统标签,从结构位置可以分为地面参数、一级参数、二级参数标签,从设备种类可以分为伺服、配电、发动机等标签,通过多重标签对数据进行关联,达到降低数据维度的目的。

### 1.3 火箭测试数据统计分析

以数据挖掘手段对火箭数据进行关联分析、趋势预测和状态判断,可为火箭系统产品设计、试验方案制定、故障诊断起到重要的辅助决策作用<sup>[15]</sup>。对火箭现有的业务需求进行梳理,提出了运载火箭数据分析平台的 3 大应用方向,对数据的分析和利用主要围绕这 3 个主要应用方向展开,包含相关性分析、包络分析、故障数据检测,如图 2 所示。

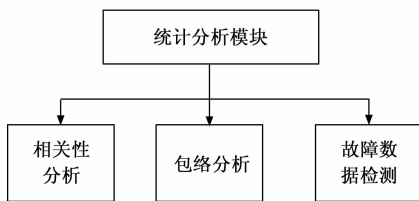


图 2 运载火箭数据分析平台

1) 火箭参数的相关性分析:火箭不同设备参数之间的相关性分析能够为总体设计和可靠性的提升起到关键作用,目前总体设计和可靠性的提升以基于数理模型的正向推导

为主,通过理论知识提前在设计阶段对相关联的设备进行约束设计或增加可靠性措施,但火箭实际运行环境极其复杂,数理模型只能考量部分设备在理想情况下的工作情况,无法完全模拟实际工作情况,如环境温度和气压对燃料、发动机以及电磁阀的特性均有一定的影响,这种深层次的联系无法通过纯数理模型仿真出来,因此相关性分析是从数据的角度出发对火箭设备深层次关系发掘的有效手段之一。

2) 火箭的包络分析:火箭常规的数据判读系统主要为基于阈值的参数值判断,这种判读方法往往会忽略潜在的故障风险,因此需要针对火箭参数绘制包络线,将高频的故障信号放大出来,同时建立系统的包络分析机制,对同一参数在不同时期、不同批次、不同地点、不同环境下的包络曲线进行分析比对,及时对偏离较大的参数进行分析,提前发现潜在问题。

3) 火箭故障检测:故障检测作为火箭领域最为关心的问题,直接影响火箭发射的成败,目前的故障检测手段主要是根据机理模型对各设备参数制定合理的判读规则,潜在的故障往往无法通过这种手段判定出来,而且此种判读手段对于跨型号的设备不具备普适性,往往需要重新制定判读规则,因此,基于纯数据的故障检测手段对于面向多型火箭的数据管理平台尤为重要,能够以统一的方法较为精确地识别出故障数据,从而进一步分析,定位原因。

## 2 火箭测试数据分析与故障诊断方法

针对火箭测试数据分析平台中的相关性分析、包络分析和故障数据检测 3 个应用方向,挖掘火箭测试数据中的潜藏价值,分别提出了对应的方法进行实现。以基于皮尔逊系数的相关性分析方法探究火箭的机理以及参数之间潜在的联系;以基于希尔伯特变换的包络分析建立火箭测试数据的历史包络线,根据包络线对火箭当前设备状态做出评估;以基于窗口滑动的故障诊断对拐点和异常点做出识别,辅助人员进行故障识别。

### 2.1 基于皮尔逊系数的相关性分析

火箭系统参数种类极多,参数之间存在内在的联系,相关性分析可有效发现火箭众多数据中隐藏的内在的相关性,将分析出的关联性结果与理论设计知识互相印证,帮助设计人员对设备的机理进行深层次的探究,从而实现对火箭的状态更为深入的把控。

对于数据的相关性分析有 3 大相关性系数作为相关性评价指标,分别是皮尔逊相关系数、斯皮尔曼系数、肯德尔系数,其中皮尔逊相关系数适用于线性数据的分析,斯皮尔曼和肯德尔相关系数适用于分类变量或非正态分布数据分析<sup>[16-18]</sup>。在众多的火箭参数中,不乏简单的线性关系,采用皮尔逊相关系数进行相关性分析是非常合适的。

皮尔逊相关系数是指能够准确反映两个变量之间关系密切程度的统计学指标,其数学本质为两个变量协方差除以两个变量标准差的乘积<sup>[19]</sup>。以火箭系统两个参数的时间

序列  $x$  和  $y$  为例:

时间序列  $x$  和  $y$  之间的协方差如公式 (1) 所示:

$$\text{Cov}(x, y) = E_{xy} - E_x * E_y \quad (1)$$

时间序列  $x$  和  $y$  之间的标准差如公式 (2) 所示:

$$S_x = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - u_x)^2} \quad (2)$$

其中:  $u_x$  为变量序列  $x$  的均值。

由公式 (1) (2) 所知, 皮尔逊相关系数  $r$  公式如下:

$$r = \frac{\text{Cov}(x, y)}{S_x S_y} = \frac{E_{xy} - E_x * E_y}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - u_x)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - u_y)^2}} \quad (3)$$

$r$  值介于  $-1 \sim 1$  之间, 当  $r=1$  时, 代表两个线性参数完全正相关, 当  $r=-1$  时, 代表两个参数完全负相关,  $r$  的绝对值越接近 1, 则两个参数相关性越强,  $r$  的绝对值越接近 0, 则两个参数相关性越弱。

在运载火箭分析平台中构建相关性分析模块, 底层以相关性分析算法为基础, 设计人机交互界面, 用户可在前端显示界面中选择自己想要进行分析的参数进行计算, 并在前端显示界面中输出结果。数据分析平台针对不同的用户需求, 根据各系统特征设计了控制分系统、测量分系统、动力分系统、测发控分系统、发动机分系统、总体分系统共计 6 大分系统, 再对每个分系统进行细分层级, 划分出各子系统功能, 各分系统以及子系统中参数由预处理阶段得到的数据标签映射而来。用户可以进行同系统单组参数、同系统多组参数、跨系统多参数以及系统级别的参数分析, 同时为各分系统用户按功能划分不同的主分析界面, 便于操作和选择。

## 2.2 基于希尔伯特变换的包络分析

火箭数据包络分析是通过对积累的历史数据分析, 形成火箭参数的包络线, 对于火箭的故障诊断和新产品技术指标的设计有着重要的意义。对于同类型的产品, 可以形成跨型号、跨批次、不同环境下的关键参数包络线, 相比于理论推算的数据阈值判定方法更为精准, 在火箭的测试过程中, 对于超出了历史包络的数据可以进一步分析其深层次原因, 提前暴露隐患, 保障火箭的高可靠发射; 在火箭新产品设计过程中, 可参考相似产品的历史数据包络, 为产品的指标设计和试验方案的制定提供参考。

希尔伯特变换是数据包络分析的常用手段, 反映了信号频率成分随时间的变化, 能够有效提取复杂信号的瞬时振幅、瞬时频率和瞬时相位, 提取出火箭参数的高频特征, 更好地表征火箭数据多个维度的变化情况<sup>[20-21]</sup>, 观察到火箭设备中的非平稳信号, 在航天航空领域的故障诊断中广泛应用。以火箭连续参数的时间序列  $s(t)$  为例, 其希尔伯特变换为:

$$\hat{s}(t) = H[s(t)] = \frac{1}{\pi} \int \frac{s(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (4)$$

由公式 (4) 可以看出, 信号的希尔伯特变换可以等同

于信号  $s(t)$  与  $1/(\pi t)$  的卷积的结果, 其本质是使得信号的相位产生  $90^\circ$  的偏移<sup>[22]</sup>。

信号的包络生成原理是将希尔伯特变换后的信号作为虚部, 原信号作为实部, 共同构成一个新的信号, 该信号的幅值即信号的包络分析结果<sup>[23]</sup>, 该包络信号能够有效反映数据的多维变换情况, 信号的幅值计算如公式 (5) 所示:

$$z(t) = \sqrt{s^2(t) + \hat{s}^2(t)} \quad (5)$$

针对火箭系统的周期性数据, 如电气参数配电控制器电流、光纤惯组单机参数、电磁阀电流, 动力参数燃料温度流量、发动机腔压力, 通过希尔伯特变换后绘制的包络线能够有效放大这些信号的高频特征, 使得潜在故障信号能够更为明显地凸显出来, 及早排除隐患, 同时数据分析平台具备强大的包络线比对功能, 支持同型号单机参数跨任务进行包络线比对, 分析参数在分系统、总测、靶场以及不同发次的包络线异同, 还支持不同型号同一型谱的单机进行跨型号包络比对, 生成包络比对分析报告, 对包络线偏差较大的参数进行报警, 辅助判读分析人员及早发现问题分析原因。

## 2.3 基于窗口滑动的故障诊断

基于历史测试数据的故障诊断是火箭数据分析应用的一个重要方向之一, 传统的数据判读是以专家系统为代表的、基于规则的测试数据判读, 这种判读方式自主性较差, 既定的规则与阈值难以制定随时间变化的判读标准, 判读范围较为宽松, 存在漏判的风险, 当测试状态增多时, 规则需要重新适应, 需要耗费巨大的开发成本, 因此需要引入基于历史测试数据的故障数据判读。

现有的火箭故障诊断方法可以分为两大类: 基于数理模型的故障诊断以及基于数据分析的故障诊断。由于火箭是一个复杂的系统, 包含很多的单机和设备, 除少部分设备如发动机、姿控具备一定的仿真模型外, 大部分单机设备并没有完善的仿真模型, 很难构建颗粒度较高的火箭数理模型, 基于火箭数理模型只能识别出部分已知故障; 基于数据分析的故障诊断可以分为传统的信号处理故障诊断和基于机器学习的故障诊断方法, 火箭的数据呈现出高维、少样本的特征, 一个型谱的火箭最多只有几十发的测试数据, 相比于常规机器学习数以百万计的数据量, 火箭的数据样本显得过少, 应用机器学习会带来过拟合等问题, 传统的基于信号处理的故障诊断方法反而能够更有效地识别出异常参数数据。

火箭测试数据具有数据量大, 故障样本较少的特点, 针对这一特性, 可采用基于  $3\sigma$  准则的故障数据检测,  $\sigma$  代表该正态分布的标准差, 其思想在于当测试次数足够充分的情况下, 测试参数满足正态分布, 正常的测试参数几乎全部集中在  $\pm 3\sigma$  以内, 如公式 (6) 所示, 分布在  $\pm 3\sigma$  以外的概率不到  $0.3\%$ , 因此可以认为不在  $\pm 3\sigma$  以内的数据为故障数据或者噪声数据, 对于运载火箭数据, 单发的测试次数有数十次之多, 将多发火箭测试数据综合利用, 其测试

量更是庞大，火箭的参数满足正态分布，适用于  $3\sigma$  准则的故障诊断。

$$P(|d| > 3\sigma) = 0.027 \quad (6)$$

对于火箭测试数据的时间序列，其数值大多跟随控制指令变化，而控制指令并没有严格的时间依据，往往根据测试需要动态调整，因此长期的时间序列并不完全满足  $3\sigma$  准则的正态分布，需要对时间序列根据控制指令进行分段预处理，才能实现基于长期时间序列的异常检测，同时利用  $3\sigma$  准则对短期时间序列测试数据进行拐点和异常点标记，辅助人工判断。 $3\sigma$  准则对于依据时间序列变动的参数检测能力单一，对于基于时间变化的异常数据检测效果差，本文提出了基于窗口滑动的  $3\sigma$  准则异常数据检测，其思想为按窗口数量对某个时间段进行检测，取当前参数值索引的前  $n/2$  位和索引后  $n/2$  位的  $\mu$  (均值) 和  $\sigma$  (标准差) 计算当前索引是否超出  $3\sigma$  准则范围，超过范围的数据即为异常值，采用基于滑动窗口的故障诊断，可以有效地识别异常数据，解决异常数据识别遗漏的问题。

### 3 试验验证及结果分析

火箭系统的电压和电流是衡量火箭系统稳定性的关键指标，电压和电流变化代表了火箭系统中设备的工作情况和负载情况，稳定的电源保障是火箭系统平稳运行的关键，为验证所设计的运载火箭数据分析与故障诊断方法可行性，以某型号液体火箭测试发射数据为基础，使用相关性分析、包络分析、故障诊断等方法对箭上和地面部分电压和电流数据进行分析评估，验证火箭数据分析和故障诊断方法的有效性。

所使用的火箭历史数据包含 10 发火箭完整的测试数据，每发火箭数据均包含集成试验数据、靶场试验数据、发射数据。

#### 3.1 相关性分析试验结果

火箭系统的参数种类繁多，参数之间的相关性各不相同，为发现不同参数之间隐藏的潜在联系，需要对参数与参数之间进行皮尔逊相关系数的计算，当有  $n$  个参数进行相关性分析时，需要对每个参数和剩余所有参数进行一次相关性计算，最终会得到一个  $n \times n$  的皮尔逊相关性矩阵。

本文选择 21 个火箭系统电压电流参数进行相关性计算，具体参数如表 1 所示。

表 1 火箭电压电流参数

箭上电压/V	地面电源电压/V	箭上电流/A	地面电源电流/A
B1 电压	D90 主机	19 机电流	D96-1 电流
19 机电压	D96-1 主机	20 机电流	D96-2 电流
20 机电压	D96-1 副机	03 机电流	D96-3 电流
03 机电压	D96-2 主机	40 机电流	D96-4 电流
40 机电压	D96-2 副机	/	/
B4 电压	D96-3 主机	/	/
B5 电压	/	/	/

由于皮尔逊相关系数  $r$  结果在  $-1 \sim 1$  之间，其绝对值越接近 1，则参数之间相关性越强，绝对值越接近 0，则参数之间相关性越弱，为量化这种相关性，制定相关程度如表 2 所示。

通过计算皮尔逊相关性矩阵，共计 21 个火箭参数相互之间的相关性系数统计结果如表 3 所示。

表 2 相关程度表

$ r $	相关性
$ r  > 0.7$	强相关
$0.5 <  r  < 0.7$	相关
$0.3 <  r  < 0.5$	弱相关
$ r  < 0.3$	不相关

表 3 皮尔逊相关性矩阵结果

相关性	数量/个	皮尔逊系数
强相关	1	0.96
相关	1	0.61
弱相关	2	0.44; 0.31
不相关	206	/

由结果可知，绝大多数电压电流参数之间均呈现不相关，这与事实相符合，大多数电压电流参数位于火箭不同位置的设备中，工作过程具备独立性，而相关性较强的参数均为工作原理上有关联的设备，与理论设计符合。

#### 3.2 包络分析试验结果

为验证平台对于火箭数据的包络分析能力，选用电压和电流两个类别的参数进行包络分析，参数为“D90 主机电压”和“D91-2 电流”，其结果如图 3 和图 4 所示，其中外层连续曲线为经过希尔伯特变换计算出的包络线，内层点状曲线为原始数据。

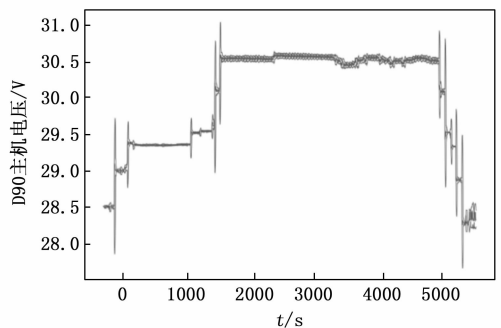


图 3 “D90 主机电压”包络分析曲线

由图 3 和图 4 可以看出，火箭数据分析平台计算出的包络线在原始数据幅值较为平稳的时候，包络线幅值基本贴合原始数据幅值，当原始数据发生较大变化时，包络线幅值远大于原始数据幅值，可以看出，包络线可表征数据的幅值和频域两个维度的变化情况，为火箭的数据分析和故障诊断提供了有力的支撑。

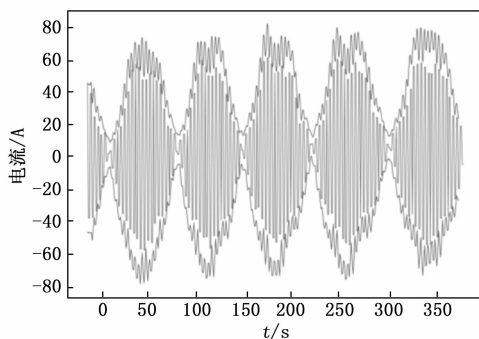


图4 “D91-2 电流” 包络分析曲线

### 3.3 故障诊断试验结果

采用基于窗口滑动函数的  $3\sigma$  准则对参数“D90 主机电压”进行异常数据检测, 检测结果如图5所示, 曲线数据为原始测试数据, 曲线上的标点为检测出的异常点。

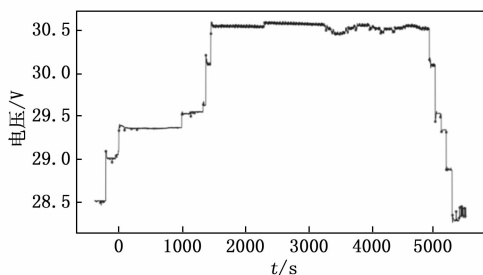


图5 “D90 主机电压” 异常点检测结果

对于“D90 主机电压”共检测出异常点30个, 检测出的异常点包含电压跳变和电压毛刺波动, 基本涵盖了电压曲线有波动的地方, 可以针对异常点的幅值等特性进行深层次的分析, 确认是否存在潜藏的设备隐患, 可以看出, 以数据驱动的故障诊断方法结合专家知识对于火箭的故障分析是可行的。

## 4 结束语

本文研究了运载火箭的数据分析和故障诊断方法, 建立了运载火箭数据分析平台, 应用了皮尔逊系数相关性分析方法、希尔伯特变换包络分析方法、基于窗口滑动函数的故障诊断方法, 为火箭的数据分析提供了一种解决思路。并以某型号液体火箭数据为基础进行了应用验证, 具有一定的工程应用价值。在后续的研究中将考虑通过机器学习等手段, 使用人工智能技术, 不断完善和积累数据分析算法, 进一步挖掘火箭历史数据的潜藏价值。

### 参考文献:

- [1] 杨超, 侯兴明, 廖兴禾, 等. 航天试验装备维修保障资源配置效率评价研究 [J]. 火力与指挥控制, 2020, 45 (7): 172-176.
- [2] 王志梅, 鲍智文, 王禹铭, 等. 航天质量大数据整理与挖掘应用研究 [J]. 质量与可靠性, 2021, 1 (1): 43-47.
- [3] 李亚楠, 田雪颖, 王志梅, 等. 基于大数据的航天装备试验鉴

定数据管理与分析应用研究 [J]. 管理与实践, 2018, 10 (1): 35-40.

- [4] 熊宇虹, 贺彦博, 郑庆晖, 等. 基于数据挖掘的航天遥测数据分析系统的设计 [J]. 空间电子技术, 2019, 6 (1): 24-27.
- [5] 姜南, 史梅花, 姚远, 等. 面向航天信号数据的柔性分析平台设计与实现 [J]. 计算机技术与发展, 2021, 31 (4): 182-186.
- [6] 师明, 王保丰, 曹玉娟, 等. 面向航天器飞控任务的大数据处理系统的设计与验证 [J]. 航天器工程, 2018, 27 (6): 69-79.
- [7] 韩驰, 熊伟. 航天侦察装备体系指标关联信息挖掘研究 [J]. 系统仿真学报, 2021, 33 (10): 2372-2380.
- [8] HESS A, FILA L. The joint strike fighter (JSF) PHM concept: potential impact on aging aircraft problems [C] // The Proceedings of IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA, 2002: 21-26.
- [9] BAROTH E, POWERS W, FOX J, et al. IVHM (integrated vehicle health management) techniques for future space vehicles [C] // The Proceedings of 37th Joint Propulsion Conference and Exhibit. Salt Lake City, Utah, 2001: 1-10.
- [10] 孙江晖, 龙燕. 计量测试中异常数据剔除的措施 [J]. 电子技术与软件工程, 2017 (21): 163.
- [11] 王允. 健康监测数据分析关键技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- [12] 刘辉, 曾鹏飞, 巫乔顺, 等. 基于改进遗传算法的转炉炼钢过程数据特征选择 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40 (12): 185-195.
- [13] 童超. 基于数据挖掘方法的风电机组状态监测研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2014.
- [14] 宋健. 基于机器学习的设备健康状态评估与预测研究进展 [J]. 数码设计 (下), 2020, 9 (5): 295-297.
- [15] 杨鑫, 闻强苗, 李思振, 等. 基于数据驱动的航天器产品热处理技术 [J]. 兵工学报, 2022, 43 (2): 170-177.
- [16] 杨帆, 冯翔, 阮羚, 等. 基于皮尔逊相关系数法的水树枝与超低频介损的相关性研究 [J]. 高压电器, 2014, 50 (6): 21-25.
- [17] 程娟娟. 高校科研与教学关系实证研究 [J]. 中国高校科技, 2022, 10 (1): 46-52.
- [18] 尹桂宾. 基于皮尔逊-KPCA多特征融合的滚动轴承寿命预测研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- [19] 王蒙, 梁玉超, 顾梅. 皮尔逊算法在半导体工艺上的应用 [J]. 中国集成电路, 2022, 43 (2): 72-75.
- [20] 安景新, 李健, 李宇翔, 等. 航天产品试验数据包络分析方法 [J]. 电气应用, 2022, 41 (3): 64-66.
- [21] 李智, 陈祥初, 刘政波. 包络分析及其在设备故障诊断中的应用 [J]. 测试技术学报, 2002, 16 (2): 92-95.
- [22] 刘晓玉, 栾家辉, 张忠伟, 等. 成功数据包络分析在基础机电产品应用验证中的应用 [J]. 质量与可靠性, 2022, 3 (1): 34-38.
- [23] 丁颖. 基于 Hilbert 包络分析的铁路货车踏面擦伤诊断 [J]. 铁道车辆, 2022, 60 (2): 52-55.