

重复使用运载火箭发动机疲劳载荷特征识别方法

徐振亮¹, 邓思超¹, 殷之平², 罗 洁², 吴胜宝¹

(1. 中国运载火箭技术研究院 研究发展部, 北京 100076; 2. 西北工业大学 民航学院, 西安 710072)

摘要: 针对重复使用运载火箭发动机的原始疲劳载荷数据建模困难问题, 选取均方根值作为重复使用运载火箭原始疲劳载荷数据工况划分的标准, 通过对重复使用运载火箭原始疲劳载荷数据进行修正短时傅里叶变换滤波处理、雨流循环计数和疲劳载荷特征量高斯分布拟合, 实现疲劳载荷数据特性量的识别与规律化处理。研究表明, 重复使用运载火箭疲劳载荷数据能用高斯分布模型进行概率分布描述, 异常疲劳载荷数据高斯分布参数为正常疲劳载荷数据的3倍以上。该方法可用于精确识别重复使用运载火箭发动机异常疲劳载荷数据, 相比于传统异常数据识别方法, 可提供异常程度量化指标, 为重复使用运载火箭疲劳载荷设计与实时故障分析定位提供一种新的分析手段。

关键词: 重复使用运载火箭; 疲劳载荷; 雨流循环计数; 高斯分布

中图分类号: V475.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2022)05-0506-06

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2022.20210144

引用格式: 徐振亮, 邓思超, 殷之平, 等. 重复使用运载火箭发动机疲劳载荷特征识别方法[J]. 深空探测学报(中英文), 2022, 9(5): 506-511.

Reference format: XU Z L, DENG S C, YIN Z P, et al. Identification method of fatigue load characteristics of reusable launch vehicle engine based on Gaussian distribution[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2022, 9(5): 506-511.

引言

重复使用运载火箭多次飞行过程中会经历复杂交变的疲劳载荷, 疲劳载荷会对箭体结构造成损伤, 使箭体结构产生疲劳强度不足的疲劳破坏, 因此准确有效的分析疲劳载荷数据, 提取其特征量, 对重复使用运载火箭的研制至关重要。

航天器疲劳载荷数据呈现动载荷特性剧烈的特点, 研究人员在如何有效分析航天器动载荷特征方面做了大量的研究^[1]。胡雷等^[2-3]和Aiswarya等^[4]利用振动信号的均方根、峰度因子、偏度因子和裕度因子等时域特征构建特征向量用于涡轮泵故障诊断, 张炜^[5]研究涡轮泵并行BP(Back Propagation)网络的故障诊断方法。从上述研究成果可以获取火箭结构的异常状态, 但不能获取结构的异常程度, 其中基于概率密度分布的健康监测手段能有效获取结构异常状态的同时获取异常程度^[6], 但原始数据分布复杂, 很难直接建立其概率分布模型。

因此, 针对发动机实测载荷数据, 本文从疲劳损伤角度, 对疲劳载荷数据进行滤波处理和雨流

循环计数, 提取符合高斯概率分布的疲劳载荷峰值特征量, 为原始振动信号统计提供一种新的统计特征, 为发动机健康监测提供一种新的时域力学特征量, 并为重复使用运载火箭疲劳性能分析提供有力支撑。

1 疲劳载荷特征识别流程

由于重复使用运载火箭研制暂处于起步阶段, 未获得飞行实测疲劳载荷数据, 本文基于某运载火箭发动机试车的疲劳载荷数据进行研究。

对实测随机载荷序列, 首先进行载荷数据预处理, 以载荷的均方根值RMS(Root Mean Square)作为载荷对应工况的划分指标, 对疲劳载荷数据进行工况划分, 然后采用短时傅里叶变换方法进行滤波处理, 采用雨流计数法提取原始载荷数据中的疲劳峰值特征量, 并对峰值特征量建立概率分布模型, 以此作为重复使用运载火箭发动机结构异常疲劳载荷数据识别的依据, 对发动机结构进行故障分析与定位, 如图1所示。

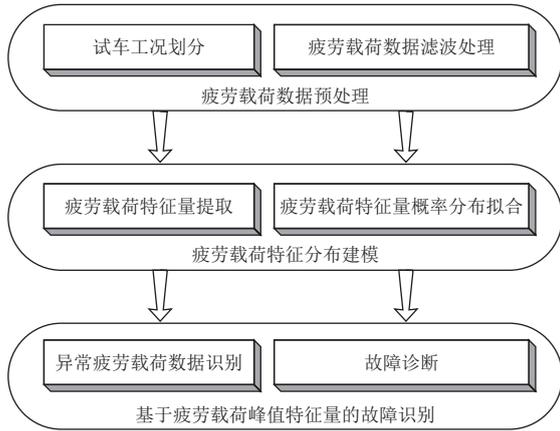


图 1 疲劳载荷特征识别流程图
Fig. 1 Fatigue load characteristic identification process

2 疲劳载荷数据预处理

在火箭发动机的研制过程中可以通过对部件接头测量加速度响应, 对于与接头相连接的结构, 加速度响应也可以作为结构的激励输入, 因此测得响应加速度也可以作为疲劳载荷输入^[7]。参考航空领域疲劳载荷谱编制方法^[8-9], 为了使统计结果能最大限度反映发动机的实际工作状态, 在进行载荷数据的特征统计分析之前, 需要对全时域内的原始实测数据进行对应工况划分与数据滤波工作。

2.1 试车工况划分

重复使用运载火箭任务剖面一般分为4个阶段: 地面段、上升飞行段、返回段和着陆段。而在重复使用运载火箭发动机地面试车试验中其工作状态主要分为3段, 分别为开机段、稳定工作段与关机段。依据全时段内发动机能量差异, 而时域信号RMS作为能量的表征值^[10], 因此, 可选取RMS作为原始数据工况的划分标准。

时域RMS的计算公式如下

$$J = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}} \quad (1)$$

其中: J 表示RMS; x_i 为采样值; N 为RMS计算个数。

根据传感器采样频率12 800 Hz, 选择 $N=12\ 800$, 即按照1 s的时间分辨率进行RMS统计, 对统计后的均方根-时间进行变点检测^[11], 检测出全时域内RMS突变时刻作为数据划分的时刻。依据RMS结果, 对发动机地面试车工况划分如图2所示。

从划分结果可以看出基于RMS能有效对原始数据进行工况划分, 由于稳定段(170~350 s)载荷量级大, 作用时间长, 对应的能量高, 对结构疲劳损伤存

在严重影响, 因此本文主要对稳定段数进行数据统计工作, 在375 s关机时刻对应载荷, 由于载荷作用时间短, 周数低, 按冲击载荷考虑, 不属于疲劳载荷。

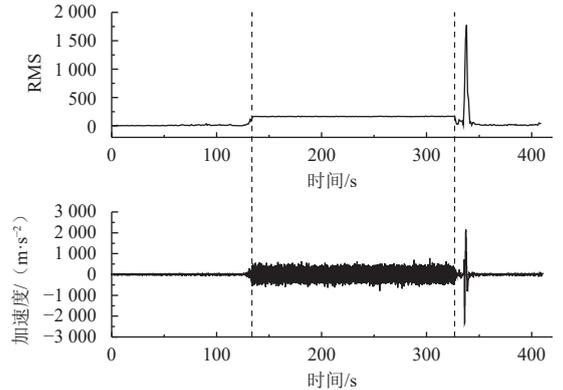


图 2 原始疲劳载荷数据和工况划分
Fig. 2 Raw fatigue load data and condition division

2.2 疲劳载荷数据滤波处理

实测疲劳载荷数据中含有许多“毛刺”, 造成毛刺是因为外加场的干扰(气流、电场、磁场等)产生的噪声数据, 传感器采样率过高而记录下小幅扰动信息。这些数据基本上都是无意义信号, 需要进行滤除。由于原始数据为正负波荡数据, 基于毛刺数据为小幅度数据, 其对应产生的能量也较小, 因此, 采用修正短时傅里叶变换^[12]对原始数据进行滤波。

对时间序列 $x(n)$, 其短时傅里叶变换STFT (Short-Time Fourier Transformation) 为

$$X_{\omega}(t, \omega) = F_t[x_{\omega}(t, n)] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} x_{\omega}(t, n) e^{-j\omega n} \quad (2)$$

其中: $x_{\omega}(t, n) = \omega(t, n)x(n)$; $F_t[x_{\omega}(t, n)]$ 表示对变量 n 的傅里叶变换; $\omega(t, n)$ 为窗函数, t 为STFT间的跳跃点大小。

定义修改后的短时傅里叶MSTFT为 $Y_{\omega}(t, n)$, 其对应的时域数据 $y_{\omega}(n)$ 可以表示为

$$y_{\omega}(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} Y_{\omega}(t, n) e^{j\omega n} d\omega \quad (3)$$

通过使修正数据的短时傅里叶变换与原始数据短时傅里叶变换间均方误差最小, 即

$$D[x(n), y_{\omega}(n)] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |X_{\omega}(t, \omega) - Y_{\omega}(t, \omega)|^2 d\omega \quad (4)$$

将上式做Parseval变换

$$D[x(n), y_{\omega}(n)] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} [x_{\omega}(t, n) - y_{\omega}(t, n)]^2 \quad (5)$$

要使得均方误差和取得最小,即使得每部分平方和的内容为0,从而最大限度还原原始数据,获得原始数据与修正后时域数据间的关系如下

$$x(n) = \frac{\sum_{t=-\infty}^{\infty} \omega(t-n)y_t(n)}{\sum_{t=-\infty}^{\infty} \omega^2(t-n)} \quad (6)$$

将原始数据进行短时傅里叶变换,获取载荷对应的频谱,通过在频域内设置能量删除阈值,删除小能量扰动疲劳载荷数据,获得修正短时傅里叶变换,按照式(6)返回修正后的时域数据,达到数据滤波效果,其滤波结果如图3所示。

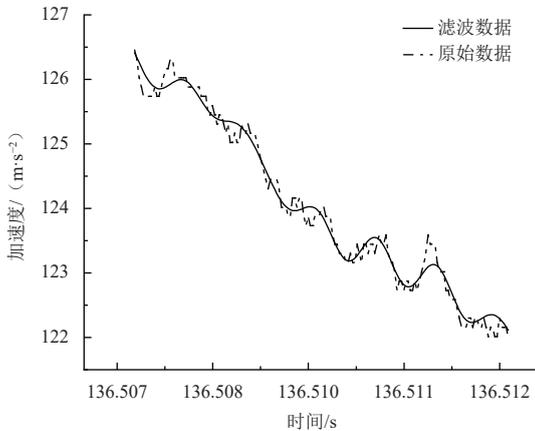


图3 数据滤波结果
Fig. 3 Data filtering results

采用修正短时傅里叶变换的频域滤波法由于减小了原始数据与修正数据间的均方误差,所以在删除毛刺载荷数据的同时,能较好地保留时域疲劳载荷数据的分布量级,达到较好的疲劳载荷数据滤波效果。

3 疲劳载荷特征分布建模

对于原始实测载荷时间历程数据在工程中难以直接应用,通常需要对原始数据进行预先处理、循环计数、统计推断等处理。

在疲劳性能设计中,对结构疲劳寿命存在显著影响的力学特征量是载荷的峰值谷值以及对应发生频次,雨流计数法是疲劳计数法中常用的一种双参数循环计数法,雨流计数考虑了材料循环加载过程中存在的塑性变形因素的双参数循环计数法,能获取载荷循环的峰值、峰谷等载荷特征量^[13]。通过对载荷特征量建立统计分布,以便直观地观测整个数据的波动情况。

3.1 疲劳载荷特征量提取

雨流循环计数中的三峰谷雨流计数法计数条件简单,只需一个阶段便可记取全部全循环^[14],由于原始数据为零均值载荷数据,因此,本文采用三峰谷雨流计数法对载荷进行循环计数,只统计载荷峰值特征量,统计结果如图4所示。

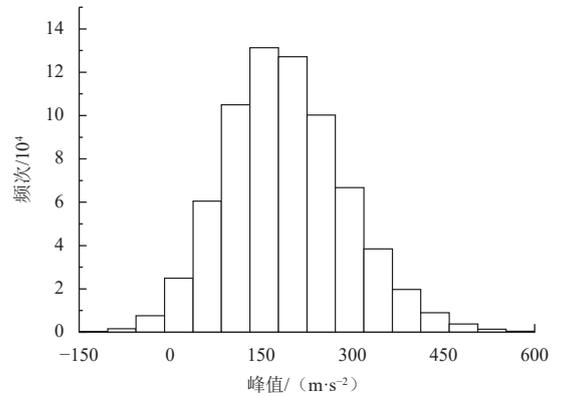


图4 疲劳载荷峰值分布
Fig. 4 Fatigue load peak distribution

3.2 疲劳载荷特征量概率分布拟合

由于峰值特征的分布规律未知,因此,通过采用疲劳载荷统计中常用的两种分布^[15],分别为高斯分布、对数正态分布对载荷特征量进行分布拟合。利用编程语言进行最小二乘代码编写,获取概率分布模型的最优参数,并采用拟合优度指标对拟合结果做出科学评判。

统计获取高斯分布与对数正态分布参数如表1所示。

表1 峰值概率分布参数

Table 1 Peak probability distribution parameters

分布名称	概率密度模型	参数最优值
高斯分布	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$	$\mu = 143.12, \sigma = 110.68$
对数正态分布	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(x-\alpha)} \exp\left(-\frac{(\log(x-\alpha)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$	$\mu = 6.96, \sigma = 0.1, \alpha = -936.6$

从图5中拟合分布函数的概率密度曲线与直方图的一致性可以看出拟合分布函数与实际数据的吻合程度,为了对拟合优劣程度做出科学判断,对峰值累积概率与分布函数的理论累积概率绘制P-P图(Probability Plot),如图6所示。

对比数据的高斯分布与对数正态分布拟合直方图与P-P图以及拟合优度指标,可认为重复使用运载火箭发动机的实测载荷数据,其载荷峰值大小能较好地用高斯分布模型对其进行概率分布描述。

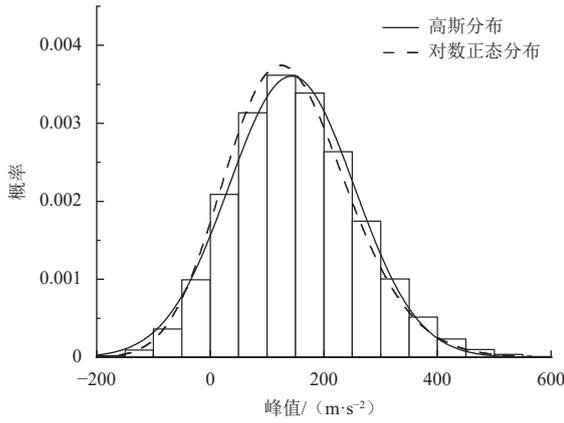


图 5 峰值概率分布
Fig. 5 Peak probability distribution

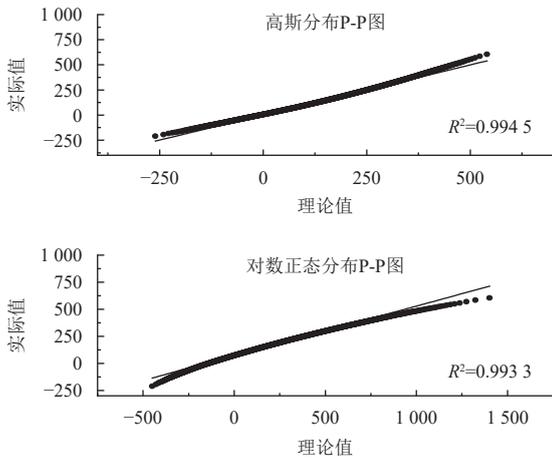


图 6 峰值概率模型 P-P 图
Fig. 6 Peak probability model P-P diagram

4 基于疲劳载荷峰值特征量的故障识别

4.1 异常疲劳载荷数据识别

对正常数据与异常数据按照上述章节描述的疲劳载荷特征量分布统计的方法, 获取实测稳定段疲劳载荷数据峰值特征量的高斯分布模型, 建立不同试车工况的疲劳载荷峰值大小的高斯分布, 其分布统计结果如图7所示。

对比不同试车状态下疲劳峰值特征量的高斯分布结果可知 (参见图8), 正常数据的峰值概率分布曲线分布陡峭, 数据集中, 峰值大小都集中分布在 $-200 \sim 600 \text{ m/s}^2$ 内, 峰值的高斯分布均值集中在 $110 \sim 150 \text{ m/s}^2$ 内, 标准差集中分布在 $80 \sim 110 \text{ m/s}^2$ 内; 对于异常数据, 其峰值概率密度分布曲线较为平缓, 数据较为分散, 数据疲劳峰值特征量分布在 $-700 \sim 2500 \text{ m/s}^2$ 内, 其高斯分布的均值参数分布在 $470 \sim 642 \text{ m/s}^2$, 标准差分布在 $392 \sim 632 \text{ m/s}^2$ 内, 为正常数据分布参数的3倍以上。异常数据峰值高斯分布参数远大于正常数据的高

斯分布参数, 由于发动机结构发生共振从而导致测得加速度会比正常数据偏大, 而长时间发生动载荷量级较大时, 对发动机结构会产生由于疲劳强度不足而导致的疲劳破坏。因此, 发动机试车过程中应该尽量避免异常数据对应的发动机工作状态。相比于传统异常数据识别方法, 该方法可提供异常程度量化指标, 异常疲劳载荷数据识别更精确。

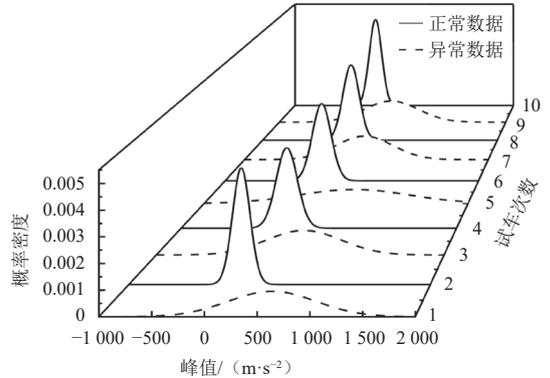


图 7 疲劳载荷峰值高斯分布
Fig. 7 Gaussian distribution of fatigue load peak

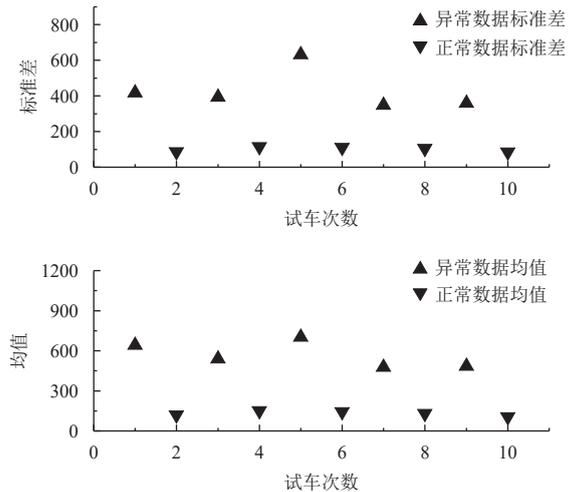


图 8 疲劳载荷峰值高斯分布参数
Fig. 8 Gaussian distribution parameters of fatigue load peak

4.2 故障识别

对正常数据的疲劳峰值特征量按照每10 s的时间顺序进行数据累加, 统计其峰值高斯分布结果, 如图9所示。

从统计结果可以看出, 随着时间的累加, 其疲劳载荷特征峰值高斯分布均值误差在7.6%, 方差误差在6%, 误差在可接受范围内, 说明当前试车状态下发动机都处于正常工作状态。

文献[16]指出当发动机出现结构开裂或是燃料泄漏等故障时, 试车信号会在局部时间范围内出现动载

荷幅值不断增大情况,导致载荷的疲劳峰值特征量不断增大,从而导致全时段内峰值特征量出现如图7所示的分布模型差异,以达到实时故障识别效果。

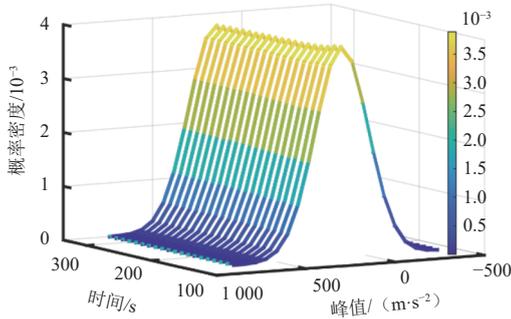


图9 累加疲劳载荷数据峰值高斯分布

Fig. 9 Peak Gaussian distribution of cumulative fatigue load data

因此,在重复使用运载火箭飞行过程中可以进行实时疲劳峰值特征量概率分布统计,一旦发现监测对象概率分布模型出现差异,可以立即开展故障分析定位,力争在故障发生的源头抑制故障,采取应急响应措施,把损失降到最小。

5 结论

本文基于重复使用运载火箭发动机实测疲劳载荷数据,进行疲劳载荷数据处理和特征分析,主要结论有以下几点:

1) 根据不同发动机试车工况对应疲劳载荷能量的差异,以RMS作为疲劳载荷数据阶段划分的表征参数,可以精确获得对疲劳损伤影响较大的疲劳载荷数据。

2) 对实测疲劳载荷数据进行短时傅里叶变换滤波处理和雨流计数后,进行疲劳载荷数据统计,得到重复使用运载火箭发动机疲劳载荷峰值特征量可较好地服从高斯分布。

3) 对比发动机试车正常数据与异常数据,得到疲劳载荷数据特征的分布差异,正常数据的疲劳载荷峰值特征量概率分布曲线较为陡峭,数据较为集中,而异常数据,其疲劳载荷峰值概率密度分布曲线较为平缓,数据较为分散,从载荷分布参数可以看出异常数据为正常数据分布参数的3倍以上。可以此作为重复使用运载火箭故障识别与定位的有力判据。

综上,针对重复使用运载火箭经历的复杂交变的疲劳载荷,本文提出了疲劳载荷数据处理和分析的方法,及疲劳峰值特征量识别的方法,为重复使用运载火箭疲劳载荷设计与飞行性能实时评估提供一种新的分析方法。

参 考 文 献

- [1] 韩增尧,邹元杰,朱卫红,等. 航天器力学环境分析与试验技术研究进展[J]. 中国科学(物理学力学天文学),2019,49(2):6-22.
HAN Z Y,ZOU Y J,ZHU W H,et al. Evolution of the spacecraft mechanical environment predication & test technology[J]. Scientia Sinica (Physica, Mechanica & Astronomica),2019,49(2):6-22.
- [2] 胡雷,胡芑庆,秦国军,等. 涡轮泵状态监控及传感器故障识别的新异类检测方法[J]. 国防科技大学学报,2010,32(2):119-123.
HU L,HU Y Q,QIN G J,et al. Novelty detection in turbopump condition monitoring and sensor fault recognition[J]. Journal of National University of Defense Technology,2010,32(2):119-123.
- [3] HU L,HU N,ZHNAG X,et al. Novelty detection methods for online health monitoring and post data analysis of turbopumps[J]. Journal of Mechanical Science and Technology,2013,27(7):1933-1942.
- [4] AISWARYA N,PRİYADHARSINI S S,MONI K S. An efficient approach for the diagnosis of faults in turbo pump of liquid rocket engine by employing FFT and time-domain features[J]. Australian Journal of Mechanical Engineering,2018,16(3):163-172.
- [5] 张炜,张玉祥,黄先祥. 基于神经网络的涡轮泵多故障诊断[J]. 推进技术,2003,24(1):17-20,39.
ZHAN W,ZHANG Y X,HUANG X X. Multi-fault diagnosis for turbo-pump based on neural network[J]. Journal of Propulsion Technology,2003,24(1):17-20,39.
- [6] 李雷,谢立,张永杰,等. 数据挖掘在运载火箭智能测试中的应用[J]. 航空学报,2018,39(S1):86-93.
LI L,XIE L,ZHNAG Y J,et al. Application of data mining in intelligence test of launch vehicles[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2018,39(S1):86-93.
- [7] 李旭娟,缪炳荣,李国芳,等. 基于结构动态响应的载荷识别研究[J]. 机械制造与自动化,2018,47(1):93-96.
LI X J,MIAO B R,LI G F,et al. Research on load identification based on structural dynamic response[J]. Machine Building & Automation,2018,47(1):93-96.
- [8] 杜晓坤,王栋梁,何顺杰,等. 运输类飞机实测载荷飞行任务段划分算法[J]. 科学技术与工程,2017,17(30):352-355.
DU X K,WANG D L,HE S J,et al. Division algorithm for flight mission segment of transport aircraft measured load[J]. Science Technology and Engineering,2017,17(30):352-355.
- [9] 陈亮,洪海明,张音旋. 无人作战飞机载荷谱编制方法[J]. 飞机设计,2017,17(30):352-355.
CHEN L,HONG H M,ZHANG Y X. Analysis on technology of load spectrum for unmanned combat aerial vehicle[J]. Aircraft Design,2017,17(30):352-355.
- [10] 胡雷. 涡轮泵试车数据分析及新异类检测技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2005.
HU L. Fault analysis of turbopump test data using novelty detection technology[D]. Changsha:National University of Defense Technology,2005.
- [11] KILLICK R,FEARNHEAD P,ECKLEY I A. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost[J]. Journal of the American Statistical Association,2012,107(500):1590-1598.
- [12] GRIFFIN D,LIM J. Signal estimation from modified short-time fourier transform[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing,1984,32(2):236-243.

- [13] 姚卫星. 结构疲劳寿命分析[M]. 北京: 科学出版社, 2019: 69-72.
- [14] 金德新. 改进的雨流计数法应用于随机载荷下的寿命预测[J]. 鞍钢技术, 2000(5): 55-57.
JIN D X. Life prediction of improved rain flow counting method applied under random load[J]. *Angang Technology*, 2000(5): 55-57.
- [15] 蒋祖国, 田丁栓, 周占廷. 飞机结构载荷/环境谱[M]. 北京: 电子工业出版社, 2012.
- [16] 孙百红, 田川. 基于特征频段RMS值的发动机故障实时监测方法[J]. *火箭推进*, 2019, 45(4): 74-78.
SUN B H, TIAN C. The fault real-time monitoring method for engine based on RMS value of characteristic frequency band[J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2019, 45(4): 74-78.

作者简介:

徐振亮(1984-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 重复使用运载火箭载荷设计。

通讯地址: 北京市丰台区南大红门路1号(100076)

电话: (010)88531324

E-mail: 172542254@qq.com

邓思超(1989-), 女, 博士, 工程师, 主要研究方向: 气动、载荷设计。

本文通讯作者。

通讯地址: 北京市丰台区南大红门路1号(100076)

电话: (010)88531324

E-mail: 172542254@qq.com

Identification Method of Fatigue Load Characteristics for Reusable Launch Vehicle Engine Based on Gaussian Distribution

XU Zhenliang¹, DENG Sichao¹, YIN Zhiping², LUO Jie², WU Shengbao¹

(1. Research & Development Department, China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China;

2. Dept. Civil Aviation, Northwest University of Technology, Xi'an 710072, China)

Abstract: Reusable launch vehicle is important to reduce the cost of launch service. This paper focuses on the modeling difficulty on the original fatigue load data of reusable launch vehicle engine. In this paper, the root mean square value is selected as the division standard for the original fatigue load data of the reusable launch vehicle. Original data are processed by modified short-time Fourier wave filtering, rain flow cycle counting and Gaussian distribution fitting for the identification and regularization of fatigue load data. Fatigue load data of reusable launch vehicle can be described by Gaussian distribution model. The Gaussian distribution parameter of abnormal fatigue load data is more than 3 times of normal fatigue load data. This method can be used to accurately identify the abnormal fatigue load data. Compared with traditional anomaly data identification methods, this method provides a quantitative index of abnormal data, which is a new analysis method for fatigue load design and real-time fault analysis and location of reusable launch vehicle.

Keywords: reusable launch vehicle; fatigue load; rain flow cycle counting; Gaussian distribution

Highlights:

- Modified short time Fourier transform processing method for fatigue load data of reusable launch vehicle.
- Gaussian distribution model of fatigue load peak characteristic of reusable launch vehicle.
- Fault identification method of reusable launch vehicle based on peak characteristic quantity of fatigue load.

[责任编辑: 高莎, 英文审校: 刘勇]