

基于支承向量数据描述的行星齿轮故障诊断技术研究



曹亮,王景霖,单添敏,李胜男,徐智,沈勇

航空工业上海航空测控技术研究所 故障诊断与健康安全技术航空科技重点实验室, 上海 201601

摘要:针对直升机主减速器大传动比行星传动结构故障诊断的需求,本文提出了一种基于行星传动结构振动信号时域、频域特征的故障诊断方法,通过提取行星传动结构时域、频域特征,构建表征行星传动结构典型故障类型的特征向量矩阵,并利用支承向量数据描述的方法在高维特征空间中实现了对行星传动结构故障类型的辨识。

关键词:核函数; 支承向量数据描述; 行星传动结构; 振动监测; 故障诊断

中图分类号: TP277

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2021.07.007

自直升机投入使用以来,直升机使用中频繁出现的问题和灾难性事故引起了人们对直升机飞行安全的高度关注。美军通过研究发现,在机械故障导致的直升机飞行事故中,68%的事故可归咎于动力装置和传动系统的故障,且动力装置和传动系统的维修费用占总维修费用的一半左右。传动系统作为直升机的关键组成部分,较高的故障率给直升机安全带来巨大隐患。

而传动系统中,所有的动力中转都需要经过主减速器的行星齿轮结构才能完成,因此,行星传动结构的健康与否直接关系到直升机整机的健康状态。相比于普通行星齿轮箱,直升机大传动比行星齿轮结构具有自身在环境与工况上的特殊性,主要体现在:部件承载更大、工作中承受不断变化的高低循环疲劳载荷、承受着更恶劣的复杂气候环境。鉴于以上原因,往往直升机行星结构更复杂,受疲劳载荷和其他随机因素的影响机会增大,由此而引发的故障概率也越大。基于现实的需求,国内外学者都开展了相关的一些研究,如边杰^[1]提出的基于局部均值分解(LMD)的齿轮剥落故障信号分析,通过LMD分解实现对剥落特征信号包络谱的辨识和确定。Zhao J^[2]等应用EMD对行星齿轮箱振动信号进行分解,筛选出敏感分量,并提取能量特征作为参数进行行星齿轮箱故障诊断。LEI等^[3]针对行星齿轮箱中太阳轮典型故障的特点,提出了其在时域和频域的敏感故障表征参数,为实现故障的判别做基础。Li H等^[4]提取了振

动信号的时频域特征参数,采用欧化距离法提取故障敏感表征参数,分析故障状态下敏感参数与故障模式的交联关系并判断故障模式。Sujoy Paul等^[5]基于特征子集和所选特征的权重,提出一种针对特征选择和特征权重计算的进化特征选择算法,来提高齿轮结构的故障诊断能力。

本文通过行星两级行星齿轮时频特征对比分析,在时频域特征与能量特征的基础上,开展针对多工况的行星齿轮故障诊断的研究,并实现了对行星齿轮结构典型基本故障的分类判别。

1 支持向量数据描述算法

支持向量数据描述^[6-7]的基本思路是在多维向量空间中寻找能够包围目标样本点的最小区域空间,称其为超球体;并且让目标样本点尽可能多地包围在这个空间中,而非目标样本点则尽可能少或不被包含在此空间中,进而通过超球体将样本划分为两类。超球体内的样本是目标样本,而超球体外的样本为非目标样本,这种方法已在故障诊断领域中得到相关应用^[8]。图1为二维空间状态下的超球体分类图。

现在给定一个 n 维样本数据 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$,即为单值分类器提供了 n 个样本。设定超球体空间由函数 $f(x, w)$ 定义, o 为球心, R 为半径,则该球体内的样本点应满足如下条件:

收稿日期: 2021-01-01; 退修日期: 2021-02-01; 录用日期: 2021-04-02

引用格式: Cao Liang, Wang Jinglin, Shan Tianmin, et al. Research on planetary gear fault diagnosis technology based on support vector data description[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(07): 45-49. 曹亮, 王景霖, 单添敏, 等. 基于支承向量数据描述的行星齿轮故障诊断技术研究[J]. 航空科学技术, 2021, 32(07): 45-49.

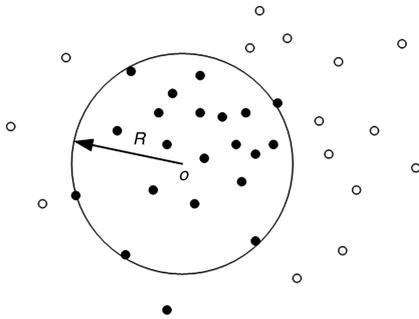


图1 超球体分类图

Fig.1 Hypersphere classification chart

$$\min \varepsilon(R, o) = R^2, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

其约束条件为:

$$\|x_i - o\|^2 \leq R^2 \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

为了提高分类器算法的稳定性和可行性,现在引入松弛因数 $\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n$,所以式(1)可以化为:

$$\min \varepsilon(R, o, \xi) = R^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

式中: C 为常数,根据错分样本进行惩罚进而实现错分样本比例和算法复杂程度之间的折中。该常量的引入也是统计学理论关于结构风险最小化的具体体现。

对于一个新样本 z 来说,如果要判断它是否属于目标样本,需首先计算出样本到超球体中心 o 的广义距离 R_z^2 :

$$R_z^2 = \|z - o\|^2 = (z \cdot z) - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i (z \cdot x_i) + \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \quad (4)$$

如果 $R_z^2 < R^2$ 成立,则新样本 z 为目标样本;若 $R_z^2 > R^2$ 不成立,则新样本 z 为非目标样本。式(4)可写成表达式:

$$f_{\text{SVDD}}(z, o, R) = I(R_z^2 \leq R^2) = I(\|z - o\|^2 \leq R^2) = I \left(\begin{array}{l} (z \cdot z) - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i (z \cdot x_i) + \\ \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \leq R^2 \end{array} \right) \quad (5)$$

根据 V.Vapnik 所提出的理论^[9],可用核函数 $K(x_i \cdot x_j)$ 来代替内积运算 $x_i \cdot x_j$,将低维空间的非线性问题转化成高维空间的线性问题。因此,在式(5)中引入核函数^[10]以后目标优化函数式变成下面的形式:

$$L(R, a, \xi, \alpha, \gamma) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i \cdot x_i) - \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

常用的是高斯核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp \left(- \frac{\|x_i - x_j\|^2}{s^2} \right) \quad (7)$$

2 试验条件

2.1 试验设备

本次试验以动力传动系统故障诊断综合试验台为基础,试验平台由变速驱动电机、多功能可编程控制面板、二级行星齿轮箱、二级齿轮传动齿轮箱、可编程磁力制动器、压电式加速度传感器、转速传感器、IMC 数据采集器等构成,如图2、图3所示。

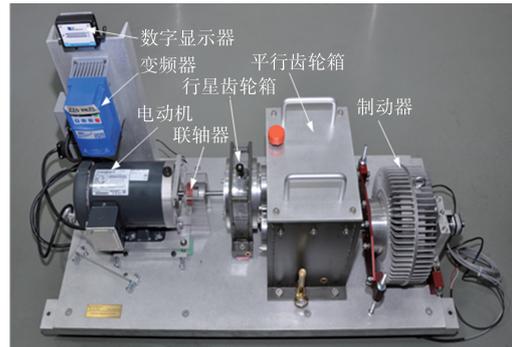


图2 传动系统故障诊断综合试验台外形结构图

Fig.2 The external structure of the experimental table



图3 一级行星齿轮结构图

Fig.3 One-stage planetary gear structure

2.2 试验项目及工况

根据现有故障件的故障类型,确定故障试验具体试验项目见表1。

为模拟行星齿轮在不同转速及负载条件下的工作状态,以便后续验证工况对振动数据的影响,根据驱动电机转

表1 故障试验具体试验项目表

Table 1 Fault test item table

编号	故障件名称	故障类型	备注
1	行星齿轮箱行星轮	齿根裂纹	第一级传动
2		缺齿	
3		表面磨损	
4		断齿	

速范围及磁力制动器负载能力,拟定工况条件见表2。其中每种故障模式下均按照工况1~工况9的试验参数进行。

表2 各工况参数表

Table 2 Working condition parameter table

工况	时间/s	驱动电机 转速/(r/min)	负载(NM)	
			电流/A	电压/V
1	600	1200	0	0
2	600		0.68	7.3
3	600		0.98	10.6
4	600	2400	0	0
5	600		0.68	7.3
6	600		0.98	10.6
7	600	3600	0	0
8	600		0.68	7.3
9	600		0.98	10.6

3 特征分析

本次试验分析的参数主要包括:时域特征参数、统计特征参数、频域特征参数、基于小波包变换的故障特征提取和基于希尔伯特-黄变换的故障特征提取。下面将对其时域的两个主要特征进行对比分析,行星轮故障RMS特征对比图如图4~图7所示。行星轮不同故障类型在三种转速和4种不同负载状态下的RMS趋势变化图显示,随着负载的增加其对信号整体振动幅度的影响增大,且向同负载状态下,转速越高,其造成的信号影响幅度越大。同时,在较低转速状态下,信号增长趋势是比较平稳的;但在较高转速下,负载越大,其信号变化趋势越明显。

行星轮不同转速下峭度值对比状态图如图8~图11所示。通过对比分析,行星轮故障状态信号的峭度值均比正常状态的大,这说明故障状态的峭度值指标能够反映出故障状态;在不同转速状态下,低载荷工况下的峭度值比高载荷工

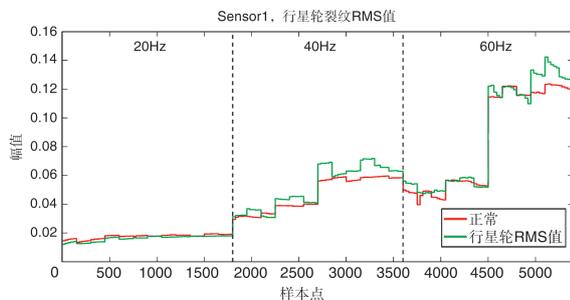


图4 行星轮齿根裂纹故障RMS与正常状态RMS值对比图

Fig.4 RMS comparison between root crack of planetary gear and normal state

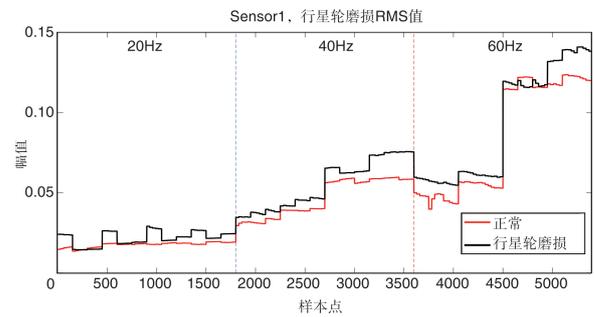


图5 行星轮磨损故障RMS与正常状态RMS值对比图

Fig.5 RMS comparison between surface fault of planetary gear and normal state

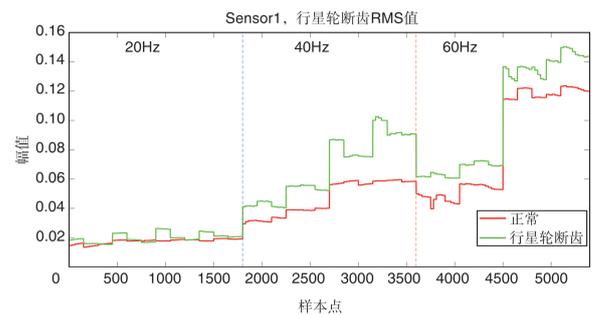


图6 行星轮断齿故障RMS与正常状态RMS值对比图

Fig.6 RMS comparison between chipped tooth of planetary gear and normal state

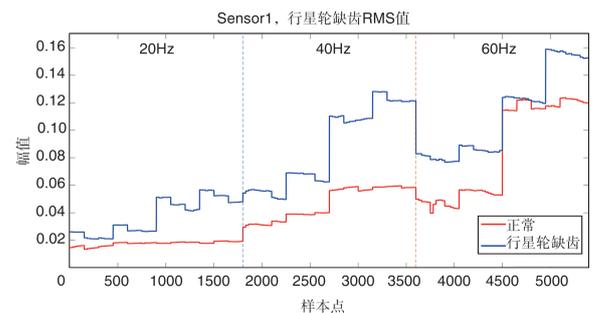


图7 行星轮缺齿故障RMS与正常状态RMS值对比图

Fig.7 RMS comparison between missing tooth of planetary gear and normal state

况下的峭度值要大,主要是由于故障件拆装造成的结构状态的影响,使得高负载下运行状态比低负载状态下更稳定。

根据行星轮故障类型和信号特点,分别选取行星轮故障信号的分布式故障特征、局部故障特征点、RMS值、峭度值,以及4层16阶小波包归一化能量谱共计20个特征,作为表征行星轮故障类型的特征,利用支持向量描述(SVDD)对行星轮正常状态特征参数与故障状态特征参数进行故障区分,结果如图12~图15所示。

经过统计,行星轮缺齿故障诊断准确率99.63%,行星

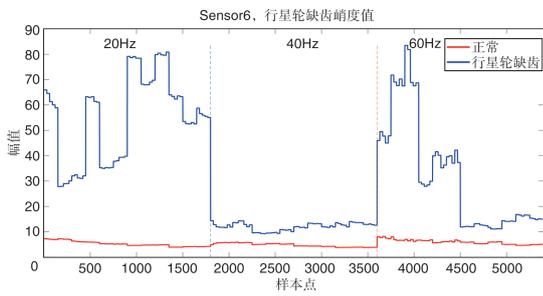


图 8 行星轮缺齿故障峭度值与正常状态峭度值对比图

Fig.8 Kurtosis comparison between missing tooth of planetary gear and normal state

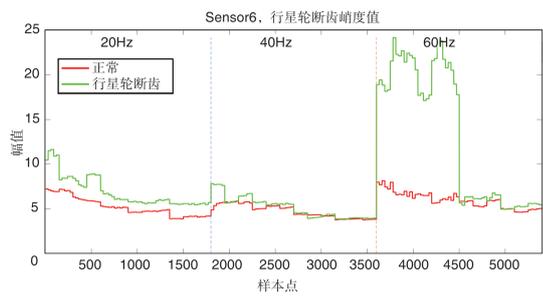


图 9 行星轮断齿故障峭度值与正常状态峭度值对比图

Fig.9 Kurtosis comparison between chipped tooth of planetary gear and normal state

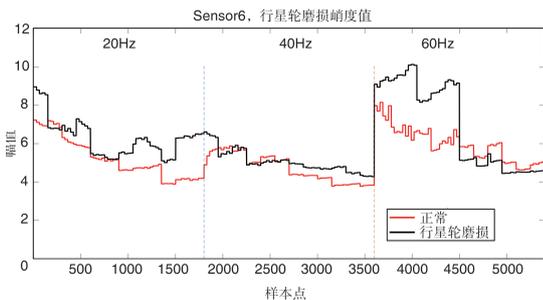


图 10 行星轮磨损故障峭度值与正常状态峭度值对比图

Fig.10 Kurtosis comparison between tooth surface fault of planetary gear and normal state

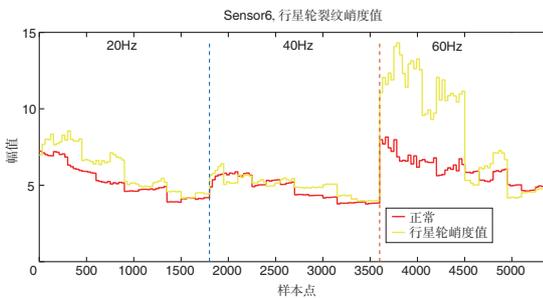


图 11 行星轮齿根裂纹故障峭度值与正常状态峭度值对比图

Fig.11 Kurtosis comparison between tooth crack fault of planetary gear and normal state

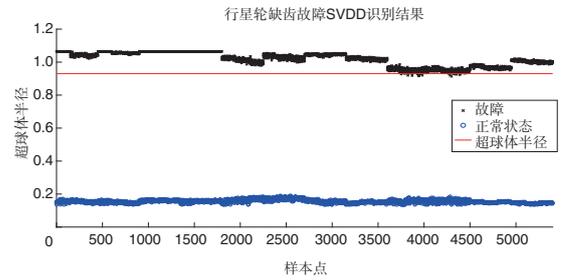


图 12 行星轮缺齿故障与正常状态诊断结果图

Fig.12 The recognition diagram of planetary gear missing tooth fault

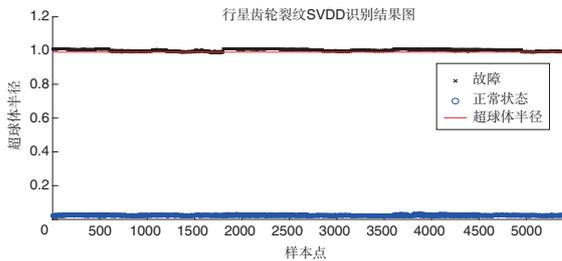


图 13 行星轮齿根裂纹故障与正常状态诊断结果图

Fig.13 The recognition diagram of planetary gear root crack fault

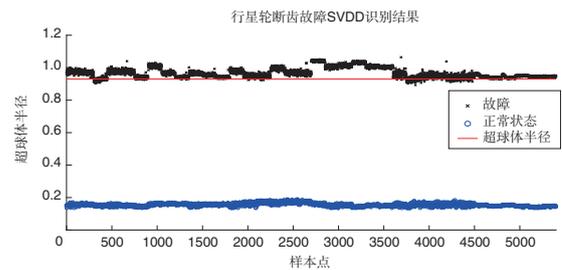


图 14 行星轮断齿故障与正常状态诊断结果图

Fig.14 The recognition diagram of planetary gear chipped tooth fault

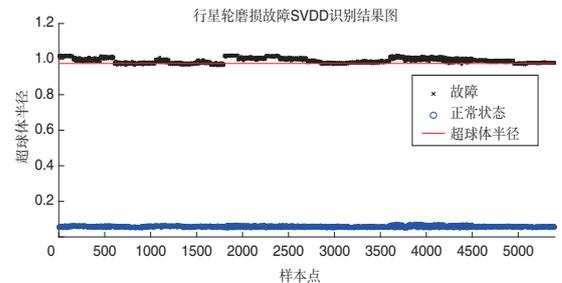


图 15 行星轮磨损故障与正常状态诊断结果图

Fig.15 The recognition diagram of planetary gear tooth surface wear fault

轮齿根裂纹故障诊断准确率91.7%,行星轮断齿故障诊断准确率94.9%,行星轮磨损故障诊断准确率86.6%。

4 结束语

本文提出了一种基于振动信号时频域能量谱特征的行星齿轮故障诊断方法,实现了对行星齿轮基本故障模型的识别。本文所用的特征向量维度较高,计算时间较长,因此,在接下来的工作中,需要进一步开展特征融合和优化,并构建新的故障特征表征指标,实现整个网络结构的精简。

AST

参考文献

- [1] 边杰. 齿轮剥落故障信号的LMD包络谱分析[J]. 航空科学技术, 2017, 28(2): 74-78.
Bian Jie. Gear spalling fault diagnosis based on LMD envelope spectrum[J]. Aeronautical Science & Technology, 2017, 28(2): 74-78.(in Chinese)
- [2] Zhao J, Li H, Liu J, et al. Planetary gearboxes fault diagnosis based on EMD and EDT[C]//Prognostics and System Health Management Conference, 2015: 1-5.
- [3] Lei Y, Li N, Lin J, et al. Two new features for condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Journal of Vibration and Control, 2015, 21(4): 755-764.
- [4] Li H, Zhao J, Yang R, et al. Research on planetary gearboxes feature selection and fault diagnosis based on EDT and FDA [C]//Prognostics and System Health Management Conference, 2014: 178-181.
- [5] Paul S, Das S. Simultaneous feature selection and weighting an evolutionary multi-objective optimization approach[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 65(C): 51-59.
- [6] Tax D M J, Duin R P W. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2001, 54(1): 45-66.
- [7] Xin Dong, Wu Zhaohui, Zhang Wanfeng. Support vector domain description for speaker recognition[C]//2001 IEEE Signal Processing Society Workshop, Falmouth, 2001.
- [8] 李凌均, 韩捷, 郝伟, 等. 支持向量数据描述用于机械设备状态评估研究[J]. 机械科学与技术, 2005, 12(24): 1426-1429.
Li Lingjun, Han Jie, Hao Wei, et al. Condition evaluation for mechanical equipment by means of support vector data description [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2005, 12(24): 1426-1429.(in Chinese)
- [9] Vapnik V. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [10] 杜京义. 基于核算法的故障智能诊断理论及方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2006.
Du Jingyi. Study on theory and methods of intelligent fault diagnosis based on kernel algorithm[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2006.(in Chinese)

Research on Planetary Gear Fault Diagnosis Technology Based on Support Vector Data Description

Cao Liang, Wang Jinglin, Shan Tianmin, Li Shengnan, Xu Zhi, Shen Yong

Aviation Key Laboratory of Science and Technology on Fault Diagnosis and Health Management, AVIC Shanghai Aero Measurement-Controlling Research Institute, Shanghai 201601, China

Abstract: Aiming at the needs of the fault diagnosis of the planetary drive structure with large transmission ratio of the helicopter main reducer, this paper proposes a fault diagnosis method based on the time domain and frequency domain characteristics of the vibration signal of the planetary drive structure. A feature vector is constructed matrix that characterizes typical fault types of planetary transmission structures, and support vector data is used to describe the identification of typical fault types of planetary transmission structures in a high-dimensional feature space.

Key Words: kernel function; support vector data description; planetary transmission structure; vibration monitoring; fault diagnosis