

# 基于静动信息融合的柴油机关键部件故障识别

宋业栋<sup>1</sup>,潘宏侠<sup>2</sup>,严孝强<sup>1</sup>,安学慧<sup>1</sup>

(1. 潍柴动力股份有限公司 国家内燃机可靠性实验室,山东 潍坊 261000;  
2. 中北大学 机械工程学院,山西 太原 030051)

**摘要:**针对柴油机系统早期故障难以识别的问题,提出一种基于跨点频响与静动信息融合相结合的柴油机系统装配质量早期故障识别方法。通过对采集的动态信号经 CEEMD 重构降噪后提取样本熵和近似熵、静态信号提取频响特征作为特征参量,由 PCA 将两种信息进行静动信息融合,运用优化后的支持向量机分别对其进行故障识别。结果显示:诊断正确率高达 95.0%,具有良好的应用前景。

**关键词:**跨点频响;静动信息融合;柴油机;装配质量

**中图分类号:**TH17 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2022)06-0032-04

## Fault Identification of Key Components of Diesel Engine Based on Static and Dynamic Information Fusion

SONG Yedong<sup>1</sup>, PAN Hongxia<sup>2</sup>, YAN Xiaoqiang<sup>1</sup>, AN Xuehui<sup>1</sup>

(1. National Internal Combustion Engine Reliability Laboratory, Weichai Power Co., Ltd., Weifang 261000, China;  
2. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** To overcome the difficulty in identifying the early fault of diesel engine system, an early fault identification method of diesel engine system assembly quality based on the combination of cross point frequency response and static and dynamic information fusion is proposed. After ceemd reconstruction and noise reduction of the collected dynamic signal, the sample entropy and approximate entropy are extracted, and the frequency response characteristics of the static signal are extracted as the characteristic parameters. The static and dynamic information is fused by PCA, and the optimized support vector machine is used for fault identification. The results show that the diagnostic accuracy is as high as 95.0% with a good application prospect.

**Keywords:** cross-point frequency response; static and dynamic information fusion; diesel engine; assembly quality

## 0 引言

车船柴油机系统是提供车船动力的复杂动力装置,任何零部件出现微弱缺陷或故障,都会影响其性能的正常发挥,严重时可能会导致柴油机停机或者更大的事故发生<sup>[1]</sup>。所以保证柴油机关键部件的健康状态是保证柴油机系统正常工作的前提。

在机械领域的研究中,有限元仿真和试验分析都是十分常用的方法,但是有限元仿真会受到很多不确定性因素的影响,因此试验分析方法得到的结果其可靠性更高<sup>[2]</sup>。试验分析中最为常用的就是模态分析与频响函数分析这两种方法,其中频响函数反映的是其结构的固有特性,与外部环境的影响无关,对结构信息的反映也更加直接。单卫东等提出利用频响函数对结构非线性模态参数进行识别,通过对结构进行不同水平的激励测试,获取其频响信息<sup>[3]</sup>。频响函数分析的方法在故障诊断研究领域有很广阔的应用前景。

传统的信息融合,是将多物理场、空间和时间的多个

传感器所获取的信号处理为统一特征信息表示的一个信号处理过程<sup>[4]</sup>。AZAMFAR M 等提出了新颖的 2-D 卷积神经网络信息融合方法,将多个电流传感器获取的数据融合在一起,直接用于故障分类<sup>[5]</sup>。JIAO J 等提出一种基于最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 的特征级融合和 Dempster-Shafer (DS) 证据理论决策级融合的轴承故障诊断新方法<sup>[6]</sup>。由于信息融合对提高机械结构健康监测和故障诊断的准确率具有很大的作用,目前已成为该领域的研究热点<sup>[7]</sup>。本文所提出的静动信息融合指的是将通过跨点频响技术获取的静态信息和通过运行状态下获取的动态信息通过特征级融合方法进行融合。而跨点频响是指在频响函数中一定存在一个输入和一个输出。在具体的频响实验中,输入就是激励信号,而输出是响应信号,此时若激励点与响应点是同一点,那得到的频响函数为源点频响函数,若不是同一点则称为跨点频响函数。

本文利用 CEEMD 对信号进行分解重构降噪处理,分别提取静态频响信息的频响特征和动态信息的近似熵、样本熵作为特征参量。为了使信息更加全面,利用 PCA 进行静动信息融合,分别运用优化后的 SVM 对柴油机装配

**基金项目:**国家重点实验室基金项目 (skler-201911)

**第一作者简介:**宋业栋(1986—),男,山东威海人,工程师,硕士,研究方向为柴油机智能控制与诊断。

质量进行分类,通过结果对比证明了所提方法的可行性。

## 1 跨点频响函数

跨点频响函数是指所构建系统的响应和激励的比值。在具有阻尼的系统当中,通过一个简谐激励作用所得的动力学方程如下:

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = F \quad (1)$$

式中: $M$ 为系统质量矩阵; $C$ 为系统阻尼矩阵; $K$ 为系统刚度矩阵; $F$ 为系统激励; $x$ 为位移向量; $\dot{x}$ 为速度向量; $\ddot{x}$ 为加速度向量。

在频域内的输入输出关系可以表示为

$$A(\omega) = H(\omega)F(\omega) \quad (2)$$

式中: $A(\omega)$ 为稳态响应; $H(\omega)$ 为加速度频响函数; $F(\omega)$ 为简谐激励; $\omega$ 为激励频率。

跨点频响函数可以表示为

$$H(\omega) = \frac{A(\omega)}{F(\omega)} = \left[ M - j \frac{C}{\omega} - \frac{K}{\omega^2} \right]^{-1} \quad (3)$$

## 2 样本熵算法研究

对比近似熵来看,样本熵的计算不依赖于数据本身的长度且此方法具有较好的鲁棒性<sup>[8-9]</sup>。基于其优良的特性,故选择在柴油机动态信号处理时提取此种特征进行后续的分析。对于原始信号长度为 $N$ 的时间序列 $x = \{x(1), x(2), \dots, x(n)\}$ ,则该序列样本熵的求取过程如下。

1)先选定模式维数 $m$ ,构造一组 $m$ 维矢量 $X(i)$ :

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)], i=1, 2, \dots, N-m+1 \quad (4)$$

2)将矢量 $X(i)$ 与 $X(j)$ 对应元素最大差值定义为二者之间的距离,用 $d[X(i), X(j)]$ 表示,即

$$d[Y(i), Y(j)] = \max_{k=1-m} [ |x(i+k-1) - x(j+k-1)| ] \quad (5)$$

式中 $k=1, 2, \dots, m$ ,且 $i \neq j$ 。

3)选定相似容限 $r$ ,统计距离 $d[Y(i), Y(j)] < r$ 数目记为 $B_i$ ,并计算其与矢量总个数 $N-m+1$ 的比值,记为 $B_i^m(r)$ ,即

$$B_i^m(r) = \frac{B_i}{N-m+1} \quad (6)$$

4)计算 $N-m+1$ 个 $B_i^m(r)$ 的平均值,记为 $B^m(r)$ 。

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r) \quad (7)$$

5)将模式维数 $m$ 加1,构成一组 $m+1$ 维矢量,重复步骤2)和步骤3),则

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r) \quad (8)$$

此序列的样本熵定义为

$$S_{\text{ampEn}}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[ -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right] \quad (9)$$

当 $N$ 有限时,序列样本熵的估计值为

$$S_{\text{ampEn}}(m, r) = -\ln \left[ \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right] \quad (10)$$

## 3 实验分析与结果

### 3.1 测点布置

柴油机系统结构较为复杂,根据测点布置原则以及试验要求,传感器的安装位置应该平整。为达到良好的试验效果,选取柴油机油泵端盖螺栓B连接的两侧作为激励点和响应点。测点位置应该根据结构固有特性进行优化,在现场用试激励观察频响特性曲线的办法进行测点选取,测点布置如图1所示。激励信号通过力锤获得,振动响应信号用ICP三向加速度传感器获得,采样频率设为2048 Hz。由于最终要对静态和动态信息进行信息融合故障诊断,因此,动态振动测试的采样频率需要和静态跨点频响的采样频率一样,这样才能在融合时更好地保证静动信号的一致性。

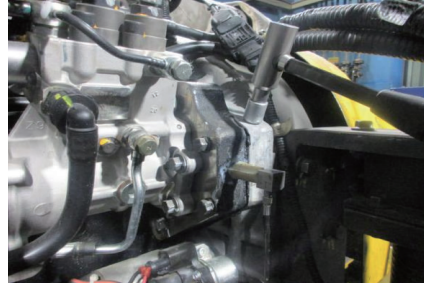


图1 频响试验测点布置

### 3.2 实验过程及记录

如图2所示,在激励点2进行锤击,振动测点2处安装传感器测取响应,跨点频响实验和柴油机运行状态下动态测试实验的响应均在振动测点一处测取。跨点频响试验中设置油泵端盖连接螺栓B的两种不同力矩情况。分别在力矩10 Nm和30 Nm条件下进行跨点频响实验。螺栓B力矩达到30 Nm时,螺栓达到标定值,认为此时螺栓连接状态正常,故将10 Nm作为故障工况。在动态振动测试中取10 Nm和30 Nm两种工况在柴油机转速平稳运行至600 r/min时进行实验,测得柴油机运行状态下两种工况加速度振动响应信号。

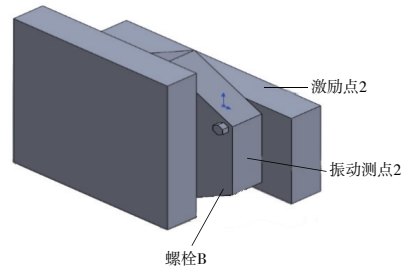


图2 油泵测点、激励点位置示意图

### 3.3 特征提取和静动信息融合

由于结构频响特性只和结构本身有关系,与外部影响

无关。当拧紧力矩发生变化时,其跨点频响特性一定会发生变化,所以本文在不同工况下的跨点频响函数中提取频响函数静态特征。提取螺栓拧紧力矩在 10 Nm 和 30 Nm 两种工况下的质心频率、均方频率、方均根频率以及频率方差和频率标准差组成静态信息的特征向量(共 5 维)。在动态信号中按 1 s 共 2 048 个点截取 1 个样本,每种工况截取 50 个样本,在 10 Nm 和 30 Nm 两种工况下共截取 100 个样本。由于实验中存在噪声影响,故采用 CEEMD 将原始信号进行分解,计算各 IMF 分量与原始信号的相关系数选较大的 5 个分量进行重构以实现原始信号进行降噪,分别提取每个样本中相关系数最大的 5 个分量的近似熵、样本熵作为动态信息的特征向量(共 10 维)。部分特征如表 1 和表 2 所示。

表 1 动态样本熵特征

工况	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
10 Nm	1.736 86	0.944 65	0.694 07	0.584 45	0.464 86
	1.699 19	0.969 65	0.681 15	0.593 91	0.422 01
	1.737 33	0.882 78	0.686 46	0.571 49	0.448 00
30 Nm	1.711 42	0.831 94	0.688 45	0.594 84	0.427 18
	1.670 85	0.873 64	0.696 54	0.605 12	0.495 77
	1.734 59	0.872 59	0.692 91	0.636 87	0.446 06
10 Nm	1.740 56	0.910 02	0.666 11	0.600 71	0.463 45
	1.832 78	0.948 31	0.692 86	0.604 72	0.442 81
	1.849 66	0.927 81	0.677 59	0.623 00	0.441 19
30 Nm	1.776 91	0.876 42	0.696 03	0.548 82	0.432 83

表 2 静态频响特征 单位:Hz

工况	平均频率	质心频率	频率方均根	频率标准差
10 Nm	0.001 170	574.948 6	617.700 1	225.804 2
	0.001 169	568.316 0	613.018 6	229.801 4
	0.001 163	568.650 6	613.579 3	230.469 3
	0.001 114	554.905 3	600.580 1	229.731 5
	0.001 177	545.987 7	596.295 9	239.721 1
30 Nm	0.001 313	528.415 5	585.793 6	252.846 1
	0.001 237	523.995 8	579.907 7	248.437 8
	0.001 233	541.947 1	595.406 8	246.581 8
	0.001 256	528.498 8	583.757 1	247.914 1
	0.001 269	532.986 3	588.887 4	250.427 6

通过 PCA 将静、动态可反映故障信息的特征进行特征级融合,即静动信息融合,将动、静态信息组成的 15 维特征向量进行融合得到 5 维的新特征向量来作为反映故障信息的特征向量,新的部分特征向量如表 3 所示。通过 PCA 实现数据降维的步骤如下。

1) 对样本特征向量  $\mathbf{x}_k = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{Nk})^T$  施以零均值化和归一化得到新的样本特征向量  $\tilde{\mathbf{x}}_k = (\tilde{x}_{1k}, \tilde{x}_{2k}, \dots, \tilde{x}_{Nk})^T$ , 并得到其协方差矩阵  $\mathbf{C}$ , 然后进一步求解  $\mathbf{C}$  的特征值  $\lambda_i (i=1,$

$2, \dots, N)$  及与  $\lambda_i$  对应的特征向量  $\mathbf{v}_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。

2) 将  $\mathbf{C}$  的特征值  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, N)$  从大到小排列, 计算贡献率  $\eta$ , 选取一个参照贡献率  $\eta_0$ , 样本特征向量降到维数即为满足  $\eta \geq \eta_0$  的  $p_0$ 。

3) 将与前  $p$  个特征值  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, p)$  相对应的特征向量  $\mathbf{v}_i (i=1, 2, \dots, p)$  归一化得到新的特征向量  $\mathbf{v}_{-1}, \mathbf{v}_{-2}, \mathbf{v}_{-3}, \dots, \mathbf{v}_{-p}$ 。最后将  $\tilde{\mathbf{x}}_k = (\tilde{x}_{1k}, \tilde{x}_{2k}, \dots, \tilde{x}_{Nk})^T$  向特征向量  $\mathbf{v}_{-1}, \mathbf{v}_{-2}, \mathbf{v}_{-3}, \dots, \mathbf{v}_{-p}$  上投影, 得到降维后的  $p$  维样本特征向量  $\mathbf{y}_k = (y_{1k}, y_{2k}, \dots, y_{pk})^T$ 。

表 3 部分静动信息融合特征

工况	主元特征				
10 Nm	24.666 0	3.114 6	0.076 3	0.031 1	0.020 0
	29.267 7	4.126 6	0.056 3	0.004 0	0.042 7
	23.667 0	2.127 0	0.021 9	0.032 4	0.062 3
	24.666 0	3.114 6	0.095 9	0.019 2	0.004 9
	23.417 7	3.434 9	0.047 7	0.005 6	0.052 1
30 Nm	18.640 6	3.118 0	0.002 9	0.007 1	0.025 0
	24.666 0	3.114 6	0.090 1	0.014 0	0.037 7
	18.640 6	3.117 8	0.006 5	0.078 8	0.048 0
	23.667 0	2.127 0	0.015 3	0.020 4	0.019 4
	24.666 0	3.114 5	0.083 1	0.038 8	0.008 1

### 3.4 基于 SVM 的柴油机系统关键部件早期故障诊断

前期对柴油机系统油泵端盖处连接螺栓 B 在不同力矩下的诊断信息进行近似熵和样本熵提取以及静态跨点频响特征提取后, 进行静动信息融合, 构成静动信息融合特征向量。针对本文所采用的的试验数据, 在两种不同工况下, 分别随机选取 30 个作为训练样本, 另 20 个作为测试样本。其中类别 1 表示力矩为 10 Nm 的故障工况, 类别 2 表示力矩为 30 Nm 的正常工况, 最终通过 SVM 进行分类识别。由于 SVM 中的惩罚因子和核参数两个参数是需要提前设置的默认值, 为进一步提高识别率采用网格搜索算法对两个参数进行优化, 最终分类结果如图 3 和表 4 所示。

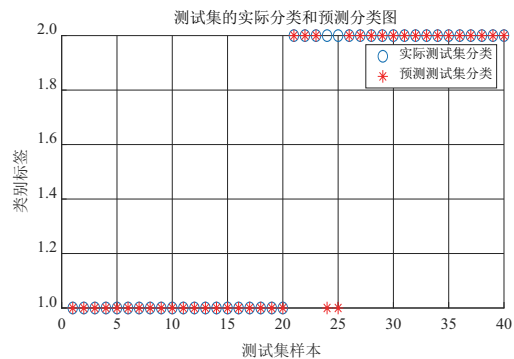


图 3 优化 SVM 的静动融合信息分类结果图

表 4 故障诊断结果对比

分类识别	工况	正确数	正确率/%
动态信息经 SVM 识别	10 Nm	19/20	72.5
	30 Nm	9/20	
静动信息融合后经 SVM 识别	10 Nm	19/20	90.0
	30 Nm	17/20	
静动信息融合后经优化的 SVM 识别	10 Nm	20/20	95.0
	30 Nm	18/20	

从表 4 的诊断结果可以看出,测试样本共 40 个,在经过 SVM 识别后,对动态信息的识别正确率达 72.5%;经过静动信息融合后的正确率为 90.0%;经过优化处理的 SVM 的分类识别率高达 95.0%。结果表明静动信息融合对柴油机系统螺栓装配质量诊断的正确率明显较动态信息的诊断正确率更佳。这也进一步说明了静动信息融合可以有效提高柴油机关键部件螺栓装配质量的识别率。

## 4 结语

1) 对采集的动态振动信号和利用跨点频响方法提取的静态信号进行降噪预处理,对提取的动、静态信息特征经 PCA 进行静动信息融合,通过对比动态信息和静动融合的信息经 SVM 的分类识别结果,说明静动信息融合方法可以有效提高柴油机关键部件螺栓装配质量的识别率。

2) 用网格搜索算法对 SVM 进行优化处理后,对静动信息融合后的特征进行分类识别,其最终的识别正确率高

达 95.0%。这同时也间接证明了跨点频响方法在柴油机关键部件螺栓装配质量检测中的可行性。

### 参考文献:

- [1] 毕凤荣,汤代杰,张立鹏,等. 基于 VMD 与 KFCM 的柴油机故障诊断算法[J]. 振动·测试与诊断,2020,40(5):853-858,1018.
- [2] 彭珍瑞,曹明明,刘满东. 基于加速度频响函数小波分解的模型修正方法[J]. 航空学报,2020,41(7):223548.
- [3] 单卫东,臧朝平,张根辈,等. 基于频响函数识别结构非线性模态参数的方法[J]. 机械制造与自动化,2020,49(3):109-111,146.
- [4] 王飞,路申易,曾丽蓓. 信息融合故障诊断研究现状综述[J]. 科学与信息化,2018(33):45.
- [5] AZAMFAR M, SINGH J, BRAVO-IMAZ I, et al. Multisensor data fusion for gearbox fault diagnosis using 2-D convolutional neural network and motor current signature analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2020,144:106861.
- [6] JIAO J, YUE J H, PEI D. Multi-sensor information fusion method for vibration fault diagnosis of rolling bearing[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering,2017,241:012034.
- [7] 孙素萍,闫建红. 多源信息融合的光纤传感网络异常行为检测研究[J]. 激光杂志,2021,42(4):202-205.
- [8] 高家宝,许昕,潘宏侠,等. 基于信息熵与神经网络的供输弹系统早期故障诊断[J]. 机械设计与研究,2020,36(2):181-184,188.
- [9] 但长林,李三雁,张彬. 基于样本熵和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 中国测试,2020,46(11):37-42.

收稿日期:2021-08-16

(上接第 15 页)

存在一定的误差;

2) 本文编写程序中旋转欧拉角的角度步长根据文献<sup>[11]</sup>选取的 0.01 rad,其精度会对结果产生一定影响。这个旋转的角度越小精度越高,但随着步长缩小 10 倍,计算时间会增加 10<sup>3</sup> 倍。

## 3 结语

轨道车辆及其设备运行时间长,受载情况复杂,通过时域瞬态分析预测寿命并不太适用。目前,对于工程上的多轴问题,大都采用提高输入激励谱,分别计算三轴向损伤再线性累加,但该方法并不能反映各轴向间激励的影响。针对上述问题,本文提出通过采用损伤累积法求临界平面的频域法,给出了实现该方法的具体流程,并与时域分析得到的寿命进行对比,误差远小于单轴累加法。该方法易于编程,明确了损伤平面的位置,给轨道车辆及其零部件寿命预测提供了参考。

### 参考文献:

- [1] PITOISET X, PREUMONT A. Spectral methods for multiaxial random fatigue analysis of metallic structures[J]. International Journal of Fatigue,2000,22(7):541-550.
- [2] MACHA E. Generalization of strain criteria of multiaxial cyclic fatigue to random loading[J]. VDI Reihe, 1988, 18:52-57.

- [3] KUSSMAUL K, MCDIARMID D L, SOCIE D. Fatigue under biaxial and multiaxial loading[M]. London: MEP, 1991.
- [4] MACHA, SONSINO. Energy criteria of multiaxial fatigue failure[J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 1999, 22(12):1053-1070.
- [5] CRISTOFORI A, BENASCIUTTI D, TOVO R. A stress invariant based spectral method to estimate fatigue life under multiaxial random loading[J]. International Journal of Fatigue, 2011, 33(7):887-899.
- [6] MINER M A. Cumulative damage in fatigue[J]. Journal of Applied Mechanics, 1945, 12(3):A159-A164.
- [7] MACHA E. Spectral method of fatigue life calculation under random multiaxial loading[J]. Materials Science, 1996, 32(3):339-349.
- [8] LAGODA T, MACHA E. Estimated and experimental fatigue lives of 30CrNiMo8 steel under in-and out-of-phase combined bending and torsion with variable amplitudes[J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 1994, 17(11):1307-1318.
- [9] 周航博,肖守訥,阳光武. 多轴随机振动疲劳频域方法的研究[J]. 机械制造与自动化,2019,48(1):84-88.
- [10] MACHA E. Simulation investigations of the position of fatigue fracture plane in materials with biaxial loads[J]. Materialwissenschaft Und Werkstofftechnik, 1989, 20(4):132-136.
- [11] 黄晓婷. 多轴随机振动频域疲劳方法的研究与应用[D]. 成都:西南交通大学,2015.

收稿日期:2021-08-16