

基于振动的综合传动汇流行星排故障诊断*

陈漫, 马彪

(北京理工大学机械与车辆学院 北京, 100081)

摘要 以实现综合传动汇流行星排故障诊断为目的, 通过对其结构特点和故障特征的分析, 提出利用 Hilbert 边际谱提取故障特征值, 并通过对不同模式下特征值分布特性的分析, 提出以模糊进行故障模式识别的方法。实验验证了该方法的有效性, 对实现综合传动汇流行星排故障诊断具有实际意义。

关键词 振动分析; Hilbert 边际谱; 模糊分析; 故障识别

中图分类号 TH212; TH213.3

引言

汇流行星排是综合传动装置的关键部件, 运行工况恶劣, 故障频发, 严重制约着传动装置的使用寿命和可靠性。通常情况下, 汇流行星排在失效之前对于驾驶者而言并无明显前兆。由于其为直驶和转向功率的汇流装置, 当发生严重故障时会造成车辆无法转向或转向失灵, 这在车辆的使用过程中非常危险, 因此, 对汇流行星排进行有效的状态监测与故障诊断具有重要的意义。但是, 由于综合传动结构形式的紧凑性和振动形式的复杂性, 目前尚无有效的汇流行星排在线状态监测和诊断方法。针对于此, 笔者提出一种在线诊断方法, 其核心思想是通过 Hilbert 边际谱提取出故障的特征值, 再以模糊识别的方法对各种故障状态进行分离, 从而实现状态的在线检测和故障诊断。

1 特征值的提取

综合传动汇流行星排结构如图 1 所示。其中直驶动力由齿圈输入, 转向动力由太阳轮输入。这两路动力经行星轮汇流后从行星架轴输出。汇流行星排上包含 4 个行星轮, 每只行星轮通过滚针轴承固定在行星架上。受加工水平和润滑状态等条件的影响, 行星轮滚针轴承和滑动轴承是两个最易出现故障的部件。但是, 由于其发生故障后所能产生的振

动能量有限, 同时由于均载问题, 其频谱上具有一定的时变不稳定性, 对其进行特征提取比较困难。考虑到在 Hilbert-Huang 变换中, 某一频率 ω 处能量的存在, 代表在数据的整个时间长度上, 有这样一个频率的振动波在局部出现过, 具有良好的时变分析能力, 通过其计算的 Hilbert 边际谱相对于傅里叶变换能更真实地反应出信号的频率成分^[1], 因此, 笔者以 Hilbert 边际谱图作为频率分析的基本工具。

分析图 1 所示汇流行星排的结构可知, 当其发生故障时, 会导致行星轮啮合状态发生改变, 从而激起其啮合频率倍频处能量的变化。基于此, 提出在 Hilbert 边际谱上提取行星轮啮合频率的前 5 阶倍

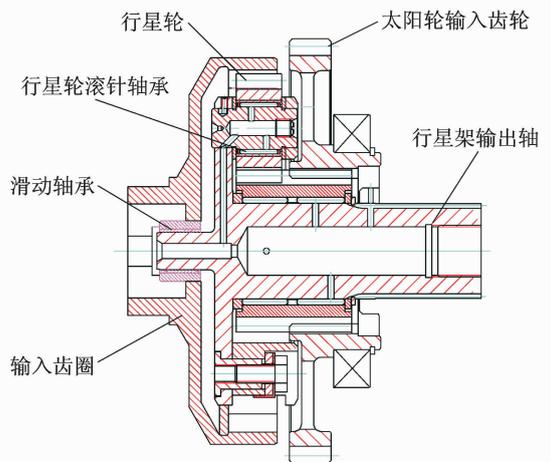


图 1 汇流行星排结构简图

Fig. 1 Confluent planet row diagram

* 坦克传动国防科技重点实验室基金资助项目(910C340101113402)
收稿日期: 2012-08-31; 修回日期: 2013-06-21

频处的能量值作为汇流行星排故障的特征值。图2为输入转速1 kr/min, 5档且空载条件下, 经Hilbert边际谱提取出的行星轮前5阶倍频的Hilbert边际谱局部图。其中, 611 Hz为由输入转速根据传动关系折算至行星轮后得到的第1阶啮合频率, 其能量值可以在Hilbert边际谱图上直接测得。同理可获取其他4阶倍频处的能量值。

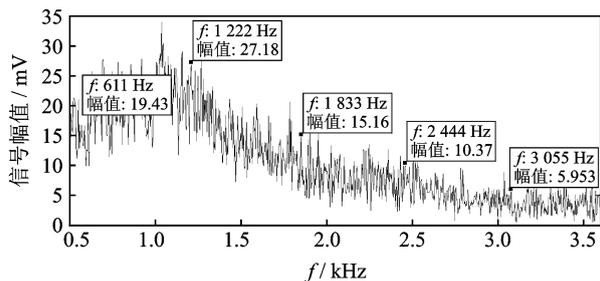


图2 行星轮前5阶啮合频率 Hilbert 边际谱局部图

Fig. 2 The Hilbert spectrum of first 5 orders planet wheel frequency

可见, 在图2上可以直接找到各个倍频频率, 且各频率处的能量值为局部最大值, 说明 Hilbert 边际谱图能够分辨出这些频率成分。同时发现, 边际谱图上还存在着大量其他的频率成分, 且能量较大, 使行星轮各倍频处的能量值在整个谱图上并不突出。因此, 由于整个系统的频率成分非常复杂, 汇流行星排所能产生的振动能量又相对较弱, 各倍频处的能量值容易受到其他频率成分的干扰而出现不稳定性, 仅通过测取行星轮倍频处的能量值很难获取有价值的直接信息。利用 Hilbert 边际谱的高分辨率, 可以直接在其谱图上获取各个倍频处的能量值^[2-3], 从而得到进一步故障分析所需的特征值。下一步的分析重点应在于如何利用这些特征值, 以适当的故障分离方法, 降低特征值不突出的不利因素, 形成有效的故障诊断方法。

2 故障模式的分离方法

为进一步分析, 在相同工况下, 测试10组数据, 提取各倍频处的能量值进行比较, 如图3所示。

由图3可以看出, 10组相同工况下测试的数据在各倍频处的能量值波动较大, 特别是第1, 2阶频率处的波动更大。可见, 虽然 Hilbert 边际谱能够全面反映出振动信号中的频率成分^[4], 但是由于综合传动复杂的振动环境, 某些倍频处的能量值在同一工况下的多组测试值并不稳定, 出现一定的波动

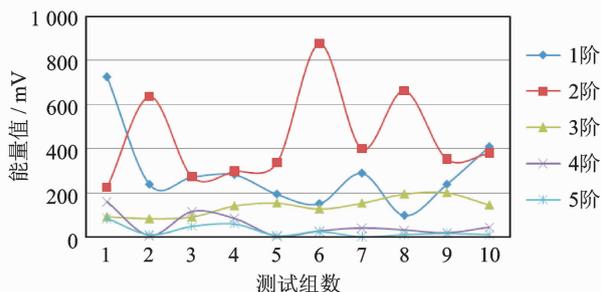


图3 各倍频处能量值的波动图

Fig. 3 The frequency energy fluctuation diagram of first 5 orders

状况。这种波动将造成仅通过某一次测试的某些倍频的能量值无法判断汇流行星排的故障状态, 从而使提取的这些特征能量值失去实际意义。可见, 单纯的观察各倍频处的能量值对于汇流行星排的故障诊断意义不大。

假设造成这种情况的主要原因在于各倍频处的能量值在同工况不同测试数组时的不稳定性, 即这些能量值会在一定范围内波动。如果这种假设状态是真实的, 则可认为某一倍频处的能量值在汇流行星排处于不同的故障状态时可能处于相同的值, 其差别仅在于不同故障状态下处于该能量值的概率不同而已。对于此类问题, 可采用模糊的方法进行分析。

模糊理论是在 L. A. Zadeh 于 1965 年创立的模糊集合理论的数学基础上发展起来的, 它将数学的应用范围从精确定义的清晰状态扩展到亦此亦彼的模糊状态。

模糊诊断的基本过程如下。

- 1) 测取诊断对象待检状态的特征参数向量 \mathbf{X} 。
- 2) 求解关系矩阵方程 $\mathbf{Y} = \mathbf{X} \circ \mathbf{R}$, 得到待检状态的故障向量 \mathbf{Y} , 由 \mathbf{Y} 进行故障诊断。其中: 定义 $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{m \times n}$ 为隶属矩阵; $r_{ij} = \mu_{y_j}(x_i)$ 为第 i 征兆 x_i 对故障 j 的隶属度; “ \circ ” 为模糊运算算子。则

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \circ \mathbf{R} = [x_1, x_2, \dots, x_m] \circ \begin{bmatrix} r_{11} & \dots & r_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m1} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} = [y_1, y_2, \dots, y_n]$$

模糊诊断的过程如图4所示。

在本研究中, 特征向量 \mathbf{X} 、隶属矩阵 \mathbf{R} 以及模糊合成算子“ \circ ”的计算方法如下。

- 1) 特征向量 \mathbf{X} 。如前所述, 多次测量时倍频处的能量值并不一致, 甚至有些频段还会出现较大波动, 显然仅以某次测量的数据进行故障诊断是没有

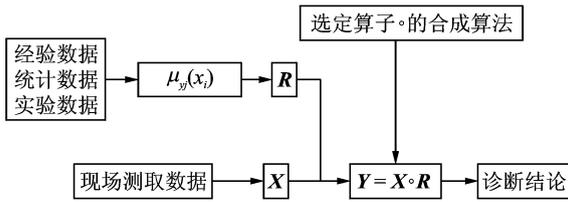


图 4 模糊诊断过程图

Fig. 4 Fuzzy diagnosis process map

意义的,必须考虑多次测量的综合结果。据此,应在同一工况下多次测取待检测故障模式的振动数据,计算倍频处能量值分布的概率密度函数,从而得到某次测量时其特征值处于该模式的概率,以此作为特征向量 X 。

2) 隶属矩阵 R 。隶属矩阵表示故障现象和各种特征参数之间的因果关系,它的构造是应用模糊理论进行故障诊断的关键。通常构造隶属矩阵需要大量的实际故障数据和丰富的主观经验^[5-7]。针对倍频处能量值波动问题,以及各种故障模式的可模拟性和可测试性,笔者采用从多次实际故障模式测试数据中提取倍频处能量值的概率密度函数的方法构造隶属度函数,再将待检测信号的数值输入到所得的概率密度函数中,计算待检测信号处于该故障模式的几率,以此得到隶属矩阵 R 。以此方法构造隶属矩阵的优点在于,一方面可通过大量实验数据不断修正隶属度函数,从而可以随着样本数据的积累不断提高故障的诊断精度;另一方面极大地降低了汇流行星排故障诊断问题的复杂程度。如前所述,汇流行星排所能产生的振动能量相对于综合传动装置整体而言是非常微弱的,容易被其他成分信号所影响。因此,从大量实际数据所得到的概率构建隶属函数可降低数据误判的风险,减少了数据分析的复杂性,降低了诊断的困难和不确定性。图 5 为特征向量和隶属矩阵构造方法简图。

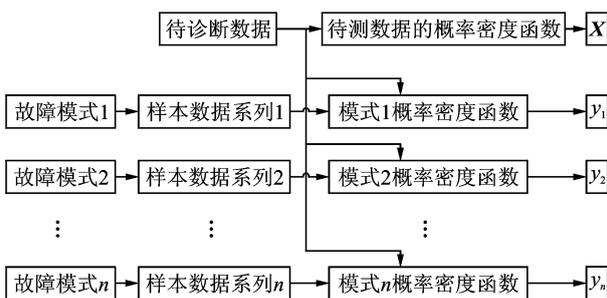


图 5 特征向量和隶属矩阵构造方法简图

Fig. 5 Method of constructing feature vectors and membership matrix

3) 模糊合成算子“ \circ ”。模糊算子的确定实际上是如何建立识别判决准则的问题,即确定某些归属原则,以识别对象的属性。常用的方法主要有最大隶属度原则、择近原则和阈值原则等。最大隶属度原则和阈值原则是模式识别的直接方法,其各类标准型是论域 S 上的模糊集,而识别对象是 S 上的元素。择近原则是间接方法,其识别对象也是 S 上的模糊集。对于上述的行星排故障的识别问题,显然以择近原则进行计算更加合适。择近原则主要的计算方法有汉明贴近度、测度贴近度、格贴近度等。由于格贴近度对于计算相同类型模糊度的贴近度比较有效^[8-10],因此笔者采用格贴近度进行识别计算。

3 实验验证

为验证上述方法的有效性,模拟 4 种故障模式:模式 A 为两个滚针轴承磨损;模式 B 为模式 A 伴随三行星轮啮合;模式 C 为模式 B 伴随汇流行星排滑动轴承磨损;模式 D 为正常状态。在输入转速 1 kr/min,5 档且空载条件下,每种状态测试 20 组数据。其中 10 组数据作为标准样本,10 组数据作为待辨识数据。将某种模式时测得的 10 组待辨识数据作为输入,与 4 种标准模式进行比较,计算得到格贴近度数值,绘制拟合曲线如图 6~图 9 所示。

分析 4 种模式,模式 A 由于只有两个滚针轴承磨损,属于较轻微的故障形式,而模式 B 和模式 C 由于缺少一个行星轮,其故障程度更为严重。这样,正常的模式 D 从数据上应与模式 A 较为接近,而与模式 B 和模式 C 相差较大。如图 6 所示,以模式 A 下待辨识数据输入时,其与模式 A 的格贴近度曲线整体偏上,与模式 B、C 有明显的差别,与模式 D 有轻微差别,但仍能够区分。虽然 10 组待分辨数据的贴近度有一定波动,但整体上能够轻易地将模式 A 与其他模式分离出来。同样观察图 7~图 9,每种模式输入时,其贴近度都与其他模式差别明显,特别是正常模式 D 与各种故障模式有明显差别,这对于区分设备的正常与故障状态具有非常实际的意义。

为使模式识别的结果更加清晰,计算图 6~图 9 中 A、B、C、D 这 4 种故障模式下的格贴近度均值,其结果如图 10 所示。在图 10 的 4 幅图中,A 柱最高,可得到此时汇流行星排处于模式 A 状态;同理,B 柱、C 柱或 D 柱最高,可得到此时汇流行星排分别处于模式 B、C、D 状态。由此,在实际的在线诊断系统中实时显示 4 种模式的格贴近度柱状图,观察各个模式下柱条高度的变化情况,则可得到当前汇流行星排的模式状态,实现其故障的在线诊断。

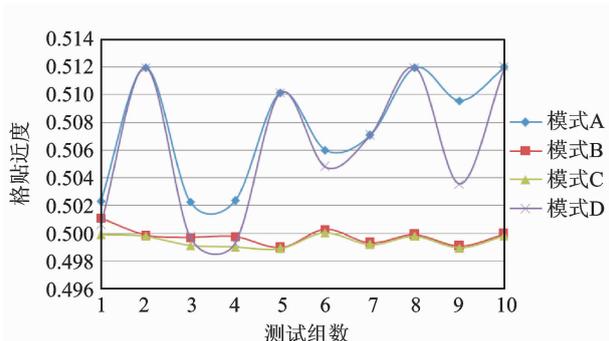


图6 模式A下待辨识数据输入后的格贴近度

Fig. 6 The lattice closeness degree diagram of data under model A

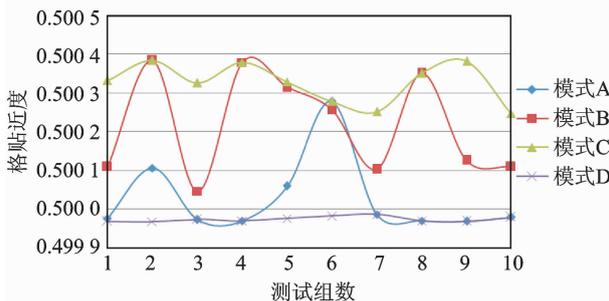


图8 模式C下待辨识数据输入后的格贴近度

Fig. 8 The lattice closeness degree diagram of data under model C

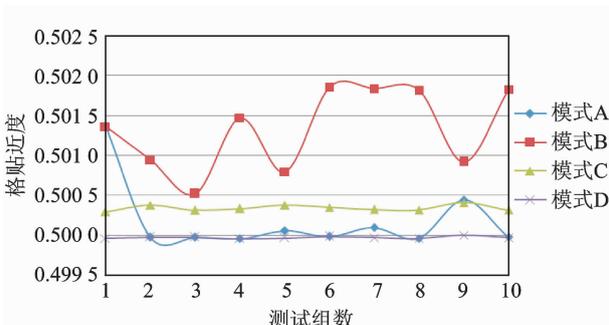


图7 模式B下待辨识数据输入后的格贴近度

Fig. 7 The lattice closeness degree diagram of data under model B

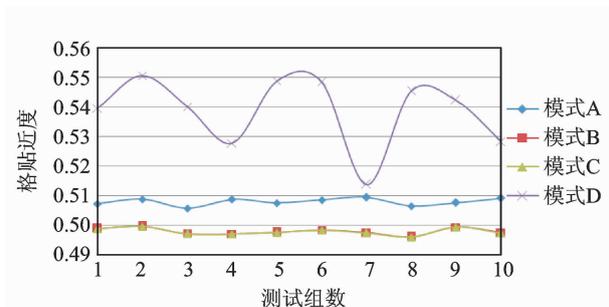


图9 模式D下待辨识数据输入后的格贴近度

Fig. 9 The lattice closeness degree diagram of data under model D

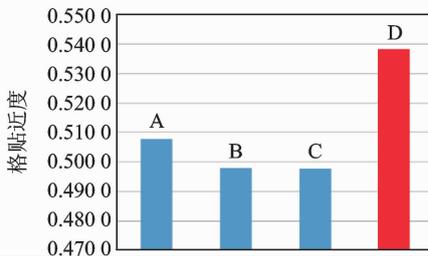
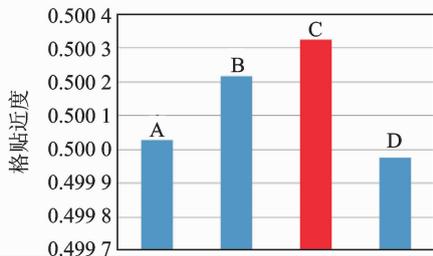
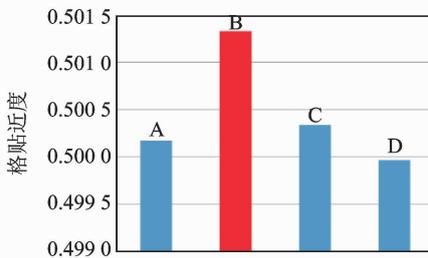
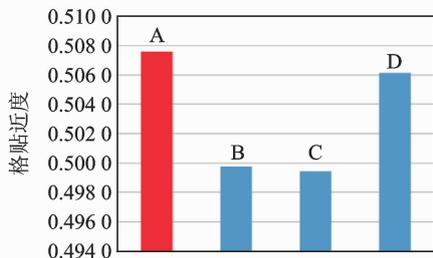


图10 格贴近度柱状图

Fig. 10 The lattice closeness degree diagram

4 结束语

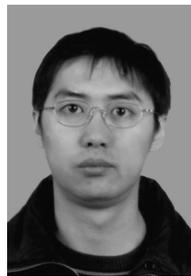
笔者根据汇流行星排故障诊断的特点,提出了以 Hilbert 边际谱提取特征值,以模糊的方法进行

模式辨识的故障诊断方法。该方法所采用的标准样本是由实测数据得到的,这样就可以随着实际样本量的增加,不断丰富诊断模式和提高诊断准确性,具有很强的扩展能力。对于综合传动装置这种复杂的系统,该方法可以绕开对困难系统的正面求解,完全

依赖于实验测试,其分析结果具有较好的可信度。同时,Hilbert 边际谱频率能量和模糊贴近度的计算速度较快,当测试数据量限制在一定范围内时,可实现在线实时诊断,具有良好的应用前景。

参 考 文 献

- [1] 周勃,陈长征,赵新光,等. 混合信号噪声源分离与多机组故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2012,32(4):619-623.
Zhou Bo, Chen Changzheng, Zhao Xinguang, et al. Separation for vibration and acoustic compound signals and multi-unit fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 619-623. (in Chinese)
- [2] 陈换过,张磊涛,李剑敏,等. 基于改进 EMD 的结构损伤特征量提取[J]. 振动、测试与诊断,2012,32(4):645-648.
Chen Huanguo, Zhang Leitao, Li Jianmin, et al. Improved EMD-based structural damage feature extraction [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 645-648. (in Chinese)
- [3] 董新峰,张为民,姜源. 基于 EMD 复杂度与鉴别信息的磨削颤振预测[J]. 振动、测试与诊断,2012,32(4):602-607.
Dong Xinfeng, Zhang Weimin, Jiang Yuan. Method of grinding chatter predicting based on complexity of EMD and discrimination information [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 602-607. (in Chinese)
- [4] Hunag Daji, Zhao Jingping, Su Jilan. Practical implementation of Hilbert-Huang transform algorithm[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2003, 22(1): 1-14.
- [5] 陈开考,郑文钟,何勇. 基于模糊技术的电控自动变速箱故障诊断专家系统研究[J]. 浙江大学学报,2004,30(3):259-262.
Chen Kaikao, Zheng Wenzhong, He Yong. Study on expert system for hitch diagnosis of electrically controlled automatic transmission based on vague inference [J]. Journal of Zhejiang University, 2004, 30(3): 259-262. (in Chinese)
- [6] Abdulhamit S. Medical decision support system for diagnosis of neuromuscular disorders using DWT and fuzzy support vector machines[J]. Computers in Biology and Medicine, 2012, 42(8): 806-815.
- [7] Li Zhixiong, Yan Xinping, Gao Zhiwei. A new intelligent fusion method of multi-dimensional sensors and its application to tribo-system fault diagnosis of marine diesel engines[J]. Tribology Letters, 2012, 47(1): 1-15.
- [8] Gao Qing, Li Ming. Application of information fusion on fault diagnosis for complex electric equipment[C]//2012 International Conference on Systems and Informatics. Yantai: IEEE, 2012:988-990.
- [9] Deng Na, Jiang Changsen. Fault diagnosis technology based on the fusion of neural network and fuzzy logic [C]//2012 International Conference on Systems and Informatics. Yantai: IEEE, 2012:419-422.
- [10] Tseng J C, Yih, J M. Applying fuzzy clustering algorithm and knowledge structure approach on professional certification on nurses[C]//2012 International Symposium on Computer, Consumer and Control. Taiwan, China: IEEE, 2012:56-59.



第一作者简介:陈漫,男,1976年9月生,博士研究生。主要研究方向为车用传动装置自动控制、状态检测与故障诊断。曾发表《Fault diagnosis of wet-shift clutch based on STFT and wavelet》(《Advanced Materials Research》2011, Vol. 301-303)等论文。
E-mail: chenman2010@foxmail.com