

文章编号:1000-8055(2010)03-0704-05

涡轮泵启动过程振动故障检测方法

夏鲁瑞, 胡茛庆, 秦国军, 李俭川

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘 要: 为了更全面地保证液体火箭发动机涡轮泵的安全, 提出了一种针对其启动过程的振动故障检测方法, 首先对等时间间隔采集的振动数据进行重采样, 获得等角间隔的振动数据, 消除转速变化对振动特征的影响, 选择并计算振动特征值, 最后采用支持向量回归方法建立振动特征与转速的非线性关系模型. 当新的测试数据偏离模型一定限度时, 表明涡轮泵工作异常. 2.2 s 试车数据的检测时间只有 0.0470 s, 说明模型可用于涡轮泵启动过程故障检测.

关 键 词: 涡轮泵; 启动过程; 故障检测; 重采样; 支持向量回归

中图分类号: V434.21

文献标识码: A

Vibration fault detection method for turbopump in start-up process

XIA Lu-rui, HU Niao-qing, QIN Guo-jun, LI Jian-chuan

(College of Mechatronic Engineering and Automation,

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to completely enhance the safety of liquid rocket engine turbopump, aiming at its start-up process, a method for vibration fault detection was presented. Firstly, the vibration data sampled by equal time interval were resampled and the data of equiangular interval were obtained to drive out the speed fluctuation influence on vibration features. Secondly, the vibration feature was selected and calculated. Finally, the nonlinear relational model between vibration feature and rotational speed was founded by support vector regression. Once the deviation between the new test data and the model is over a limit, it shows evidence of turbopump fault. The detection time of 2.2 s test data is 0.0470 s. It shows that the model can be used for the turbopump fault detection in start-up process.

Key words: turbopump; start-up process; fault detection; resample; support vector regression

涡轮泵是液体火箭发动机重要且复杂的部件之一, 虽然其启动过程往往只有短短的几秒钟, 但它是一个转速迅速变化的典型变工况过程, 期间跨越涡轮泵的多阶固有频率, 振动变化相当强烈, 具有丰富的动力学特性, 一些在平稳运行中不能得到反映的故障征兆在这里却能较充分地表露出来. 因此, 研究涡轮泵启动过程的故障检测理论与方法, 对全面保障涡轮泵乃至整个发动机的安全

具有重大意义和应用价值.

美国联合技术研究中心在研究航天飞机主发动机的启动和关机过程的故障检测问题时, 提出并实现了回归结构辨识算法^[1-3], 但是该算法在如何合理确定阈值上存在困难. 国内的一些学者也针对发动机启动过程进行了研究. 董文华等针对液体火箭发动机试验开展了基于压力参数限制带的启动过程故障检测算法^[4]. 谭松林针对液氧煤

收稿日期: 2009-12-02; 修订日期: 2010-01-21

基金项目: 国家自然科学基金(50675219); 湖南省杰出青年科学基金(08JJ1008)

作者简介: 夏鲁瑞(1979-), 男, 山东聊城人, 博士生, 研究方向为液体火箭发动机健康监测与故障诊断.

油发动机试车启动过程故障检测需要, 采用了时序模型和非线性回归模型的两种检测方法^[5]. 王艳梅利用关联规则检测液体火箭发动机启动关机过程的故障, 并用试车数据进行了验证^[6]. 还有一些文献采用神经网络建立启动过程动态模型^[7-8]. 不过, 现有方法一般是基于热力(缓变)参数来检测故障, 报警时间延迟一般比较大. 目前, 基于振动参数检测涡轮泵启动过程故障的研究尚不多见. 事实上, 振动信号特征往往更能反映涡轮泵的故障征兆, 而且报警时间延迟小得多.

本文将在对涡轮泵振动信号进行等角间隔重采样的基础上, 选择并计算振动特征值, 然后基于支持向量回归(support vector regression, SVR)方法, 用涡轮泵正常数据训练出振动特征与转速间的非线性函数——参数关系模型, 从而提出一种可用于涡轮泵启动过程的振动故障检测方法.

1 振动信号等角间隔重采样

在涡轮泵启动过程中, 由于转速变化对振动信号的调频现象, 特征与时间的关系发生了变化, 从等时间间隔采样数据中直接提取的特征难以反映真实的状态. 因此, 在振动特征提取之前, 先要对调制的振动信号进行频率解调, 恢复信号的真实状态. 为此, 本文给出一种振动信号等角间隔重采样方法, 以实现振动信号解调, 如图1所示.

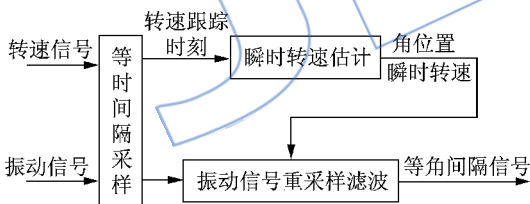


图1 振动信号等角间隔重采样方法

Fig.1 Equiangular interval resample method of vibration signal

1.1 基本思想

本方法的思想就是充分利用转速信号中的信息, 把等时间间隔的振动信号重新采样, 以得到等角间隔的信号, 消除转速变化对振动信号的影响, 从而实现频率解调. 首先, 对转速信号和振动信号进行同步等时间间隔采样, 根据同步转速信号按照固定的角间隔(如旋转一周)计算出转速跟踪时刻; 然后, 估计每转内等角间隔插入的 M 点的瞬时转速和角位置, 确定重采样滤波器的系数(截止频率和重采样时刻); 最后, 对振动信号进行重采样滤

波, 获取等角间隔信号.

1.2 实现过程

从图1可知, 首先要对转速信号进行处理得到瞬时转速和角位置, 从而得到振动信号重采样滤波器的两个参数——截止频率和重采样时刻.

根据转速信号的特点对其作如下假设: 在每周的过零点附近转速信号分段线性; 转速为时间的函数且不突变; 在每个周期内角加速度为常数. 下面对振动信号重采样方法进行详细的推导.

1) 计算转速跟踪时刻

根据转速信号 $s(t)$ 的分段线性假设, 搜索满足条件 $s_n \leq 0$ 且 $s_{n+1} \geq 0$ 的 s_n , 通过式(1)即可求出过零点 t_i , 也就是转速跟踪时刻, t_i 的差分即为每转一周的时间(周期) T_i .

$$\frac{0 - s_n}{t_i - t_n} = \frac{s_{n+1} - s_n}{t_{n+1} - t_n} \quad (1)$$

2) 估计瞬时转速和角位置

根据运动学定律, 估计每周内等角间隔插入的 M 点的瞬时转速和角位置, 只需要知道每周的初速度和加速度. 根据前面的假设条件, 通过式(2)可求出前两周的初速度 v_{10} 和加速度 a_1 . 然后由式(3)求出前两周的瞬时角位置 t_k 和瞬时转速 v_k , 以及第3周的初速度 v_{30} .

$$1 = v_{10} T_1 + \frac{1}{2} a_1 T_1^2 \quad (2)$$

$$2 = v_{10} (T_1 + T_2) + \frac{1}{2} a_1 (T_1 + T_2)^2$$

$$\frac{k}{M} = v_{10} t_k + \frac{1}{2} a_1 t_k^2 \quad (3)$$

$$v_k = v_{10} + a_1 \cdot t_k, \quad k = 1 \sim 2M$$

$$v_{30} = v_{10} + a_1 (T_1 + T_2)$$

对于第 i ($3, 4, \dots$) 周, 由第1)步得到的周期 T_i , 根据式(4)求出加速度 a_i . 然后, 由式(5)可求出第 i 周的瞬时角位置 t_k 和瞬时转速 v_k , 以及第 $i+1$ 周的初速度 $v_{i+1,0}$. 通过递推计算即可得到一系列等角间隔点对应的瞬时转速和角位置.

$$1 = v_{i0} T_i + \frac{1}{2} a_i T_i^2 \quad (4)$$

$$\frac{k}{M} = v_{i0} t_k + \frac{1}{2} a_i t_k^2$$

$$v_k = v_{i0} + a_i \cdot t_k, \quad k = 1 \sim M \quad (5)$$

$$v_{i+1,0} = v_{i0} + a_i T_i$$

3) 振动信号重采样滤波

通过 v_k 和 t_k , 即可确定重采样滤波器的截止频率和重采样时刻. 由式(6)~式(9)设计实现重采样滤波器, 以得到振动信号的等角间隔重采样序列.

$$y(t_k) = \sum x(nT_s) h_k(t_k - nT_s) \quad (6)$$

$$h_k(t) = \frac{1}{C_k} h_0\left(\frac{1}{C_k} t\right) \quad (7)$$

$$h_0(t) = \sin c(\pi f_s^0 t) = \frac{\sin(\pi f_s^0 t)}{\pi f_s^0 t} \quad (8)$$

$$C_k = \frac{f_s^0}{f_s^k} = \frac{v_0}{v_k} \quad (9)$$

式中 $x(n)$ 为等时间间隔的振动信号序列, $y(t_k)$ 为重采样得到的等角间隔序列, $h_k(t)$ 为重采样滤波器, f_s^k 为重采样频率, $h_0(t)$ 为等时采样滤波器, f_s^0 为等时采样频率, $T_s = 1/f_s^0$ 为等时采样间隔, C_k 为定义的瞬时采样比, v_0 为参考转速且 $v_0 \geq \max(v_k)$.

2 涡轮泵启动过程振动特征计算

通过涡轮泵的实际试车数据, 分析振动信号常用统计特征的稳定性和对涡轮泵故障的敏感性, 在此基础上, 选择信号均方根 X_{rms} 用于涡轮泵故障检测^[9]. 根据涡轮泵启动过程振动信号的特点, 本文对该特征的计算方法进行了改进.

经过等角间隔重采样之后的振动序列 y_k 每周的点数是固定值 M . 因为要建立振动特征与转速的关系, 而每周转速是有波动的, 为了进一步消除这种波动带来的影响, 计算每 10 周的平均转速, 故这里使用 $10M$ 个点的序列来计算每 10 周的振动特征.

$$Y_{rms} = \sqrt{\frac{1}{10M} \sum_{k=1}^{10M} y_k^2} \quad (10)$$

3 涡轮泵启动过程故障检测

涡轮泵启动过程异常复杂, 难以建立其机理性数学模型, 比较现实的方法是采用参数间的非线性回归模型进行故障检测. 这种模型不考虑涡轮泵本身的动力学过程, 把启动过程作为准动态过程描述, 基于涡轮泵正常数据将过程中参数间的关系回归成非线性函数, 利用此非线性函数提供的参数间的相关关系来检测故障. 当新的测试数据偏离该关系模型一定限度时, 就表明涡轮泵工作异常.

在涡轮泵启动过程中, 转速是振动特征最直接的影响因素, 振动特征与转速之间存在复杂的非线性关系, 因此建立这两个参数间的关系模型是可行的. 本文使用 v -SVR 支持向量回归方法^[10-12] 建立涡轮泵启动过程振动特征与转速间的非线性关系模型. 其基本思路是: 首先建立 v -SVR 的训练模型, 通过涡轮泵历史试车数据对该模型进行训练, 求出最优解, 然后根据此最优解构造出模型的测试函数, 即可对新的数据进行检测.

建立 v -SVR 的训练模型实际上就是求解下面的最优化问题:

$$\begin{cases} \max_{\alpha, \alpha^*} \sum_i [\alpha^* (y_i - \vartheta) - \alpha (y_i + \vartheta)] - \\ \quad \frac{1}{2} \sum_i \sum_j (\alpha - \alpha^*) (\alpha - \alpha^*) K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad \sum_i (\alpha - \alpha^*) = 0, 0 \leq \alpha, \alpha^* \leq \frac{C}{l} \\ \quad \sum_i (\alpha + \alpha^*) \leq C \cdot v, i = 1, \dots, l. \end{cases} \quad (11)$$

该模型是在约束条件下, 求使得目标函数取最大值的拉格朗日乘子 α 和 α^* . 式(11)中, x_i 和 x_j 是训练样本, y_i 是训练目标, l 是样本个数, C 是拉格朗日乘子上界, v 是在支持向量数与拟合精度之间进行折衷的参数, K 是核函数, 这里使用高斯核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{s^2}\right) \quad (12)$$

使用涡轮泵历史试车数据对该模型进行训练, 可求出模型的解为 (α, α^*) , 其中不等于零的解对应的数据 (x_i, y_i) 为支持向量, 由此可构造出模型的测试函数为

$$f(x) = \sum (\alpha - \alpha^*) K(x_i, x) + b \quad (13)$$

式中 x 为新的测试数据. b 的求解方法是: 把支持向量 (x_i, y_i) 作为式(13)的自变量和函数值, 即可求出 b 的值.

式(13)即为用于涡轮泵启动过程振动故障检测的模型. 该模型提供了均方根特征与转速之间的非线性关系, 用于故障检测时, 当新的测试数据偏离该关系模型一定限度时, 就表明涡轮泵工作异常.

4 仿真与实际试车数据验证

进行故障检测之前,首先要计算均方根特征与转速,而计算这两个参数要借助于振动信号等角间隔重采样方法.

为了验证振动信号等角间隔重采样方法的正确性,用一个线性调频信号模拟升速过程的振动信号,见式(14).

$$x(t) = \sin(2\pi \cdot 60t \cdot t) \tag{14}$$

式中 $t \in [0, 1s]$, 采样频率 $f_s = 10^4 \text{ Hz}$. 从式(14)中可求出理论转速信号 $v(t) = 120t$. 设每周重采样点数 $M = 16$, 参考转速 $v_0 = 200 \text{ Hz}$. 振动信号等角间隔重采样方法的仿真验证结果如图 2 所示. 图 2(a)为信号 $x(t)$ 的波形,图 2(b)为瞬时转速与角位置的关系,图 2(c)为振动信号重采样得到的等角间隔序列.

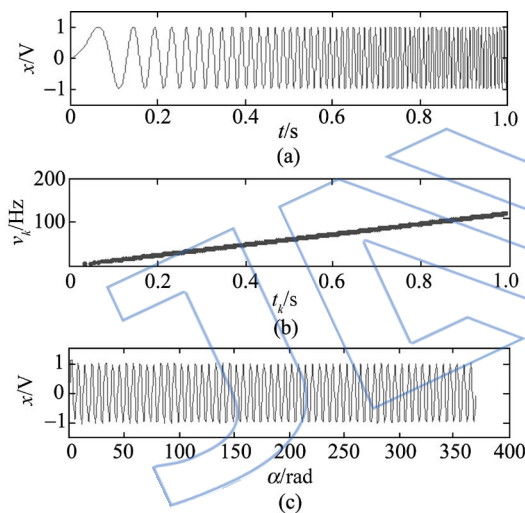


图 2 振动信号重采样方法的仿真验证
Fig. 2 Simulation verification of vibration signal resample method

使用涡轮泵实际试车启动过程的数据,对振动信号等角间隔重采样方法进行验证,如图 3 所示. 图 3(a)和图 3(c)是同步等时间间隔采集的转速和振动数据,图 3(b)为瞬时转速与角位置的关系,图 3(d)为振动信号重采样得到的等角间隔序列.

从图 2 与图 3 可以看出,本文的方法可以正确实现振动信号的等角间隔重采样,从而为振动特征的计算奠定了基础.

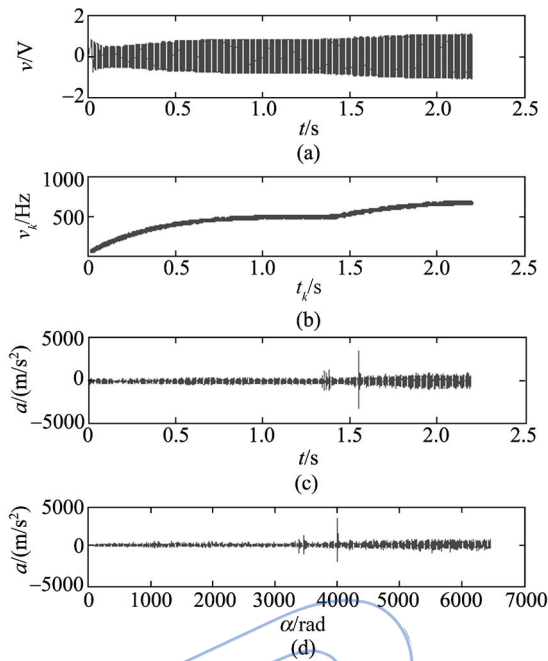


图 3 振动信号重采样方法的试车数据验证
Fig. 3 Test data verification of vibration signal resample method

使用涡轮泵振动信号的等角间隔重采样序列,计算振动信号每 10 周的均方根特征 Y_{rms} ,使用 v -SVR 建立它们与每 10 周的平均转速之间的非线性关系模型,如图 4 所示. data 1 为训练样本,data 2 为支持向量,data 3 为回归模型. 图 4 中存在两处强烈的冲击,这是由涡轮泵启动中经过一阶和二阶临界转速时引起共振造成的,属于正常现象. 这两处的振动信号变化极快且数据点很少,导致模型回归的效果不好,但这并不影响模型的应用. 因为涡轮泵的一阶和二阶临界转速基本上是固定不变的,用该模型进行故障检测时,可

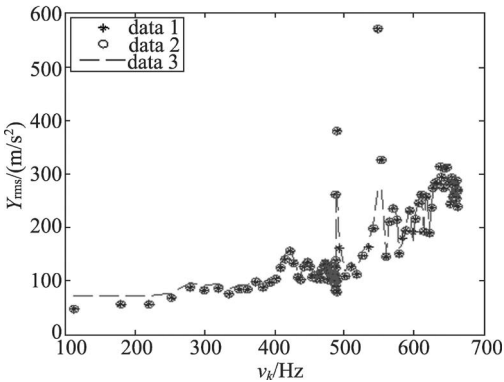


图 4 均方根与转速间的非线性关系模型
Fig. 4 Nonlinear relational model of root-mean-square and rotational speed

暂不考虑这两处的信号特征,而根据其余部分的模型来检测故障。

首先用 ν -SVR 建立涡轮泵启动过程中振动信号均方根与转速间的非线性关系模型,通过涡轮泵历史试车中的正常数据对该模型进行训练,然后利用训练好的模型进行检测。当新的数据偏离该模型一定限度时,即表明涡轮泵工作异常。

使用 ν -SVR 对涡轮泵启动过程 2.2 s 的数据进行训练,训练时间约 40 s,但测试时间只有 0.0470 s。因此,使用该模型对涡轮泵启动过程进行故障检测时,可预先基于正常试车数据对模型进行离线训练,然后用训练好的模型进行检测,因为检测时间很小,有望实现在线检测。

5 结 论

本文在实现涡轮泵振动信号等角间隔重采样的基础上,提出了一种用于涡轮泵启动过程的振动故障检测方法,并用涡轮泵实际试车数据对该方法进行了验证,结论如下:

1) 不需要为涡轮泵现有测试系统增加任何硬件,即可实现振动信号等角间隔重采样方法,其计算速度和精度可以满足要求;

2) 用 ν -SVR 方法建立振动特征与转速间的非线性关系模型是可行的,该模型很好地反映了涡轮泵启动过程信号,可用于故障检测。

涡轮泵启动过程振动故障检测是本领域的一大难题,所要完成的工作很多。本文主要是提出了一种用于涡轮泵启动过程振动故障检测的方法,其实际试车应用是需进一步研究的问题。

参考文献:

- [1] Ruiz C A, Hawman M W, Galinaitis W S. Algorithms for real-time fault detection of the space shuttle main engine [R]. AIAA 1992-3167.
- [2] Hawman M W. Health monitoring system for the SSME-program overview[R]. AIAA 1990-1987.
- [3] Hawman M W. Framework for a space shuttle main engine health monitoring system[R]. NASA-CR-185224, 1990.
- [4] 董文华,于衍华,朱恒伟.液体火箭发动机试验启动过程故障检测算法研究[J].推进技术,1997,18(1):58-60.
- [5] DONG Wenhua, YU Yanhua, ZHU Hengwei. Fault monitoring arithmetic research for starting process of liquid rocket engine test[J]. Journal of Propulsion Technology, 1997, 18(1): 58-60. (in Chinese)
- [6] 谭松林,赵万明,毛根旺.液氧煤油火箭发动机启动故障检测[J].航空动力学报,2005,20(4):702-706.
- [7] TAN Songlin, ZHAO Wanming, MAO Genwang. LOX/kerosene rocket engine starting fault detection[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(4): 702-706. (in Chinese)
- [8] 王艳梅,胡小平,李舟军.利用关联规则检测液体火箭发动机启动关机过程的故障[J].火箭推进,2006,32(1):19-23.
- [9] WANG Yanmei, HU Xiaoping, LI Zhoujun. Application of association rules to the fault detection of starting-up and shutdown process of liquid rocket engine [J]. Journal of Rocket Propulsion, 2006, 32(1): 19-23. (in Chinese)
- [10] 李大鹏,王小军.液体火箭发动机启动过程检测研究[J].导弹与航天运载技术,2005,1:1-5. (in Chinese)
- [11] LI Dapeng, WANG Xiaojun. Detection study on the start process for liquid propellant rocket engine with staged combustion cycle[J]. Missiles and Space Vehicles, 2005, 1: 1-5. (in Chinese)
- [12] 姜涛,李应红.基于动态 RBF 网络的发动机启动过程模型辨识[J].航空动力学报,2002,17(3):381-384.
- [13] JIANG Tao, LI Yinghong. A dynamic identification model of aeroengine starting process based on the RBF network [J]. Journal of Aerospace Power, 2002, 17(3): 381-384. (in Chinese)
- [14] 谢光军,胡芑庆,秦国军.涡轮泵振动参数与统计特征量的线性相关性分析[J].推进技术,2005,26(6):540-543,547.
- [15] XIE Guangjun, HU Niaoqing, QIN Guojun. Linear correlation analysis of turbopump vibration parameters and statistical features [J]. Journal of Propulsion Technology, 2005, 26(6): 540-543, 547. (in Chinese)
- [16] Zhang J, Sato T, Iai S. Support vector regression for on-line health monitoring of large-scale structures[J]. Structural Safety, 2006, 28: 392-406.
- [17] Üst ü B, Melssen W J, Buydens L M C. Visualisation and interpretation of support vector regression models[J]. Analytica Chimica Acta, 2007, 595: 299-309.
- [18] Tax D, Duin R. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66.