

文章编号: 1001- 2486(2010) 02- 0119- 05

涡轮增压状态监控及传感器故障识别的新异类检测方法*

胡 雷, 胡 芑庆, 秦国军, 夏鲁瑞

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 为了在故障样本稀缺、故障模式不完备的情况下监控涡轮增压状态, 并剔除传感器失效故障造成的虚警, 提出用于涡轮增压状态监控及传感器故障识别的单类支持向量机新异类检测方法。该方法以正常状态为目标类构建单类支持向量机检测器, 用于检测涡轮增压是否出现异常; 以传感器故障为目标类构建单类支持向量机检测器, 用于判断检测到的异常是否属于传感器故障。对涡轮增压试车数据的分析结果表明了该方法的有效性。

关键词: 状态监控; 新异类检测; 单类支持向量机; 液体火箭发动机; 涡轮增压; 传感器故障

中图分类号: TP305; V434. 21 文献标识码: A

Novelty Detection in Turbopump Condition Monitoring and Sensor Fault Recognition

HU Lei, HU Niao-qing, QIN Guo-jun, XIA Lu-ru

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to monitor the condition of a liquid rocket engine turbopump in the case of lacking fault samples and prior knowledge about fault modes, and to eliminate the false alarms caused by sensor faults, a novelty detection method based on one-class support vector machine (OCSVM) is introduced. An OCSVM is trained on the basis of normal samples, and is used as turbopump condition monitor. Another OCSVM is trained on the basis of sensor fault samples and is used as sensor fault detector. Turbopump condition monitor detects whether novel events may occur, while sensor fault detector identifies whether novel events detected are caused by sensor faults. The validity of this turbopump condition monitoring and sensor fault recognition method is verified with historical test data.

Key words: condition monitoring; novelty detection; one-class support vector machine; liquid rocket engine; turbopump; sensor fault

涡轮增压是某型火箭发动机的动力装置, 一旦发生故障, 将会严重威胁火箭发动机的安全。涡轮增压状态监控对于提高涡轮增压的安全性具有重要作用^[1]。在涡轮增压状态监控中, 存在先验知识缺乏、故障样本稀缺、故障模式不完备的问题。在不可能针对其所有可能的故障模式建立识别模型的情况下, 借助新异类检测方法判断涡轮增压是否偏离正常状态就变得十分重要。新异类检测(Novelty Detection)通过对已知的正常样本的建模, 实现对新的未知状态的检测^[2-3]。它为了解决基于不完整信息的状态监控问题提供了一条有效途径。

作者前期为涡轮增压新异类状态检测开展了算法与系统研究^[4-6]。在研究过程中发现, 在测试时, 涡轮增压测试信号中出现了较多的传感器失效故障。目前涡轮增压状态监控主要采用的是时域统计特征^[1], 在传感器发生故障时, 时域统计特征也会发生显著的变化, 导致检测算法或系统错误地将传感器故障判为涡轮增压故障, 造成虚警。所以在涡轮增压新异类状态检测时, 应该首先排除传感器故障。为此, 本文将首先为涡轮增压新异类状态检测建立单类支持向量机(One-class support vector machines, OCSVM)检测模型, 然后在利用 OCSVM 监控涡轮增压状态的同时, 识别未知的新异类状态是否属于传感器故障。

* 收稿日期: 2009- 11- 28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50675219); 湖南省杰出青年科学基金资助项目(08JJ1088)

作者简介: 胡雷(1981-), 男, 博士生。

1 基于 OCSVM 的新异类检测方法

OCSVM 是支持向量机(Support vector machines, SVM)的推广,因其推广能力强,能够解决小样本学习问题 and 非线性学习问题^[7-8]而被广泛使用。OCSVM 有两种基本的模型:Schölkopf 等^[3]提出的 v -支持向量分类器(v -Support Vector Classification, v -SVC)模型和 Tax 等^[8]提出的支持向量数据描述(Support Vector Data Description, SVDD)模型。如果 SVDD 方法也选择高斯核函数,它和 v -SVC 方法可以得到相同的结果。

本文使用 SVDD 模型。其思想是在特征空间中构造一个超球,使得该超球体积最小的同时,要求尽可能多的训练样本位于超球面内。SVDD 的训练模型为

$$\text{minimize } L(\alpha) = \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (1)$$

$$\text{subject to } 0 \leq \alpha_i \leq 1/vl, i = 1, \dots, l \quad (2a)$$

$$\sum_i \alpha_i = 1 \quad (2b)$$

该模型是在约束条件式(2)下,求使得目标函数 $L(\alpha)$ 取最小值的拉格朗日乘子集 $\{\alpha_i\}$,其中 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 是训练样本, l 是样本个数, v 是用户设置的平滑参数,用以平衡训练误差和推广能力, $K(\cdot, \cdot)$ 是核函数。这里使用高斯核函数

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\sigma^2}\right]$$

式中 σ 是高斯参数。分别称 $\alpha_i = 0$ 、 $0 < \alpha_i < 1/vl$ 和 $\alpha_i = 1/vl$ 的拉格朗日乘子所对应的训练样本为非支持向量 NSVs、边界支持向量 BSVs 和非边界支持向量 NBSVs,它们分别位于超球面内、超球面上和超球面外。模型的测试函数为

$$f(\mathbf{x}) = \sum \alpha_k K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}) - b \quad (3)$$

式中 \mathbf{x} 是测试数据, \mathbf{x}_k 是支持向量 BSVs 或 NBSVs, α_k 为与之对应的拉格朗日乘子, b 是阈值, δ 是阈值的系数。检测时将满足 $f(\mathbf{x}) \geq 0$ 的测试样本判别为正常样本,将满足 $f(\mathbf{x}) < 0$ 的样本判别为异类样本。由于每一个 BSVs 都满足 $f(\mathbf{x}) = 0$,所以任选 $\mathbf{x}_m \in \text{BSVs}$,可得阈值

$$b = \sum_k \alpha_k K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_m) \quad (4)$$

2 涡轮泵新异类状态检测

2.1 涡轮泵新异类状态检测特征选择

长期的涡轮泵试车试验,积累了大量的涡轮泵振动信号,其中包括少量的故障试车信号。受涡轮泵结构的限制,涡轮泵振动测试传感器只能布置在涡轮泵的外壳上,采到的信号是很多部件振动的综合,使用谱分析方法很难从中提取出有效的检测特征。而在涡轮泵出现故障时,涡轮泵产生的压力会出现很大的冲击,振动信号的波形和能量会发生变化,并可以用时域统计特征来描述。而且时域统计特征具有计算简单、便于实时监控的优点。对于某型液体火箭发动机涡轮泵的振动信号,经分析,其时域统计特征中的均方根值 x_{RMS} 、峭度因子 x_{KF} 和裕度因子 x_{CF} 一致性好,故障敏感性高,相关性低^[1]。因此这里也选择振动信号的 x_{RMS} 、 x_{KF} 和 x_{CF} 作为特征参数。

时域统计特征的缺点是易受各种随机因素的影响,一致性差,特别是不同次试车得到的测试数据,信号强度存在明显差异。为了使得统计特征具有更好的一致性和相同的量级,这里采用时域统计特征的变化率作为最终的检测特征。例如均方根值 x_{RMS} 的变化率为

$$d_{\text{RMS}}(i) = \frac{x_{\text{RMS}}(i) - x_{\text{RMS}}(i-1)}{x_{\text{RMS}}(i-1)} \quad (5)$$

2.2 训练样本集构建

大量的正常试车数据为利用 SVDD 建立描述涡轮泵正常状态空间的完备模型提供了必要的信息,

3 涡轮泵传感器故障识别

在涡轮泵的历次试车过程中,出现了多次传感器失效故障。图2(a)所示为TN618次试车涡轮泵的切向振动信号,在该次试车过程中,涡轮泵本身没有发生故障,但是在试车过程中的91.52s~93.11s和103.66s~104.98s两个时段内,用于采集切向振动信号的传感器出现了失效故障。提取信号的RMS、 K_f 和 G 特征,输入检测器 $f_n(x)$,检测结果如图2(b)所示。由图2(b)可以看出,传感器故障也将被涡轮泵的新异类状态检测器视为新异类状态的一种。因此在监控涡轮泵状态时,需要辨别检测到的新异类状态是否由传感器故障造成。

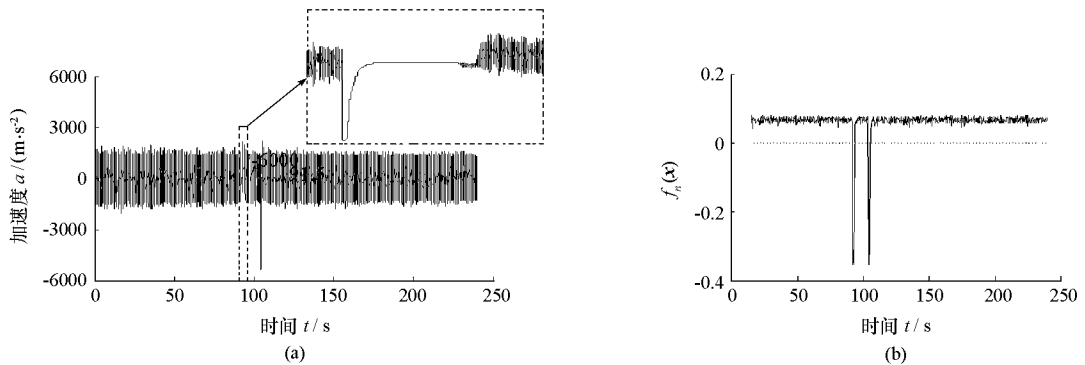


图2 TN618次试车涡轮泵切向振动信号及其检测结果

Fig.2 Tangential vibration during test TN618 and its detection results

3.1 传感器故障特征提取

在传感器发生故障时,测试系统将不能有效地采集到各种频率成分的振动,振动信号的频谱将趋于一条直线。在TN618次试车进行到86.18s和92.73s时,涡轮泵切向振动信号的频谱如图3所示。由图3可以看出,传感器发生故障时,振动信号的频谱与正常状态下的频谱差异非常大。这种差异可以用离散程度来表示,用标准差 σ 来衡量。为了消除0Hz分量及其泄漏成分对计算频谱标准差的影响,标准差 σ 的计算只考虑[600Hz, 8000Hz]频带内的幅值分量。TN618试车涡轮泵切向振动信号频域幅值的标准差如图4所示。由图可以看出,传感器发生故障时,信号频谱的标准差趋于0。

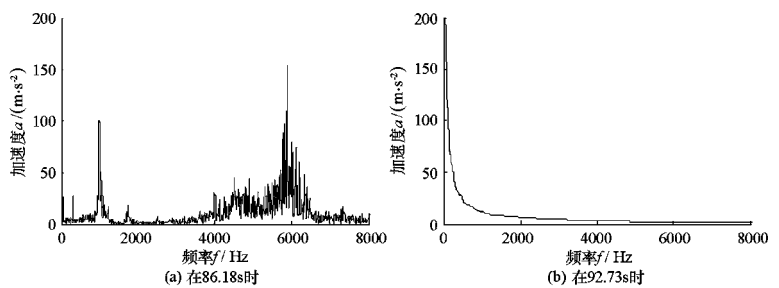


图3 TN618试车涡轮泵切向振动信号的频谱

Fig.3 Spectrum of tangential vibration at 86.18s and 92.73s during test TN618

另外,在某型液体火箭发动机试车时,同步采集了涡轮泵轴向、径向和切向三个方向的振动信号。考虑到振动在涡轮泵中传递和耦合作用,三个方向的振动信号应该具有一定的同步相关性。当其中一个通道的振动信号发生传感器故障时,该通道的振动信号与其它各路的振动信号的同步相关性就会降低。因此提取不同通道振动信号的同步相干系数(Correlation coefficients)

$$Crc = \frac{Cov(s_1, s_2)}{\sigma(s_1)\sigma(s_2)} \quad (6)$$

作为传感器故障的检测特征之一。式中, $Cov(s_1, s_2)$ 为信号 s_1 与 s_2 的协方差, $\sigma(s_1)$ 、 $\sigma(s_2)$ 分别为信号 s_1 与 s_2 的标准方差。当 $Crc > 0$ 时,称 s_1 与 s_2 正相关;当 $Crc < 0$ 时,称 s_1 与 s_2 负相关;当 $Crc = 0$ 时,称 s_1 与 s_2 不相关。

图5所示为TN618次试车涡轮泵切向振动信号与径向振动信号之间的同步相关系数。从图中可以看出,当没有发生传感器故障时,两路振动信号同步负相关,当其中一路振动信号发生传感器故障时,两

路振动信号同步不相关。

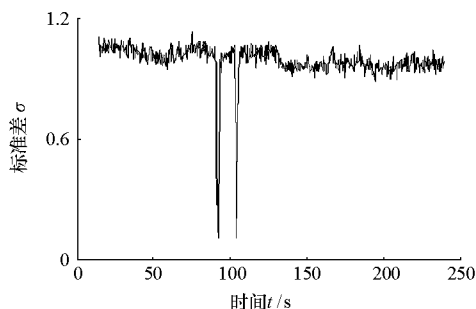


图4 TN618 试车切向振动信号中频带频谱的标准差

Fig. 4 Standard deviation of tangential vibration's spectrum during test TN618

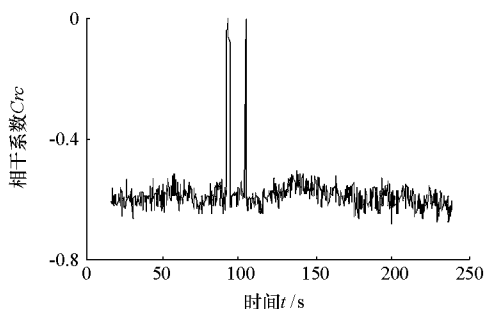


图5 TN618 试车切向振动信号与径向振动信号之间的同步相关系数

Fig. 5 Synchronous correlation coefficient between tangential vibration and radial vibration during test TN618

3.2 基于 OCSVM 的传感器故障识别

在 TN626 次试车涡轮泵轴向振动信号中, 也发现了大量的传感器故障信号。从 TN626 次试车涡轮泵轴向振动信号中提取传感器失效时的信号段, 从中提取传感器故障特征, 得到了 26 个二维特征向量 $x_i^{\text{sns}} = [Crc_i, \sigma_i]$ 。以 x_i^{sns} 为训练样本训练 SVDD 检测模型, 训练完成后按照式(3)构建以传感器失效为目标类的传感器故障检测器 $f_{\text{sns}}(x)$, SVDD 的参数设置为 $v = 0.01$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 0.98$ 。当 $f_n(x) < Q_{f_{\text{sns}}}(x) \geq 0$ 时, 判断测试中出现了传感器故障。

使用传感器故障检测器 $f_{\text{sns}}(x)$ 对 TN618 试车切向振动信号进行检测, 结果如图 6 所示。由图 2(b) 可以看出, 在该次试车进行到 91.52s~93.11s 和 103.66s~104.98s 时, 涡轮泵切向振动出现了异常状态; 由图 6 可以看出, 在传感器发生故障的两个时段, $f_{\text{sns}}(x) \geq 0$, 可以判断出现的新异类状态属于传感器故障。

另外, 利用 $f_{\text{sns}}(x)$ 对 TF619 和 TF627 的轴向振动信号进行检测, 没有出现 $f_{\text{sns}}(x) \geq 0$ 的情况。

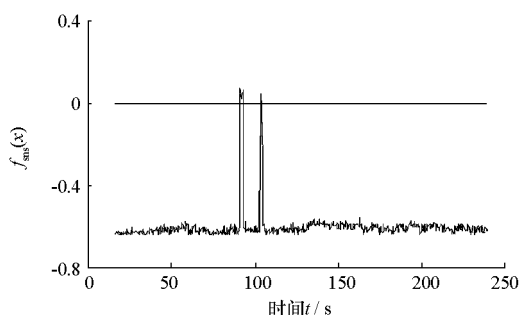


图6 TN618 试车涡轮泵切向振动信号中传感器故障的检测结果

Fig. 6 Detection results of tangential vibration during test TN618 with sensor fault detector

4 结论

建立了基于 OCSVM 的新异类检测模型, 利用 OCSVM 检测模型构建了涡轮泵新异类状态检测器和传感器故障检测器, 分别用于涡轮泵状态监控和传感器故障识别。对涡轮泵实际试车数据的分析结果表明, 涡轮泵新异类状态检测器只需通过对正常样本的学习就可以实现对涡轮泵叶片脱落故障、碰摩故障、传感器故障等各种异常状态的检测; 而传感器故障检测器则可以在涡轮泵出现异常时, 判断异常是否由传感器故障造成的。

参考文献:

- [1] 谢光军. 液体火箭发动机涡轮泵实时故障检测技术及系统研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2006.
- [2] Markou M, Singh S. Novelty Detection: A Review Part I: Statistical Approaches [J]. Signal Processing, 2003, 83(12): 2481-2497.
- [3] Schölkopf B, Williamson R, Smola A, et al. Support Vector Method for Novelty Detection[C]// Advances in Neural Information Processing Systems 12, Proceedings of the 1999 Conference, MIT Press, 2000: 582-588.
- [4] 胡雷, 胡芑庆, 秦国军. 双阈值单类支持向量机在线故障检测算法及应用[J]. 机械工程学报, 2009, 45(3): 169-173.
- [5] 胡雷, 胡芑庆, 秦国军. 涡轮泵试车数据单类支持向量机检测算法[J]. 推进技术, 2008, 29(2): 244-248.
- [6] 谢光军, 胡海峰, 秦国军, 等. 液体火箭发动机涡轮泵健康监控系统[J]. 国防科技大学学报, 2005(3): 40-44.
- [7] Cristianini N, Shave-Taylor J. 支持向量机导论[M]. 李国政, 王猛, 曾华军, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [8] Tax D, Dain R. Support Vector Data Description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66.
- [9] Platt J. Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines[R]. Technical Report MSR-TR-98-14, Microsoft Research, 1998.