

液体火箭发动机故障检测的阈值估计研究*

国防科技大学 黄敏超** 吴建军 陈启智

【摘要】 采用区间估计方法选取故障检测阈值,进而以此阈值为标准监测液体火箭发动机的工作情况。基于分离识别信号的概率密度函数还讨论了故障分离的最优阈值问题。某大型液体火箭发动机的热试车数据分析表明:置信区间估计技术可以有效用于发动机故障检测。

主题词: 液体推进剂火箭发动机 阈值 故障检测 概率密度函数

分类号: V434

1 引言

如何合理地选取诊断逻辑中各种阈值,降低监控系统的误报率、漏报率,已成为当今故障检测与诊断领域的前沿课题^[1]。文献[2,3]从对象系统的传递函数出发,在频域中分析了故障诊断问题,并提出了一种基于模型误差边界、噪声大小、滤波器速度、参考输入类型及故障类型的阈值确定方法。由于是基于数学模型的,其选取阈值的方法不具有一般性。另外,很多故障诊断方法直接对输入信息进行处理,加之输入信息的随机分布可能是未知的,一些非线性故障诊断算法甚至会改变输入信息的随机分布规律。因此根据故障分类系统输出的识别信号,直接估计阈值才具有更加广泛的实际意义。

识别信号包含有随机的噪声信息,又有确定的故障信息,怎样从识别信号中减去噪声信息的影响?工程上一般采用统计分析方法,确定一个置信区间。若识别信号在置信区间之内,则发动机工作是正常的;反之,发动机出现了故障。文中应用置信区间估计方法,结合某大型泵压式液体火箭发动机的热试车数据,进行了故障检测的数值仿真,其结果是令人满意的。

2 阈值估计

为了便于讨论故障检测的阈值估计问题,定义了两个累积误差指标作为识别信号。设 $x_i(t)$ 是第 i 个传感器测量参数, $d_i(t)$ 是发动机第 i 个工作参数的期望值, n 是测量参数数目。两个累计误差指标表示为:

$$E_1(t) = \sum_{i=1}^n \left[1 - \frac{x_i(t)}{d_i} \right], \quad E_2(t) = \sum_{i=1}^n [x_i(t) - d_i(t)] \quad (1)$$

确定检测阈值其实是对识别信号 $E_1(t)$ 和 $E_2(t)$ 进行区间估计,估计的上下限就是发动机正常工作状态的两个阈值。在进行区间估计之前,须先讨论识别信号的概率密度函数的估计问题。

2.1 概率密度函数

估计识别信号的概率密度函数通常有 2 种方法:一种是完全基于观测数据的直方图近似

法;另一种是由观测数据和预先选定的分布函数形式共同确定的待定系数法。

直方图近似法: 设有一组识别信号的观测值 $E(t_1), E(t_2), \dots, E(t_k)$, 又设识别信号的概率密度函数为 $f(E)$ 。一个直观的方法是将识别信号轴划分为若干小区间, 统计观测值落在每个小区间的个数, 根据大数定律中频率近似概率原理, 从而推断出识别信号在每个区间里的概率密度。具体实现算法描述如下: (1) 在观测数据中寻找 $E^- = \min_{i=1}^k E(t_i), E^+ = \max_{i=1}^k E(t_i)$ 。设统计领域区间为 $[a, b]$, 取 $a = E^- - \epsilon, b = E^+ + \epsilon, \epsilon$ 是一小正数。(2) 将领域区间 I 等分, 令 $h = (b - a) / I$ 。 I 取值要适中, I 值太小, 不能反映频率密度的变化; I 值太大, 导致某些小区间没有观测值分布, 使得频率密度分布不连续。(3) 记 $K_i =$ 观测值在区间 $[a + (i - 1)h, a + ih]$ 中的点数, 由此频率 $f_i = K_i / \sum_{i=1}^I K_i$ 。(4) 计算每一小区间的频率密度, 即近似概率密度为:

$$\mathcal{Q}(E) = f_i / h, \quad E \in [a + (i - 1)h, a + ih], \quad i = 1, 2, \dots, I \quad (2)$$

待定系数法: 对于直方图近似法, 在观测数 k 很大时, $\mathcal{Q}(E)$ 能代表概率密度函数。但这种逼近方法的精度与选取的观测值密度相关。作为另外一种对比方法, 下面提供半经验、半观测数据的待定系数法。不妨假定识别信号服从分布

$$\mathcal{Q}(E) = c(\sigma_E) \exp \left[- \left| \frac{E - \mu_E}{\sigma_E} \right|^m \right], \quad c(\sigma_E) = 1 / \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left[- \left| \frac{E}{\sigma_E} \right|^m \right] dE \quad (3)$$

式中, m 是选定常数, $m = 2$ 表示识别信号服从高斯分布, 此时 $c(\sigma_E) = 1 / (\sqrt{2\pi}\sigma_E)$ 。对于一个具体识别信号, 只需计算出均值 μ_E 和方差 σ_E^2 , 然后代入公式 (3) 就可以获得识别信号的近似概率密度函数 $\mathcal{Q}(E)$ 。

2.2 检测阈值

发动机试车或上天飞行已有大量的正常历史数据, 可以对发动机正常状态的测量信号进行区间估计, 然后应用估计阈值对发动机实际工作过程进行监测。对于识别信号 E , 其概率密度函数假定分布如图 1 所见。如果有两个阈值 $bias1$ 和 $bias2$, 满足给定参数 $\alpha \in (0, 1)$, 有:

$$\begin{aligned} P\{E < bias1\} &= \int_{-\infty}^{bias1} \mathcal{Q}(E) dE = \alpha/2 \\ P\{E > bias2\} &= \int_{bias2}^{\infty} \mathcal{Q}(E) dE = \alpha/2 \end{aligned} \quad (4)$$

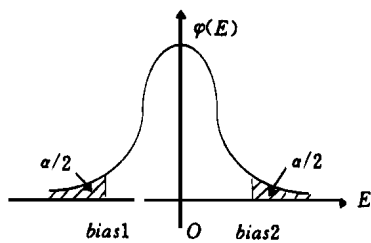


图 1 识别信号 E 的区间估计

则称 $[bias1, bias2]$ 是识别信号 E 的一个区间估计, 其置信水平为 $1 - \alpha$, $bias1$ 和 $bias2$ 也就是判断发动机工作是否正常的上下阈值。在已知概率密度函数 $\mathcal{Q}(E)$ 时, 应用数值积分方法对式 (4) 求解就能得到阈值 $bias1, bias2$ 。由于阈值 $bias1, bias2$ 与选择的置信水平参数 α 紧密相关, 所以 α 是一个非常重要的参数。 α 选大了, 故障检测系统的误报率比较高; α 选小了, 确定的检测阈值对发动机故障又不敏感, 即故障漏报率比较大。

2.3 最优分离阈值

识别信号 $E_1(t), E_2(t), \dots, E_p(t)$ 分别代表发动机的一种正常状态和 $p - 1$ 种故障状态。若有大量发动机 p 种工作状态的历史数据, 那么经过故障分类系统, 可以得到不同工作状态下识别信号 $E_i(t)$ 的观测数据。采用直方图近似法或待定系数法, 可以获得发动机第 j 种工作状

态下的识别信号 $E_i(t)$ 的近似概率分布函数 $\varphi(E_i)$ 。不妨假定故障分类系统为模糊神经网络, 其概率密度函数参见图 2。设 $bias_j$ 是发动机第 j 种工作状态的分离阈值, 此时误分率定义为:

$$\text{error}_j = \sum_{k=1, k \neq j}^p \int_{bias_j}^0 \varphi(E_i) dE_i + \int_0^{bias_j} \varphi(E_i) dE_i \quad (5)$$

最优阈值 $bias_j$ 的确定其实是对式(5)进行数值积分, 找到一个 $bias_j$ 使误分率 error_j 最小, 用符号表示为 $\min_{bias_j \in (0, 1)} \text{error}_j$ 。对于其它故障分类系统, 可以得到类似式(5)的误分率公式, 只是积分边界不同而已。

3 试车数据分析

对于发动机启动过程, 选择了一致性比较好的 8 个参数来监测工作情况。由于发动机启动过程不是很长, 使得现有的观测数目小于 5000。

为此, 一方面从这有限的观测数据中提取概率分布特性, 初步确定启动过程的检测阈值。另外, 还根据发动机试车专家的经验, 对检测阈值做了适当扩大, 以便发动机启动过程的随机振动不要误报为故障。对于发动机稳态过程, 选用了 32 个监测参数来进行统计分析。发动机稳态过程已有大量的历史数据, 从中选择了 20 万个观测值, 得到累积误差的概率分布特性如图 3 所见。

为了评估工程上一些常用估计区间的实际置信水平, 选用了 3 次正常试车数据, 计算出它们的平均值和标准差, 参见表 1。

以表 1 中平均值和标准差为基础, 按照高斯分布规律, 取其置信水平为 99.0%, 得到上下检测阈值, 并以此阈值代表的区间用图 3 中概率分布特性重新计算了置信水平。由表 2 中第 2 列知, 按照高斯分布来处理本文定义的两个累积误差, 其检测精度比期望水平稍微低一些, 基本上达到要求。对于工程上常用的 3~6 倍标准差区间, 其评估结果参见表 2 中第 3~6 列, 它们的置信水平都在 97.0% 以上, 满足了工程设计要求。

表 1 3 次正常试车的统计结果

统计变量	平均值	标准差
累积误差 1	0.002972	0.06917
累积误差 2	-0.001573	0.07492

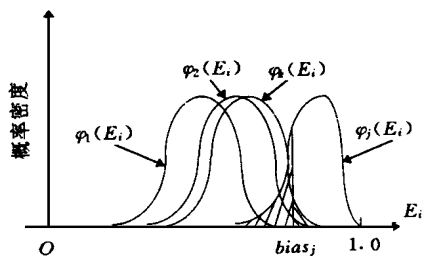


图 2 识别信号 E_2 的不同概率分布举例

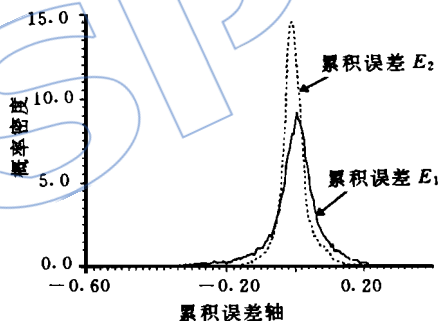


图 3 两累积误差的概率密度函数

表 2 工程上常用区间的评估结果

	高斯分布 99.0% 的置信区间	3 倍标准差 的置信区间	4 倍标准差 的置信区间	5 倍标准差 的置信区间	6 倍标准差 的置信区间
累积误差 1 的实际置信水平	95. 8114%	97. 0115%	98. 8074%	99. 5393%	99. 7553%
累积误差 2 的实际置信水平	96. 6518%	99. 6881%	99. 7963%	99. 8404%	99. 9045%

累积误差 1 的平均值和标准差代入公式(3) 中, 并取 $m=1, 2, 5, 10$ 得到一系列概率分布特性。由比较结果知, 累积误差 1 近似服从 $m=1$ 时(3) 式描述的概率分布规律。

采用直方图近似法获得的概率密度函数, 取其置信水平参数 $\alpha=0.003$ (相当于高斯分布 3 倍标准差的置信水平), 估计了发动机正常工作状态的阈值边界。若累积误差在正常阈值带之内, 表示发动机工作是正常的; 若累积误差连续 5 次超越正常阈值带, 则判定发动机工作出现故障。

图 4 是发动机正常试车 TEST1- 5 的检测结果。前 6 s 表示发动机启动过程累积误差的变化情况, 后 494 s 描述发动机稳态过程累积误差的波动情况。在启动阶段与稳态过程的交接处, 有一比较大的振动, 但没有连续 5 次超过阈值线。因此正常试车 TEST1- 5 的检测结果仍然为发动机工作正常。正常试车 TEST1- 6, TEST1- 7 的检测结果同样为发动机工作正常。

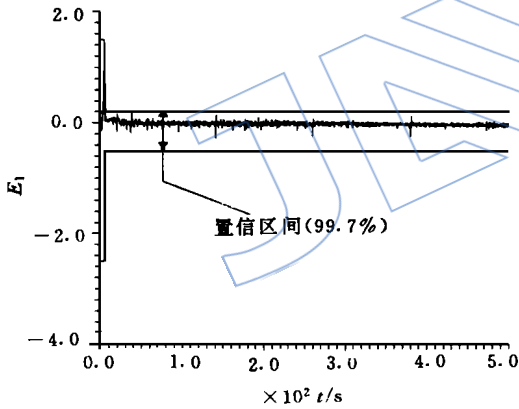


图 4 正常试车 TEST1- 5 的监测过程

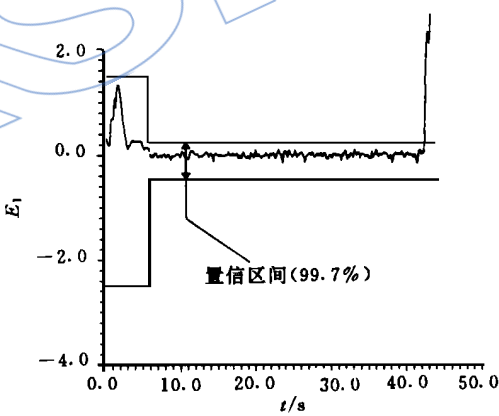


图 5 故障试车 TEST5- 1 的监测过程

正常试车 TEST2- 1 第 2 次点火以后, 出现比较大的振动, 若仅用置信区间估计得到的阈值度量启动段的累积误差, 会把振动误报为故障。为了解决这个问题, 根据试车专家经验, 适当扩大了启动段的检测阈值。经改进后的阈值检验, 正常试车 TEST2- 1 预报为发动机工作正常, 与实际试车结果相一致。

正常试车 TEST3- 3, TEST3- 4 的稳态过程振动比较大, 正常试车 TEST3- 5 第 2 次点火时启动过程振动比较大。但检测系统都没有误报, 3 次试车均预报为发动机工作正常。

正常试车 TEST4- 1, TEST4- 2 因发动机测量系统有问题出现有偏强噪声, 除试车 TEST4- 2 第 1 次点火时累积误差 E_2 有误报之外, 其它检测结果均是正确的。正常试车

TESE4-3 启动和稳态过程振动比较小,检测结果为发动机工作正常。

故障试车 TEST5-1 检测结果参见图 5。这次试车启动过程振动比较大,稳态过程工作约 42.5 s 时氧化剂副文氏管入口处出现多余物,导致燃料泵转数过小,触发红线系统于 43.21 s 紧急关机。两累积误差的检测故障开始时间分别是 42.68 s 和 42.66 s,分别比红线系统预报故障时间提前 0.53 s 和 0.55 s。

故障试车 TEST2-5 因燃料泵涡轮破坏,导致燃料泵欠速,触发红线系统于 275.9 s 紧急关机,而发动机故障检测系统预报故障比红线系统提前 0.19 s 以上。

试车 TEST2-6 第 1 次点火正常,发动机检测结果为正常。第 2 次点火时因燃料泵超速红线系统于 1.32 s 紧急关机,累积误差 E_1 提前 0.76 s 预报发动机故障,累积误差 E_2 提前 0.64 s 检测故障。

综上所述,除累积误差 E_2 有一次误报之外,其它检测结果均是正确的,可见本文提出的发动机故障检测方法的有效性。

4 结 论

(1) 基于发动机启动阶段 8 个测量参数和稳态过程 32 个测量参数,计算它们的累积误差,可以较好地反映发动机系统的工作情况。从发动机热试车数据分析结果知,即使测量数据中有比较大的振动,本文定义的累积误差 E_1 也没有误报发动机工作状态,因此推荐工程上选用累积误差 E_1 来进行发动机故障检测。

(2) 由于现有大量发动机正常试车数据,故障状态下试车数据非常贫乏,仅仅对正常试车数据进行了统计分析,求得概率密度函数之后,选择正常状态的误报率大小(即置信水平参数 α)来确定置信区间的上下限并此作为检测阈值。若已知发动机正常和故障状态的概率密度函数,选择的检测阈值应同时使正常状态的误报率和故障状态的漏报率最小,即发动机故障检测也存在着最优检测阈值。

(3) 在诊断逻辑中选取最优分离阈值,几乎是所有故障诊断算法都要面临的问题。不管采用何种故障分类系统,大家均可以定义一个类似(3)式的误分率公式。只要已知各种发动机工作状态的概率密度函数,采用数值积分方法对误分率公式求一维极值,就可以得到最优分离阈值。

参 考 文 献

- 1 周东华,孙优贤.控制系统的故障检测与诊断技术.北京:清华大学出版社,1994
- 2 Frank M, Ding X. Frequency Domain Approach to Optimally Robust Residual Generation and Evaluation for Model-Based Fault Diagnosis. Automatica, 1994, 30(5): 789-804
- 3 Naeini E, Akhter M M, Rock S M. Effect of Model Uncertainty on Failure Detection: The Threshold Selector. IEEE Transactions. Automatic Control, 1988, 33(12)

(责任编辑 杨再荣)

the controller's parameters, even if the restraints are out of limits.

Key Words Adaptive control Constraint conditions Aircraft engines Test rig

ADAPTIVE PREDICTIVE PI CONTROL BASED ON NEURAL NETWORKS FOR ELECTROHYDRAULIC FORCE SERVO SYSTEM

He Yubin, Yan Guirong, Zhang Zhidong, Xu Jianxue

(*The National Key Laboratory of Mechanical Structural Strength and Vibration,
Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049*)

ABSTRACT

An adaptive predictive PI controller based on neural networks for electrohydraulic servo system is presented with respect to its complex nonlinearities and uncertainties. The method can be realized by a parallel structure which is composed of a real-time controller for real-time control operation, a predictive controller for regulation of control parameters and a supervising mechanism to determine whether or not the realtime controller is replaced by the predictive controller according to the variations of control performance. Thus, the real-time controller can be adjusted independently of the real operation of the controlled system by introducing neural networks as predictive model and predictive controller. It avoids the difficulty of the real-time control in control methods based on neural networks, thus makes the on-line learning control of complex systems possible. The learning ability of neural networks enables the predictive model to be modified on-line to simulate the behavior of the controlled system, and makes the predictive controller adjustable adaptively to variation of the system dynamical properties. Simulation results demonstrates its satisfactory control performance and it has been applied to a electrohydraulic servo structural testing system with success.

Key Words Electrohydraulic Servo systems Neural networks Adaptive control

BIAS ESTIMATION RESEARCH OF FAULT DETECTION IN LIQUID ROCKET ENGINE

Huang Minchao and Chen Qizhi

(*Dept. of Aerospace Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073*)

ABSTRACT

Two accumulative error indices are defined as the discernment signals of the fault detection in a liquid propellant rocket engine. The biases of the fault detection are selected by way of the interval estimations of the discernment signals, and the operation conditions of the rocket engine are monitored on the basis of the biases derived from the interval estimations. Moreover, the maximum optimal questions of the fault isolation thresholds are considered with the aid of the probability density function for the discernment signals of the fault isolation. The data analysis of the test firings in a large turbo-pump fed liquid rocket engine demonstrates that the estimation techniques of confidence interval can improve fault detection time compared to the current engine redline monitoring system. In the detection of anomalous test firings, both of the accumulative error indices correctly detected all faults. In the detection of normal ones, no false alarms were indicated by the first accumulative error index, while only one false alarm was indicated by the second accumulative error

index.

Key Words Liquid propellant rocket engines Fault detection Threshold value
Probability density function

APPLICATION OF ADAPTIVE VARIABLE NEURAL NETWORK TO AEROENGINE FAILURE DIAGNOSIS

Xie Shousheng and Fan Siqi

(*7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072*)

ABSTRACT

A new adaptive variable neural network is developed according to the inner product feature of sample space. This method does not need to iterate learning. It features that its self-learning velocity is fast, accuracy is high, and it is able to change self-structure on work according to producing new sample. It has been applied to a type of aero-engine start system, its accuracy of failure diagnosis is prior to the original one, and the maintenance work is cut down. Moreover it has capability for real-time failure diagnosis, which opens up bright prospect for its propagation.

Key Words Adaptive control Failure diagnosis Neural network Aircraft engines

NEAR DEADBEAT CONTROL OF AN AEROENGINE SPEED SIMULATION SYSTEM

Sheng Wanxing and Dai Ruwei

(*Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080*)

Wang Sun'an and Shi Weixiang

(*School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049*)

ABSTRACT

The near deadbeat control design was applied to an aeroengine speed simulation system for flight handling simulation. High power demand of the aeroengine speed simulation system can be met by adopting a type of electrohydraulic pump controlled motor system. But the desired dynamic properties are difficultly obtained under the condition of large step input amplitude. According to the idea of deadbeat control, a method of quasi-deadbeat control design is proposed to overcome the difficulty. The experiments testified the effectiveness of the presented design.

Key Words Aircraft engine electrohydraulic control Servo system Simulator

NUMERICAL SIMULATION OF TWO- DIMENSIONAL FLOWFIELD IN PARTICLE SEPARATOR

Hou Lingyun and Yan Chuanjun

(*7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072*)

ABSTRACT

The numerical simulation of the two-dimensional, viscous and axisymmetric flowfield and various diameter particle trajectories in a inertial Inlet Particle Separator (IPS) has been completed. For the complex boundaries, a grid system of the non-orthogonal body-fitted coordinates is generated, which is ideally suitable to this case; For the split flow, multiply connected regions are transferred to simple connected region. A SIMPLEC