

液体火箭发动机系统故障 实时监测算法研究

崔定军 刘国球 张振鹏

(航空航天部 11 所)

摘 要: 利用水力系数 (C_{ADE}) 的性质和现有液体火箭发动机管路系统中压力或流量的测量值, 进行适当分段组合, 计算出相应的压力和水力系统改变量。并根据实际试车经验确定出相应的极限值。同时使用灰色理论中 GM 预测模型对发动机的监测参数进行预测, 从而及早分析出发动机所处工况。该算法能尽早地探测出发动机系统中出现的故障, 以提供足够的时间对发动机采取措施。

主题词: 液体推进剂火箭发动机, 监控, 故障诊断

RELA-TIME SYSTEM FAULT DETECTION ALGORITHM FOR LIQUID ROCKET ENGINE

Cui Dingjun Liu Guoqiu Zhang Zhenpeng

(The 11st Research Institute)

Abstract: Using the definition of hydraulic coefficient and existent measurements of pressure or flow in pipes of liquid rocket engine, the pressure and the change amount of hydraulic coefficient will be determined according to appropriate calculation of a certain separate pipe. And the relative critical values will be given from the practical test results. Meanwhile, monitoring parameters will be predicted by a GM model of Grey Theory, and engine health condition will be analysed early. This algorithm can detect the system fault in rocket engine as early as possible, so that there is enough time to adopt measures for engine.

Keywords: Liquid propellant rocket engine, Monitoring, Fault diagnosis

1 引言

近年来对液体火箭发动机的状态监测与故障诊断,已提出了多种不同的故障探测技术和监测算法。其中绝大部分的算法采用了理论模型法和信息处理技术^[1]。理论模型算法是利用某些参数已有的测量结果形成系统的故障数学模型,然后用该模型的输出结果同实测值进行比较,从而探知故障。信号处理技术主要是靠对发动机测量信号的频谱分析和比较来进行故障探测的。

目前在液体火箭发动机研制中,由于推进剂泄漏和管路中多余物阻塞造成的故障经常发生。这些故障发生的程度和位置决定着产生的后果。本算法的目的正是探测系统中泄漏和阻塞故障发生的位置和相对量的大小,并可较好预报出故障的发生,为实时监控提供了简便而可行的算法。

2 管路组合参数定义

分析发动机性能时,水力系数 C_{ADE} 是一个很重要的参数^[2]。

定义:

$$C_{ADE} = \frac{\dot{m}}{\sqrt{\rho \Delta p}} \quad (1)$$

为管路组合参数。

其中, $\dot{m}$: 流量; ρ : 介质密度; Δp : 压力差。

由已往的试验经验可知^[2]: 对于同样的发动机结构,冷试和热试中,这个参数有其密切的关系。可以用冷试来模拟和确定热试的值。这给预先确定故障极限值提供了条件。

当泄漏或阻塞在发动机某一段管路中发生时,其水力系数 C_{ADE} 将要发生变化,这在公式(1)中有直接反映。实际测量中,虽然不能在每段管路中都能测出 $\dot{m}$ 和 C_{ADE} 的值,但每段管路都有可能进行压力测量,这样可以准确地得到每段管路两端之间的压力差 Δp 值。

由于

$$\Delta p = \frac{\dot{m}^2}{\rho C_{ADE}^2}$$

显然, Δp 反比于水力系数 C_{ADE} 的平方, C_{ADE} 的变化能由 Δp 的变化敏感地反映出来,从而可以由 Δp 值的增加或降低来探测发动机系统管路中某段是阻塞或泄漏故障的发生。

3 发动机参数预测法

现有的液体火箭发动机系统中各段管路中的压力都可以测量,这样就得到各段的 Δp 值。但为了能尽早地探知故障的发生,往往要预测参数的发展趋势。当故障发生时,参数总会有个发展的过程,如泄漏量一般总是从小到大,若能尽早地预测出故障发生的趋势、范围和位置,可及时采取措施,减少损失。

故障的发生往往是非常复杂的过程,而且影响因素多。若用一般因素建模来预测,则由于因素复杂,相互影响且又有许多因素不可知,很难建立合适的模型。但故障探测多数又要

求对一个带有不可知信息的系统,利用有限信息,通过信息处理,而进行预测和决策。灰色系统理论中 GM (Grey Dynamic Models) 预测模型正好适合处理这样的问题^[3]。

灰色系统理论是运用时间序列数据来确定微分方程的参数的建模方法。GM 预测模型不是把观测数据序列视为一个随机过程,而是看作随时间变化的灰色量(灰色过程),通过数据生成逐步使灰色量白化,从而建立相应微分方程解的模型并作出预报。

GM 预测模型只要求较少的观测数据即可制作,这同一般的概率统计模型要求较多数据资料是很不一样的。它的特点是根据自身数据建立动态微分方程再预测自身的发展。这对于实时监测的要求是非常有效的。

对于液体火箭发动机状态的监测需要对系统中的多个参数分别进行预测,即分别对各参数建立 GM (1, 1) 模型。

GM (1, 1) 模型为:

$$\frac{dx'(t)}{dt} + ax'(t) = u$$

$$\text{即} \quad \hat{x}'(k+1) = [x'(0) - \frac{u}{a}]e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (2)$$

(带 $\wedge$ 的数据为模型计算值)

其中: 数据个数 $k = 1, 2, \dots, N$

待辨识的参数 a 和 u 由下式确定:

$$\hat{a} = [a, u]^T = (B^T B)^{-1} Y_n \quad (3)$$

式中:

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x'(1) + x(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x'(2) + x(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x'(n-1) + x(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y_n = [x^\circ(2), x^\circ(3), \dots, x^\circ(n)]^T$$

B 矩阵中的 $x'(k)$ 是由原始数据 $x^\circ(n)$ 的累加值, 即: $x'(k) = \sum_{i=1}^k x^\circ(i)$ 。

而预测值 $\hat{x}^\circ(k)$ 又由 $\hat{x}^\circ(k) = \hat{x}'(k) - \hat{x}'(k-1)$ 给出。

由于液体火箭发动机工作时, 各参数实际值都随时间变化, 所以需要确定参数 a 和 u 的区间。本文通过对原始数据序列 x° 数据取舍的不同, 建立一群 GM (1, 1) 模型来实现。

参数预测中需要利用系统的最新信息, 根据发动机故障出现的特点, 最好使用离预测点最近的有限信息, 所以选用了等维新息模型的方式进行预测。即在原始数据序列中随时增加新的信息数据, 同时就去掉一个老信息数据, 在此基础上, 建立一群 GM (1, 1) 模型, 可以较准确地预测出各参数的变化情况。

4 实时监测算法

在原有测量系统的基础上, 利用测量结果进行组合参数计算, 形成被监测参数原始数据

序列, 然后用灰色预测方法进行发动机状态的预测, 用事先确定好的参数极限与预测结果比较, 达到监测的目的。该算法一方面能尽量早地探知系统中故障的发生。另一方面因为预测值由最新原始数列得出, 可以避免由于随机测试噪声或其它偶然原因而使测量值突然偏差所导致的误关机。

4.1 预测方法的确定与改进

实时监测要求预测结果要尽量准确。对于一般稳态工况和渐变性故障发生时, 采用等维新息模型进行预测已完全能满足精度要求, 并可保证本算法的实时性。但当速变性故障出现时, 本算法难以立即满足精度要求, 所以在此模型的基础上, 考虑加激励的方法, 来使预测模型迅速适应该状态。

若原始数据序列变化急剧, 则看预测值是偏高还是偏低。偏低, 即发展过缓, 就采用加正激励的 GM (1, 1) 模型 ($\delta > 0$); 偏高, 即发展过快, 就采用加负激励的 GM (1, 1) 模型 ($\delta < 0$)。即可将式 (2) 引入激励 δ , 变为:

$$x^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{u + \delta}{a})e^{-ak} + \frac{u + \delta}{a}$$

其中: $\delta = \frac{1}{1-\alpha}[\alpha\hat{x}^{(1)}(k+1) + \alpha\Delta x - u - \alpha ax^{(0)}(1) + \alpha u]$
 $\alpha = e^{-ak}$

Δx 为差值

4.2 参数极限确定

测量所得的参数是各段的压差 Δp 值, 由水力系数的定义式知 Δp 与 C_{ADE} 的平方成反比, 这对于 C_{ADE} 发生变化的故障 (泄漏、阻塞), 以 Δp 值作为监测参数是非常合适的, 它敏感于此类故障的发生。这些参数的变化极限值可由以往的试验数据和性能理论分析结果确定。

4.3 算法结构

整个算法由试验数据采集、参数预测和状态判断三大部分组成。(具体结构如图 1)

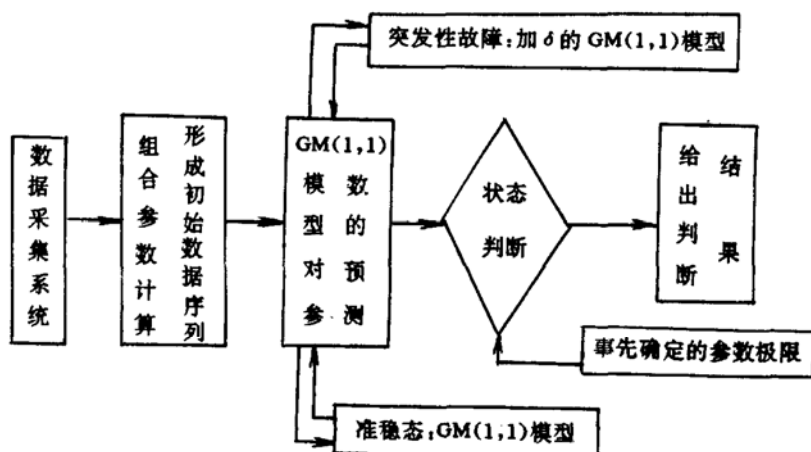
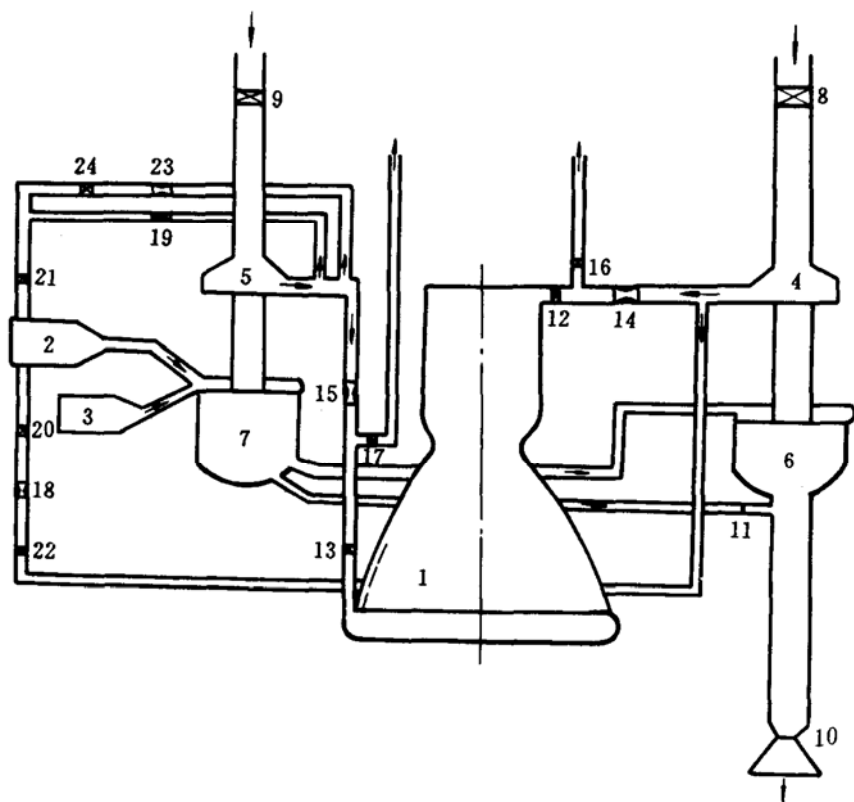


图 1 监测算法结构框图

5 工程例子

利用该算法对图2所示的液体火箭发动机系统进行故障监测。常规测量中每段管路的压力测量已完全满足算法要求。并用模型预测值进行判断,克服由于随机测试噪声或偶然原因引起的误关机,同时使用加激励 δ 的方式使预测值满足精度。



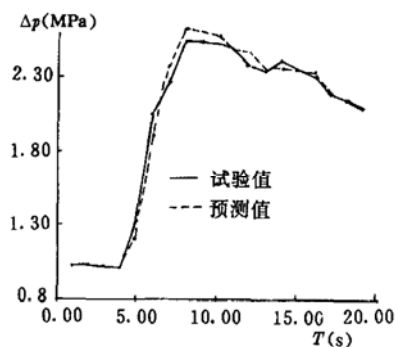
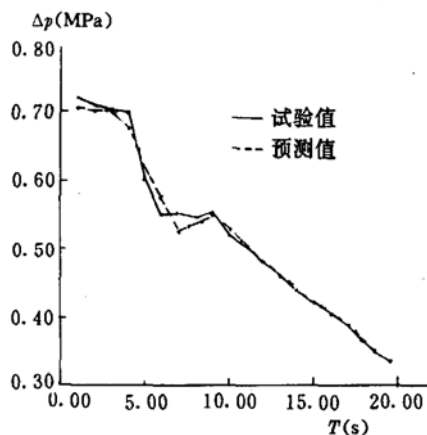
- 1 推力室 2 发生器 3 启动器 4 氧泵 5 氢泵
6 氧涡轮 7 氢涡轮 8 氧泵前阀 9 氢泵前阀 10 拉瓦尔喷管
11 音速喷嘴 12 氧主阀 13 氢主阀 14 氧主文氏管 15 氢主文氏管
16 氧泄出阀 17 氢泄出阀 18 氧副文氏管 19 氢副文氏管 20 氧副阀
21 氢副阀 22 氧稳压阀 23 氢副旁通文氏管 24 氢副旁通阀

图2 发动机系统简图

某次试车中,氧副文氏管多余物阻塞发生故障,红线参数涡轮泵转速下限关机。用该算法对部分试车数据进行事后预测计算所得结果如图3,4所示。

数据分析:从曲线可知预测值与实测值十分一致。目前该系统采用红线参数涡轮泵转速的上下限关机值分别为其正常值的115%~84%,而在此转速范围内上述两个压差 Δp 的变化则分别为200%以上和45%以下(试验结果如表1)。这个结果表明,用本组合参数监测故障较现行的红线参数更敏感,可以早发出故障信号。

重要的是该算法可经过多次试验和模拟计算分析后得到定量结果(因为 $C_{ADE} = \frac{m}{\sqrt{\rho \Delta p}}$,由 Δp 可确定 C_{ADE} ,即泄漏或阻塞的程度),又由于压差 Δp 的取值段确定,因而可准确知道

图3 氧副文氏管压差 Δp 随时间 t 变化曲线图4 燃气发生器氧喷嘴压降 Δp 随时间 t 变化曲线

故障发生的位置和程度, 为智能控制系统提供了必要基础。

表1 红线参数关机时各参数实测值

参数名 状态	氧涡轮转速 (r/min)	氧涡轮转速 (r/min)	氧副文氏管压差 Δp (MPa)	氧副喷嘴压降 Δp (MPa)
额定 (正常)	18700	41250	1.011	0.724
关机	15703	33641	2.120	0.321
变化率	83.97%	81.55%	209.90%	44.34%

6 结 论

该算法可利用发动机地面试验原有测试系统, 不需要为故障监测另设测试点, 因而不改变发动机原有的可靠性。而且计算简单、迅速, 为实时监测提供了条件。

监测参数 Δp 敏感于水力系数 C_{ADE} 的变化, 所以该算法对发动机系统故障预报的更准确更明显。而且用监测参数预测值进行状态判断, 既可避免偶然因素引起的误关机又能提前发出故障信号。

该算法不难通过改进, 对发动机系统中重要的每段管路进行监测。并通过多次试验和计算给出表征故障大小的尺度, 从而准确探知故障发生的程度和位置, 成为有效的实时监测算法。

参 考 文 献

- [1] Panossian H, Kemp V. Real-time Fault Detection Algorithm for the SSME. AIAA 90-2295
- [2] Housen N. R-4D 发动机. 航天部 707 所, 1984
- [3] 易德生, 郭萍. 灰色理论与方法. 石油工业出版社, 1992