

液体火箭发动机启动过程实时 在线故障检测算法*

吴建军 张育林 陈启智

(国防科技大学航天技术系, 长沙, 410073)

摘 要: 利用神经网络技术实现了液体火箭发动机启动过程的非线性辨识; 提出并实现了一种基于辨识误差检验的故障检测策略。经大量实际发动机热试车数据验证表明, 所提出的检测算法十分有效。由于算法所利用的监测参数均系实际发动机地面试车中所测量的参数, 且检测算法在线工作时计算量十分小, 因而所提出并实现的检测算法可以直接应用于工程实际。

主题词: 液体推进剂火箭发动机, 故障检测, 人工神经网络, 实时算法

分类号: V434. 3, V448. 252

REAL TIME ON-LINE FAULT DETECTION ALGORITHM FOR STARTING PROCESS OF LIQUID PROPELLANT ROCKET ENGINES

Wu Jianjun Zhang Yulin Chen Qizhi

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

Abstract: The starting process and cutting off processes of liquid propellant rocket engines are inherent nonlinear stochastic ones. It is a very difficult task to carry out detecting faults in such processes. In this paper, based on system identification theory, Authors employ artificial neural networks technique to complete the nonlinear system identification for the starting process of the engine with trubopump system. The fault detection method based on checking identification error is proposed and implemented. The results of detecting faults, which are obtained from testing with a number of practical engine's fire-test data, show that the fault detection algorithm proposed in the paper is very effective. Because the algorithm needs less computation cost, and the measured parameters that are required for the fault detection algorithm are consistent with ones for the current monitoring system on the ground test, the algorithm studied and implemented may directly be applied into real monitoring system of liquid propellant rocket engines.

Subject terms: Liquid propellant rocket engine, Fault detection, Artificial neural network, Real time algorithm

1 引言

液体火箭发动机的启动过程包括从挤压充填到强迫充填过程的转换, 其复杂性主要是由

* 本文 1995 年 11 月 23 日收到, 修改稿 1996 年 4 月 8 日收到, 系国家自然科学基金资助项目 (No. 59186026)

于启动器、活门开启的非线性动态特性以及启动器和燃气发生器交叠工作段的非线性特性造成的。因此,对其建立较为精确且能够满足实时在线处理的解析模型相当困难^[1,2]。模型的误差、不确定性、复杂的计算加之随机干扰的影响,常常使得基于模型的故障检测方法失效。

本文从实时在线应用的角度出发,将发动机启动过程作为准静态过程处理,利用不同测量传感器监测参数之间的相互关系,建立发动机启动过程非线性辨识模型;利用辨识模型实时估计发动机在工作时关键监测参数的期望值;通过对实际测量值与期望值之间的误差(即辨识残差)进行检验并利用适当策略作出故障决策。

2 故障检测算法

2.1 问题描述

对于发动机启动过程这一本质非线性时变随机过程,传统的建立非线性回归估计模型存在很多问题。仅输入参数的确定就十分棘手,除必须进行变量间的相关性及物理关系分析外,还要用到相当多的经验知识。为了简化回归分析方法建模的复杂过程,同时提高辨识模型的内插和外推及容错能力,本文采用了神经网络辨识这一新技术。神经网络辨识方法与回归分析方法的比较,可参见文献[2]。根据神经网络技术的发展以及可实现性、实用性等,用于本文进行非线性辨识的神经网络模型是广义多层感知机网络^[4],但并不意味它是解决非线性辨识问题的最优模型。

2.2 故障检测策略

结构和权重已确定的神经网络辨识模型,可以正确地描述发动机正常工作过程中输出变量 $\vec{Y}$ 与输入变量 $\vec{X}$ 之间的数据结构关系^[2]。因而对于发动机的正常工作过程(非训练过程),其期望输出与实际测量值之间的误差应在一个小的误差带中,该误差带可以确定为故障检测的阈值范围,记作 $\vec{T}_m$ 。如果发动机工作异常,那么用于辨识正常工作过程的辨识模型不再有效,因此模型输出值与实测值之间会存在较大的误差;如果能合理地确定阈值 $\vec{T}_m$,那么此时误差 $\vec{D}$ 应超出阈值 $\vec{T}_m$ 。这是基于辨识误差的故障检测阈值法。事实上,在第3节实例验证中可以看到,对于某个监测参数,其辨识误差序列具有新息序列的特性,因而也完全可以采用基于新息序列的故障检测方法,如 x^2 测试^[1]、SPRT检验^[2]等。考虑到工程实际所要求的实时性以及在线工作能力,下面给出基于辨识误差阈值法的检测策略。

(1) 对于单个监测参数 y_i ,其辨识误差 d_i 是否满足 $d_i > t_{mi}$,若是,则对决策逻辑投赞成票。其中, $d_i = \min \{ \Delta y_{i1}, \Delta y_{i2}, \dots, \Delta y_{ik} \}$, k 为持续性检验指标的时间宽度; t_{mi} 是第 i 监测参数的阈值; $\vec{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$, $\vec{T}_m = (t_{m1}, t_{m2}, \dots, t_{mm})^T$, $\vec{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$,辨识模型完成 $\vec{Y} = f(\vec{x})$ 。

(2) 决策逻辑, m 个监测输出参数,是否有 p 个参数投了赞成票($p \leq m$)。本文研究中仅取了 $p = m = 1$ 这一特例。

(3) 满足(1)、(2),认为发动机有故障,否则发动机工作正常。

2.3 算法实现

上述实时在线故障检测方法实现过程包括以下任务:

2.3.1 广义多层感知机网络的实现

在 Pentium-586 微机上用 C 语言实现了该网络的通用软件。该软件可任意调整网络的层数及各层节点数。激活函数可分别取为 $f(x) = 1/(1+e^{-x})$ 和 $f(x) = \tanh(x)$ 。网络学习算法可分别采用最速下降法和重开始共轭梯度法^[2]。

2.3.2 网络输入/输出的选择及确定

根据现行发动机实际测量过程的监测参数, 分别选取发动机推力 (F)、燃烧室压力 (p_c)、涡轮泵转速 (n)、发动机氧化剂流量 ($\dot{m}_0$)、发动机燃料流量 ($\dot{m}_f$)、氧化剂喷前压力 (p_{0c}) 等参数作为网络的输入/输出。可以完成如 $F=f(\dot{m}_0, \dot{m}_f, p_{0c}, n)$ 或者 $p_c=f(\dot{m}_0, \dot{m}_f, p_{0c}, n)$ 等非线性映射。当然也可以根据实际需要完成其他输入/输出组合的非线性映射。在研究中^[2], 根据实际仿真经验, 所确定的网络具体实现结构如图 1 所示。

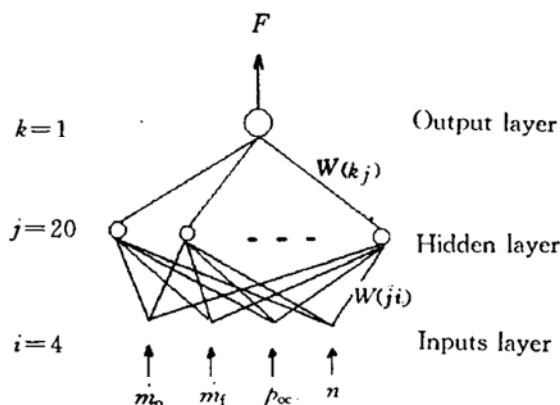


Fig. 1 The neural networks identifier for the engine's operating process

2.3.2 训练样本和测试样本的选择

训练样本和测试样本的选取, 主要用于确定故障检测阈值。用于训练的样本应选取发动机典型的正常试车过程数据, 以确定发动机正常工作过程的辨识误差。通过对辨识误差统计处理 (计算均值、方差等), 确定检测阈值。

3 工程实例验证

广义多层感知机网络辨识模型的具体结构为 4-20-1 三层网络, 激活函数取为 $f(x) = 1/(1+e^{-x})$ 。为了说明神经网络辨识模型的内插能力和外推能力, 训练样本仅取一次试车 Test (I) -Bo4 (试车号) 的数据。图 2 给出了该次试车的辨识结果。表 1 和表 2 给出了对大量已确定的正常启动过程 (未训练) 进行测试所获得的辨识误差统计处理结果。

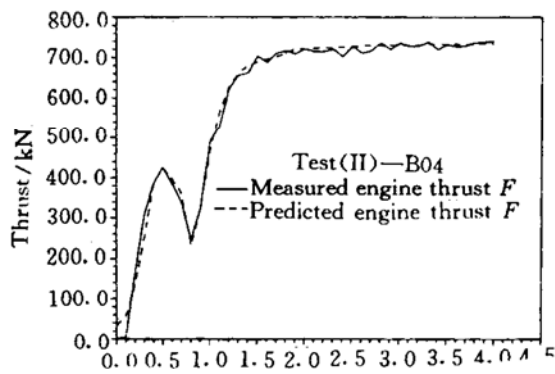


Fig. 2 The comparison with the measurement to identification result (training)

Table 1 Identification error for LRE's thrust in nominal process

Time/s \ Thrust/kN	Mean	Average error	Error std. derivation	Maximum error
0.0—1.5	-1.86	21.32	26.49	90.31
1.5—4.0	2.71	18.20	21.92	60.22

Table 2 The statistical results for the absolute of identification Err.

Time/s \ Thrust/kN	Mean	Average error	Error std. derivation
0.0—1.5	21.52	12.85	15.21
1.5—4.0	18.18	10.39	12.44

由表 1 可知, 辨识误差的均值近似为零 (与发动机额定推力之比仅为 0.03%), 可见辨识精度是相当满意的。检测阈值一般可以根据辨识误差标准方差的大小确定, 如可取标准方差的 n (1~5) 倍。在本文实际验证中, 所确定的故障检测阈值带为 ± 50 (kN)。由图 3、4 可以看出, 发动机正常启动过程在 1.5~4.0s 期间, 发动机推力实测值具有大的脉动幅值以及“尖峰”和

“尖谷”等现象出现,这可能是随机干扰的影响。在确定上面阈值时,并未对发动机数据进行去噪或平滑处理。如进行适当处理,完全能够确定更加严格的阈值带。

图3~6给出了用工程实例进行检测的结果,其中包括不同的发动机(Test (I) 和 Test (II)) 以及同一种发动机不同的调整状态。图3和图4是对发动机正常启动过程进行检测的结果。在所进行的大量实例验证中^[2],包括发动机在主级稳态工作期间出现了故障的试车,均没有发现误报警。

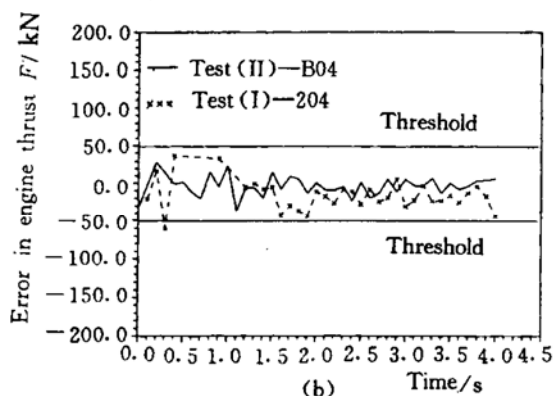
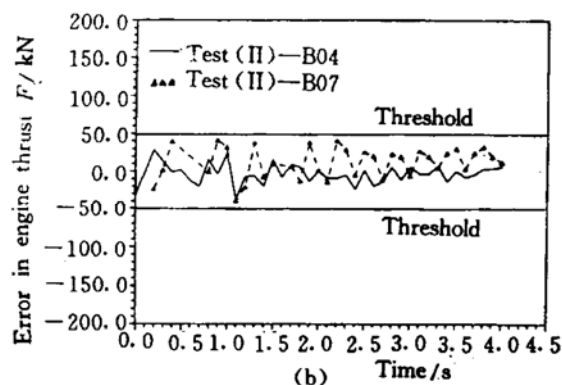
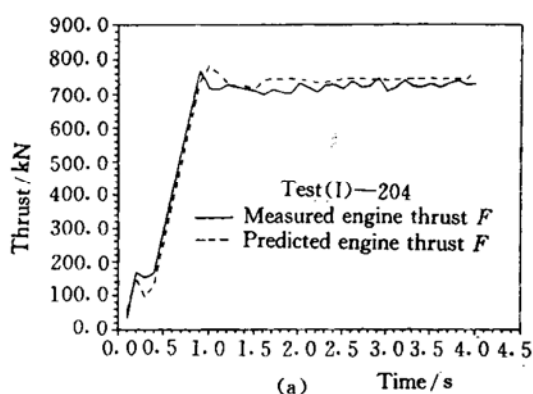
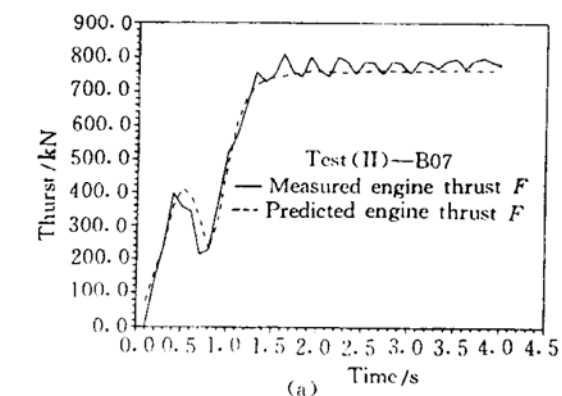


Fig. 3 The result of detecting fault with real engine's fire-test data (Test (II) -B07)

Fig. 4 The result of detecting fault with real engine's fire-test data (Test (I) -204)

值得进一步分析的是对 Test (I) -B06进行检测的情况。该次试车中,在主级稳态工作过程中发生了故障(故障发生时刻约在100s)^[2]。在事后试车结果分析资料中对该次试车的启动过程是否异常没有一致的看法:有的分析认为启动过程正常,有些则认为异常。由图5可以看出,在0.0~1.0s期间,发动机极可能出现了异常,且可能是火药启动器异常造成了启动过程加速性能不满足要求。因为在4~100s期间的稳态工作阶段发动机工作正常,说明发动机除火药启动器外的系统是正常的。

图6是对一次典型的发动机启动过程发生故障的试车 Test (I) -B12进行验证的结果。该次试车后分解发现,启动活门没有完全打开,造成了泵的汽蚀故障。由图6(b)可以明显看出,在 $t=1.5s$ 已可以肯定发动机发生了故障。

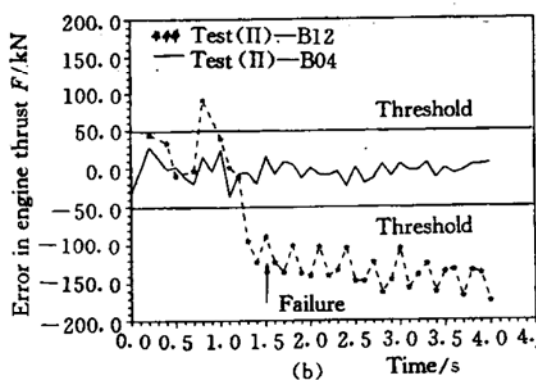
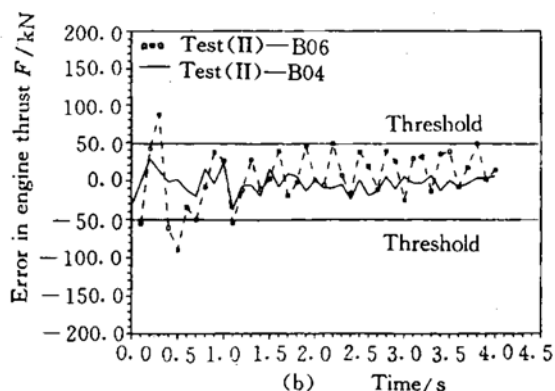
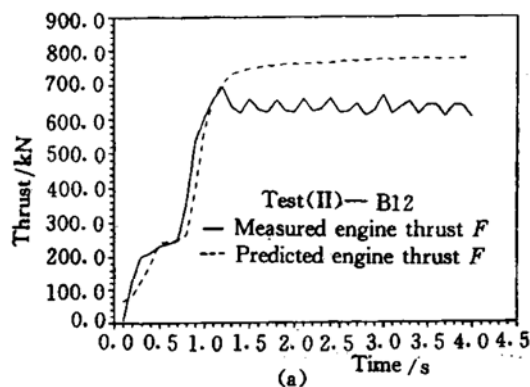
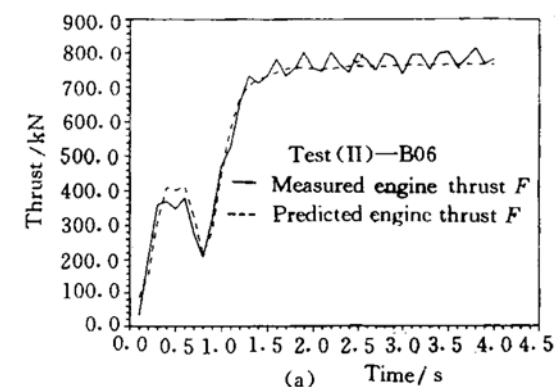


Fig. 5 The result of detecting fault with
real engine's fire-test data
(Test (I) -B06)

Fig. 6 The result of detecting fault with
real engine's fire-test data
(Test (I) -B12)

4 结 论

(1) 本文提出并实现了一种基于神经网络辨识的实时在线故障检测算法。将此算法首次应用于液体火箭发动机启动过程的故障检测, 经大量工程实例验证, 表明该算法是相当有效的。

(2) 由于神经网络辨识模型可离线建立, 而检测策略本身的计算量十分小, 因此本文所研究的算法可以满足实时在线运行的要求。检测算法的敏感性和鲁棒性主要受检测阈值和持续性检验指标的影响, 在实际应用中需十分仔细的研究确定。

(3) 本文所研究的算法本身原则上也适用于液体火箭发动机稳态主级工作过程和关机过程。应用于主级稳态工作过程需要在线检测的快速性、准确性上同其他方法比较或作为冗余方法。

(4) 本文所研究的算法不具备故障分离和确位的能力。连同结论 (3) 所提出的工作, 值得进一步研究。

(下转第57页)

式中 ΔH_R 为推进剂反应热。求临界质量取 $\eta=1$, 则有

$$\frac{\int_0^{t_0} 4\pi\epsilon\sigma t_0 \left(\frac{3W_0}{4\pi\rho_p}\right)^{2/3} \tau^{2/3} T^4 d\tau}{W_0\Delta H_R} = 1 \quad (11)$$

由此式和能量平衡方程联立迭代求解, 便可确定临界质量 W_∞ 。对于推进剂组元为 N_2O_4 /UDMH 混合比2.12的情况下, 估算得到 $W_\infty=105\text{kg}$ 。

从推导可知, W_∞ 与推进剂组元的性能、推进剂混合比等有关, 不是一个常数。

(2) 高空环境对火球直径的影响。高空条件下, 大气压力降低, 火球在这种环境内形成, 其直径会比地面大。仿照地面推导火球直径的方法, 得高空情况下火球直径 D_{fbH} 计算公式:

$$D_{fbH} = 1.2407(W_0/\rho_{PH})^{1/3} \quad (12)$$

式中 ρ_{PH} 为高空环境压力下火球内燃气密度, 由化学热平衡计算确定。对照地面火球直径, (12) 式可写成:

$$D_{fbH} = D_{fb0}(\rho_p/\rho_{PH})^{1/3} \quad (13)$$

(3) 火球横向漂移。在横向气流作用下, 爆炸以后形成的火球将会随风漂移。作用于火球上的力包括有由密度差引起的浮力、火球上升运动阻力和横向气流对火球的作用力, 在这些力的综合作用下, 火球将在上升的同时有侧向偏移。这一点对于载人航天救生逃逸系统的运动方向确定很重要。

参 考 文 献

- 1 Bader B E. Liquid propellant rocket abort fire mode. J of Spacecraft, 1971, 8(12)
- 2 Baker W E. Assembly and analysis of fragmentation data for liquid propellant vessels. N74-15625
- 3 Becker D L. Space propulsion hazards analysis manual. AD-A219608, 1989
- 4 Baker W E. Workbook for predicting pressure wave and fragment effects of exploding propellants tanks and gas storage vessels. NASA-CR-134906
- 5 Baker W E. Workbook for estimating effects of accidental explosions in propellant ground handling and transport system. N79-10226
- 6 Gayle J B, Bransford J W. Size and duration of fireballs from propellant explosions. NASA TM X-53314, 1965
- 7 Willoughby A B, Wilton C, Mansfield J Liquid propellant explosive hazards. AD855086, 1968
- 8 Fletcher R F. Liquid propellant explosions. J of Spacecraft and Rockets. 1968, 5
- 9 Richey C M. Project PYRO dynamic pressure accuracy evaluation. AFRPL-TR-68-111, 1969
- 10 High R W. The saturn fireball. Annals of New York Academy of Sciences, 1968, 152

(上接第28页)

参 考 文 献

- 1 张育林, 吴建军, 陈启智. 基于模型的推进系统故障检测与诊断. 推进技术, 1994, 15(5)
- 2 吴建军. 液体火箭发动机故障检测与诊断研究: [博士学位论文]. 长沙: 国防科技大学, 1995. 2
- 3 刘红军. 液体火箭发动机启动过渡特性研究: [硕士学位论文]. 西安: 陕西动力机械设计研究所, 1991. 4
- 4 Pao Y H. Adaptive pattern recognition and neural networks. Addison-Wesley, NY, 1989
- 5 Hawman M W et al. Framework for a space shuttle main engine health monitoring system. N90-21809
- 6 吴建军, 张育林, 陈启智. 液体火箭发动机健康监控技术. 宇航学报, 1995, 16(2)