

基于改进 ARMA 模型的火箭发动机稳态工况过程实时故障诊断方法研究

邓 晨, 薛 薇, 郑孟伟, 马 菡

(北京航天动力研究所, 北京 100076)

摘要: 针对大推力氢氧补燃循环发动机的主级工况, 设计了基于 ARMA 模型的实时故障诊断算法, 并改进了阈值求解方法以及故障判别准则, 通过仿真验证, 证明了改进算法的高效性及有效性, 为建立大推力氢氧补燃循环发动机健康监控系统奠定了基础; 首先, 建立了大推力氢氧补燃循环发动机的故障模型, 得到了典型故障的故障数据; 接着, 设计了改进的 ARMA 模型、阈值求解算法和故障判别准则; 最后进行仿真分析, 结果表明改进算法能够在毫秒的量级诊断出各典型故障, 满足了发动机故障诊断系统设计的要求。

关键词: 氢氧补燃循环发动机; ARMA 模型; 阈值求解; 故障诊断

Study on Real-Time Diagnosis Method of the Main Stage Working Condition of Rocket Engine Based on Improved ARMA Model

Deng Chen, Xue Wei, Zheng Mengwei, Ma Han

(Beijing Aerospace Propulsion Institute, Beijing 100076, China)

Abstract: Aiming at the heavy-lift LH2/LOX staged combustion cycle engine, a real-time fault diagnosis algorithm based on ARMA model was designed for the main stage working condition of the rocket engine. The threshold solution method and fault discrimination criteria were also improved, which is the foundation of liquid rocket health management system. Firstly, the fault model of the engine was established, and the fault data of typical faults were obtained; Secondly, an improved ARMA model, threshold algorithm and fault discrimination criterion were designed; Finally, the simulation results show that the improved algorithm could be implemented in milliseconds, and meet the requirements of the engine fault diagnosis system.

Keywords: LH2/LOX staged combustion cycle engine; ARMA model; threshold solution; fault diagnosis

0 引言

作为基于数学模型的故障诊断方法中的一种, 时间序列分析方法的优点是具有良好的鲁棒性、实用性和实时性。而在时间序列分析方法中, 应用于液体火箭发动机故障检测与诊断中应用的主要是 AR 模型和 ARMA 模型。

国内外就时间序列分析方法也做了大量的研究。1990 年, 文献 [1] 以 SSME 为研究对象, 对其运行的全过程都应用了 ARMA 模型进行故障诊断, 并与红线关机算法进行了比较, 体现了其快速性及实用性; 1997 年, 吴建军等 [2] 提出了基于 ARMA 模型计算残差自相关函数置信区间检验的故障检测策略, 并介绍了相关建模方法; 2002 年, 张纯良等 [3] 通过改进 ARMA 模型, 实现了对某空间推进系统的故障特征参数提取; 2019 年, 薛薇等 [4] 针对重复使用的液体火箭发动机, 设计了基于 ARMA 模型的实时故障仿真系统, 对典型故障进行了仿真测试, 并通过硬件在回路仿真测试, 验证了算法的适用性。

综上所述, 国内外有关于 ARMA 的研究有很多, 但是绝大部分都是关于 ARMA 模型的训练, 包括模型识别和参数估计等方面, 而关于故障阈值的计算, 故障的判断准则的研究却几乎没有。本文以大推力氢氧补燃循环发动机为研究对象, 采用了基于改进 ARMA 模型进行故障诊断, 利用改进的阈值计算方法以及连续准则对它主级工况下故障进行了实时诊断, 诊断结果良好。

1 基于 ARMA 模型的故障诊断

1.1 ARMA 模型概述

ARMA (p, q) [5] 自回归滑动平均模型是研究时间序列的一种最为重要的分析方法, 该方法认为在一组平稳的时间序列中, 某一时刻的观测值不仅和前 p 步的观测值有关, 还和前 q 步的扰动有关, 且均为线性关系, 它的表达式如式 (1) 所示:

$$x_t - \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} = a_t - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} \quad a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \quad (1)$$

其中: φ_i 为自回归部分系数, θ_j 为滑动平均部分系数; p 和 q 分别为自回归阶数和滑动平均阶数; x_t 为 t 时刻的观测值, a_t 为 t 时刻的偏差。特殊的, 当 $p=0$ 时, 模型即为移动平均模型, 记为 $MA(q)$, 当 $q=0$ 时, 模型即为自回归模型, 记为

收稿日期: 2019-12-04; 修回日期: 2019-12-24。

作者简介: 邓 晨(1994-), 男, 四川绵阳人, 硕士生, 主要从事故障诊断技术方向的研究。

AR(p)。

ARMA 模型所研究的是有序时间序列数据的一个内在联系,不需要考虑影响数据的各外在因素,通过分析有序数据本身的一个规律,来进行短期的预测。当给定一组系统的时间序列时,通过训练建立 ARMA 模型,可以得到短期的预测数据,将预测数据与实际数据相互比较,可以判断系统是否出现故障。ARMA 模型使用有一个重要的前提,即所分析的数据必须是平稳数据。

1.2 ARMA 模型的训练

利用时间序列训练 ARMA 的主要步骤如图 1 所示,首先是读入数据,利用传感器测得所需要的参数数据,然后进行数据的处理,接着进行模型识别和参数估计,最后进行模型的检验和预测。

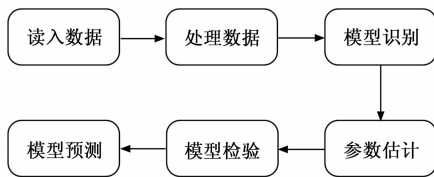


图 1 ARMA 模型训练步骤

首先,判断原始数据是否平稳,如不平稳,则进行差分处理,使其平稳,这是因为 ARMA 模型只能训练平稳的数据;接着进行模型识别,判断适用于 ARMA 模型、AR 模型还是 MA 模型;然后通过相关定阶及参数估计方法确定模型阶数和参数,确定模型具体表达形式;最后进行预测和检验,如果不合适,则重新进行模型的训练过程。

训练 ARMA 模型时,最为重要的就是模型定阶及参数估计的部分,模型阶数和参数的准确性直接影响到检验结果的好坏^[6]。本文确定模型阶数的方法为:首先通过分析计算时间序列的自相关函数 ACF 和偏自相关函数 PACF 及它们各自的图像,利用它们的拖尾性和截尾性实现模型阶数的初步确定,得到模型阶数的几种组合情况,接着利用 AIC 信息准则,选择 AIC 值最小的模型作为最优的模型阶数。而当模型的阶数确定之后,便需要进行参数估计,模型参数估计的方式有很多,最常见的方法有:矩估计法、极大似然估计法、最小二乘法等等,本文利用最小二乘法进行参数估计,最后得到准确的预测模型。

ARMA 模型所针对的只是一个监测参数,当需要对多个参数进行判断时,则需要针对每一个参数单独进行模型训练,即有多少个监测参数,就需要训练多少个 ARMA 模型。

1.3 基于 ARMA 模型的发动机稳态工况实时诊断算法设计

当液体火箭发动机工作在主级工况下时,各监测参数都会稳定在一定的动态范围内,我们利用这些参数来训练 ARMA 模型,可以预测参数的一个变化规律。当发动机故障发生,我们用模型预测得到的数据和实际数据就会有很大偏差,但这个残差到达什么程度则判定为故障的研究却

很稀少,国内外学者们就 ARMA 模型在故障诊断上的应用有很多的研究,但是大多都是针对如何进行训练模型而展开,本文基于改进 ARMA 模型的判断准则出发,使用了新的阈值计算方法以及连续判定准则,实现了故障的零误报率及快速报警。

一般而言,基于信号和模型的故障诊断算法,判断故障是否发生主要依赖于阈值准则,即当预测值和实际值之间的偏差量大于某一阈值时,则判断故障发生。在本文中,为了避免因为偶然因素导致某一瞬间参数变化过大,从而导致误判的情况,采用了连续准则,即当预测值和实际值之间的偏差量连续几次超过某一阈值,则判断故障发生,反之,则未发生,并通过多次试验,发现当连续次数设定为二次、三次和四次时,系统均会出现误报警,而当连续次数设定为五次时,诊断情况最为精确,无误报警出现,所以设定连续次数为 5 次。

参数阈值的设定对算法的灵敏度和可靠性的影响很大,如果阈值设定过低,则易出现误报警,如果阈值范围太大,又会降低算法的灵敏度。我们的改进阈值确定方法参考自适应相关安全限故障检测算法阈值的设定准则^[7],在主级工况下,参数的阈值计算公式如下:

$$P_i = P_{ave} + S * N \quad (2)$$

其中: P_i 为参数的阈值, P_{ave} 为参数的平均值, S 为参数的标准偏差, N 为带宽系数。 P_{ave} 和 S 由主级工况下各参数正常工作的统计数据求得,而带宽系数 N 根据正常参数测量值位于安全带之外的概率来确定。具体确定阈值的方法如下:

- 1) 首先计算前 n 个样本数据的平均值 P_{ave} 和标准偏差值 S ;
- 2) 接着先令带宽系数 N 值为 1,初步确定参数阈值,并记录前 n 个样本数据中参数值超过阈值的参数值 P 及次数 M ;
- 3) 利用式 (3) 计算越界参数的规范化偏差值的平均值 N' ;

$$N' = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left| \frac{P - P_{ave}}{S} \right| \quad (3)$$

- 4) 确定阈值公式如式 (4) 所示:

$$P_i = P_{ave} + S * (1 + N') \quad (4)$$

改进的阈值求解公式计算得到的阈值与传统的阈值求解算法相比,通过实验验证,发现误报警率有明显的降低,故障诊断效率有明显的提高。

2 基于改进 ARMA 模型判别准则的的发动机典型故障分析

2.1 故障模型和故障数据

本文的故障模型来源于我国新一代大推力氢氧补燃循环液体火箭发动机,它以低温液氢液氧作为推进剂,采用了单富氢预燃室,燃气并联驱动氢氧涡轮泵的补燃循环方

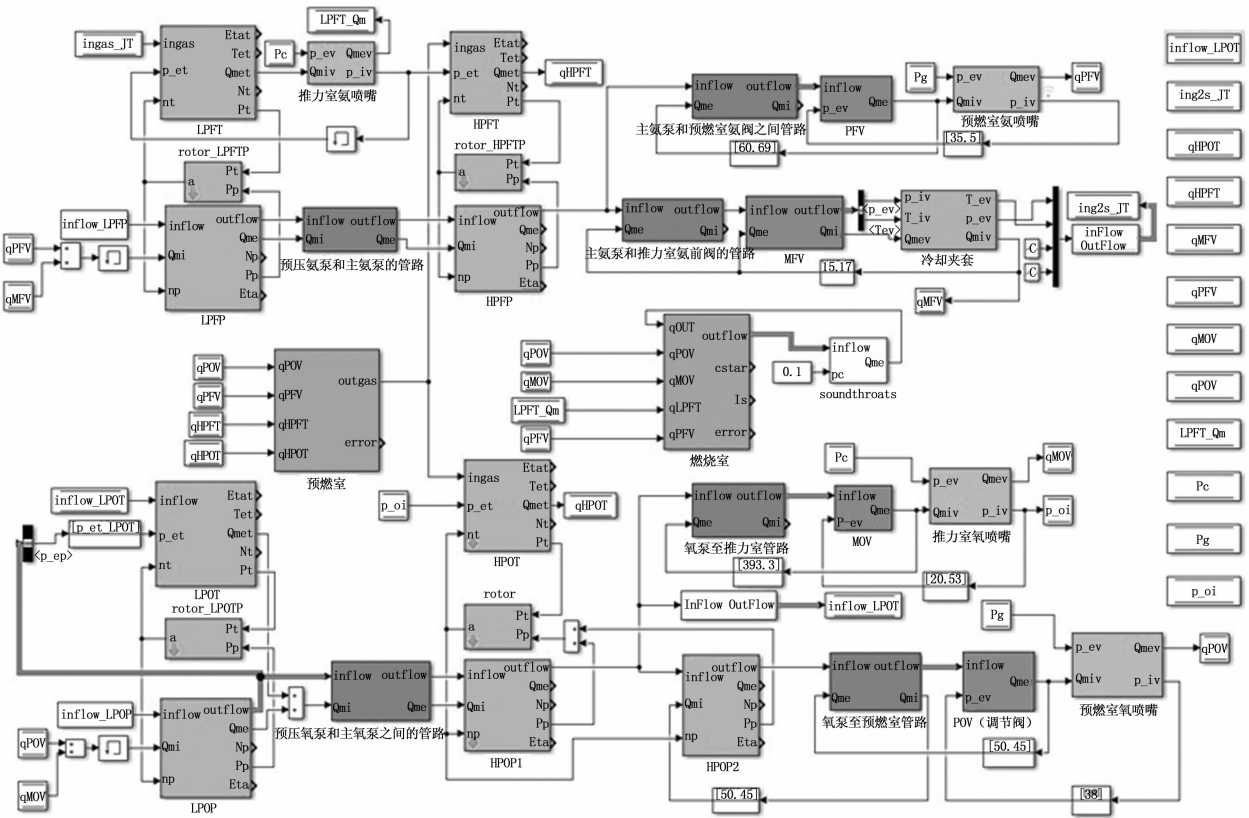


图 2 氢氧补燃循环发动机仿真系统图

案。本文利用了 Matlab/Simulink 工具构建了它的故障仿真模型, 具体结构如图 2 所示, 它可以仿真发动机各部位多种典型故障, 并支持发动机模块化的建模功能, 详细的设计及仿真分析见文献 [8]。

发动机在主级工况时, 各监控参数都稳定在一个合理的动态范围内, 发动机正常工作时, 这些波动是可以预测的, 变化的这些参数可以通过相应的传感器测量得到, 当发动机有故障发生时, 这些参数就会出现较为明显的变化, 传感器测量的参数也会超出稳态工作范围。本文主要利用改进 ARMA 模型来实现发动机主级工况的实时故障诊断研究。

一般而言, 给发动机仿真模型添加故障有两种方式: 一种是修改发动机系统仿真模型, 直接构建新的故障模型; 另一种是可通过添加相应故障因子的方法, 在发动机模型上直接乘以一个故障因子数, 故障因子的设置部位和大小反应了故障发生的部位和故障严重程度。考虑到第二种方法的易操作性和可靠性, 我们选择添加故障因子的方法来构建发动机故障模型。本文添加的故障类型为主氧泵汽蚀故障, 当发生这类故障时, 首先氧泵汽蚀会直接导致氧泵效率的明显的降低, 相应的氧泵的关键参数诸如转速、出口的压力和流量也会降低; 接着根据发动机的工作原理以及氧工质流动情况分析, 主氧泵连接了氧预压泵和预燃

室, 氧流量互通, 压力相互平衡, 从流量关系来看, 导致了氧预压泵流量、推力室氧喷前流量和推力室喉部流量的明显降低, 而从压力关系来看, 主氧泵出口压力的降低, 引起了主氧泵前压力和推力室氧喷前压力的下降。而其它发动机关键参数变化, 由于发动机的耦合关系, 也会出现相应的变化。

通过上述的故障模式分析, 得到了关键参数的变化情况, 对于我们下一节发动机监测参数的选择有着重要的参考价值。

2.2 训练 ARMA 模型

每一个监测参数都需要训练对应的 ARMA 模型, 所以监测参数的选择极为关键。根据上一节的故障模式分析结果, 并结合了监测参数的可监控性、监测参数对故障的敏感性、监测参数对于监控算法的强鲁棒性等方面^[9]选择了氧主泵泵后流量、氧主涡轮泵转速和氧主泵泵后压力这三个监测参数, 表 1 列出了所选择的监测参数以及单位。

表 1 用于 ARMA 模型训练的氧泵汽蚀监测参数

监测参数	单位
氧主泵泵后流量	Kg/s
氧主涡轮泵转速	rpm
氧主泵泵后压力	MPa

本文设置仿真总时间为 7 s，而故障发生时间则为 4 s，设定的采样步长为 0.01 s，并增加了高斯白噪声。首先通过仿真得到了氧泵汽蚀故障三个监测参数的原始数据图及零均值之后的图如图 3 所示。

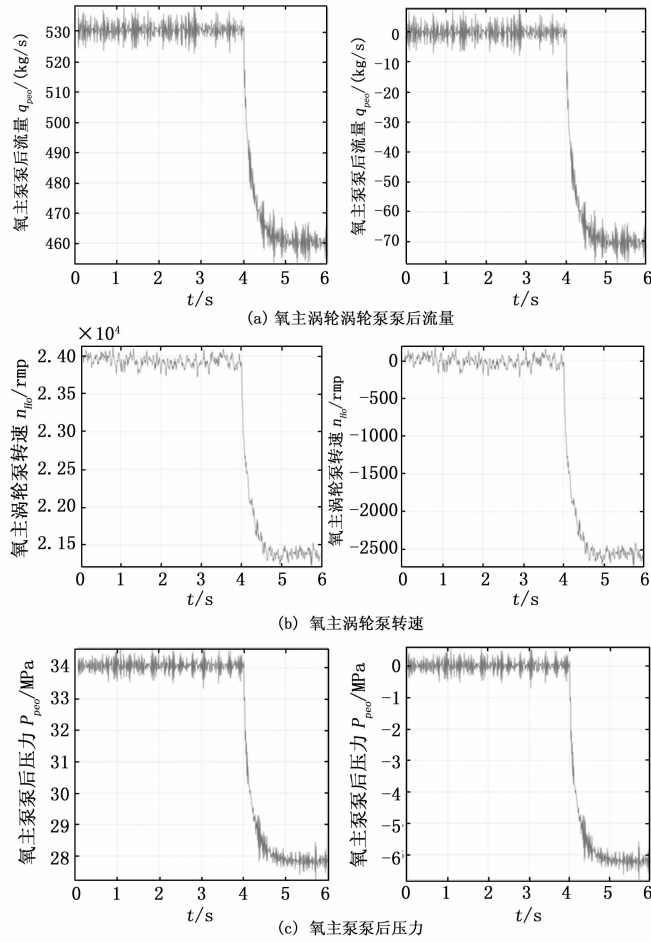


图 3 参数原始数据图和零均值图

根据直接观测，正常工作时候的数据无明显的周期变化，并且没有明显的趋势性，说明数据具有平稳性，则零均值化之后的数据也是零均值平稳时间序列，满足了 ARMA 算法建模的要求，可以用于 ARMA 算法建模，并进行数据的预测和分析。

接着我们利用这三个监测参数正常工作时的数据来进行 ARMA 模型的训练，而用于 ARMA 模型训练的数据长度也有一定的要求，训练长度过长时，会使得计算量增大且易导致模型训练的困难，而当训练长度过于短时，则会使得所选数据不能完全表示数据的特征，导致训练的模型准确度不够。因此，一般模型数据长度的选择需要经历试验来验证。这里我们分别使用了正常工作时的前 200 个、前 300 个以及前 400 个数据来进行模型的训练，发现前 200 个数据得到的模型差距太大，而前 300 个和前 400 个数据得到的训练模型几乎一样，所以在考虑到准确性和为了减少

计算量的情况下，选择利用前 300 个数据来进行模型训练。首先进行模型识别步骤，分别计算并画出前 300 个数据的自相关函数值和偏自相关函数值，如图 4 所示。

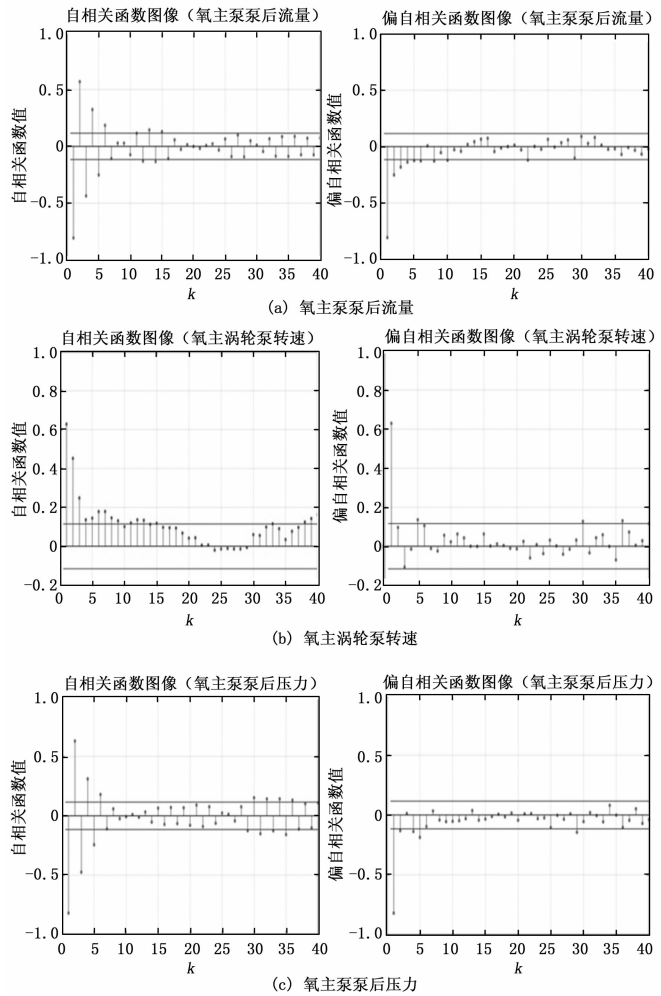


图 4 自相关函数图像和偏自相关函数图像

由于样本数据的 ACF 大多都落在了置信区间内，满足随机性要求，并且随着 k 增大，函数值逐渐趋近于 0，则认为该序列具有平稳性，可以按照 ARMA 模型进行预测分析，下面分别针对三个监测参数建立各自的 ARMA 模型。

针对氧主泵泵后流量，分析图 4 (a) 的图像：根据偏自相关函数图的拖尾性，我们可以确定自回归阶数 p 值为 1，而根据自相关函数图像的拖尾性，我们可以确定滑动平均阶数 q 值为 4、5 和 6。因此我们可以初步得到 ARMA (1, 4)、ARMA (1, 5) 和 ARMA (1, 6) 这 3 个模型。接着利用 AIC 信息准则，分别计算这 3 个模型所对应的参数以及 AIC 值，如表 2 所示。

根据 AIC 准则，选择 AIC 最小的对应的模型作为最优模型，最终确定预测模型为 ARMA (1, 4)，因此可以得到氧主泵泵后流量的预测模型如式 (5) 所示：

$$x_t = -0.77759 * x_{t-1} + a_t + 0.35776 * a_{t-1} +$$

$$0.206652 * a_{t-2} + 0.0569704 * a_{t-3} + 0.057282 * a_{t-4} \quad (5)$$

表 2 模型参数的拟合结果

参数		ARMA(1,4)	ARMA(1,5)	ARMA(1,6)
自回归参数	φ_1	-0.777 59	-0.771 884	-0.748 651
	θ_1	-0.357 76	-0.361 274	-0.379 854
滑动平均参数	θ_2	-0.206 652	-0.201 047	-0.180 686
	θ_3	-0.056 970 4	-0.058 030 3	-0.081 796 2
	θ_4	-0.057 282	-0.048 407 7	-0.045 587 6
	θ_5	0	-0.013 685 6	-0.042 132 5
	θ_6	0	0	0.057 616 2
AIC		341.554 8	343.508 7	344.796 8

同理, 针对氧主涡轮泵转速, 得到预测模型如式 (6) 所示:

$$x_t = 0.855249 * x_{t-1} + a_t + 0.324822 * a_{t-1} - 0.00513586 * a_{t-2} + 0.194542 * a_{t-3} \quad (6)$$

同理, 针对氧主泵泵后压力, 得到预测模型如式 (7) 所示:

$$x_t = -0.780675 * x_{t-1} + a_t + 0.201901 * a_{t-1} + 0.00949483 * a_{t-2} + 0.125835 * a_{t-3} + 0.214167 * a_{t-4} \quad (7)$$

2.3 改进 ARMA 模型判别准则的故障诊断与分析

2.3.1 模型精度分析

三个监测参数都有了预测数学模型, 接着根据各自的预测模型, 我们可以做出各自的预测曲线, 并将它与实际曲线相比较, 如图 5 所示, 左侧为预测曲线和实际曲线对比图形, 右侧为预测值和实际值得差值图。

根据图 5 左侧图形观察可以知道, 预测图形和实际图形基本重合, 预测效果良好, 并且在故障发生后, 3 个监测参数都有了明显的下降, 这和我们之前预测的故障参数变化趋势一致, 这也证明了搭建的发动机故障仿真模型是正确的; 右侧图形可以发现, 实际值和预测值得差值相比于实际值较小, 证明了预测结果精度较高。而对于时间序列模型的预测效果来说, 预测的精度是极为重要的, 接下来我们通过相关数值来让结果更加清晰明了。目前, 对预测的精度评定主要是基于误差理论^[10], 即用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 来衡量。本文选择平均绝对误差 MAE 作为模型预测精度的判断标准, 通过 Matlab 编程得到了三个监测参数 MAE 值如表 3 所示。

表 3 监测参数 MAE 值

参数名字	单位	故障发生后偏移量	MAE
氧主泵泵后流量	Kg/s	70.46	3.370 5
氧主涡轮泵转速	rpm	2 559	82.572 5
氧主泵泵后压力	MPa	6.223	0.269 7

通过表 3 分析可知, 三个监测参数的平均绝对误差和发生故障后的偏移量相比较小, 数值上连 5% 都不到, 所以

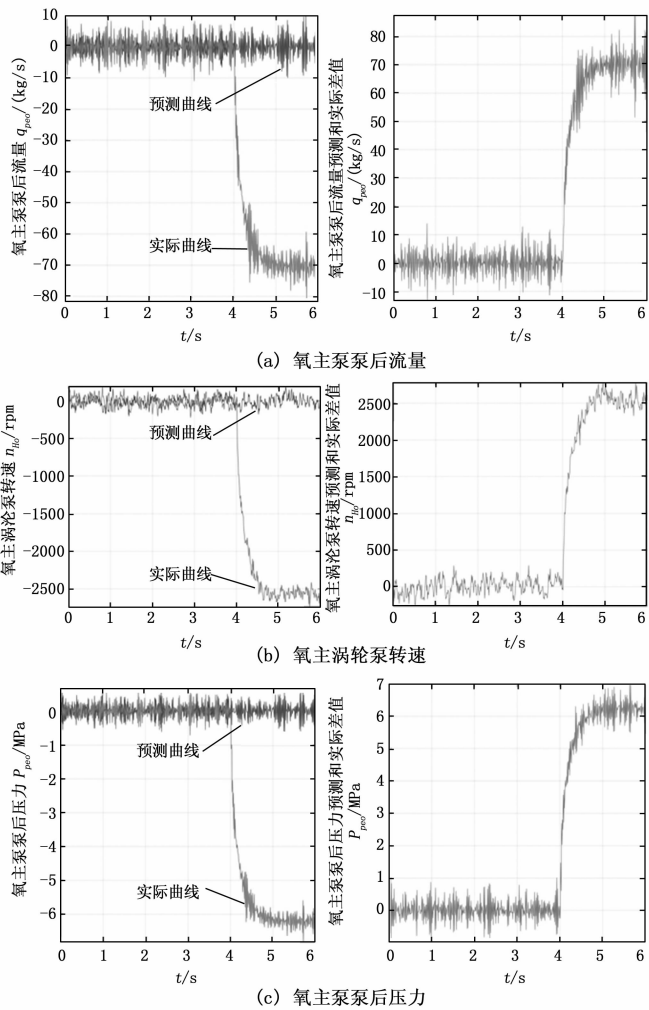


图 5 预测结果图

故障发生之前, 监测参数的正常波动并不会影响训练的 ARMA 模型对故障发生的判断, 可以用于判断故障是否发生。

2.3.2 基于改进阈值判别准则的故障诊断

我们利用前 300 个正常工况下的预测值和实际值的偏差值来进行发动机故障的诊断分析, 首先基于改进的参数阈值求解式 (2) ~ (4), 确定了各监测参数预测值和实际值差值的阈值, 然后设定连续超过阈值次数为 5 次时报警, 并选取这五次中第一次的时间为发生故障的时间, 最后通过仿真分析, 得到了氧泵汽蚀故障下各监测参数的故障诊断情况如表 4 所示, 上述过程均利用了 Matlab 编程^[11]实现。

表 4 各参数的故障诊断情况

参数名字	ARMA 模型	阈值	故障添加时间/s	故障诊断时间/s
氧主泵泵后流量	ARMA(1,4)	9.254 0	4	4.07
氧主涡轮泵转速	ARMA(1,3)	224.36	4	4.06
氧主泵泵后压力	ARMA(1,4)	0.756 9	4	4.08

由表 4 结果分析可知：3 个监测参数均未出现提前的误报警，诊断时间都在几十毫秒的量级，每一个参数都能迅速地诊断出故障，设定的阈值合理，故障诊断较为迅速。这些均证明了所训练的 ARMA 模型以及所使用的改进阈值判别准则和连续准则合理且高效，可以用于发动机故障诊断，这对于以后发动机健康监控系统的设计有着积极的参考意义。

3 结论

本文重点针对新一代大推力氢氧补燃循环液体火箭发动机主级工况进行了实时的诊断算法设计，并通过仿真分析验证了算法的有效性。首先，通过 MATLAB/Simulink 工具建立了大推力氢氧补燃循环发动机的故障仿真模型，并通过添加故障因子的办法得到了对应故障模式的原始故障数据；其次，设计了改进的 ARMA 模型，并改进了阈值求解算法和故障判别准则；最后，通过仿真分析验证了所训练的算法的合理性以及改进阈值判别准则的高效性及适用性，满足发动机故障诊断系统设计的要求。

参考文献：

[1] Hawman M W. Health monitoring system for the SSME—program overview [R]. AIAA 90-1987, 1990.

(上接第 22 页)

通过飞机 PHM 总体架构仿真验证平台的研制可验证故障预测与健康管理体系架构具有合理性、适用性和工程可实现性。

3 结束语

本文的研究内容突破了民机 PHM 系统顶层架构设计技术，初步确定我国民机 PHM 系统顶层架构、机载 PHM 系统架构、PHM 地面支持系统架构等，初步形成民机 PHM 系统顶层架构的适航建议，能够为我国民机广泛采用 PHM 系统技术应用提供技术基准，为国内民机 PHM 系统技术的其他相关研究提供指导。

本文的研究成果和经验应用将使民机 PHM 系统相关技术研究有了指导性的框架和范围，建立国内民机 PHM 技术应用、工程研制的体系，保证架构能够在持续适航的支持下发展，对民机 PHM 总体架构、功能分配以及定义的规范进行闭环仿真模拟，确定架构的适用性、合理性、可行性，形成的相关技术成果可以直接用于民用飞机 PHM 系统的设计研制。

参考文献：

[1] 李春生, 张磊, 张雷. 飞机健康实时监控技术现状 [J]. 中国民用航空, 2013 (10): 65-67.

[2] 吴建军, 张育林, 陈启智. 液体火箭发动机基于时序分析的实时在线故障检测算法 [J]. 航空动力学报, 1996, 11 (3): 289-294.

[3] 张纯良, 张振鹏, 祝刚. 利用改进时序模型提取空间推进系统特征参数 [J]. 推进技术, 2002, 23 (6): 457-459.

[4] 薛薇, 张强, 武小平. 基于 ARMA 模型的液体火箭发动机实时故障诊断方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (9): 4-8.

[5] 杨叔子, 吴雅. 时间序列分析的工程应用 [M]. 武汉: 武汉华中理工大学出版社, 1991.

[6] 李艳军. 新一代大推力液体火箭发动机故障检测与诊断关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.

[7] 朱恒伟, 王克昌, 陈启智. 基于数据统计的液体火箭发动机地面试车故障检测算法 [J]. 推进技术, 1997, 18 (1): 43-53.

[8] 邓晨, 薛薇, 郑孟伟, 等. 大推力氢氧补燃循环发动机故障仿真 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (11): 48-53.

[9] 吴建军, 张育林, 陈启智. 大型泵压式液体火箭发动机故障综合分析 [J]. 导弹与航天运载技术, 1996 (1): 10-15.

[10] 张有为. 预测的数学方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.

[11] 王沫然. Matlab 与科学计算 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.

[2] 张林. 飞机健康管理 (AHM) 系统在航空运行中的应用和作用 [J]. 科技传播, 2012 (6): 196-203.

[3] 张驰, 王昌昊. 国产民用航空飞机健康管理系统地面部分的研究 [J]. 科技创新与生产力, 2012 (8): 67-70.

[4] 尚永爽, 赵秀丽, 孟上. 航空装备综合地面健康管理系统研究 [J]. 电子测量技术, 2010 (9): 110-113.

[5] 靳功. 应用波音 AHM 系统保障国航 B747-400 机队安全运行 [J]. 中国民用航空, 2010 (6): 65-67.

[6] Youn B, Wang P. A generic bayesian framework for real-time prognostics and health management (PHM) [A]. Aiaa/asme/asce/ahs/asc Structures, Structural Dynamics, & Materials Conference [C]. 2009.

[7] Kacprzynski G J, Roemer M J, Hess A J, et al. Extending FMECA—health management design optimization for aerospace applications [A]. Aerospace Conference [C]. IEEE, 2001.

[8] 马宁, 吕琛. 飞机故障预测与健康管理体系研究 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2009, 37 (s1): 207-209.

[9] 陈青, 张观海, 刘琪. 飞机预测与健康管理体系结构浅析 [J]. 飞机设计, 2011 (2): 51-58.

[10] 张宝珍. 预测与健康管理体系技术的发展及应用 [J]. 测控技术, 2008 (2): 5-7.

[11] 彭宇, 刘大同, 彭喜元. 故障预测与健康管理体系综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2010 (1): 1-9.