

基于数据驱动的主燃油计量装置故障诊断*

龚秋婷¹, 陈毅², 刘渊³, 陈国顺², 王奕首¹

(1. 厦门大学 航空航天学院, 福建 厦门 361102;

2. 厦门航空有限公司, 福建 厦门 361006;

3. 中国航发湖南动力机械研究所, 湖南 株洲 412002)

摘要: 为建立主燃油计量装置的故障诊断方法, 提出一种基于快速存取记录器 (QAR) 数据的燃油计量参数估计模型建模方法, 并结合液压机械控制装置工作原理, 给出了基于燃油计量参数残差设计的主燃油计量装置故障诊断方案。设计基于系统辨识的燃油计量活门位置 (FMVP) 估计模型, 采取降阶处理策略以提高模型的估计精度和动态响应速度, 在此基础上给出基于多项式拟合的燃油流量 (FF) 估计模型。结果表明: 所建立的 FMVP 模型估计残差不超过 $\pm 2\%$, FF 估计模型残差不超过 $\pm 5\%$; 该方案能够有效地诊断出燃油计量活门故障、线性可变差动位移传感器故障和热式流量计故障。该方案结构简单, 不需要大量的调试技术, 提高了故障检测精度, 具有工程应用前景。

关键词: 航空发动机; 燃油计量活门; 传感器; 故障诊断; 模型降阶; QAR 数据

中图分类号: V233.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2024) 05-2304058-10

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2304058

1 引言

主燃油计量装置负责计量航空发动机燃油泵输送至燃油喷嘴的燃油流量 (Fuel Flow, FF)。若主燃油计量装置组件发生故障, 将无法提供准确的燃油流量和燃油信息, 可能造成空中停车等事故, 引发灾难性后果^[1]。采取有效的技术手段实现主燃油计量装置故障的高效诊断与准确定位, 是保证航空发动机在役安全的关键问题之一。

国内外学者针对主燃油计量装置的故障诊断开展了大量研究, 提出了基于路径长度、基于模型和基于数据驱动三类故障诊断方法。基于路径长度的故障诊断方法^[2]以分割深度作为异常打分依据, 无需故障样本, 占用内存少, 但其对全局稀疏点敏感, 不擅长检测局部异常。基于模型的故障诊断方法应用较为广泛, 主要采用卡尔曼滤波器及其衍生方法^[3-4]建立燃油计量系统的参数观测器, 根据观测器估计值与实际值的残差诊断系统故障^[5-6]。基于模型的故障诊断方法高度依赖于精确的系统动态模型和观测

模型, 在发动机模型未知时具有一定局限性。

基于数据驱动的故障诊断方法多采用机器学习^[7-8]和系统辨识^[9]算法, 根据历史监测数据构建燃油计量参数估计模型, 获取系统故障特征。李慧慧等^[10]基于改进亨利气体溶解度优化算法, 选择深置信网络训练特征, 缩减训练网络时的计算量, 提高航空发动机传感器故障诊断的可靠性。Shen 等^[11]结合递归神经网络和自组织映射方法, 建立航空发动机气路部件多模式、并发故障诊断系统。采取机器学习方法建立燃油计量参数估计模型, 无需了解发动机工作原理, 但在实际应用中, 受制于高质量数据和故障样本有限的影响, 存在模型估计精度差、稳定性不高等问题。

基于系统辨识建立主燃油计量装置的数学模型, 无需大量训练数据, 避免了复杂的参数调试过程。姜洁等^[12-13]和 Zhou 等^[14]采取系统辨识和机器学习建立了执行机构的半参数模型和燃油流量智能映射逆模型, 检测和隔离燃油计量活门和线性可变差动转换器 (Linear variable differential transformer, LVDT) 故障。文献^[12-14]提出的三阶半参数模型

* 收稿日期: 2023-04-26; 修订日期: 2023-08-26。

基金项目: 国家自然科学基金 (51975494); 1912 项目。

作者简介: 龚秋婷, 硕士生, 研究领域为航空发动机健康管理。

通讯作者: 王奕首, 博士, 教授, 博士生导师, 研究领域为结构健康检测、发动机健康管理。E-mail: wangys@xmu.edu.cn

引用格式: 龚秋婷, 陈毅, 刘渊, 等. 基于数据驱动的主燃油计量装置故障诊断[J]. 推进技术, 2024, 45(5): 2304058. (GONG Q T, CHEN Y, LIU Y, et al. Data-driven fault diagnosis of main fuel metering device [J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(5): 2304058.)

精度较差,如何进一步提高系统辨识模型的精度,是急需解决的一个问题。

模型降阶技术在保证模型功能的前提下可有效地提高计算效率和拟合精度,在控制理论和深度学习等众多领域得到了广泛应用^[15]。苏春波等^[16]采取奇异值摄动理论,实现了阀控电液伺服压力脉冲疲劳测试系统的多动态耦合解耦,并获得了降阶模型,提高了系统的跟踪性能和鲁棒性。Jin等^[17]结合分量模态综合技术和本征正交分解技术,对复杂双转子-轴承系统的动力学模型降阶处理,提高了模式扩展计算的效率。本文依据经验降低主燃油计量装置传递函数的极点数,通过系统辨识方法获得了准确的燃油计量活门位置估计模型。

尽管使用仿真模型数据或半物理仿真平台数据诊断主燃油计量装置故障取得了较好的结果,但还无法诊断检测燃油流量的热式流量计的故障。同时发动机实际服役数据较为复杂,噪声大、不确定因素多,限制了前述方法的工程应用效果。本文使用航空公司提供的快速存取记录器(Quick Access Recorder, QAR)数据,基于系统辨识和模型降阶技术建立燃油计量参数估计模型,提高模型估计精度和响应速度。通过优化故障诊断逻辑,根据模型输出和实际值残差有效地诊断燃油计量活门故障、LVDT传感器故障以及热式流量计故障。

2 基于数据驱动的主燃油计量装置故障诊断逻辑

2.1 主燃油计量装置工作原理

主燃油计量装置包括燃油计量活门(Fuel metering valve, FMV)、等压差活门、回油活门、LVDT传感器和热式流量计等部件。其中,燃油计量活门是燃油控制系统的执行机构,通过调节燃油计量活门开度(Fuel metering valve position, FMVP)来控制燃油流量。等压差活门可以控制发动机内部气流的流量和速度,从而避免过量或不足的气流进入或排出发动机。回油活门可以控制回油流量,确保油液回流的速度和流量与发动机的工作需求相匹配。LVDT传

感器和热式流量计分别用于检测 FMVP 和 FF,并将检测结果反馈给发动机电子控制器(Engine electronic controller, EEC),以确保发动机燃油供应的准确性和稳定性。

在 EEC 的控制下 FMV 与电液伺服阀和 LVDT 传感器共同构成闭环控制回路,见图 1。发动机转速控制系统计算出燃油计量活门需求位置(Fuel metering valve demand, FMVD),并将其传送给 EEC。EEC 收到 FMVD 信号后,将其与 LVDT 传感器反馈的 FMVP 信号作差。EEC 将差值输入比例-积分(Proportional-integral, PI)控制算法,计算出相应的电流信号,驱动直流力矩马达。直流力矩马达根据接收的电信号改变电液伺服阀阀芯位置,改变伺服燃油压力,从而使燃油计量活门产生相应的位移。FMVP 和 FF 之间的关系由体积流量公式决定,见式(1)。在体积流量公式中,通常认为流量系数 C_q 和燃油密度 ρ 保持不变。同时在等压差活门和回油活门的共同调节下,FMV 前后压差 Δp 也维持恒定^[18]。因此 FF 只与 FMVP 有关。QAR 将 LVDT 传感器检测的 FMVP 和热式流量计检测的 FF 转换为数字信号,存储在设备内部的非易失性存储器中。

$$Q = C_q A \sqrt{\frac{2|\Delta p|}{\rho}} \quad (1)$$

式中 Q 为燃油流量, A 为计量活门开口面积。

2.2 主燃油计量装置故障类型

主燃油计量装置的故障一般分为偏置故障和漂移故障两个大类^[19]。偏置故障是指由于偏置电流、电压或结构损坏等原因造成测量值突变,漂移故障是指由于器件磨损老化等原因使得测量值逐渐偏离实际值。当主燃油计量装置部件发生故障时, QAR 记录的 FMVP 和 FF 将产生相应的变化。基于 QAR 数据建立 FMVP 和 FF 估计模型,根据模型估计值和 QAR 记录值的残差,检测主燃油计量装置故障。设 FMVP 的模型估计值为 M_{FMVP} , FF 的模型估计值为 M_{FF} 。将 FMVP 和 M_{FMVP} 之间的残差记作 E_{FMVP} , FF 和 M_{FF} 之间的残差记作 E_{FF} 。将 FMVP 和 M_{FMVP} 代入式(2)计算 E_{FMVP} ; 将 FF 和 M_{FF} 代入式(2)计算 E_{FF} 。

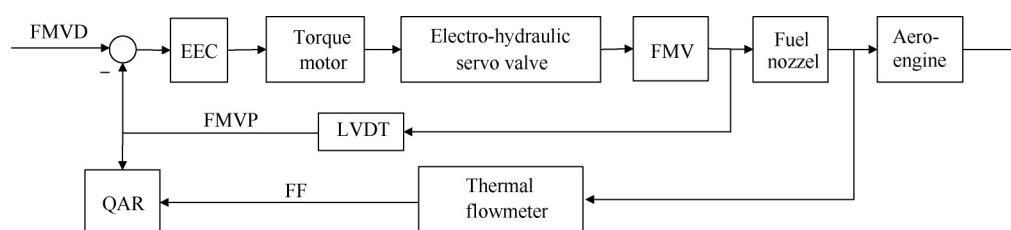


Fig. 1 Fuel metering valve control circuit schematic

$$E = \frac{V_m - V_a}{V_a} \times 100\% \quad (2)$$

式中 E 指 FMVP 或 FF 模型估计值和相应实际值的残差 (E_{FMVP} 或 E_{FF}), V_m 指相应的模型估计值 (M_{FMVP} 或 M_{FF}), V_a 指 FMVP 或 FF 实际值。

燃油计量活门、LVDT 传感器和热式流量计的故障原因及表现如下:

(1) 燃油计量活门偏置故障, 是由于机械液压装置中回程误差等原因引起随动活塞位置突变。燃油计量活门漂移故障, 是由于机械装置老化松动引起随动活塞缓慢漂移。由于燃油计量活门直接控制燃油流量, 当 FMVP 变化时, FF 随之产生相同趋势的变化, 即 FMVP 增大, FF 随之增大, 反之亦然。因此当 E_{FMVP} 和 E_{FF} 变化趋势相同, 且均大于故障检测阈值时, 则判定燃油计量活门发生故障。

(2) LVDT 传感器偏置故障, 是由于在使用过程中受到了强烈的振动或外部因素的干扰造成的。LVDT 传感器漂移故障, 一般是由于零点漂移或装置老化引起的。当 LVDT 传感器传回的 FMVP 发生变化时, FMVD 与 FMVP 的差值随之改变。EEC 根据差值变化向相反方向调节 FMV 开度, 使 FMVD 与 FMVP 的差值减小。因此, 当 E_{FF} 与 E_{FMVP} 变化趋势相反, 且都超过故障检测阈值时, 则 LVDT 传感器发生故障。

(3) 由于热式流量计的灵敏度较高, 所以它可能会受到一些因素的影响而发生漂移。例如, 流体中的杂质、气泡等会影响传感器的散热, 从而导致测量结果产生偏差。当燃油中的杂质、沉积物等积聚在传感器的表面时, 会导致流量计出现阻塞, 从而产生偏置故障。在发动机推力控制系统中, 以低压转子转速(或发动机压力比)和 FMVP 作为控制对象, 不涉及 FF 调节。当控制对象符合计算要求时, 推力控制系统不会控制 FMV 改变 FF。因此当热式流量计记录的 FF 发生异常时, LVDT 传感器传回的 FMVP 不会出

现相应的变化。所以当 E_{FF} 超过故障检测阈值, 而 E_{FMVP} 低于故障检测阈值时, 则认为热式流量计故障。根据 E_{FF} 的变化趋势可以判断热式流量计的故障类型。

2.3 主燃油计量装置故障诊断流程

设 E_{FMVP} 的故障检测阈值为 T_{FMVP} , E_{FF} 的故障检测阈值为 T_{FF} , 这两个检测阈值确定一般有两种方法: 统计分析法和偏差离群值确定法, 前者适用于 QAR 记录足够多, 后者适用于健康 QAR 记录有限情况。故障检测流程如图 2 所示, 具体诊断步骤如下:

步骤 1: 建立模型。建立基于系统辨识的 FMV 控制回路模型和基于数据拟合的 FF 估计模型。

步骤 2: 获得模型估计值。将 QAR 记录的 FMVD 输入 FMV 控制回路模型, 获得模型输出的 M_{FMVP} ; 将 M_{FMVP} 输入 FF 估计模型, 获得模型输出的 M_{FF} 。

步骤 3: 设置故障检测阈值。根据统计分析法或偏差离群值确定法设置故障检测阈值 T_{FMVP} 和 T_{FF} 。

步骤 4: 计算误差。根据式(2)计算 E_{FMVP} 和 E_{FF} 。

步骤 5: 故障判别。

步骤 5.1: 判断 $|E_{FMVP}|$ 是否大于 T_{FMVP} 。若是则转至步骤 5.2; 否则转至步骤 5.3。

步骤 5.2: 判断 E_{FMVP} 和 E_{FF} 是否同号, 若是则判定 FMV 故障, 否则判定 LVDT 传感器故障。

步骤 5.3: 判断 $|E_{FF}|$ 是否大于 T_{FF} 。若是则判定热式流量计故障, 否则主燃油计量装置无故障。

3 燃油计量参数估计模型

本文基于厦门航空公司提供的某发动机的 QAR 数据, 建立燃油计量参数估计模型, 诊断主燃油计量装置故障。QAR 数据包括飞行过程中的环境参数、飞机性能参数和发动机性能参数等数据^[20-21]。在发动机处于健康状态时, 选取某航段 QAR 数据, 进行去除异常值和滑动平均滤波预处理后, 建立 FMV 控制

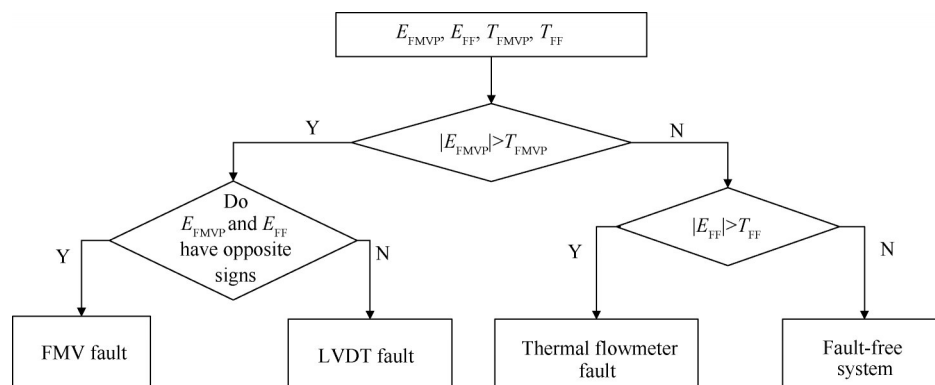


Fig. 2 Main fuel metering device fault diagnosis procedure

回路模型和FF估计模型。

3.1 基于系统辨识的FMV控制回路模型构建

根据文献[19], FMV控制回路模型可简化为三阶离散传递函数, 见式(3)。利用 Matlab 系统辨识工具箱确定式(3)中的待定参数, 得到 FMV 控制回路传递函数, 见式(4)。

$$\frac{f_{FMVP}(z)}{f_{FMVD}(z)} = \frac{a_1 z^{-1}}{1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3}} \quad (3)$$

式中 a_1, b_1, b_2, b_3 为待定参数。

$$\frac{f_{FMVP}(z)}{f_{FMVD}(z)} = \frac{1.3z^{-1}}{1 + 0.015z^{-1} + 0.02z^{-2} + 0.3z^{-3}} \quad (4)$$

由于式(4)的调节时间较长, 导致 M_{FMVP} 的估计精度较差。本文通过降低 FMV 控制回路的离散传递函数阶数, 提高 M_{FMVP} 的估计精度。FMV 控制回路的二阶和一阶离散传递函数分别如式(5)和式(6)所示。式(4)~(6)的单位阶跃响应曲线如图3所示。

$$\frac{f_{FMVP}(z)}{f_{FMVD}(z)} = \frac{1.79z^{-1}}{1 + 0.5z^{-1} + 0.29z^{-2}} \quad (5)$$

$$\frac{f_{FMVP}(z)}{f_{FMVD}(z)} = \frac{1.12z^{-1}}{1 + 0.12z^{-1}} \quad (6)$$

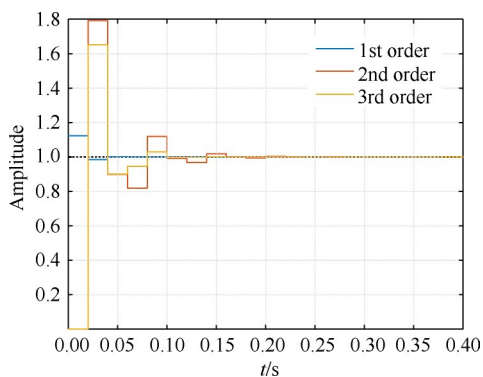


Fig. 3 Step response curves of discrete transfer functions from 1st to 3rd order

从图3可以看出, 一阶离散传递函数超调量最小, 调节速度最快。为了定量比较各阶离散传递函数的单位阶跃响应品质, 本文列出了五个衡量指标: 数据吻合度、稳态误差、上升时间 t_r 、调节时间 t_s 和超调量 $\sigma\%$ 。其中, 数据吻合度指模型与实际数据之间的拟合程度, 衡量系统辨识的精度。统计得到式(4)~(6)的数据吻合度、稳态误差、上升时间 t_r 、调节时间 t_s 和超调量 $\sigma\%$, 见表1。

Table 1 Performance metrics for 1st to 3rd order discrete transfer functions

Order of system	Goodness of fit/%	Steady-state error	t_r /ms	t_s /ms	$\sigma\%$
1	99.8	0	0.00	14.9	12.2
2	97.4	0	8.93	125.0	79.2
3	95.9	0	9.69	86.2	65.1

从表1中可见, 1~3阶离散传递函数的稳态误差均为0。随着离散传递函数的阶次降低, 上升时间 t_r 依次下降, 调节时间 t_s 和超调量 $\sigma\%$ 先上升后下降且一阶离散传递函数对应数值最小, 数据吻合度依次升高。由于1阶离散传递函数的超调量最小, 调节速度最快, 数据拟合精度最高, 在三个模型中表现最优。故本文选取1阶离散传递函数作为 FMV 控制回路模型结构, 用于估计 M_{FMVP} 。

3.2 燃油流量估计模型构建

根据式(1)体积流量公式, FF 只由燃油计量活门开口面积决定。QAR 记录的 FMVP 是燃油计量活门开度的百分数, FF 关于 FMVP 的函数曲线呈现非线性向上增长的趋势。本文构建了2~6次多项式拟合模型、二项高斯函数拟合模型和指数函数拟合模型, 拟合 FF 与 FMVP 的关系。各模型的拟合值与 QAR 记录值的均方根误差 (RMSE) 如表2所示。从表2可以看出, 随着多项式拟合模型次数的增加, RMSE 值依次减小。指数函数拟合值 RMSE 和二项高斯函数拟合值 RMSE 位于3次和4次多项式之间, 指数函数拟合值 RMSE 更小。

各模型的拟合结果如图4所示。从图4可以看出, 2次和3次多项式拟合结果与原始数据相差较大, 其余模型拟合效果较好。但在 FMVP 位于 0%~20% 时, 4次和6次多项式随着 FMVP 减小, FF 反而增大, 不符合 FMV 的计量原理。因此, 在5次多项式、指数函数和高斯函数中, 选择结构较为简单、RMSE 值较小的5次多项式, 用于拟合 FF 关于 FMVP 的函数关系。

3.3 模型精度验证

在一个航段中, 飞行阶段可以划分为起飞、爬升、巡航、下降和着陆五个阶段, 如图5所示。为了提高建模精度, 本文采取分阶段建模策略。根据航空公司反馈, 主燃油计量装置故障集中在起飞和爬升

Table 2 RMSE between the fitted values of each model and the observed values in the QAR records

Model	Quadratic P.	Cubic P.	Quartic P.	Quintic P.	Sextic P.	Gaussain 2	Exponential
RMSE	299.90	124.20	66.29	63.90	63.76	78.05	66.36

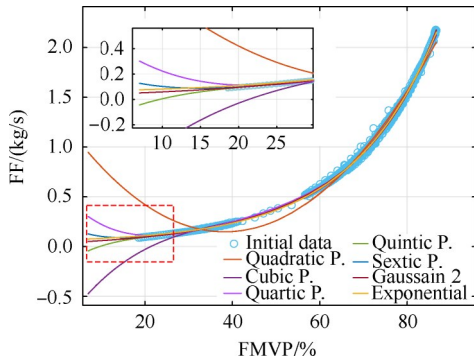


Fig. 4 Fitting results of each model

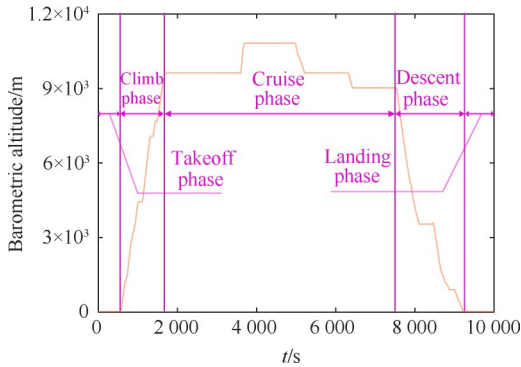


Fig. 5 Categorization of flight phases

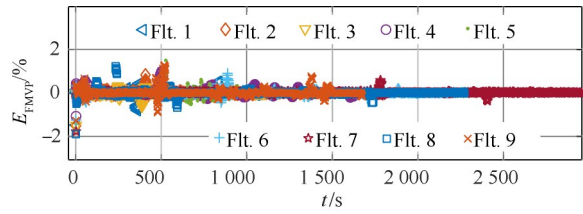
阶段。故而本文选取健康发动机某航段的起飞和爬升段数据,根据上述方法建立 FF 和 FMVP 估计模型。FMV 控制回路传递函数如式 (6) 所示。FF 关于 FMVP 的 5 次多项式拟合结果如式 (7) 所示。

$$f_{FF}(x) = 2.1 \times 10^{-5}x^5 - 4.3 \times 10^{-3}x^4 + 0.37x^3 - 14.5x^2 + 305.8x - 1.89 \times 10^3 \quad (7)$$

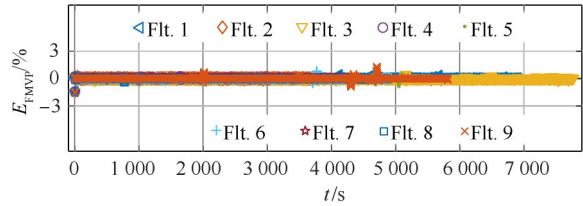
式中 x 代表 FMVP。

均匀抽取该发动机建模航段之后一年内的 9 个航段 (Flt.1~Flt.9) 的 QAR 数据,用于验证模型的泛化程度。在航段 1~9 的起飞-爬升段、巡航段和下降段三个飞行阶段中,FMVP 的模型估计偏差 E_{FMVP} 如图 6 所示。由图 6 可知,在三个飞行阶段中, M_{FMVP} 与 FMVP 的偏差绝对值 $|E_{FMVP}|$ 基本稳定在 3% 以内。由于使用起飞段-爬升段数据建模,所以起飞-爬升段的 $|E_{FMVP}|$ 更小,基本稳定在 2% 以内。由于巡航段推力变化平稳,其模型估计偏差分布更加集中。由于下降段推力变化较大,其模型估计偏差相对较分散。

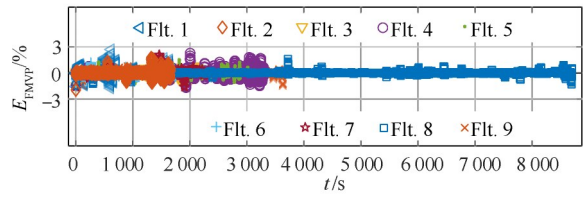
在航段 1~9 的起飞-爬升段、巡航段和下降段三个飞行阶段中,FF 的模型估计偏差 E_{FF} 如图 7 所示。由图 7 可知,在起飞-爬升段中, M_{FF} 与 FF 的偏差绝对值 $|E_{FF}|$ 基本稳定在 5% 以内。由于巡航段推力变化平稳,其模型估计偏差分布更加集中。由于下降段推力变化较大,其模型估计偏差更大。



(a) Takeoff-climb phase

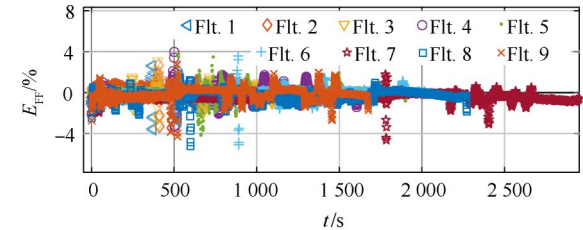


(b) Cruise phase

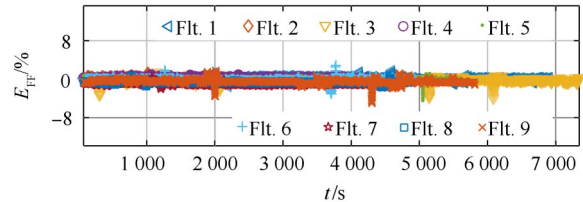


(c) Descent phase

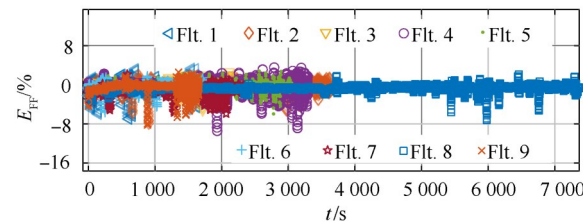
Fig. 6 Predicted residuals of FMVP



(a) Takeoff-climb phase



(b) Cruise phase



(c) Descent phase

Fig. 7 Predicted residuals of FF

在爬升段中模型估计偏差较大的数据主要分布在 FMVP 或 FF 变化剧烈之处。以第 5 航段 FF 的估计结果为例,FF 的变化趋势和模型估计偏差如图 8 所示。从图 8 中可以看出,在 FF 变化剧烈处,模型估计

偏差较大。

如上所述,本文所提的分阶段建模方法,有利于提高 M_{FMVP} 和 M_{FF} 的估计精度。考虑到随服役时间的延长,发动机的性能将发生退化,本文验证了建模后一年内的模型估计精度。从验证结果看,使用起飞-爬升段建立的模型,在估计起飞-爬升段数据时,获得了不错的精度。本文所提出的建模方法适用于不同飞行阶段的参数估计,且巡航段估计结果较好,由于下降段推力变化较大,其估计结果相应较差。随着服役时间的延长,若主燃油计量装置性能发生改变,模型估计精度变差,则需要按本文所提方法,重新建立 M_{FMVP} 和 M_{FF} 的估计模型。

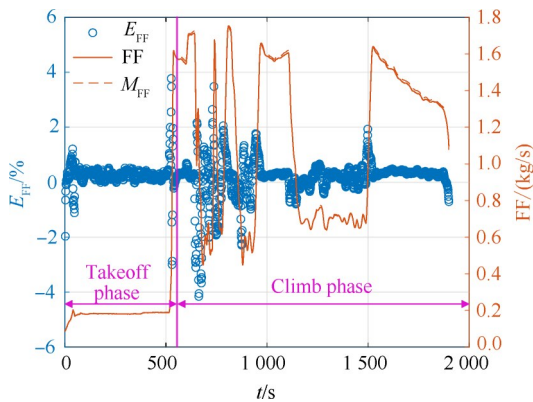


Fig. 8 Predicted FF for the 5th flight segment

4 方法验证

4.1 模型验证

为了验证前述主燃油计量装置故障诊断方法的有效性,在某航段爬升段QAR数据中加入代表故障种类的偏差信号进行模型验证。由于该发动机QAR记录充足,本节采用统计分析法设置故障检测阈值。由前述3.3节可知,起飞-爬升段模型估计偏差 $|E_{FMVP}|$ 基本稳定在2%以内, $|E_{FF}|$ 基本稳定在5%以内。因此设置FMVP的异常检测阈值 $T_{FMVP} = \pm 2\%$,FF的异常检测阈值 $T_{FF} = \pm 5\%$ 。

试验选取某航段爬升段数据,试验工况为:马赫

数 Ma 从0.33增加至0.68,高度 H 从1.4 km增加至6.7 km、油门杆角度TRA由 65.26° 增加至 70° 。在第880~1 000 s,添加2.5%的偏置故障和1.5%~3.5%的漂移故障模拟FMVP异常,添加6.5%的偏置故障和0%~7.5%的漂移故障模拟FF异常。FMVP和FF添加偏差信号后与模型估计值的对比如图9所示。

EEC的机内测试技术(Built in test, BIT)能够检测FMVP 5%以上的偏差,即当FMVD与FMVP偏差超过5%,且持续5s以上时,EEC将发出FMV故障警报。本文取2%作为燃油计量活门故障检测阈值,有效地提高了故障检测精度。为了降低虚警率,当模型估计残差连续5次超过故障检测阈值时,发出故障警报。

FMV发生偏置故障和漂移故障时,系统检测结果分别如图10(a)和图10(b)所示。在图10(a)中,880 s之前和1 000 s之后模型输出和QAR记录之间的残差始终小于故障检测阈值,因此主燃油计量装置无异常。880~1 000 s,FMVP和FF突变, E_{FMVP} 和 E_{FF} 发生偏置现象,且均超过故障检测阈值,表示FMV发生偏置故障。在图10(b)中,880~1 100 s, E_{FMVP} 和 E_{FF} 发生漂移现象,随着时间的积累, E_{FMVP} 和 E_{FF} 均超过故障检测阈值,表示FMV发生漂移故障。

LVDT传感器发生偏置故障和漂移故障时,系统检测结果分别如图11(a)和图11(b)所示。在图11(a)中,880 s之前和1 000 s之后模型输出和QAR记录之间的残差始终小于故障检测阈值,因此主燃油计量装置无异常。880~1 000 s, E_{FMVP} 和 E_{FF} 发生趋势相反的偏置现象,且均超过故障检测阈值,表示LVDT传感器产生偏置故障。在图11(b)中,880~1 100 s, E_{FMVP} 和 E_{FF} 发生趋势相反的漂移现象,随着时间的积累, E_{FMVP} 和 E_{FF} 均超过故障检测阈值,说明LVDT传感器产生漂移故障。

热式流量计发生偏置故障和漂移故障时,系统检测结果分别如图12(a)和图12(b)所示。在图12(a)中,880 s之前和1 000 s之后模型输出和QAR记

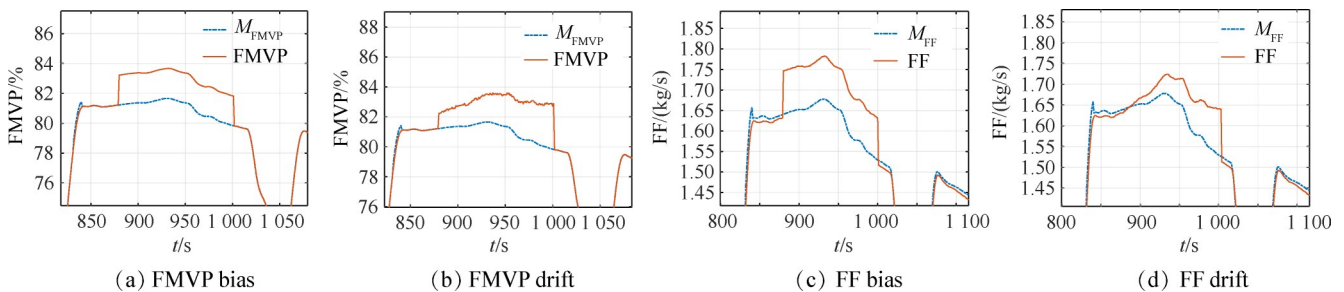


Fig. 9 Bias and drift phenomena in FMVP and FF

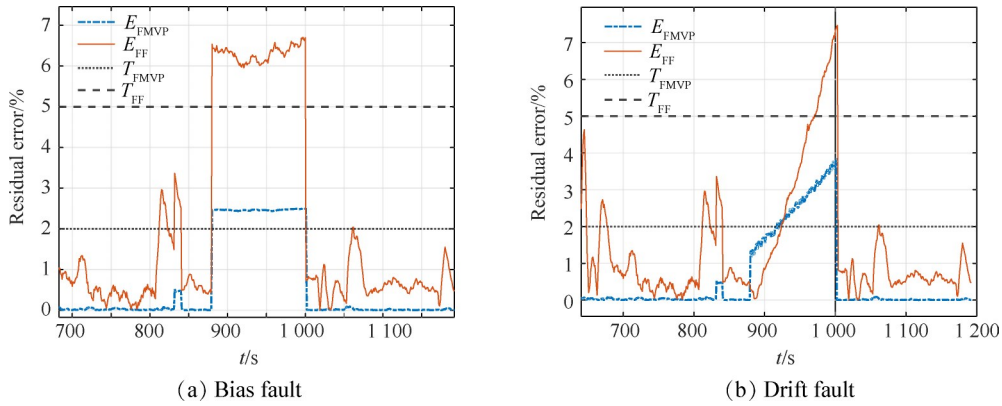


Fig. 10 Diagnostic performance of FMV bias and drift faults

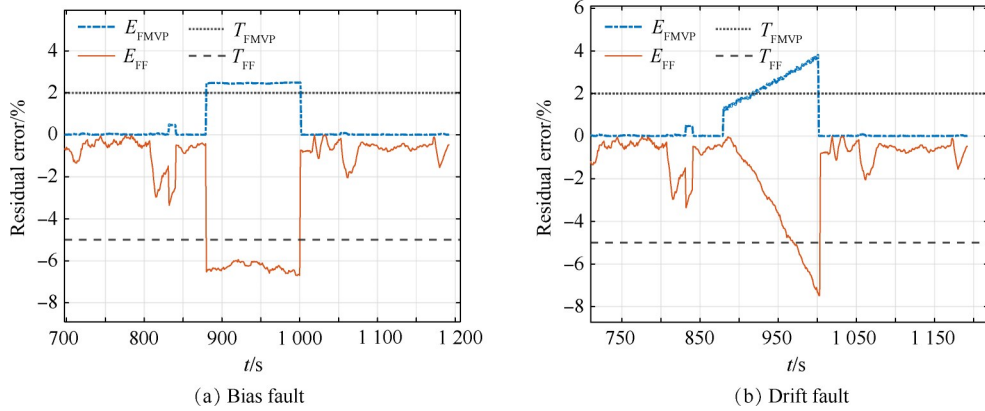


Fig. 11 Diagnostic performance of LVDT sensor bias and drift faults

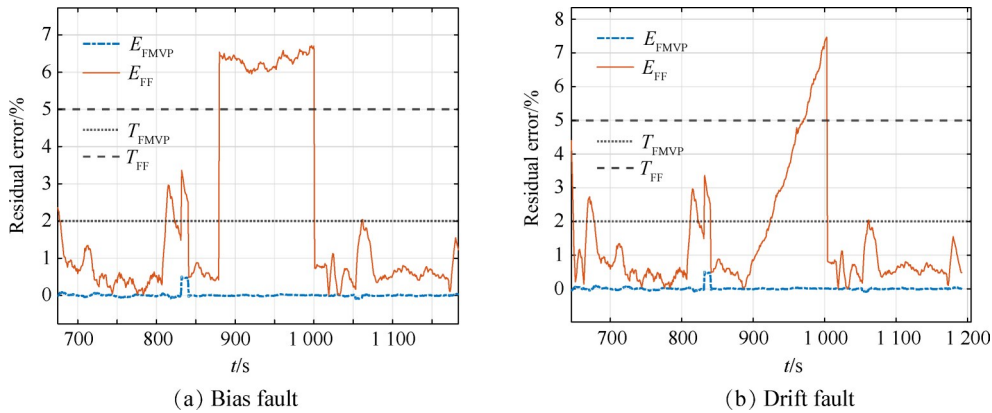


Fig. 12 Diagnostic performance of thermal flowmeter bias and drift faults

录之间的残差始终小于故障检测阈值,因此主燃油计量装置无异常。880~1 000 s, E_{FMVP} 无异常, E_{FF} 发生偏置现象且超过 T_{FF} , 说明热式流量计产生偏置故障。在图 12(b) 中, 880~1 100 s, E_{FMVP} 无异常, E_{FF} 发生漂移现象, 随着时间的积累, E_{FF} 超过 T_{FF} , 说明热式流量计产生漂移故障。

4.2 故障航段 QAR 数据验证

本文使用某故障航段 QAR 数据验证所提的故障检测方法。故障报告显示, 发动机在执行某航段飞

行任务时, 由于起飞滑跑时双发推力不一致, 导致中断起飞。首先, 根据前述 3.1 节和 3.2 节的流程, 使用该发动机处于健康状态时的 QAR 数据, 分别建立该发动机的 FMVP 和 FF 估计模型, 如式 (8) 和式 (9) 所示。

$$\frac{f_{FMVP}(z)}{f_{FMVD}(z)} = \frac{1.41z^{-1}}{1 + 0.41z^{-1}} \quad (8)$$

$$f_{FF}(x) = 1.87 \times 10^{-5}x^5 - 3.47 \times 10^{-3}x^4 + 0.27x^3 - 8.97x^2 + 164x - 551 \quad (9)$$

式中 x 代表 FMVP。

在本节中,由于该发动机在健康状态下的QAR记录有限,因此使用某航段健康QAR记录的偏差离群值确定 T_{FMVP} 和 T_{FF} 作为故障检测阈值。因为 E_{FMVP} 分布较为集中,所以使用拉伊达准则确定 T_{FMVP} ,如式(10)所示。经过计算, $|T_{FMVP}| = 0.69\%$ 。而 E_{FF} 分布较为分散,为了避免受到个别异常值的影响,则采用箱线图(Boxplot)法确定 T_{FF} ,即取箱线图上限和下限中绝对值较大的一边作为故障检测阈值,如式(11)所示。该发动机某健康航段的 E_{FF} 的箱线图如图13所示。由图13可知, E_{FF} 的箱线图上限为2.02%,下限为-2.11%。根据式(11),所以取 $|T_{FF}| = 2.11\%$ 。

$$|T_{FMVP}| = \max \{ |\mu + 3\delta|, |\mu - 3\delta| \} \quad (10)$$

式中 μ 为 E_{FMVP} 平均值, δ 为 E_{FMVP} 标准差。

$$|T_{FF}| = \max \{ |U_{limit}|, |L_{limit}| \} \quad (11)$$

式中 U_{limit} 为箱线图上限, L_{limit} 为箱线图下限。

根据故障航段模型估计偏差超限情况,诊断故障类型。偏差超限检测结果如图14所示。由图14可以看出,该故障航段在发动机启动第8s时 E_{FMVP} 和 E_{FF} 同时超过故障检测阈值,且二者异号,根据2.3节给出的故障检测逻辑,判定LVDT传感器故障,该故障同航空公司事后检查结果一致。由于故障连续超限仅持续了6s,变化趋势不明显,所以无法确定是偏置故障还是漂移故障。

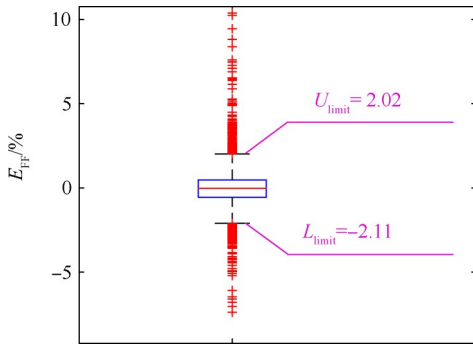


Fig. 13 Boxplot of E_{FF}

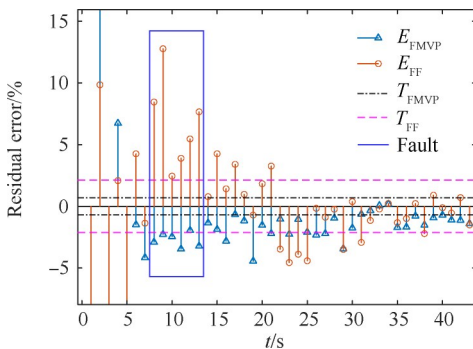


Fig. 14 Outlier detection result

5 结论

本文通过研究基于数据驱动的主燃油计量装置故障诊断方法,可以得到如下结论:

(1)所提出的基于系统辨识和数据拟合的主燃油计量装置建模方法,仅需要少量的数据和故障样本,且计算过程简单。所建立的FMVP估计模型残差不超过 $\pm 2\%$,FF估计模型残差不超过 $\pm 5\%$ 。

(2)所提出的基于模型降阶策略的FMV控制回路建模方法,有效提高了模型的估计精度和动态响应速度。

(3)所提出的故障诊断逻辑适用于FMV, LVDT传感器和热式流量计中单一部件发生故障的情况。

本文方法验证中所用的发动机实际故障特征不明显,未来研究重点是结合实际故障验证FF估计精度,并发展多部件故障诊断方法,以解决发动机实际故障诊断问题。

致谢:感谢国家自然科学基金和1912项目的资助;感谢厦门航空有限公司提供相关资料和数据支持。

参考文献

- [1] 潘 阳,李秋红,姜 洁,等. 航空发动机燃油系统执行机构故障诊断及验证[J]. 航空发动机, 2016, 42(4): 30-35.
- [2] WANG H F, JIANG W, DENG X Y, et al. A new method for fault detection of aero-engine based on isolation forest[J]. Measurement, 2021, 185: 110064.
- [3] 何佳倩,李建榕,张志舒. 基于机载实时模型的发动机执行机构故障状态参数估计[J]. 航空发动机, 2016, 42(3): 33-37.
- [4] LIU X F, ZHU J Q, LUO C S, et al. Aero-engine health degradation estimation based on an underdetermined extended kalman filter and convergence proof [J]. ISA Transactions, 2022, 125: 528-538.
- [5] 潘 阳,李秋红,王 元. 基于Broyden算法的航空发动机气路故障诊断[J]. 推进技术, 2017, 38(1): 191-198. (PAN Y, LI Q H, WANG Y. Aero-engine gas path fault diagnosis based on Broyden algorithm[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(1): 191-198.)
- [6] GOU L F, SHEN Y W, ZHENG H, et al. Multi-fault diagnosis of an aero-engine control system using joint sliding mode observers[J]. IEEE Access, 2020, 8: 10186-10197.
- [7] KORDESTANI M, SAMADI M F, SAIF M. A new hybrid fault prognosis method for MFS systems based on distributed neural networks and recursive Bayesian algorithm

- [J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(4): 5407–5416.
- [8] LU J J, HUANG J Q, LU F. Kernel extreme learning machine with iterative picking scheme for failure diagnosis of a turbofan engine[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 96: 105539.
- [9] 曹明, 黄金泉, 周健, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康现状、挑战与机遇 I: 气路、机械和FADEC系统故障诊断与预测[J]. 航空学报, 2022, 43(9): 9–41.
- [10] 李慧慧, 缙林峰, 陈映雪, 等. 基于多域特征优化的航空发动机传感器智能故障诊断[J]. 推进技术, 2023, 44(2): 210876. (LI H H, GOU L F, CHEN Y X, et al. Intelligent fault diagnosis of aeroengine sensor based on optimized multi-domain features[J]. Journal of Propulsion Technology, 2023, 44(2): 210876.)
- [11] SHEN Y, KHORASANI K. Hybrid multi-mode machine learning-based fault diagnosis strategies with application to aircraft gas turbine engines [J]. Neural Networks, 2020, 130: 126–142.
- [12] 姜洁, 李秋红, 张高钱, 等. 航空发动机燃油系统执行机构及其传感器故障诊断[J]. 航空动力学报, 2015, 30(6): 1529–1536.
- [13] 姜洁, 李秋红, 张高钱, 等. 基于NN-ELM的航空发动机燃油系统执行机构故障诊断[J]. 航空动力学报, 2016, 31(2): 484–492.
- [14] ZHOU J, LIU Y, ZHANG T H. Fault diagnosis based on relevance vector machine for fuel regulator of aircraft engine[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(7): 1779–1790.
- [15] BAUR U, BENNER P, FENG L. Model order reduction for linear and nonlinear systems: a system-theoretic perspective[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2014, 21(4): 331–358.
- [16] 苏春波, 汪成文, 苑永亮, 等. 阀控电液伺服压力脉冲实验自抗扰控制方法研究[J/OL]. 控制与决策, 2023, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1600.
- [17] JIN Y L, LU K, HUANG C X, et al. Nonlinear dynamic analysis of a complex dual rotor-bearing system based on a novel model reduction method[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 75: 553–571.
- [18] 杨永敏, 卢前顺. 商用航空发动机燃油计量装置动态建模分析研究[J]. 制造业自动化, 2016, 38(6): 106–110.
- [19] 刘渊, 张天宏, 周俊. 航空发动机燃油调节执行机构及其传感器的故障诊断与半物理仿真[J]. 推进技术, 2016, 37(11): 2165–2172. (LIU Y, ZHANG T H, ZHOU J. Fault diagnosis and semi-physical simulation for actuator and sensor of aero-engine fuel regulator [J]. Journal of Propulsion Technology, 2016, 37(11): 2165–2172.)
- [20] PAUL S, DAVID S, 周青华. QAR的发展新趋势[J]. 航空维修与工程, 2022(5): 31–32.
- [21] 王奕惟, 莫李平, 王奕首, 等. 基于全航段QAR数据和卷积神经网络的航空发动机状态辨识[J]. 航空动力学报, 2021, 36(7): 1556–1563.

(编辑:朱立影)

Data-driven fault diagnosis of main fuel metering device

GONG Qiuting¹, CHEN Yi², LIU Yuan³, CHEN Guoshun², WANG Yishou¹

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China;

2. Xiamen Airlines, Xiamen 361006, China;

3. AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou 412002, China)

Abstract: To establish a fault diagnosis method for the main fuel metering device, a Quick Access Recorder (QAR) data-based modeling approach was proposed for estimating fuel metering parameters. A fault diagnosis scheme for the main fuel metering device was given by combining fuel metering parameter residuals with the working principle of hydraulic mechanical control device. A fuel metering valve position (FMVP) estimation model was designed using system identification, whose estimation accuracy and dynamic response speed were improved using a model order reduction strategy. Furthermore, a fuel flow (FF) estimation model was presented by polynomial fitting. The results showed that the estimated residuals of the established FMVP model do not exceed $\pm 2\%$, and the residuals of the FF model do not exceed $\pm 5\%$. The proposed method can effectively diagnose faults in the fuel metering valve, the linear variable differential transformer displacement sensor, and the thermal flowmeter. The proposed scheme has a simple structure and does not require extensive debugging techniques, and offers higher detection accuracy as well as promising engineering application prospects.

Key words: Aero-engine; Fuel metering valve; Sensor; Fault diagnosis; Model order reduction; QAR data

Received: 2023-04-26; **Revised:** 2023-08-26.

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 2304058

Foundation items: National Natural Science Foundation of China(51975494); The 1912 Project.

Corresponding author: WANG Yishou, E-mail: wangys@xmu.edu.cn