

基于非线性模型的间冷回热涡扇发动机 气路故障诊断方法研究

王义楠¹, 丰国龙¹, 陈毓智^{1,3}, 缙林峰^{1,2,3}

(1. 西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710129;

2. 西北工业大学 国家卓越工程师学院, 西安 710072;

3. 中国航发四川燃气涡轮研究院 高空模拟技术重点实验室, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 间冷回热涡扇发动机相对普通三轴涡扇发动机的健康参数更多, 导致故障诊断计算量变大。为提高间冷回热涡扇发动机多部件退化下气路故障诊断速度, 开发了一种适用于间冷回热涡扇发动机的快速气路故障诊断方法。该方法在传统嵌套迭代诊断架构的基础上设计了一种非嵌套迭代架构, 考虑了包括 6 个旋转部件以及 2 个换热器部件的退化情况, 通过分割部件使发动机部件匹配和故障诊断可以在同一个牛顿-拉夫逊迭代算法中完成, 并开展了传感器选择优化以提升测量参数对于不同部件退化的辨识能力。在对发动机全寿命周期内的所有工况进行仿真测试的结果显示, 该方法的最高诊断误差为 0.003 6%, 平均误差为 0.000 8%, 平均计算时间小于 0.063 s。与传统诊断架构相比, 这种非嵌套的架构可以在保证诊断精度的前提下显著降低了子部件调用次数和故障诊断时间, 为克服多部件故障高精度诊断与快速诊断需求相互冲突提供了方法和理论支撑。

关 键 词: 间冷回热涡扇发动机; 非线性模型; 气路故障诊断; 牛顿-拉夫逊算法; 传感器选择优化

中图分类号: V235.13

文献标志码: A

Research on gas path fault diagnosis method of intercooled recuperated turbofan engine based on nonlinear model

Wang Yinan¹, Feng Guolong¹, Chen Yuzhi^{1,3}, Gou Linfeng^{1,2,3}

(1. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. National Elite Institute of Engineering,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

3. Science and Technology on Altitude Simulation Laboratory, Sichuan Gas Turbine Establishment,
Aero Engine Corporation of China, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: The intercooled recuperated turbofan engine has more health parameters than the ordinary three-shaft turbofan engine, which leads to a larger calculation amount of fault diagnosis. To enhance the speed of gas path fault diagnosis of intercooled recuperated turbofan engine under multi-component degradation, a fast gas path fault diagnosis method for intercooled recuperated turbofan engine was developed. Based on the traditional nested iterative diagnosis architecture, a non-nested iterative architecture was designed, which considered the degradation of 6 rotating components and 2 heat exchanger components. By dividing the components, the engine component matching and fault diagnosis

收稿日期: 2025-01-28

基金项目: 国家自然科学基金(52402520)

作者简介: 王义楠(2003—), 男, 研究领域为航空发动机智能控制与健康监测。E-mail: 2021301846@mail.nwpu.edu.cn

通信作者: 陈毓智(1989—), 男, 副教授, 博士, 研究领域为燃气涡轮发动机总体性能与健康监测。E-mail: yuzhi.chen@nwpu.edu.cn

引用格式: 王义楠, 丰国龙, 陈毓智, 等. 基于非线性模型的间冷回热涡扇发动机气路故障诊断方法研究[J]. 航空动力学报, 2026, 41(11): 20250053. Wang Yinan, Feng Guolong, Chen Yuzhi, et al. Research on gas path fault diagnosis method of intercooled recuperated turbofan engine based on nonlinear model[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(11): 20250053.

could be completed in the same Newton-Raphson iterative algorithm. The sensor selection optimization was carried out to improve the ability of measuring parameters to identify the degradation of different components. The results of simulation test on all conditions of engine life cycle showed that the maximum diagnostic error of this method was 0.003 6%, the average error was 0.000 8%, and the average calculation time was less than 0.063 seconds. Compared with the traditional diagnostic architecture, this non-nested architecture can significantly reduce the number of sub-component calls and fault diagnosis time while ensuring the diagnostic accuracy. It provides the method and theoretical support for overcoming the conflict between high-precision fault diagnosis and rapid diagnosis of multi-component faults.

Keywords: intercooled recuperated turbofan engine; nonlinear model; gas path fault diagnosis; Newton-Raphson algorithm; sensor selection optimization

航空发动机气路故障是指发动机气路系统中发生的各类故障,如叶片腐蚀、侵蚀、密封件磨损和燃油喷油器堵塞等^[1]。据调查显示,发动机所有故障中,气路故障所占比例最高,其维修费用约占总维修费用的 60%^[2]。此外,发动机故障会直接影响飞行安全,降低发动机寿命并增加维修成本^[3-4]。为提高发动机运行安全和经济可承受性,围绕发动机气路故障诊断的研究方兴未艾。其中,气路分析(gas path analysis, GPA)技术自 Urban^[5]于 1973 年首次提出后便被广泛用于航空发动机的气路故障诊断工作当中。GPA 的主要作用是通过监测气路参数评估发动机健康状况,当发现有部件出现性能退化或故障时,及时识别故障类型、原因并量化故障程度,进而采取措施隔离故障^[6]。通过气路分析,可以提高发动机安全性,减少计划外停机时间,从而提升经济效益。

航空发动机气路故障诊断技术经过多年的发展,已形成一套较为完整的体系^[7-9]。现有的诊断方法主要分为 3 类,基于模型的诊断方法、基于数据驱动的诊断方法和基于信息融合的诊断方法^[10]。其中,基于模型的方法是目前较为成熟也是应用最广泛的方法,其核心在于建立发动机性能仿真模型,利用气路传感器测量参数及时获取发动机状态信息,并据此构建诊断算法以预测发动机退化程度^[11]。该方法的诊断效果主要取决于所建立的发动机模型精度,同时与是否选择了能够有效辨识故障的传感器测量参数相关。

基于模型的气路故障诊断方法按照模型类型可以分为基于线性模型的诊断方法和基于非线性模型的诊断方法。其中基于线性模型的方法计算复杂度低,诊断速度快^[12]。但由于航空发动机是一个非线性的热力学系统,在将非线性模型线性化的过程中势必会降低模型精度,进而影响诊断结果的可靠性。相比之下,非线性模型更加贴近

航空发动机的真实工况,因此,国内外研究人员更多地聚焦于基于非线性模型的诊断方法的研究。Sampath 等^[13]提出一种基于遗传算法的气路故障诊断方法,通过合理设置目标函数和模型辨识以提高模型收敛速度。朱柳^[14]基于航空发动机非线性模型,进一步扩展了卡尔曼滤波和粒子滤波方法在气路故障诊断方面的应用范围。Lu 等^[15]改进了传统的基于非线性卡尔曼滤波器的诊断方法,使之在测量参数不确定的情况下能够对各类气路故障进行有效辨识。

近年来,随着发动机结构的日益复杂以及飞行任务的多样化,航空发动机的工作参数范围明显拓宽,且参数变化更加剧烈。这使得发动机在线健康监控系统对多部件气路故障诊断的精度和速度提出了更高要求。为此,学者们从优选迭代算法、改进故障诊断算法架构等方面开展了更加深入的研究。Ying 等^[16]提出在故障诊断前隔离健康部件,以降低迭代矩阵的维度,但这种方法无法适用于多个部件同时退化的情况。Yang 等^[17]通过引入雅可比矩阵的广义表达式,有效减少了故障诊断的计算量,从而提升了诊断速度。Lu 等^[18]提出了一种并联诊断架构,对测量参数进行并联分组,每个分组对应一个卡尔曼滤波器。这一方法降低了各滤波器的矩阵维度,提高了故障诊断的速度。然而,当健康参数的数量超过分组数量时,会导致迭代方程欠约束,从而难以保证诊断精度。此外, Lu 等^[19]对比了分布式线性卡尔曼滤波器与混合扩展卡尔曼滤波器在故障诊断收敛速度上的差异,发现后者的性能明显优于前者。Chen 等^[20]提出一种串联诊断架构,通过分割故障部件并按顺序进行诊断,从而改善故障诊断速度。但该方法中,串联下游模块依赖上游诊断的结果,存在误差累积的风险。

综上所述,现有的基于模型的气路故障诊断

方法受限于迭代算法和模型架构,在应对多部件故障诊断时往往难以兼顾计算精度和速度,导致多部件故障诊断与气路故障快速诊断之间的矛盾日益突出。此外,现有气路故障诊断方法主要针对旋转部件^[21],当其他部件如间冷器或回热器发生退化时,现有方法可能难以适用。并且随着故障部件类型和数量增多,现有算法的局限性也会更加突出。如何在提高多部件退化下气路故障诊断速度的同时保证诊断精度,是发动机健康监控理论研究中的一个重要课题。

本文以三轴间冷回热涡扇发动机(intercooled recuperator turbofan engine, IRTE)为研究对象开展关于气路故障诊断方法的研究。首先采用部件法建立了一套 IRTE 的非线性数学模型,在建模过程中通过引入健康参数变量对 IRTE 中 6 个旋转部件的流量和效率退化,以及 2 个换热器部件的效率退化情况进行描述。随后以该模型为基础,结合牛顿-拉夫逊算法,在传统基于嵌套迭代架构的气路故障诊断方法基础上提出一种适用于 IRTE 的基于非嵌套迭代的气路故障诊断方法。该方法通过分割故障部件将传统的整机迭代过程转化为在部件层面进行迭代,降低了雅可比迭代矩阵维度以及迭代过程中对子部件的调用次数,从而显著提升了诊断速度。此外,本研究通过对气路传感器进行选择优化,合理设计迭代过程的约束条件以提高所提方法对于不同故障的辨识能力。研究成果为提高多部件退化下气路故障诊断精度和速度提供了有价值的参考与思路。

1 间冷回热涡扇发动机建模

1.1 IRTE 结构

图 1 展示了大涵道比三轴分排间冷回热涡扇发动机的结构、截面编号及含义。IRTE 的核心部件由风扇(Fan)、中压压气机(intermediate-pressure compressor, IPC)、高压压气机(high-pressure compressor, HPC)、燃烧室(combustion chamber, CC)、高压涡轮(high-pressure turbine, HPT)、中压涡轮(intermediate-pressure turbine, IPT)、低压涡轮(low-pressure turbine, LPT)以及内外涵道尾喷管组成。与常规循环三轴涡扇发动机不同,IRTE 增加了一个中间冷却器(intercooler, IC)和一个回热器(recuperator, RC),导致其结构布局 and 气流路径发生了显著变化。其中间冷却器位于 IPC 和 HPC 之间,内涵气流经 IPC 压缩后,先进入间冷器与外涵气流的一部分进行热量交换,再进入 HPC 继续

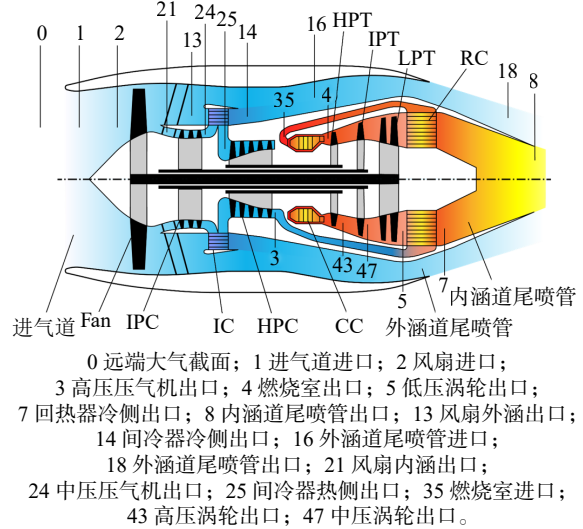


图 1 三轴间冷回热涡扇发动机结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the three-shaft intercooled recuperated turbofan engine

压缩;回热器则安装在 LPT 出口与燃烧室进口之间,通过利用排气余温对燃烧室进口空气进行预热,从而降低燃烧室温升以及燃烧过程的不可逆损失^[22]。这种设计可以有效减少压气机压缩耗功,降低耗油率,进而提高发动机热效率,增强其经济性和环保性。

1.2 部件法建模概述

航空发动机是一个多部件耦合的非线性热力学系统,本研究拟采用部件法建立 IRTE 非线性数学模型。基本思路为根据 IRTE 整体结构和热力循环过程,将 IRTE 划分为每一个单独的子部件,依次对各子部件进行气动热力学计算,并采用牛顿-拉夫逊算法求解共同工作方程组使各部件输入输出关系达到匹配,从而实现不同工况下的仿真模拟^[23]。

本文开发的 IRTE 热力学模型中包含 11 个迭代变量,分别是:低压轴转速 N_{LP} 、中压轴转速 N_{IP} 、高压轴转速 N_{HP} 、风扇增压比 π_{fan} 、IPC 增压比 π_{IPC} 、HPC 增压比 π_{HPC} 、HPT 落压比 π_{HPT} 、IPT 落压比 π_{IPT} 、LPT 落压比 π_{LPT} 、涵道比 λ 和 RC 冷侧进出口温比 Δ_{RC} 。将这 11 个迭代变量用列向量 $\mathbf{x}$ 来表示,即 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{11}]^T$ 。求解这 11 个迭代变量所需的发动机共同工作方程组可以表示成如下形式:

$$F(\mathbf{x}) = \begin{cases} f_1(x_1, x_2, \dots, x_{11}) = 0 \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_{11}) = 0 \\ \vdots \\ f_{11}(x_1, x_2, \dots, x_{11}) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

这 11 个共同工作方程所表示的具体含义如下:

1) 低压轴功率平衡方程:

$$\frac{Z_{\text{tw,LPT}} - Z_{\text{cw,fan}}}{Z_{\text{tw,LPT}}} = 0 \quad (2)$$

2) 中压轴功率平衡方程:

$$\frac{Z_{\text{tw,IPT}} - Z_{\text{cw,IPC}}}{Z_{\text{tw,IPT}}} = 0 \quad (3)$$

3) 高压轴功率平衡方程:

$$\frac{Z_{\text{tw,HPT}} - Z_{\text{cw,HPC}}}{Z_{\text{tw,HPT}}} = 0 \quad (4)$$

4) 中压压气机进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,IPC}} - W_{\text{act,IPC}}}{W_{\text{in,IPC}}} = 0 \quad (5)$$

5) 高压压气机进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,HPC}} - W_{\text{act,HPC}}}{W_{\text{in,HPC}}} = 0 \quad (6)$$

6) 高压涡轮进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,HPT}} - W_{\text{act,HPT}}}{W_{\text{in,HPT}}} = 0 \quad (7)$$

7) 中压涡轮进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,IPT}} - W_{\text{act,IPT}}}{W_{\text{in,IPT}}} = 0 \quad (8)$$

8) 低压涡轮进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,LPT}} - W_{\text{act,LPT}}}{W_{\text{in,LPT}}} = 0 \quad (9)$$

9) 内涵道尾喷管进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,core}} - W_{\text{act,core}}}{W_{\text{in,core}}} = 0 \quad (10)$$

10) 外涵道尾喷管进口截面流量平衡方程:

$$\frac{W_{\text{in,BP}} - W_{\text{act,BP}}}{W_{\text{in,BP}}} = 0 \quad (11)$$

11) 回热器热平衡方程:

$$\frac{W_{31}(H_{35} - H_{31}) - W_6(H_6 - H_7)}{W_{31}(H_{35} - H_{31})} = 0 \quad (12)$$

式中 Z 为功率, 下标 cw 代表压气机消耗功率, tw 代表涡轮输出功率, 下标 in 代表子部件进口工况, act 代表经过特性图插值等计算得到的部件实际运行工况。迭代变量和共同工作方程确定后, 通过给定发动机进气条件和燃油流量等输入, 可以对 IRTE 按部件顺序进行计算, 得到这 11 个共同工作方程对应的相对误差, 也称残差。以所有残

差的 2 范数作为目标函数, 通过牛顿-拉夫逊算法不断迭代直至目标函数小于给定的误差限, 此时认为发动机的各部件满足共同工作条件, 从而得到各截面温度、压力等气动热力学参数以及推力等性能参数。

1.3 IRTE 退化模型

航空发动机总体性能与各部件运行状态息息相关。在发动机服役期间内, 各部件健康状况会随飞行循环次数增加而逐渐劣化^[24]。本文采用健康参数 X 来描述各部件的退化程度。 X 的定义如下:

$$X = \frac{M_r}{M_h} \quad (13)$$

式中 M 为表征部件性能的参数, 下标 r 表示实际工况, h 代表未发生任何退化的初始状态。

在本研究范围内, 考虑了 6 个旋转部件和 2 个换热器部件的退化, 共使用 14 个健康参数来评估各部件健康状态, 分别是: 风扇效率退化系数 $X_{\text{fan,e}}$ 、风扇流量退化系数 $X_{\text{fan,f}}$ 、IPC 效率退化系数 $X_{\text{IPC,e}}$ 、IPC 流量退化系数 $X_{\text{IPC,f}}$ 、HPC 效率退化系数 $X_{\text{HPC,e}}$ 、HPC 流量退化系数 $X_{\text{HPC,f}}$ 、HPT 效率退化系数 $X_{\text{HPT,e}}$ 、HPT 流量退化系数 $X_{\text{HPT,f}}$ 、IPT 效率退化系数 $X_{\text{IPT,e}}$ 、IPT 流量退化系数 $X_{\text{IPT,f}}$ 、LPT 效率退化系数 $X_{\text{LPT,e}}$ 、LPT 流量退化系数 $X_{\text{LPT,f}}$ 、IC 效率退化系数 $X_{\text{IC,e}}$ 和 RC 效率退化系数 $X_{\text{RC,e}}$ 。各健康参数参考值由表 1^[25] 给出。其中“健康状态 1”表示正常退化情况下的值, “健康状态 2”表示经历 6 000 飞行循环后, 各部件遭遇的更为严重的退化。将这些健康参数植入到所建立的部件级模型中, 可

表 1 健康参数参考值^[25]

Table 1 Reference values of health parameters^[25]

编号	健康参数	健康状态 1	健康状态 2
1	$X_{\text{fan,e}}$	0.985 8	0.971 5
2	$X_{\text{fan,f}}$	0.981 8	0.963 5
3	$X_{\text{IPC,e}}$	0.987 0	0.973 9
4	$X_{\text{IPC,f}}$	0.980 0	0.960 0
5	$X_{\text{HPC,e}}$	0.953 0	0.906 0
6	$X_{\text{HPC,f}}$	0.929 7	0.859 4
7	$X_{\text{HPT,e}}$	0.981 0	0.961 9
8	$X_{\text{HPT,f}}$	1.012 9	1.025 7
9	$X_{\text{IPT,e}}$	0.987 8	0.975 6
10	$X_{\text{IPT,f}}$	1.007 5	1.015 0
11	$X_{\text{LPT,e}}$	0.994 6	0.989 2
12	$X_{\text{LPT,f}}$	1.002 1	1.004 2
13	$X_{\text{IC,e}}$	0.991 0	0.982 0
14	$X_{\text{RC,e}}$	1.000 6	1.001 2

获得退化状态下发动机运行参数,从而有效评估发动机健康状况。

1.4 IRTE 退化演进模型

本研究将发动机全寿命周期内的总飞行循环次数定义为 6 000 次,在此期间,IRTE 中 6 个旋转部件加上 2 个换热器部件的健康状况同时发生退化。同时,本研究假设各部件健康参数的退化程度与飞行循环次数之间呈指数变化关系,退化演进曲线由式(14)表示:

$$|\Delta X| \cdot X = |M_t - M_h| = 1 - \exp(\alpha \cdot \theta^\gamma) \quad (14)$$

式中 α 和 γ 为健康状况衰减速率的两个系数, θ 代表飞行周期次数。

2 气路故障诊断算法开发

2.1 非线性气路分析原理

发动机的健康状态会影响其工作性能、经济效益以及运行安全。通过气路分析可以对发动机健康状况进行监控和反馈。气路分析的基本原理是根据气路测量参数(包括温度、压力、流量等)的偏差反推出各部件健康参数的大小,进而量化发动机的退化水平^[2]。这里,气路参数与健康参数之间的非线性关系如式(15)所示:

$$\mathbf{Z} = h(\mathbf{X}) \quad (15)$$

式中 $\mathbf{Z}$ 表示气路测量参数向量, $\mathbf{X}$ 表示健康参数向量。

定义完全健康的状态为发动机初始状态。当各部件发生退化时,可以在初始状态附近使用泰勒展开式来描述部件退化对气路参数的影响^[26]。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Z}_0 + \left. \frac{\partial h(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right|_0 (\mathbf{X} - \mathbf{X}_0) + \mathbf{R}_{\text{hot}} \quad (16)$$

式中 $\mathbf{R}_{\text{hot}}$ 为展开式的高阶项,当性能退化程度较小时可忽略。此时,健康参数偏差对发动机性能的影响可以用式(17)来表示:

$$\Delta \mathbf{Z} = \mathbf{H} \cdot \Delta \mathbf{X} \quad (17)$$

式中 $\Delta \mathbf{Z}$ 为气路测量参数偏差, $\Delta \mathbf{X}$ 表示健康参数偏差, $\mathbf{H}$ 代表影响系数矩阵。

已知测量参数的偏差,通过求解影响系数矩阵的逆矩阵即可反推出健康参数的偏差,从而对发动机实际退化程度进行评估。由于健康参数与测量参数之间呈现一种复杂的非线性关系,因此需要引入牛顿-拉夫逊算法对非线性方程组进行求解,通过迭代优化的方式获得各健康参数的收

敛解。这种方法被称为非线性气路分析。

2.2 基于嵌套迭代的传统气路故障诊断算法

图 2(a) 和图 2(b) 分别展示了传统诊断算法及本文所提方法的基本原理。如图 2(a) 所示,传统的基于牛顿-拉夫逊算法进行气路诊断的步骤如下:

1) 在航空发动机服役期间,各部件不可避免会发生性能退化,导致气路参数偏离健康状态。通过在发动机关键截面布置传感器测点,可以获取一组实际的气路参数测量值。由于本研究聚焦于通过仿真模拟对气路分析方法进行研究,因此在诊断过程中,将一组实际的健康参数 X_{act} 注入到所开发的 IRTE 模型中,并使用通过模型仿真得到的气路参数值代替实际测量值。

2) 在相同的操作条件下,将一组预测的健康参数 X_{pre} 植入到 IRTE 故障诊断模型中,以获得一组预测的气路参数。在第 1 次迭代时,通常假设所有健康参数为 1。在迭代过程中,算法会不断更新健康参数预测值,只要在合理范围内,迭代的初始值不会影响最终的收敛结果。

3) 对比气路参数实际值和预测值,计算出两者的相对误差,并根据式(18)求出所有测量参数的方均根误差 R ^[27]:

$$R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_{i,\text{act}} - Y_{i,\text{pre}}}{Y_{i,\text{act}}} \right)^2}{n}} \quad (18)$$

式中 n 为气路测量参数个数, $Y_{i,\text{act}}$ 和 $Y_{i,\text{pre}}$ 分别表示气路参数实际测量值和预测值。

4) 如果方均根误差 R 小于设定的误差上限,程序会判定算法收敛,并将此时的健康参数作为最终结果输出。若 R 不满足收敛精度要求,则通过牛顿-拉夫逊算法计算由残差构成的影响系数矩阵及其逆矩阵,进而更新健康参数预测值并重新植入 IRTE 仿真模型进行计算。接下来重复步骤 2) 和步骤 3),直至误差符合要求。程序收敛后,将最后一组迭代值作为最终结果进行输出,通过与实际健康参数对比,可以检验诊断结果的准确性。

如图 2(a) 所示,传统的气路故障诊断模型包含内部和外部两套循环算法,其中内部循环是指通过牛顿-拉夫逊算法不断更新 IRTE 的迭代变量,实现各部件输入输出关系的匹配并获得预测气路参数的过程;而外部循环则是借助牛顿-拉夫逊算法,对预测健康参数进行更新迭代,以实现预测

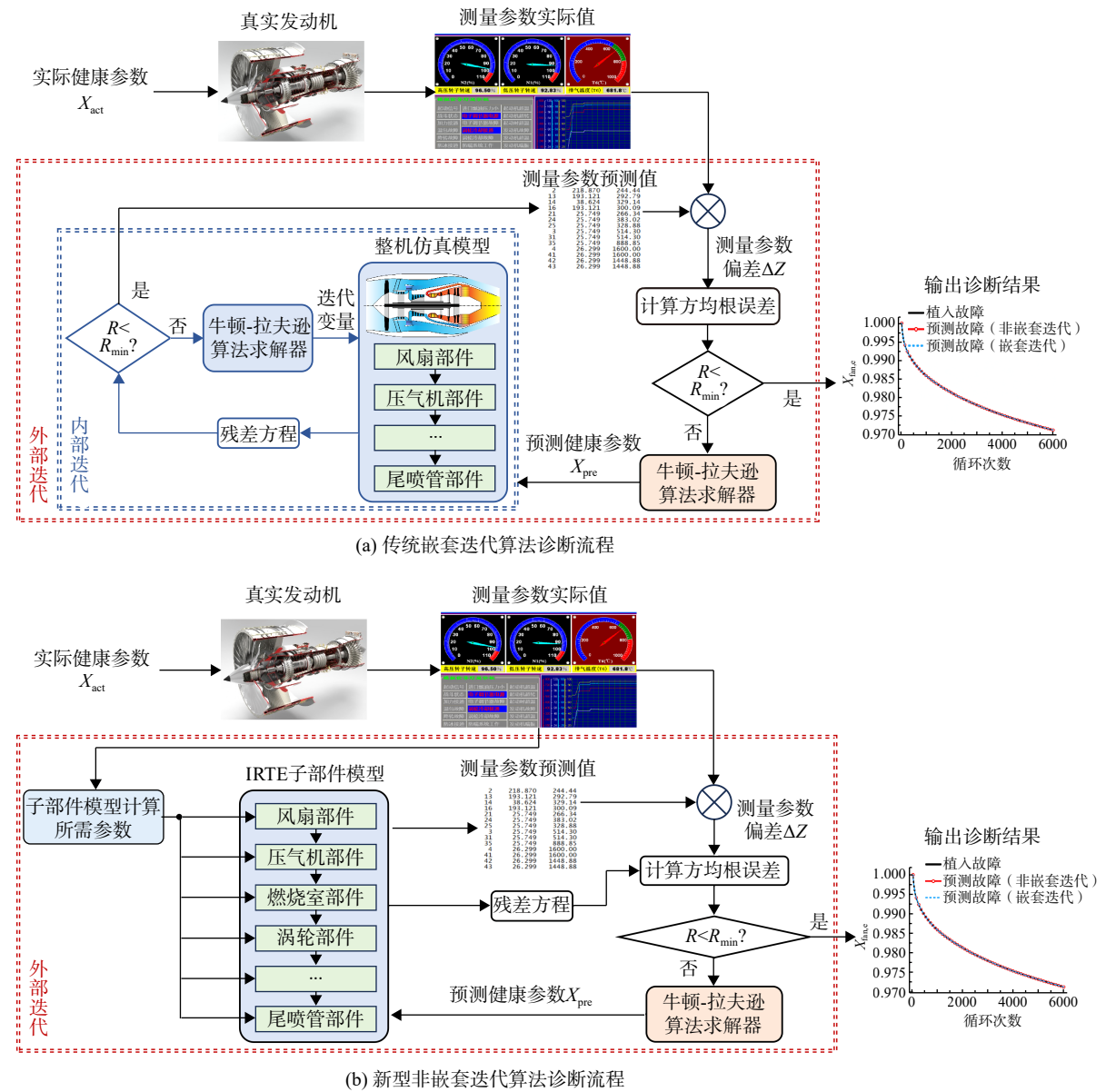


图 2 气路故障诊断流程图

Fig. 2 Schematic diagram of gas fault diagnosis

气路参数与实际气路参数的匹配。由于该诊断架构由内部和外部两套牛顿-拉夫逊算法组成,因此将这种迭代方式称为嵌套迭代。

在使用嵌套迭代算法进行故障诊断时,需要在整机层面进行全局迭代,通过牛顿-拉夫逊算法实现发动机性能匹配后才能获得所需的气路测量参数。这种嵌套式的架构会导致计算过程中需要反复调用 IRTE 所有的子部件模型,需要求解的雅可比矩阵维度非常庞大。特别是在多部件同时退化的情况下,计算量会随着故障部件的数量呈指数级增长,从而严重影响诊断速度。因此,传统的诊断方法往往难以同时满足多部件故障诊断与气路故障快速诊断的需求。

2.3 基于非嵌套迭代的新型气路故障诊断算法

为克服传统嵌套迭代算法的局限性,本节在传统嵌套迭代模型的基础上针对 IRTE 提出了一种新型的非嵌套迭代气路诊断算法。如图 2(b)所示,该方法取消了内部迭代过程,将 IRTE 整机模型拆分成一系列单独的子部件,并将传感器测量得到的部分实际气路参数作为已知条件输入到部件模型中,以保障各子部件计算能够顺利进行。值得注意的是,该算法中的收敛标准分为两类,一类是根据气路测量参数获得的一组收敛标准,另一类是发动机工作时各部件间需要满足的质量流量平衡、轴功率平衡等共同工作条件。由这两部分共同计算出方均根误差并判断方均根误差是

否满足收敛条件, 如不满足, 则通过外部牛顿-拉夫逊算法对 14 个预测健康参数进行迭代更新直至获得收敛解。

对比图 2(a) 和图 2(b) 可知, 所提出的诊断算法将传统方法中整机模型迭代的部分转化为在部件层面进行计算, 仅需一个外部迭代循环即可完成发动机的性能模拟与健康参数预测。这种非嵌套式的诊断架构能够有效降低迭代矩阵的维度, 进而减少计算复杂性和计算时间。图 3 展示了所提方法中关于子部件模型计算的流程。其中左侧黄色线框表示部件计算所需的输入参数; 中间蓝色方框表示子部件模型; 右侧红色框表示收敛准则。黄色线框内, map 表示各旋转部件的特性图。下面对子部件的计算流程作详细介绍:

1) 进气道计算: 发动机进口条件如飞行高度、马赫数等可以通过在翼传感器测量获得, 由此可以对进气道模型进行求解。

2) 风扇 & IPC 计算: 风扇进口参数在进气道模型计算完成后即可获得。此外, 风扇模型计算还需要两个关键参数, 即增压比和转速。其中, 转速可以通过传感器测量获得, 而压比可由式(19)计算得出:

$$\pi_{fan} = \frac{p_{13}^*}{p_2} \quad (19)$$

式中 p_{13}^* 为风扇外涵出口实际测量值, p_2 由进气道模型仿真计算得到。

通过风扇模型可以得到内外涵的相关参数。IPC 的求解思路与风扇类似, 转速为传感器测量参数, 压比由式(20)得出:

$$\pi_{IPC} = \frac{p_{24}^*}{p_{21}} \quad (20)$$

式中 p_{24}^* 为实际测量值, p_{21} 为风扇模型计算值。

根据压比、转速及入口参数可以对 IPC 模型进行求解, 得到 IPC 出口气流参数。值得注意的是, 计算 IPC 模型时得到的质量流量用于更新风扇模型中的主流流量和外涵道流量, 进而决定涵道比。因此, 下一次迭代时风扇的工作条件也将根据新的涵道比进行更新。涵道比和反推出的外涵道质量流量的计算公式如下:

$$\lambda = \frac{W_2}{W_{21}} - 1 \quad (21)$$

$$W_{13} = W_2 - W_{21} \quad (22)$$

3) IC & HPC 计算: IPC 模型计算完成后, 间冷

器热端和冷端的进口参数已知, 经热力学计算可得出出口相关参数。对于 HPC 部件, 高压轴转速由传感器得出, 压比由式(23)给出:

$$\pi_{HPC} = \frac{p_3^*}{p_{25}} \quad (23)$$

式中 p_3^* 为实际测量值, p_{25} 为模型计算值。

4) RC 冷侧 & CC 计算: 回热器冷侧出口温度由传感器测量得出, 温比由式(24)给出。已知温比可求出燃烧室进口温度等参数, 燃烧器出口工况也可在已知燃油流量 W_{fuel} 的情况下计算:

$$\Delta_{RC} = \frac{T_{35}^*}{T_{31}} \quad (24)$$

式中 T_{35}^* 为实际测量值, T_{31} 为模型仿真值。

5) HPT & IPT & LPT 计算: 高压涡轮的进口参数由燃烧室计算得出。同时, 高、中、低压轴物理转速可由传感器测量获得。中压涡轮和低压涡轮的计算方法与高压涡轮类似, 这里将 3 个涡轮部件的落压比统一由式(25)给出:

$$\begin{cases} \pi_{HPT} = \frac{p_4}{p_{43}^*} \\ \pi_{IPT} = \frac{p_{43}}{p_{47}^*} \\ \pi_{LPT} = \frac{p_{47}}{p_5^*} \end{cases} \quad (25)$$

式中 p_{43}^* 、 p_{47}^* 和 p_5^* 为传感器反馈的实际测量参数; p_4 、 p_{43} 和 p_{47} 由部件仿真模型计算得出。

在已知压比、轴转速和进口工况的情况下, 依次调用 HPT、IPT、LPT 模型即可计算出出口工况。

6) RC 热侧 & 尾喷管计算: LPT 计算完成后, 回热器热侧进口参数已知, 调用回热器热力学模型即可获得回热器热侧出口即内涵道尾喷管进口相关参数。最后, 调用内外涵道及内外涵尾喷管模型可得发动机截面的气流参数。

2.4 传感器测量参数选择

文中第 2.3 节的研究基本确立了基于非嵌套迭代架构的气路故障诊断思路。算法中有 14 个迭代变量, 为保证诊断结果准确性, 防止出现非线性方程组出现欠约束的问题, 通常设置收敛准则个数大于等于迭代变量个数。但是, 图 3 中仅列出了该算法中与各部件性能匹配相关的 10 个收敛准则。为此, 可以考虑在 IRTE 特定位置布置传感器获得一组实际测量参数, 将这些参数与仿真结果进行对比, 求出相对误差作为额外的约束条件。通常情况下, 选择的测量参数越多, 能

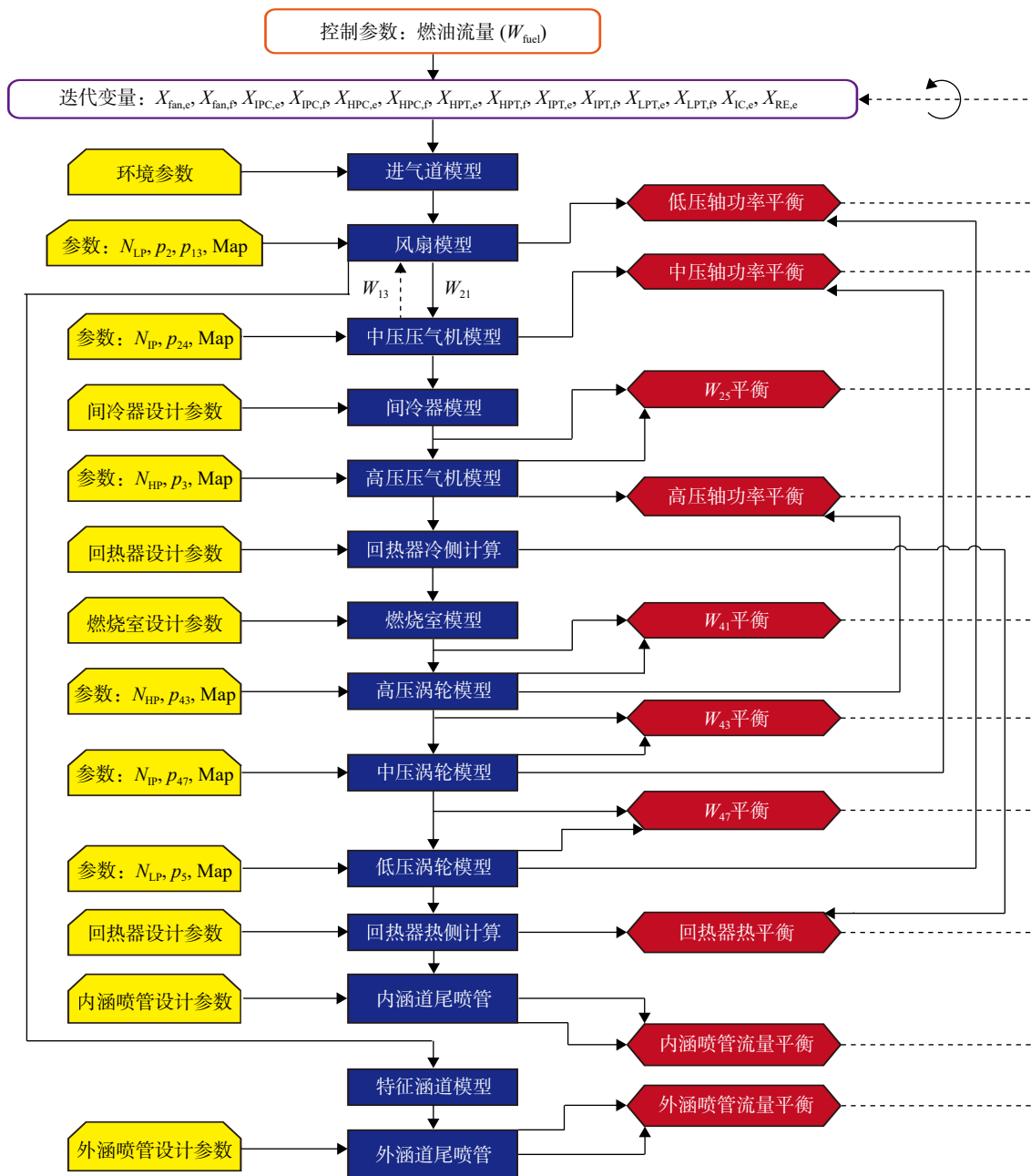


图 3 非嵌套迭代算法中子部件计算流程

Fig. 3 Non-nested iterative algorithm subcomponent calculation schedule

够提供的故障信息越全面,也更容易锁定故障位置并反馈故障程度。但是,考虑到传感器的安装成本以及发动机总质量限制,希望传感器的数量尽可能少。在这种情况下,本节将对传感器测量参数进行优化选择,筛选出 4~5 个测量参数,并在保证诊断精度的前提下尽可能减少传感器数量。

通过对所提算法进行分析可以发现,为了保证子部件模型顺序计算顺利进行,有一些测量参数是必须选择的,包括:①高压轴转速 N_{HP} ;②中压轴转速 N_{IP} ;③低压轴转速 N_{LP} ;④风扇外涵出口压力 p_{13} ;⑤中压压气机出口压力 p_{24} ;⑥高压压气机

出口压力 p_3 ;⑦回热器冷侧出口温度 T_{35} ;⑧高压涡轮出口压力 p_{43} ;⑨中压涡轮出口压力 p_{47} ;⑩低压涡轮出口压力 p_5 。除这些参数外,本研究初步拟定了如表 2 所列举的 12 个测量参数作为备选方案,并计划通过测量参数敏感性分析、健康参数相关性分析,影响系数矩阵条件数分析和诊断算法检验 4 个步骤进行筛选,得出最有利于故障辨识的测量参数组合。下面对各步骤作具体介绍。

2.4.1 测量参数敏感性分析

敏感性分析的基本原理是通过计算测量参数对健康参数变化的敏感性来选择测量参数。一个

表 2 备选测量参数

Table 2 Alternative measurement parameter

序号	参数	定义
1	T_{13}	风扇外涵出口温度
2	T_{21}	风扇内涵出口温度
3	T_{24}	间冷器热侧进口温度
4	T_{25}	间冷器热侧出口温度
5	T_{43}	高压涡轮出口温度
6	T_{47}	中压涡轮出口温度
7	T_5	低压涡轮出口温度
8	T_7	回热器热侧出口温度
9	T_{16}	外涵尾喷管进口温度
10	p_{25}	间冷器热侧出口压力
11	p_7	回热器热侧出口压力
12	p_{16}	外涵尾喷管进口压力

健康参数变化会导致各个气路测量参数发生不同程度的偏差。此时将偏差较大的气路测量参数与该健康参数关联在一起,认为这一测量参数对该健康参数具有较大的敏感性,选择该测量参数对于有效辨识该故障更为有利^[28]。

本节使用小偏差法对 12 个备选气路测量参数进行了敏感性分析,依次对 14 个健康参数施加一个小扰动,扰动比例设置为-1.5%(对于涡轮流量退化系数和效率退化系数来说,扰动比例为+1.5%)。借助仿真模型得到健康参数偏差对测量参数的影响系数矩阵,结果如表 3 所示。

依据表 3 可以绘制出不同健康参数对测量参数的故障指印图,12 个备选测量参数共对应 12 张指印图。本节以中压涡轮出口温度 T_{47} 、回热器热侧出口压力 p_7 、回热器热侧出口温度 T_7 为例说明通过依据敏感性选择测量参数。

如图 4 所示, T_{47} 和 p_7 对低压涡轮流量退化的敏感程度远高于其他健康参数,这时可以认为 T_{47} 、 p_7 与 $X_{LPT,f}$ 之间具有较强的关联性,从这两个参数中任意选择一个都能够很好地识别出 $X_{LPT,f}$ 的变化。同理,如图 4(c) 所示, T_7 对中压涡轮流量退化较敏感,对其他健康参数变化相对不敏感。因此,应尽可能将 T_7 列入测量参数选择方案以增强对 $X_{IPT,f}$ 的监测能力。

2.4.2 健康参数相关性分析

本节将通过分析健康参数间的相关性对测量参数进行进一步筛选。相关性体现了两个健康参数对同一组测量参数的影响程度差异。通过引入相关性系数 β 可以更好地描述健康参数间的相关性大小, β 的计算公式如下^[29]:

$$\beta = \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sigma_{X1}\sigma_{X2}} \quad (26)$$

式中 X_1 、 X_2 为两个不同健康参数对同一组测量参数的影响向量, σ_{X1} 、 σ_{X2} 为向量的标准差。

相关性系数 β 的取值范围为 $[-1, +1]$, β 值越大,表示两个健康参数对测量值的影响差距越小,选择测量参数时应考虑如何区分这两种相似故障;而当 β 的值为负值时,认为两个健康参数相关性很小。表 4 列出了各健康参数间的相关性系数。其中 $\beta > 0.9$ 的健康参数组合被认为具有强相关性,需重点关注。

如表 4 所示, β 值明显大于 0.9 的共有 6 组。分别为 $\beta(X_{IPC,e}, X_{IPC,f}) = 0.93$ 、 $\beta(X_{IPC,e}, X_{IPT,e}) = 0.95$ 、 $\beta(X_{HPC,e}, X_{HPT,e}) = 0.99$ 、 $\beta(X_{HPC,e}, X_{HPT,f}) = 0.97$ 、 $\beta(X_{HPT,e}, X_{HPT,f}) = 0.99$ 、 $\beta(X_{IPT,e}, X_{IPT,f}) = 0.93$ 。本研究分别画出这 6 组健康参数的相关性分析图,并选取其中具有代表性的两组健康参数(如图 5 所

表 3 健康参数偏差对测量参数影响矩阵

Table 3 Influence matrix of health parameter deviation on measurement parameter

参数	$X_{fan,e}$	$X_{fan,f}$	$X_{IPC,e}$	$X_{IPC,f}$	$X_{HPC,e}$	$X_{HPC,f}$	$X_{HPT,e}$	$X_{HPT,f}$	$X_{IPT,e}$	$X_{IPT,f}$	$X_{LPT,e}$	$X_{LPT,f}$	$X_{IC,e}$	$X_{RE,e}$
T_{13}	0.029	0.142	-0.023	-0.012	-0.002	-0.015	0.041	0.076	0.004	-0.049	-0.179	-0.121	-0.002	-0.125
T_{21}	0.008	0.062	-0.012	-0.006	-0.001	-0.008	0.022	0.041	0.003	-0.025	-0.095	-0.065	-0.001	-0.066
T_{24}	0.064	0.043	0.084	0.162	0.085	-0.004	0.151	0.189	-0.390	-0.868	0.032	0.821	0.011	-0.154
T_{25}	0.045	0.095	0.028	0.070	0.039	-0.010	0.093	0.129	-0.181	-0.433	-0.079	0.326	0.249	-0.139
T_{43}	0.107	0.210	0.543	0.186	0.426	0.036	0.599	0.812	0.588	0.564	0.261	-1.154	0.060	-0.315
T_{47}	0.103	0.227	0.567	0.165	0.441	0.038	0.516	0.340	0.517	0.589	0.259	-1.441	0.062	-0.314
T_5	0.173	0.131	0.622	0.184	0.470	0.054	0.619	0.828	0.765	0.893	0.778	-1.250	0.072	-0.224
T_7	0.132	0.139	0.381	0.143	0.272	0.117	0.110	0.032	0.308	0.968	0.361	-0.362	0.123	0.307
T_{16}	0.039	0.138	-0.029	0.001	-0.005	-0.016	0.040	0.072	-0.052	-0.152	-0.148	0.017	-0.037	-0.131
p_{25}	-0.078	-0.327	-0.897	-0.168	1.184	0.209	1.459	1.717	-1.052	-3.337	0.013	1.797	0.142	-0.298
p_7	-0.007	-0.270	-0.409	-0.152	-0.298	-0.046	-0.358	-0.458	-0.378	-0.417	0.387	1.006	0.023	0.053
p_{16}	-0.354	-0.535	-0.002	-0.005	0.025	-0.022	0.105	0.174	0.037	-0.057	-0.344	-0.291	-0.009	-0.222

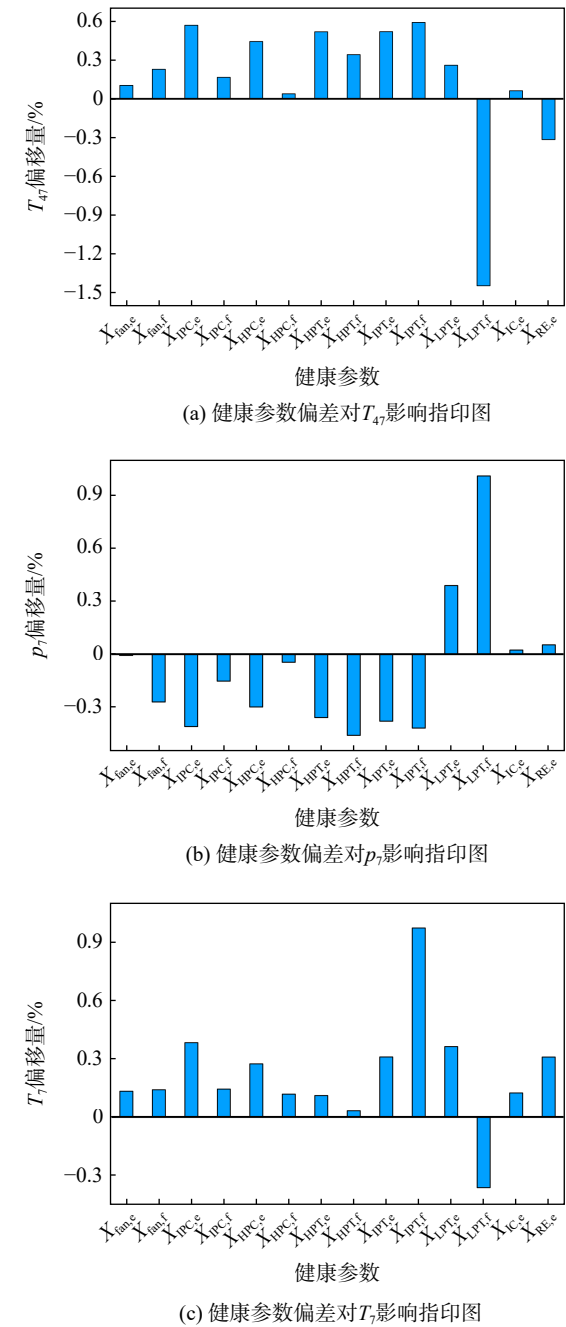


图 4 敏感性分析
Fig. 4 Sensitivity analysis

表 4 各健康参数间相关性系数值

Table 4 Correlation coefficient values among various health parameters

参数	$X_{fan,e}$	$X_{fan,f}$	$X_{IPC,e}$	$X_{IPC,f}$	$X_{HPC,e}$	$X_{HPC,f}$	$X_{HPT,e}$	$X_{HPT,f}$	$X_{IPT,e}$	$X_{IPT,f}$	$X_{LPT,e}$	$X_{LPT,f}$	$X_{IC,e}$	$X_{RE,e}$
$X_{fan,e}$	1													
$X_{fan,f}$	0.88	1												
$X_{IPC,e}$	0.52	0.67	1											
$X_{IPC,f}$	0.56	0.68	0.93	1										
$X_{HPC,e}$	0.10	-0.04	-0.13	0.03	1									
$X_{HPC,f}$	0.14	-0.06	-0.18	-0.05	0.90	1								
$X_{HPT,e}$	0.06	-0.05	-0.14	0.03	0.99	0.84	1							
$X_{HPT,f}$	0.06	-0.02	-0.09	0.07	0.97	0.78	0.99	1						

示)说明依据相关性选择测量参数的原理。

观察图 5 可知,对于 $X_{HPC,e}$ 和 $X_{HPT,f}$ 这两个相关健康参数, T_7 和 T_{16} 这两个测量参数的变化趋势相反。因此为了区分 $X_{HPC,e}$ 和 $X_{HPT,f}$,应考虑选择 T_7 或 T_{16} 作为测量参数。同理,为区分 $X_{IPC,e}$ 和 $X_{IPT,e}$,应尽可能地选择 T_{24} 或 T_{25} ;为区分 $X_{HPT,e}$ 和 $X_{HPT,f}$,应尽可能地选择 T_7 ;为区分 $X_{IPT,e}$ 和 $X_{IPT,f}$,应尽可能地选择 p_{16} 。

2.4.3 影响系数矩阵条件数分析

通过文中第 2.4.1 节和第 2.4.2 节的分析,已经初步筛选出一些有利于故障识别的传感器测量参数。目前的备选参数有: T_{24} 、 T_{25} 、 T_{47} 、 T_7 、 p_7 和 p_{16} 。接下来,将继续缩小测量参数范围以确定最终的选择方案。考虑到至少需要选择 4 个来满足收敛准则的个数要求,因此本研究将测量参数误差设置为 4 或 5, 分别有 $C_6^4 = 15$ 和 $C_6^5 = 6$, 共计 21 种测量参数组合。接下来需要从这 21 种组合中选择一个最优组合作为最终方案。本节通过计算影响系数矩阵条件数来评估这 21 个测量参数组合的有效性。

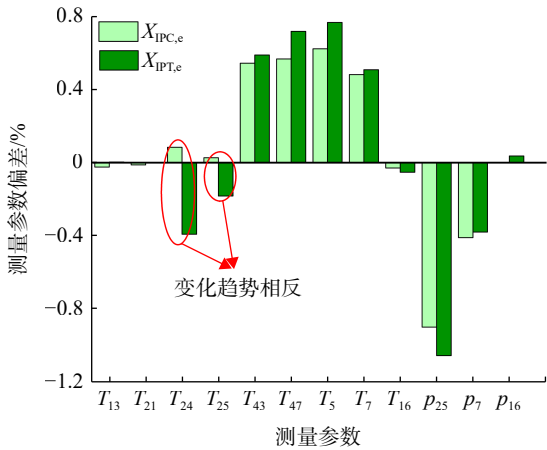
对于一个特定的矩阵 A , 其条件数 K 等于 A 的 2-范数与 A 的逆矩阵的 2-范数的乘积, 计算公式如下^[29]:

$$K = \text{cond}(A) = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 \quad (27)$$

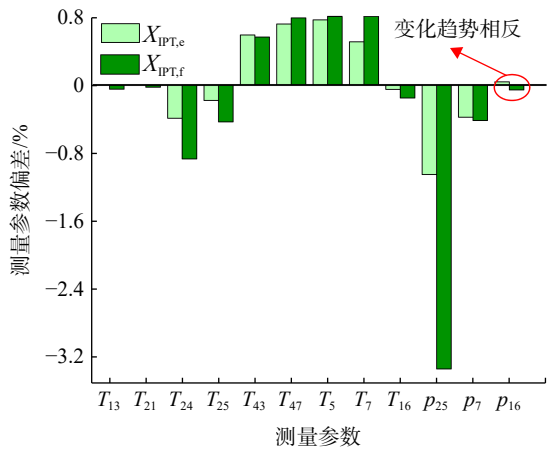
条件数可以衡量一个矩阵对于误差的敏感性。对于线性系统 $Ax = b$, 其误差来源于输入值的微小变化。影响系数矩阵 A 的条件数越大, 表示方程的解对输入量的变化越敏感, 此时 b 的任何一个微小变化都会引起解的较大偏差, 在这种情况下利用数值方法很难求出精确解, 认为该方程组是病态的。相反, A 的条件数越小, 代表矩阵对输入误差的敏感性越低, 即解的稳定性越好, 此时可认为方程组是良态的。

从表 3 中提取每种组合中包含的测量参数所

	续表													
参数	$X_{fan,e}$	$X_{fan,f}$	$X_{IPC,e}$	$X_{IPC,f}$	$X_{HPC,e}$	$X_{HPC,f}$	$X_{HPT,e}$	$X_{HPT,f}$	$X_{IPT,e}$	$X_{IPT,f}$	$X_{LPT,e}$	$X_{LPT,f}$	$X_{IC,e}$	$X_{RE,e}$
$X_{IPT,e}$	0.45	0.59	0.95	0.78	-0.10	-0.16	-0.12	-0.06	1					
$X_{IPT,f}$	0.39	0.55	0.90	0.69	-0.45	-0.43	-0.47	-0.43	0.93	1				
$X_{LPT,e}$	0.67	0.34	0.47	0.40	0.23	0.30	0.17	0.17	0.50	0.39	1			
$X_{LPT,f}$	-0.37	-0.57	-0.93	-0.77	0.06	0.14	0.05	-0.01	-0.99	-0.89	-0.38	1		
$X_{IC,e}$	0.24	0.10	-0.03	0.10	0.41	0.48	0.36	0.33	-0.09	-0.20	0.23	0.11	1	
$X_{RE,e}$	0.21	0.10	0.12	0.02	-0.30	0.10	-0.46	-0.53	0.11	0.29	0.27	-0.02	0.12	1



(a) $X_{IPC,e}$ 与 $X_{IPT,e}$ 相关性分析



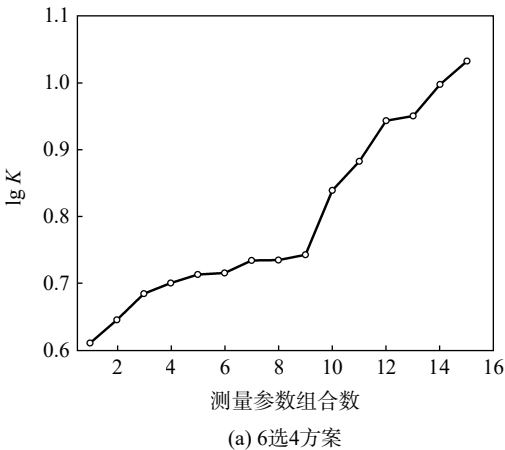
(b) $X_{IPT,e}$ 与 $X_{IPT,f}$ 相关性分析

图 5 相似故障的相关性分析

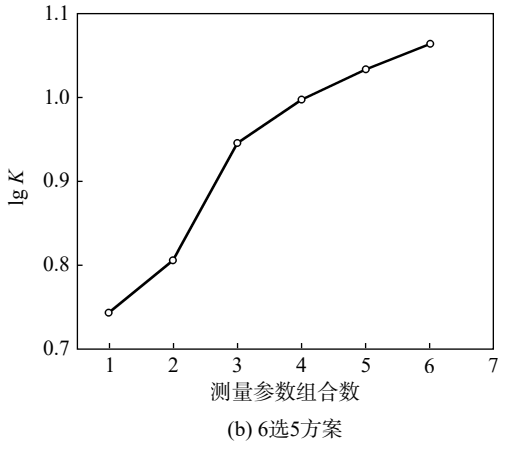
Fig. 5 Correlation analysis of similar faults

在行的数据,组成相应的影响系数矩阵,并通过式(27)计算各矩阵的条件数。将结果取对数后由小到大进行排列,最终结果如图 6 所示。

分别从图 6(a)和图 6(b)中选取条件数最小的 4 个和 2 个组合,共计 6 种测量参数组合。接下来以这 6 种组合作为备选方案进行最后的测试。其余组合因为条件数较大,诊断稳定性会受到一定的影响,所以在此予以排除。表 5 列举出了这 6 种组合各自包含的测量参数,其中“√”表示选择该参数。



(a) 6选4方案



(b) 6选5方案

图 6 测量参数组合条件数排序

Fig. 6 Measurement parameters combination condition number order

表 5 不同组合的测量参数及条件数

Table 5 Different combinations of measurement parameters and conditions

序号	T_{24}	T_{25}	T_{47}	T_7	P_7	P_{16}	$\lg K$
1	√			√	√	√	0.61
2		√		√	√	√	0.65
3	√		√	√		√	0.68
4		√	√		√	√	0.70
5	√		√	√	√	√	0.74
6		√	√	√	√	√	0.81

2.4.4 测量参数选择方案检验

经过文中第 2.4.3 节的分析,得出了 6 组备选

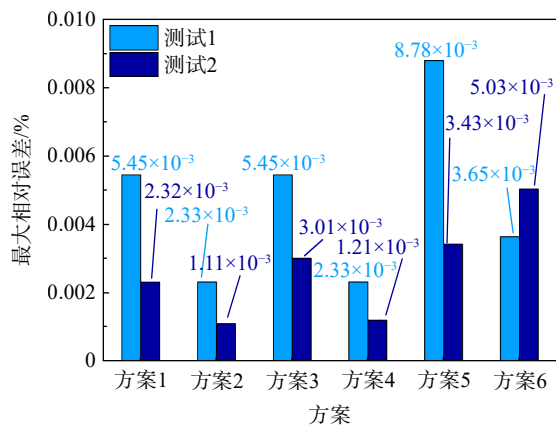
的传感器测量参数选择方案。但这些方案能否真正有效地识别故障仍需要进一步检验。本节将这些方案中包含的测量参数依次代入所提出的气路故障诊断模型当中,并通过仿真测试得出各方案的诊断误差、诊断时间等数据进行对比分析,从而筛选出最终的传感器测量参数选择。

本节对每种方案都进行了两组测试,两组测试中植入诊断模型的健康参数实际值分别由表 1 中的“健康状态 1”和“健康状态 2”给出。检验过程中设置算法的收敛条件为方均根误差小于 1×10^{-5} 。6 种方案的测试结果如图 7 所示。通过对图 7 进行分析可得:

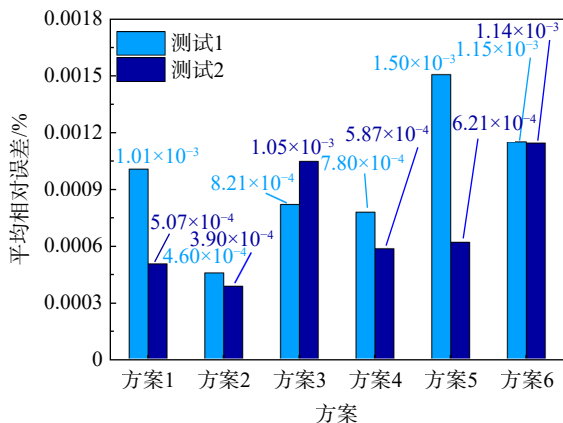
1) 从平均相对误差和最大误差来看,6 种方案均能实现各健康参数的高精度预测。其中,方案 2 的误差最小,测试 1 和测试 2 中的最大相对误差分别为 0.002 3% 和 0.001 1%。方案 4 次之,两次测试的最大相对误差分别小于 0.002 3% 和 0.001 2%。

2) 从诊断时间上看,两次测试中,方案 2 和方案 4 的计算时间明显小于其余 4 种方案。其中方案 2 的诊断时间小于 0.053 s,而方案 4 的诊断时间小于 0.049 s。

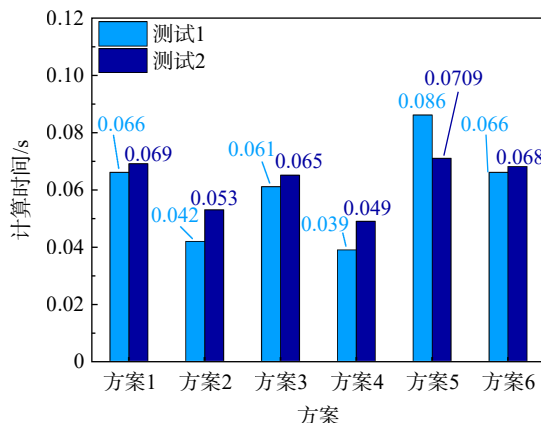
综合诊断精度和诊断速度进行分析,可以认



(a) 最大相对误差对比



(b) 平均相对误差对比



(c) 诊断时间对比

图 7 不同测量参数选择方案的诊断效果

Fig. 7 Diagnostic effect of different measurement parameter selection schemes

为方案 2 和方案 4 优于其余 4 种方案。同时,这两种方案都只选择了 4 个测量参数,对于降低传感器安装成本,控制发动机质量更加有利。根据表 4 可知,这两种方案的区别在于,方案 2 选择了回热器热侧出口温度 T_7 ,而方案 4 选择了中压涡轮出口温度 T_{47} 。考虑到中压涡轮出口截面的温度更高,如果传感器在这种环境下长期工作,出现故障的风险将会升高,进而增加传感器的维修成本。而方案 2 包含的参数测点位置均处于温度较低的环境中,更适合传感器布置。因此,本研究最终选择方案 2 包含的气路参数 (T_{25} 、 T_7 、 p_7 、 p_{16}) 作为新型气路诊断算法所需的传感器测量参数。将这 4 个参数列入收敛判据不仅可以确保诊断精度和速度,还能节约成本,提高气路故障诊断经济性。

通过上述 4 个步骤,确立了最有利于 IRTE 气路故障诊断的传感器组合,所提算法中约束条件不足的问题得以解决。至此,基于非嵌套迭代的新型气路故障诊断算法构建完成。

3 案例测试与结果分析

为了评估所提出的气路故障诊断方法的性能,本章将所提方法与传统气路诊断算法进行了对比测试。部件健康参数通常被用来评估航空发动机的健康状态,但无法直接通过传感器测量获得,因此本研究在每次诊断测试前将一组实际健康参数植入到 IRTE 部件级模型中,使用从所建模型中获得的仿真数据来代替实际气路测量参数。同时在对所提出的基于非嵌套迭代架构和传统基于嵌套迭代架构的气路故障诊断方法进行测试的过

程中,都使用了来自所开发模型的不同仿真数据,唯一不同的是诊断方法,以确保诊断结果只与诊断方法有关。通过对多部件退化下 IRTE 全寿命周期内的健康状况进行预测,以验证所提方法在故障诊断精度和速度方面的优势。

在本节的测试中,考虑了发动机全寿命周期内包括 6 个旋转部件和 2 个换热器部件的退化以及故障传播现象。发动机全寿命周期内经历的循环次数设置为 6 000 次,在此期间各部件性能会

随飞行循环次数增加而发生渐变退化。各健康参数初始值均为 1,经历 6 000 次循环后的各健康参数退化至表 1 所示的“健康状态 2”。

图 8 展示了 IRTE 全寿命周期内,各健康参数的实际值与预测值的变化趋势。可以看出,无论是采用传统方法还是本文提出的方法,在故障诊断过程中各健康参数的预测值与实际值之间始终保持良好的一致性,未出现明显偏差。此外,表 6 对两种方法的诊断效果进行了汇总。通过分析

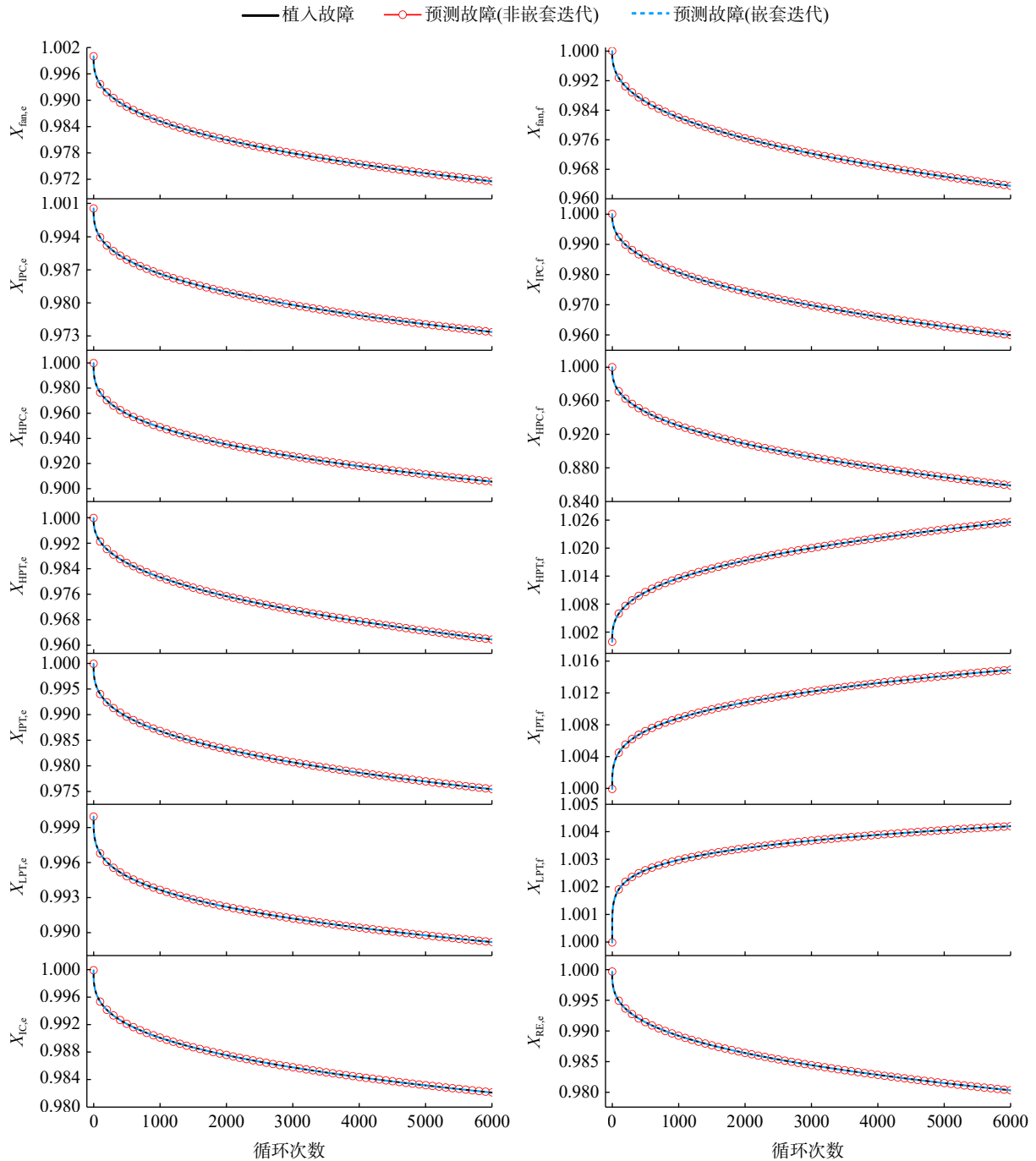


图 8 嵌套与非嵌套迭代算法诊断结果对比

Fig. 8 Comparison of nested and non-nested iterative algorithm diagnosis results

表 6 可以得出:

1) 使用新型方法进行诊断的最大相对误差和平均误差分别为 0.003 6% 和 0.000 8%, 而传统方法的最大诊断误差和平均误差分别为 0.004 3% 和 0.001 1%。这里, 传统方法的诊断误差相对较大的原因可以解释为在嵌套式的诊断架构中, 由于更新健康参数的过程需要反复调用 IRTE 整机模型, 此时, 内循环的任何一个细小的误差都有可能传递到外循环, 从而导致误差被放大。

2) 从调用子部件次数来看, 所提方法在单次诊断过程中平均调用子部件模型 112 次, 而传统方法高达 14 112 次。可见非嵌套的诊断架构有效简化了计算复杂度和需要求解的矩阵维度, 极大程度上减少了对子部件模型的调用, 进而显著降低了计算时间。可以看出, 传统算法的平均诊断时间为 1.213 s, 而新型算法只需 0.063 s。这表明本文提出的非嵌套迭代的气路故障诊断算法在诊断速度方面与传统算法相比有了显著提升。

表 6 嵌套与非嵌套迭代算法诊断效果对比
Table 6 Comparison of diagnostic effect between nested and non-nested iterative algorithms

诊断性能对比	嵌套迭代	非嵌套迭代
最大相对误差/%	0.004 3	0.003 6
平均相对误差/%	0.001 1	0.000 8
平均调用子部件次数	14 112	112
平均计算时间/s	1.213	0.063

综上所述, 本研究通过改进故障诊断架构提出的新型气路故障诊断算法能够在多部件同时退化时兼顾高精度诊断和快速诊断的需求, 为进一步提升国产航空发动机健康监控能力提供了新的方法和思路。

4 结 论

三轴间冷回热涡扇发动机相对传统航空发动机的健康参数更多, 而健康参数增多会严重影响故障诊断的速度。因此, 本文提出了一种适用于三轴间冷回热涡扇发动机的非嵌套故障诊断架构。该方法一方面考虑了间冷器和回热器的退化, 扩大了现有诊断方法的应用范围; 另一方面改进了故障诊断架构, 通过部件层面的计算取代整机层面的全局迭代, 降低了迭代矩阵维度, 简化了诊断模型架构。通过与传统方法进行对比的结果可以看出, 所提方法的诊断结果误差更小, 诊断

速度获得了显著提升。在针对发动机全生命周期内的诊断测试中, 所提方法的最大相对误差为 0.003 6%, 平均相对误差为 0.000 8%, 计算时间小于 0.063 s。

综上所述, 本研究提出的新型气路故障诊断方法在多部件同时退化的工况下能够实现诊断精度和速度的兼顾。研究成果为装配有换热器的发动机的气路故障诊断提供了参考与思路, 对于提升航空发动机健康监控能力具有重要意义。

参考文献:

[1] Chen Yuzhi, Tsoutsanis E, Wang Chen, et al. A time-series turbofan engine successive fault diagnosis under both steady-state and dynamic conditions[J]. *Energy*, 2023, 263: 125848.

[2] 曹明, 黄金泉, 周健, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、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): 625573.

Cao Ming, Huang Jinquan, Zhou Jian, et al. Current status, challenges and opportunities of civil aero-engine diagnostics & health management: I diagnosis and prognosis of engine gas path, mechanical and FADEC[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 625573. (in Chinese)

[3] 吴超, 陈磊, 刘渊, 等. 基于特征优化和支持向量机的航空发动机气路故障诊断[J]. *航空发动机*, 2024, 50(4): 30-37.

Wu Chao, Chen Lei, Liu Yuan, et al. Aeroengine gas-path fault diagnosis based on feature optimization and support vector machine [J]. *Aeroengine*, 2024, 50(4): 30-37. (in Chinese)

[4] Chen Yuzhi, Zhang Weigang, Zhao Zhiwen, et al. Actuator fault diagnosis and severity identification of turbofan engines for steady-state and dynamic conditions[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2025, 38(1): 103243.

[5] Urban L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[J]. *Journal of Aircraft*, 1973, 10(7): 400-406.

[6] 黄金泉, 王启航, 鲁峰. 航空发动机气路故障诊断研究现状与展望[J]. *南京航空航天大学学报*, 2020, 52(4): 507-522.

Huang Jinquan, Wang Qihang, Lu Feng. Research status and prospect of gas path fault diagnosis for aeroengine[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2020, 52(4): 507-522. (in Chinese)

[7] 张世杰, 胡家文, 苗国磊. 基于工况识别与自训练时空图卷积的航空发动机气路故障诊断[J]. *推进技术*, 2024, 45(11): 2401036.

Zhang Shijie, Hu Jiawen, Miao Guolei. Fault diagnosis of aero-engine gas path based on condition recognition and self-training ST-GCN model[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45(11): 2401036. (in Chinese)

[8] Chen Yuzhi, Zhang Weigang, Tsoutsanis E, et al. An advanced performance-based method for soft and abrupt fault diagnosis of industrial gas turbines[J]. *Energy*, 2025, 321: 135358.

[9] Simon D L, Thomas R, Dunlap K M. Considerations for the extension of gas path analysis to electrified aircraft propulsion systems [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2022, 144(3): 031004.

[10] 林京, 张博瑶, 张大义, 等. 航空燃气涡轮发动机故障诊断研究现状与展望[J]. *航空学报*, 2022, 43(8): 626565.

Lin Jing, Zhang Boyao, Zhang Dayi, et al. Research status and

- prospect of fault diagnosis for gas turbine aeroengine[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(8): 626565. (in Chinese)
- [11] 廖增步, 张瑞, 耿佳, 等. 小涵道比涡扇发动机机载气路故障诊断研究综述: 边界条件与研究难点[J]. *推进技术*, 2024, 45(12): 2405029.
- Liao Zengbu, Zhang Rui, Geng Jia, et al. A review on onboard gas-path fault diagnosis for low bypass ratio turbofan engines: boundaries and challenges[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45(12): 2405029. (in Chinese)
- [12] 李大为, 王奕首, 李军, 等. 军用航空发动机气路故障诊断技术进展[J]. *航空发动机*, 2024, 50(6): 1-12.
- Li Dawei, Wang Yishou, Li Jun, et al. Review on gas path fault diagnosis technology for military aeroengine[J]. *Aeroengine*, 2024, 50(6): 1-12. (in Chinese)
- [13] Sampath S, Ogaji S, Singh R, et al. Engine-fault diagnostics: an optimisation procedure[J]. *Applied Energy*, 2002, 73(1): 47-70.
- [14] 朱柳. 基于滤波方法的航空发动机故障诊断研究[D]. 北京: 清华大学, 2014.
- Zhu Liu. Research of aero-engine fault diagnosis based on filtering methods[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014. (in Chinese)
- [15] Lu Feng, Gao T, Huang Jinquan, et al. Nonlinear Kalman filters for aircraft engine gas path health estimation with measurement uncertainty[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 76: 126-140.
- [16] Ying Yulong, Cao Yunpeng, Li Shuying, et al. Study on gas turbine engine fault diagnostic approach with a hybrid of gray relation theory and gas-path analysis[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2016, 8: 1687814015627769.
- [17] Yang Qingcai, Li Shuying, Cao Yunpeng. A strong tracking filter based multiple model approach for gas turbine fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2018, 32(1): 465-479.
- [18] Lu Feng, Wang Yafan, Huang Jinquan, et al. Fusing unscented Kalman filter for performance monitoring and fault accommodation in gas turbine[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2018, 232(3): 556-570.
- [19] Lu Feng, Li Zhihu, Huang Jinquan, et al. Hybrid state estimation for aircraft engine anomaly detection and fault accommodation[J]. *AIAA Journal*, 2020, 58(4): 1748-1762.
- [20] Chen Yuzhi, Zhao Xudong, Xiang Hengchao, et al. A sequential model-based approach for gas turbine performance diagnostics[J]. *Energy*, 2021, 220: 119657.
- [21] Tahan M, Tsoutsanis E, Muhammad M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: a review[J]. *Applied Energy*, 2017, 198: 122-144.
- [22] 龚昊. 间冷回热涡扇发动机循环参数优化及间冷回热器设计方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2016.
- Gong Hao. Study on cycle parameter optimization for intercooled recuperated turbofan engine and design method for intercooler and recuperator[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2016. (in Chinese)
- [23] 袁昌坤, 刘娇, 刘火星, 等. 第二动力系统建模及性能分析[J]. *航空动力学报*, 2024, 39(10): 20220197.
- Yuan Changkun, Liu Jiao, Liu Huoxing, et al. Second power system modeling and performance analysis[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2024, 39(10): 20220197. (in Chinese)
- [24] Chen Yuzhi, Tsoutsanis E, Xiang Hengchao, et al. A dynamic performance diagnostic method applied to hydrogen powered aero engines operating under transient conditions[J]. *Applied Energy*, 2022, 317: 119148.
- [25] Saxena A, Goebel K, Simon D, et al. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation[C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. Piscataway, US: IEEE, 2008: 1-9.
- [26] Li Y G. Gas turbine performance and health status estimation using adaptive gas path analysis[C]//Volume 4: Cycle Innovations; Industrial and Cogeneration; Manufacturing Materials and Metallurgy; Marine. Orlando, FL, USA: ASMEDC, 2009: 109-121.
- [27] Chen Yuzhi, Feng Guolong, Xiang Hengchao, et al. Techno-economic, environmental risk, and gas path analysis of intercooled recuperated turbofan engine[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2024, 243: 122557.
- [28] 胡良权, 陈敏, 唐海龙, 等. 双轴分排涡扇发动机气路故障诊断测量参数选择方法[J]. *航空动力学报*, 2015, 30(8): 1853-1861.
- Hu Liangquan, Chen Min, Tang Hailong, et al. Measurement parameters selection method for gas path fault diagnosis of two-shaft split flow turbofan engine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2015, 30(8): 1853-1861. (in Chinese)
- [29] 刘伟. 基于非线性模型的变循环发动机气路部件故障诊断[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- Liu Wei. Fault diagnosis for gas path components of variable cycle engines based on a nonlinear model[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020. (in Chinese)

(编辑: 张 雪)