

融合动态仿真与智能识别的高压涡轮 热腐蚀故障预警播报研究*

许 喆¹, 陈彦木², 赵海心²,
陈旭东³, 鲁业明²

(1. 中国人民解放军 92942 部队, 北京 100161;
2. 大连理工大学 能源与动力学院, 辽宁 大连 116024;
3. 西安热工研究院有限公司 电站材料技术部, 西安 710054)

摘要: 燃气轮机是空天和舰船装备的重要动力来源, 涡轮作为燃-燃联合动力系统的部件, 长时间工作在高温高压环境下, 严苛的工作环境导致涡轮叶片易于遭受热腐蚀, 从而可能引发系统级别的故障。因此, 对涡轮进行热腐蚀故障诊断技术研究具有重要的工程意义。针对涡轮热腐蚀问题, 提出了一种融合动态仿真和智能诊断算法的涡轮热腐蚀故障识别方法, 利用模块化设计思路, 在燃机运行机理数字化模型的基础上建立了整机动态仿真模型, 通过标准差法检测所提取数据集中的异常值, 使用 KNN 算法填补空缺值后, 采用的小波包 Bayes 降噪使信号和数据更精准, 然后根据人工智能算法构建了表征叶片热腐蚀受损的识别模型。最后, 通过使用历史健康数据训练人工智能算法, 依靠监测预警模型输出的预测值与实际测量值之间的偏差变化, 实现了对涡轮热腐蚀故障的预警播报; 在 120 台机组不同部件运行故障定位测试中, 该方法故障精准识别率达 95%; 在 24 台机组不同数据特征下的高压涡轮热腐蚀故障预警测试中, 故障预警准确率达 91.7% 以上, 该研究拟为动力装备的数字化诊断提供技术参考。

关键词: 动态仿真; 高压涡轮; 热腐蚀; 数字化; 预警故障

中图分类号: TK47 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.450270

Research on the Early Warning and Broadcast of High-Pressure Turbine Thermal Corrosion Faults by Integrating Dynamic Simulation and Intelligent Identification

XU Zhe¹, CHEN Yanmu², ZHAO Haixin²,
CHEN Xudong³, LU Yeming²

(1. The 92942 Unit of PLA, Beijing 100161, P.R.China;

2. School of Energy and Power Engineering, Dalian University of Technology,
Dalian, Liaoning 116024, P.R.China;

3. Power Station Material Technology Department, Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd.,
Xi'an 710054, P.R.China)

* 收稿日期: 2024-10-08; 修订日期: 2025-06-22

基金项目: 国家自然科学基金(52475241); 中央高校基本科研业务费(DUT25LAB110; DUT24LK008); 辽宁省应用基础研究计划(2023JH2/101600031)

作者简介: 许喆(1994—), 男, 助理工程师, 硕士(E-mail: xuzhe0520@foxmail.com);
鲁业明(1991—), 男, 副教授, 博士(通讯作者. E-mail: luyeming@dlut.edu.cn).

引用格式: 许喆, 陈彦木, 赵海心, 陈旭东, 鲁业明. 融合动态仿真与智能识别的高压涡轮热腐蚀故障预警播报研究[J]. 应用数学和力学, 2025, 46(8): 999-1015.

Abstract: Gas turbines are important power sources for aerospace and marine equipment. As a key part of the combined combustion system, turbines operating in high-temperature, high-pressure environments for extended periods are prone to blade thermal corrosion, which can lead to system failures. Therefore, researching the thermal corrosion fault diagnosis technology for turbines is of great engineering importance. To address turbine thermal corrosion, a method integrating dynamic simulation and intelligent diagnostic algorithms was proposed. A dynamic simulation model was established based on the engine's operating mechanism with a modular design approach. The outliers were detected with the standard deviation method and the missing values were filled with the KNN algorithm. The wavelet packet Bayesian denoising was then used to obtain precise signals and data, to enable the construction of an identification model for thermal corrosion damage of the blades with artificial intelligence algorithms. By means of training artificial intelligence algorithms with historical health data and monitoring the deviations between predicted values and actual measurements from the early warning model, the early detection of turbine thermal corrosion faults was realized. The testing results of different components of 120 units show that, the proposed method has a precise fault-localizing identification rate of 95%. The high-pressure turbine thermal corrosion fault early warning tests with different data characteristics in 24 units give an accuracy above 91.7%. This study provides technical references for the digitized diagnosis of power equipment.

Key words: dynamic simulation; high-pressure turbine; hot corrosion; digitization; early warning of failure

0 引言

燃气轮机作为空天和舰船装备的重要动力来源,在环境中面临极端温度、真空条件和辐射等严峻挑战,这对其设计和维护提出了更高的要求。作为燃气轮机动力系统的核心部件,高压涡轮在高温高压环境下长时间工作,容易导致涡轮叶片出现热腐蚀,进而引发系统级故障。近年来,燃气轮机所面临的工作环境日益复杂多变,尤其是在空天领域,极端温度和压力变化更加显著。这些因素使得燃气轮机的可靠性和维护变得更加困难和重要。本文就动态仿真模型和智能诊断算法研究出了一种高压涡轮热腐蚀故障识别方法,能够及时对故障进行预警,避免造成更大影响。

涡轮叶片的热腐蚀作为燃气轮机典型故障之一,不仅降低了燃气轮机的使用效能,而且增加了维修的工作量和费用。涡轮动叶不仅要高速和高压气流及交变温度条件下工作,而且要承受很大的交变热负荷和机械载荷,因此涡轮热腐蚀故障成了不可忽视的问题^[1]。Seybolt等^[2]首次在合金制成的燃气轮机叶片上发现了热腐蚀现象。之后有很多学者对于热腐蚀现象产生兴趣,并深入研究了热腐蚀的机理,其中 Salehnasab等^[3]对比了燃气轮机第一级涡轮叶片腐蚀前后的状况,基本确定了该叶片的腐蚀是因为高温造成的热腐蚀,并且在高压涡轮处的叶片损失更严重。他们又对叶片进行数值模拟计算,确定了涡轮叶片的损伤是高温热腐蚀以及热疲劳共同作用的结果,并首次系统地分析了两类热腐蚀的特征及区别。除了研究了上述提到的热腐蚀机理外,Tarada等^[4]为了探究热腐蚀对涡轮叶片表面粗糙度的影响,对58片在使用中发生热腐蚀的航空、船用和工业发动机的涡轮叶片的粗糙度进行了深入研究。Bons和Taylor等^[5]对使用后的涡轮叶片的粗糙度进行了研究,结果表明,在海洋环境下工作的涡轮会在盐和沙的共同作用下发生腐蚀的现象,并导致了大部分涡轮叶片表面由光滑变得粗糙。通过观察发现叶片表面的粗糙度并未均匀分布,因此不能使用均匀粗糙度来表示腐蚀对涡轮表面造成的影响。同时,随着涡轮工作时间的增加,涡轮表面局部的粗糙度并不会一直增大甚至会观察到局部粗糙度降低的现象。

随着发动机工作性能对运行安全和运行成本的影响越来越突出,人们对燃气轮机可靠性的要求不断提高,加上计算机技术与传感器技术的不断进步和发展,故障诊断技术被迅速应用到发动机的故障诊断领域中。美国成立了专门的课题合作组,通过发展更先进的测量技术,故障诊断技术,控制集成技术以及健康管理技术对美国空军的C-17 T-1运输机进行燃气轮机推进系统控制及健康管理的项目研究^[6]。随着故障诊断技术需求的不断加大,世界三大工业燃气轮机制造厂商——美国通用电气(GE)、日本三菱(Mitsubishi)和德国西门子(Siemens)都曾针对燃气轮机状态监测和故障诊断技术进行研究和改进,为了降低故障停机时间,提高机组运行的经济性,三家厂商就燃气轮机监测和诊断技术作出了巨大贡献^[7]。Botros和Kibrya等^[8]证明径

向基函数神经网络适于在获取发动机参数困难情况下进行故障监测,他们主要采用多层感知器、径向基函数以及回归神经网络的方法进行研究.Tan^[9]使用了 Fourier 神经网络和单隐层神经网络对故障进行分类,这在当时是两种比较新颖的方式,通过研究在实际故障诊断应用中获得了成功.Verma 等^[10]采用燃气轮机线性化模型分离燃气轮机故障,并采用了径向基函数神经网络在故障分离前对数据进行预处理,实验证明,径向基函数神经网络表现出了良好的消噪性能和鲁棒性。

数值模拟也被逐渐引入涡轮的模拟计算.Kang 等^[11]和 Subramanian 等^[12]通过数值模拟的方法探究了涡轮叶片粗糙度对涡轮叶栅性能的影响.结果表明,叶片表面粗糙度严重降低了叶栅效率.表面粗糙度导致叶片工作状态造成的额外损失是降低级效率的主要因素.Shukla 和 Harsha^[13]将某型号汽轮机的叶片进行实验测试的结果以及有限元的数值模拟计算结果进行了对比分析,结果表明数值模拟计算能够较好地模拟出叶片固有频率,并对叶片有无裂纹时的固有频率进行了探究.Bona 等^[14]采用瞬态热力学分析的方法对涡轮叶片的标准热力学循环进行了数值模拟计算,结果表明,低应力扩散蠕变对叶片形变有显著影响.目前,国内外大多数研究者对于燃气轮机的研究只停留在对燃机单部件的研究,对于动力系统整体模块化建模的研究比较缺乏.本文采取多部件耦合,对于燃-燃动力系统整机进行动态建模,从而能够更好地分析涡轮热腐蚀故障对于动力系统整体的影响.并且涡轮热腐蚀故障由于故障前期隐秘性强,难以准确对涡轮热腐蚀故障进行准确的判断,国内外学者对于涡轮热腐蚀故障的研究大多仅停留在故障发生后对燃机轮机性能影响的分析,对于故障模拟及识别的研究较少。

鉴于实际实验中故障测试的成本高昂,因此需要借助数字化仿真来获取故障数据.基于此,本文提出了一种融合动态仿真模型和人工智能算法的涡轮热腐蚀故障识别方法.首先,基于燃机运行机理数字化模型和数据驱动搭建燃气轮机高精度性能仿真模型,并结合资料中燃气轮机实际运行数据和环境噪声扰动完成燃气轮机模型的动态标定^[15],构建出燃气轮机高精度性能仿真模型.之后,将分装好的部件的通用仿真模块进行连接,从而构建分轴燃气轮机系统动态仿真模型,通过对该模型的动态仿真可获得机组健康状态下运行数据,在燃-燃联合动力系统动态仿真模型中添加以符合典型故障的故障曲线为核心的涡轮热腐蚀故障模块,通过模拟仿真获取涡轮在特定时间点发生热腐蚀故障时的状态和性能变化,即可得出发生故障时各参数的变化情况.然后,在燃气轮机热力学性能高精度计算的基础上,结合数据治理、不确定性量化、燃气轮机历史运行数据以及专家经验确定影响涡轮热腐蚀故障的主要特征参数,构建出高压涡轮热腐蚀的预警模型.选取机组运行数据,结合人工智能算法对预警模型进行训练,自动分析运算出涡轮相关故障模型的正常运行区间.最后,通过监测预警模型输出预测值与实际值之间的偏差变化,计算出涡轮部件的失效率,当失效率到达预警值时,模型开始报警,从而实现涡轮故障的提前预警。

1 动力系统数字化建模

1.1 燃气轮机本体建模

燃气轮机主要由涡轮、燃烧室和压气机三部分组成,对燃气轮机进行建模需要分别建出涡轮、燃烧室和压气机三个子模型,最后组合为完整的燃气轮机模型。

1.1.1 涡轮模块

涡轮特性曲线图提供了折合流量和绝热膨胀效率关于膨胀比、折合转速的函数关系.涡轮出口温度为

$$T_{out,T} = T_{in,T} \left[1 - \left(1 - \frac{1}{\pi_T^{(K_g-1)/K_g}} \right) \eta_T \right], \quad (1)$$

其中, $T_{in,T}$, $T_{out,T}$ 为涡轮进、出口温度; π_T , η_T 为涡轮的膨胀比和效率; K_g 为燃气比热比.确定涡轮出口温度后,涡轮膨胀做功的计算式如下:

$$P_T = G_{in,T} \cdot c_{pg} (T_{in,T} - T_{out,T}), \quad (2)$$

其中, $G_{in,T}$ 为涡轮进口燃气流量, c_{pg} 为燃气定压比热容。

1.1.2 燃烧室模块

燃烧室将压气机出口的高压空气和燃料进行混合燃烧变为高温燃气进入涡轮做功。

质量守恒方程和能量守恒方程如下：

$$V_B \frac{d\rho}{dt} = G_{in,B} + G_f + G_{out,B}, \quad (3)$$

$$V_B \frac{d\rho_u}{dt} = G_{in,B} h_{in,B} + G_f H_u \eta_B + G_{out,B}, \quad (4)$$

其中, V_B 为燃烧室的体积, η_B 为燃烧室效率, H_u 为燃油的低热值, G_f 为燃油量。

将式(5)的理想气体状态方程代入质量方程即得到式(6)的燃烧室压力计算方程：

$$\rho = \frac{P}{R_g T}, \quad (5)$$

$$\begin{cases} \frac{dP_{out,B}}{dt} = \frac{R_g T_{out,B} (G_{in,B} + G_f - G_{out,B})}{V_B} + \frac{P_{out,B}}{T_{out,B}} \frac{dT_{out,B}}{dt}, \\ \frac{dT_{out,B}}{dt} = \frac{R_g T_{out,B} [k_g (G_{in,B} h_{in,B} + G_f H_u \eta_B - G_{out,B} h_{out,B})]}{P_{out,B} V C_{pg,B}} - \frac{R_g T_{out,B} [h_{out,B} (G_{in,B} + G_f - G_{out,B})]}{P_{out,B} V C_{pg,B}}, \end{cases} \quad (6)$$

式中, $P_{out,B}$ 为燃烧室出口压力, $T_{out,B}$ 为燃烧室出口温度, V_B 为燃烧室体积, R_g 为燃气气体常数, $c_{pg,B}$ 为燃烧室出口燃气的比热容, η_B 为燃烧室燃烧效率, k_g 为燃气比热比, $h_{in,B}$ 为燃烧室进口空气焓, H_u 为燃料低热值, $h_{out,B}$ 为燃烧室出口燃气焓值, $G_{in,B}$ 为燃烧室进口空气流量, $G_{out,B}$ 为燃烧室出口燃气质量流量。根据式中的燃烧室动态过程的数学模型可以在动态仿真平台上建立定比热燃烧室仿真模型并封装, 包括换热模块和容积模块两个子模块。

1.1.3 压气机模块

压气机的变工况研究是保证燃气轮机模型精确性的关键。压气机模块与动力涡轮和高压涡轮类似, 压气机特性曲线图提供了折合流量和绝热膨胀效率关于膨胀比、折合转速的函数关系：

$$\begin{cases} \frac{G_C \sqrt{T_{in,C}}}{P_{in,C}} = f_1 \left(\pi_C, \frac{n}{\sqrt{T_{in,C}}}, \theta_{IGV} \right), \\ \eta_C = f_2 \left(\pi_C, \frac{n}{\sqrt{T_{in,C}}}, \theta_{IGV} \right), \end{cases} \quad (7)$$

其中, θ_{IGV} 表示进口导叶角度, 折合流量和效率可通过压比、折合转速以及在函数关系上得到。

同时, 压气机每段子模块的出口温度为

$$T_{out,C} = T_{in,C} \left[1 + \frac{1}{\eta_C} (\pi_C^{(k_\alpha - 1)/k_\alpha} - 1) \right], \quad (8)$$

其中, $T_{in,C}$, $T_{out,C}$ 为压气机进、出口温度; π_C , η_C 为压气机压比和效率; k_α 为空气比热比。

确定压气机每段出口温度后, 压气机每段子模块消耗的功率为

$$P_C = G_{in,C} \cdot c_{pa} \cdot (T_{out,C} - T_{in,C}), \quad (9)$$

其中, $G_{in,C}$ 为压气机进口空气流量, c_{pa} 为空气定压比热容。

1.2 传动、推进装置建模

1.2.1 螺旋桨建模

螺旋桨是一种在流体中旋转的装置, 其主要功能是通过旋转运动产生推力, 驱动动力设备在流体中运动。燃气轮机发出的功率传递给螺旋桨, 其转化为推力或浮升力推动动力设备前进, 螺旋桨的输出力及其扭矩可由以下数学公式计算得到：

$$T_p = K_T \cdot \rho \cdot n_p^2 \cdot D^4, \quad (10)$$

$$M_p = K_Q \cdot \rho \cdot n_p^2 \cdot D^5, \quad (11)$$

其中, K_T 指的是螺旋桨的输出力系数, ρ 指的是流体密度, n_p 指的是转速, D 指的是直径, K_Q 指的是扭矩系

数.通过进速系数、螺距比以及空泡系数,查询螺旋桨流体特性曲线就可以求得螺旋桨的输出力系数及扭矩系数:

$$K_T = f(J, P/D, \sigma), \quad (12)$$

$$K_Q = f(J, P/D, \sigma), \quad (13)$$

其中, σ 指的是空泡系数, J 指的是螺旋桨的进速系数, P/D 指的是螺距比.

1.2.2 齿轮箱建模

齿轮箱通常由一组齿轮组成,每个齿轮都有不同的大小和齿数.它是一种机械传动装置,其主要功能是将动力从一个旋转轴传递到另一个旋转轴,并实现不同速度和扭矩的转换.通过齿轮的啮合,齿轮箱可以实现传输速度和扭矩的增大或减小.

其数学公式可表示为

$$(M_{c1} \cdot n_{c1} + M_{c2} \cdot n_{c2}) \cdot \eta_g = M_1 \cdot n_1, \quad (14)$$

其中, $i = n_{c1}/n_1 = n_{c2}/n_1$ 指的是齿轮箱的传动比, η_g 指的是其效率, M_{c1} 和 M_{c2} 指的是两个输入扭矩, M_1 指的是输出端扭矩, n_{c1} 和 n_{c2} 指的是两个输入转速, n_1 指的是输出转速.

1.3 燃-燃动力系统动态仿真模型整合

在燃机运行机理数字化模型建立后,采用数字模块化的设计思路,将构建完成的燃气轮机、调距桨和齿轮箱等关键组件的动态仿真模型进行有效整合.如图 1 所示,将分装好的部件的通用仿真模块进行连接,建立完整的分轴燃气轮机系统仿真模型.如图 2 所示,通过数字模块化的设计思路,各个组件的模型不再是孤立的,而是相互联系并协同工作,形成一个完整的系统仿真模型.模块化连接的前提是需要确保各个组件之间的接口和数据传输方式能够精准对接,以便实现数据的准确传递和处理.此外,为了确保仿真模型的准确性和可靠性,需要根据实际的工程参数和设备特性对模型中的实参数进行精确设定,包括燃气轮机的燃烧特性、调距桨的推力系数、齿轮箱的传动比等关键参数.完成实参数设定后,运行燃气轮机动态仿真模型,可以模拟出实际运行中的各种工况和操作条件.

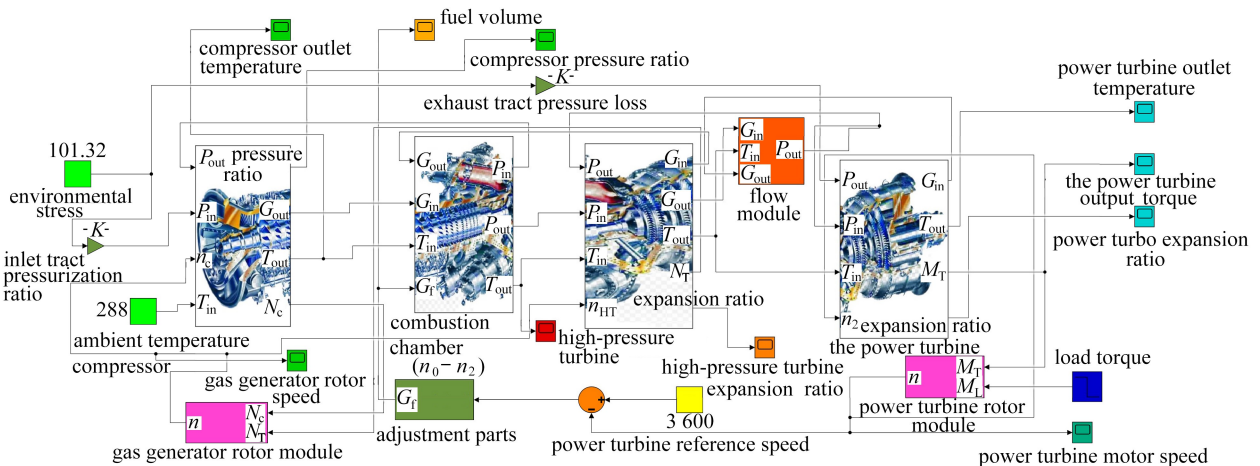


图 1 燃气轮机动态仿真模型

Fig. 1 The diagram of a dynamic simulation model for the gas turbine

注 为了解释图中的颜色,读者可以参考本文的电子网页版本,后同.

将燃气轮机数字化动态模型所仿真计算出的相关数据与文献数据进行对比^[15],表 1 为仿真平台参数验证表.该表选取了环境温度、环境压力、动力涡轮转速、动力涡轮进口温度、动力涡轮膨胀比以及高压涡轮膨胀比等参数,将仿真值与对比值进行了对比.从数据来看,环境温度和压力值的仿真值为输入值,与对比值完全一致,偏差为 0%;动力涡轮转速的仿真值为 3 599 r/min,对比值为 3 600 r/min,偏差仅 0.02%;动力涡轮进口温度仿真值 1 034 K 与对比值 1 041 K 的偏差为 0.7%;动力涡轮膨胀比仿真值 3.96 与对比值 3.85 的偏差为 2.8%;高压涡轮膨胀比仿真值 4.59 与对比值 4.54 的偏差为 1.1%.整体而言,各参数的偏差均控制在 3% 以内,这表明尽管在仿真过程中添加了噪声扰动,但该仿真模型导出的数据仍具有较高的可靠性.

便在模拟过程中实时获取这些参数的值.如图 5 所示,燃-燃联合动力系统的各个部件在涡轮热腐蚀故障发生后都表现出性能上的波动,以压气机流量、燃烧室出口温度、动力涡轮膨胀比、高压涡轮出口温度等参数为例,可以清楚地显示,涡轮热腐蚀故障的出现显著地降低了动力系统的性能.

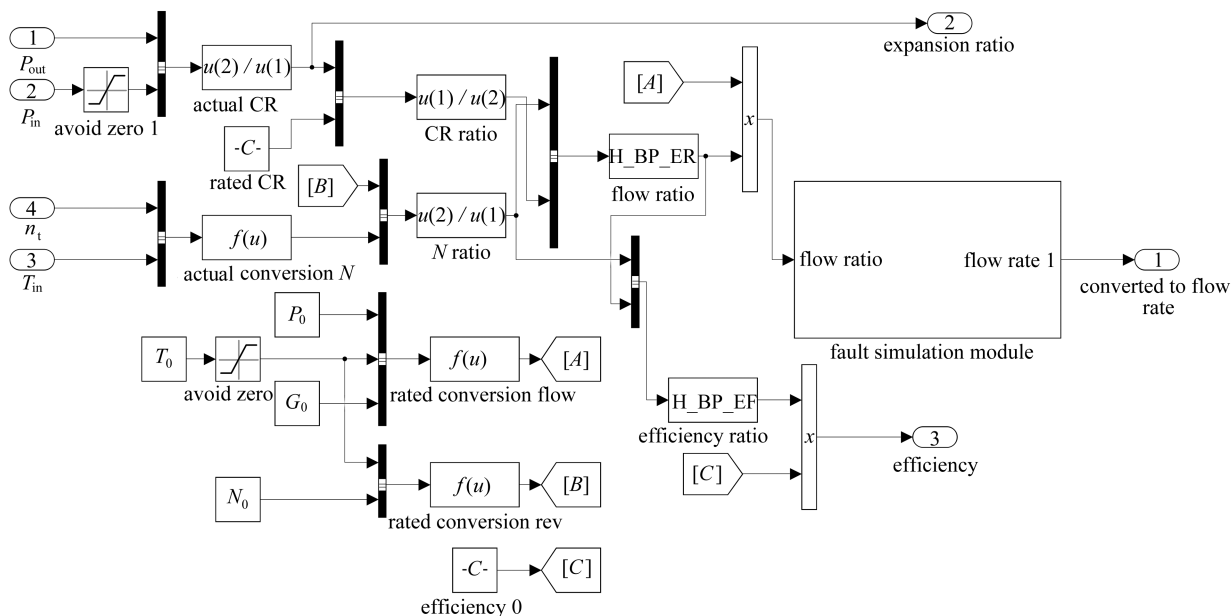


图 3 涡轮热腐蚀故障模块

Fig. 3 The compressor fouling fault module

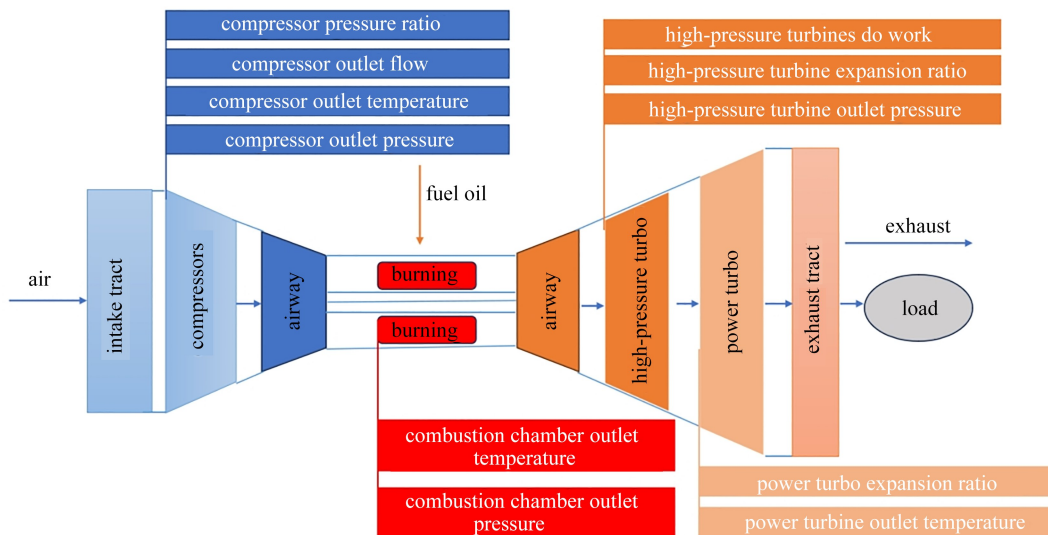
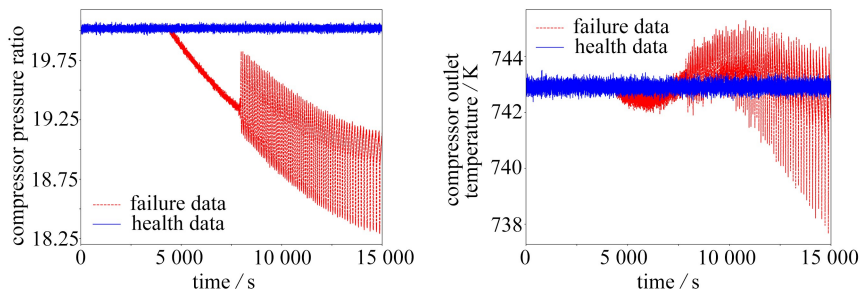
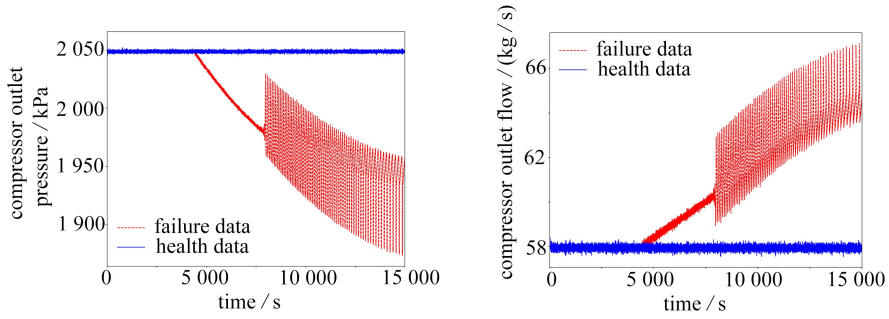


图 4 参数测点分布

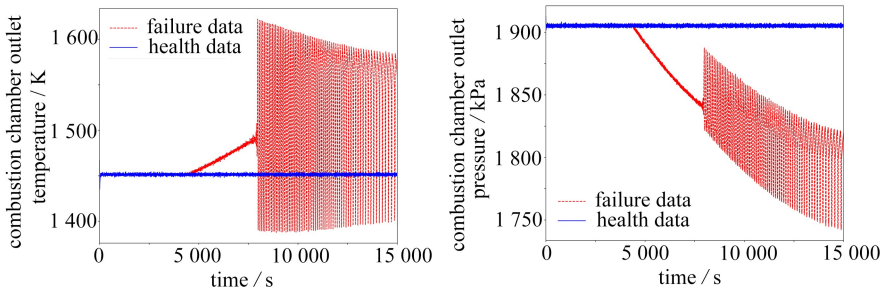
Fig. 4 The parametric measurement point distribution diagram





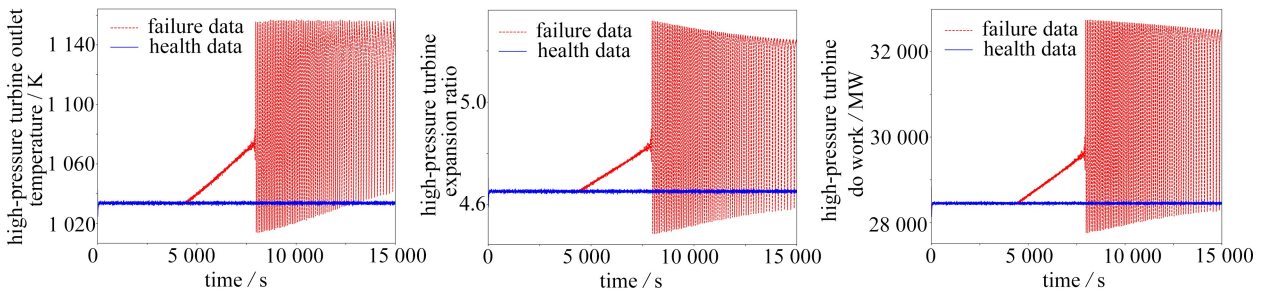
(a) 压气机相关测点参数变化

(a) Changes in the parameters of the relevant measurement points of the compressor



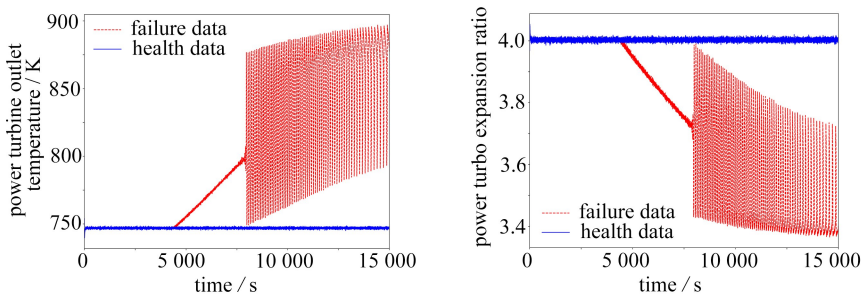
(b) 燃烧室相关测点参数变化

(b) Changes in the parameters of the relevant measurement points of the combustion chamber



(c) 高压涡轮相关测点参数变化

(c) Changes in the parameters of the measurement points related to the high-pressure turbine



(d) 动力涡轮相关测点参数变化

(d) Changes in the parameters of the measurement points related to the power turbine

图5 涡轮热腐蚀故障各部件影响情况

Fig. 5 Reactions of various components of the compressor fouling failure system

为满足后续故障预测模型构建和训练的需要,这里共设置 120 台故障模拟机组,用于收集后续的故障分析和识别中所需的相关测点参数数据。

3 涡轮热腐蚀故障识别模型构建

3.1 数据预处理

为了模拟真实的动力系统的工作环境,仿真之初会在输入的环境变量中加入噪声扰动,这也导致仿真数据存在一些缺失值和异常值,因此,进行数据预处理确保数据的质量和准确性是故障诊断模型建模的关键环节.图 6 展示了数据治理和不确定性量化的整体流程.在数据清洗阶段要识别和处理数据中可能存在的错误、缺失或不一致之处.

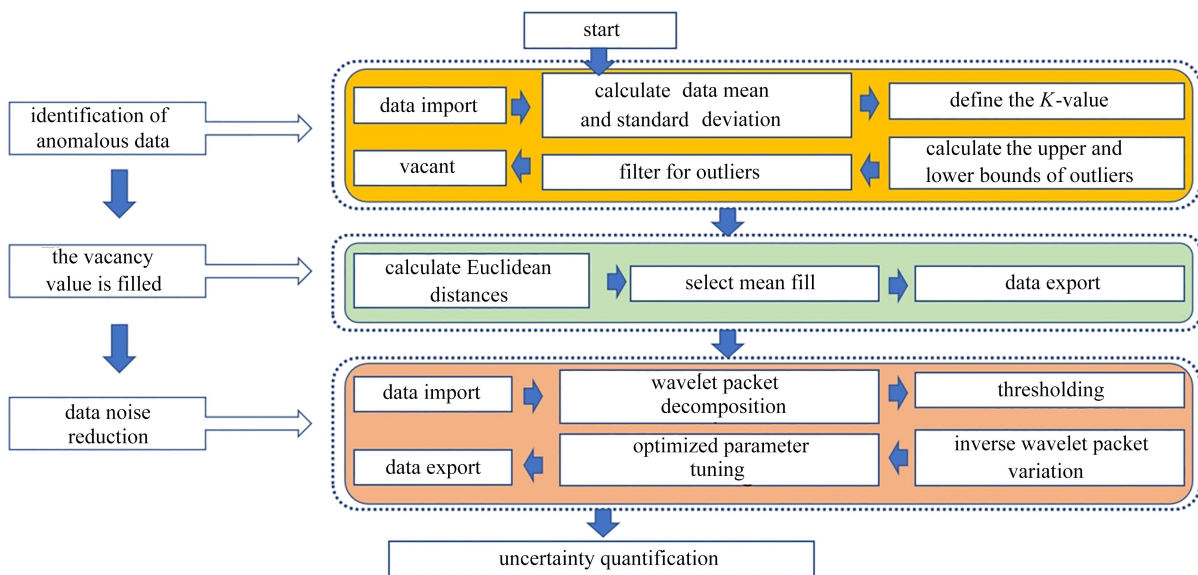


图 6 数据治理流程

Fig. 6 The data governance flowchart

首先,异常值是与数据集中的其他观测值明显不同的数据点,可能是由于测量错误、数据录入问题或其他原因引起的.异常值可以对分析和建模产生负面影响,因此,对于动态仿真模型生成的原始数据要进行异常值检测.本文使用标准差法用于检测数据集中的异常值.基于数据的均值和标准差,通过测量数据点与均值之间的差异来确定异常值.对每个数据点分别计算其偏离程度,也称为 Z 分数,使用以下公式计算:

$$Z = \frac{x_i - \mu}{\sigma}, \quad (15)$$

其中, x_i 为第 i 个数据点, μ 为均值, σ 为标准差. Z 分数越高,则越有可能被标记为异常值.同时,选择不同的标准差倍数阈值来调整异常值检测的敏感度.

此外,空缺值是指数据中缺失的信息,可能由遗漏、测量错误或其他原因引起.空缺值的存在会对故障识别模型产生显著影响.在构建故障识别模型之前,需要采取适当的方法对空缺值进行处理,常见的处理方法包括数据填充、数据删除和数据插值.本文采用 KNN 算法进行空缺值填补,通过热卡填充的方法,在完整数据集中找到一个与空缺值所在记录最相似的记录,使用该记录的相应值来填充空缺值.从全局数据集中提取完整数据,创建健全数据集,并计算缺失目标点与健全数据集 R 中所有数据点的欧氏距离 d_i ,其中欧式距离 d_i 计算公式如下:

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2}, \quad (16)$$

其中, A_i 与 B_i 分别为数据集中的两个点, n 表示特征的总数量.根据欧式距离 d_i 大小升序筛选出前 k 个数据点并根据加权值公式对这 k 个数据点进行权重计算,根据填充缺失数据值的公式对缺失目标点周围 k 个健全邻近点执行加权运算,从而得到填补值 F .

根据欧式距离 d_i 大小升序筛选出前 k 个数据点并根据式(19)对这 k 个数据点进行权重计算,根据填充缺失数据值的公式对缺失目标点周围 k 个健全邻近点执行加权运算,从而得到填补值 F :

$$F = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{1}{d_i^p} \times V_i}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{d_i^p}}, \quad (17)$$

其中, F 是填补值; d_i 是目标点与第 i 个邻近点的欧式距离; V_i 是第 i 个邻近点的观测值; p 是一个可调参数, 通常取 1 或 2; $1/d_i^p$ 表示距离的倒数的 p 次幂, 用来表示距离越近的点在计算中所占的权重越大。

另外, 数据中的噪声是指无关信息或随机变化, 可能会对分析和模型产生干扰。本文采用的小波包 Bayes 降噪是一种用于处理信号中噪声的信号处理技术。它结合了小波包变换和 Bayes 估计方法, 旨在从观测到的信号中提取有用的信息并减小噪声的影响。通过假设实际测量的过程信号由两部分组成, 即真实的过程数据和噪声信号。因此, 一个测量信号可以用以下公式表示:

$$f_n = x_n + \xi_n. \quad (18)$$

通过不断地去除噪声信号, 保留真实数据来实现降噪的目的。多尺度小波包降噪方法结合了多尺度特性的优势, 允许更好地处理多尺度物理系统中的信号, 并以 Bayes 方法提高效率和准确性, 借助历史数据作为辅助, 使其更适用于不同领域的信号处理和降噪任务。

最后, 使用置信区间来量化不确定性来确定估计参数的真实值范围。这个方法基于样本数据, 能够确定参数的可能范围, 以及对这一估计的置信度。这个方法基于样本数据, 能够确定参数的可能范围, 以及我们对这一估计的置信度。在数据清洗的最后阶段, 对清洗后的数据进行不确定性定量验证。评估清洗后数据的质量、准确性和可靠性, 以确保清洗步骤没有引入新的问题。

如图 7 所示, 经过对数据进行异常值去除、空缺值填补以及小波包 Bayes 去噪等处理之后, 相较于原始数据, 数据的置信区间减少了 98.8%, 显示出了显著的改进。这些数据预处理步骤不仅使得数据更加可靠, 还提高了数据的一致性和可解释性。

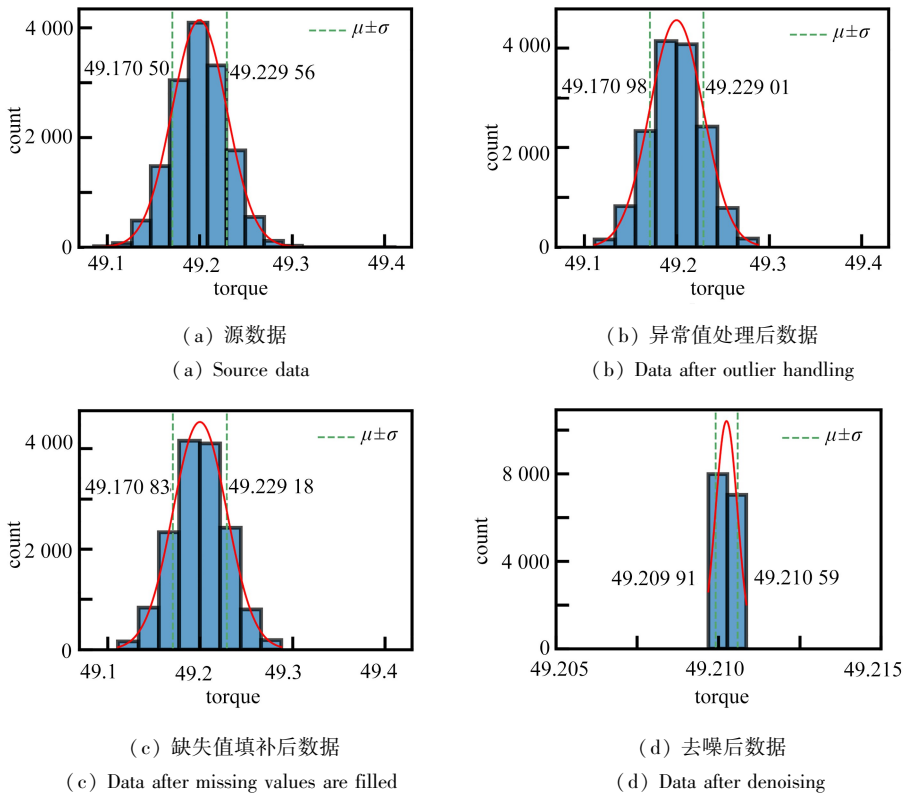


图 7 不确定性量化对比图

Fig. 7 Uncertainty quantification comparison charts

3.2 可靠性模型建模

本文采用 Weibull 比例风险模型 (Weibull proportional hazards model, WPHM) 来构建涡轮热腐蚀的预警

模型,选取 50%的机组数据代入 WPHM 中对预警模型进行训练。Weibull 可靠性建模是指利用一个系统性的过程进行分析和预测设备或系统的可靠性。该建模流程通常分为五个关键部分:监测数据搜集、关键特征提取、失效信息整合、WPHM 构建及部件可靠性计算。以下是这五个部分的具体内容:

首先是完成大量与系统性能相关的监测数据的搜集。主要是设备的运行时间、温度、压力、振动等各种参数的搜集,搜集不同状态、不同工况下的动力系统运行数据。主要来自于三部分:健康机组数据、发生除涡轮热腐蚀故障以外的其他故障的机组数据、仅发生涡轮热腐蚀故障的机组数据。模拟方式包含三种:健康机组模拟、单类失效模拟和耦合失效模拟。单类失效模拟是指只发生一种特定故障,耦合失效模拟是指同时发生多种故障。

完成数据搜集后,需要对所有数据进行关键特征提取,而实际对于不同的涡轮故障类型对应的特征参数不同。例如,哈尔滨工程大学胡杨^[17]基于涡轮叶片温度数据,结合叶片的冷却结构、失效机制对涡轮叶片进行了一系列的数据分析和特征提取,可以计算出正常叶片特征中心距的取值范围,达到判别故障的目的。因此,选择合适的特征参数能够有效地反映涡轮的运行状态和故障形式。通过合理的特征参数选择和分析,能够更准确地识别和处理压气机可能存在的问题,为系统的运行和维护提供更为有效的支持。高压涡轮热腐蚀故障最明显的故障表征是燃气轮机流量发生明显变化,因此,选取燃气轮机的流量作为高压涡轮热腐蚀故障的特征参数。

对涡轮热腐蚀故障状态的关键特征数据进行提取分类,之后对运行失效数据信息进行整合,结合数据特点、失效机理和专家知识,分析故障发生时间、原因、维修措施等失效数据,确定出系统中存在的潜在问题,识别可能的失效模式,同时选择可以充分体现部件状态和故障影响的监测数据种类用于后续的建模。为使选用变量的趋势能够更好地体现不同故障间的差异便于故障区分,针对涡轮热腐蚀故障,建模过程中选取了燃气轮机的流量、高压涡轮出口温度、高压涡轮膨胀比、高压涡轮做功,四个变量作为监测变量,进行训练处理。

第四部分是 WPHM 构建。基于监测数据、失效信息和关键特征,建立 WPHM。WPHM 是一种统计模型,它的构建结合了 Weibull 分布和比例风险模型(PHM)的要素。首先,选择 Weibull 分布作为生存时间数据的基础分布。Weibull 分布在生存分析中经常用于描述时间至事件发生的概率分布,其概率密度函数通常以参数形式表示,包括形状参数和尺度参数,分别影响失效率函数的形状和尺度。其失效率表达式为

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1}. \quad (19)$$

其次,引入 PHM:WPHM 中的 PHM 将设备的运行状态与整体失效寿命之间建立联系,在不考虑设备失效类型的情况下,分析诸多因素对可靠性的影响。常见的 PHM 形式如下:

$$\lambda(t, X) = \lambda_0 \exp \left(\sum_{i=1}^k X_i \alpha_i \right). \quad (20)$$

再次,建立 WPHM 方程:将 Weibull 分布和 PHM 相结合,形成一个联合方程,通常称为 WPHM 方程。这个方程将 Weibull 分布的失效率函数与 PHM 的协变量部分结合在一起,以建立整体的生存分析模型。其失效率函数表达式为

$$\lambda(t, X) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp \left(\sum_{k=1}^r X_k \alpha_k \right), \quad (21)$$

其中, β 为形状参数, η 为尺度参数, t 为时间, X_k 为影响机械系统性能的协变量, α_k 为与协变量 X_k 对应的回归系数, r 为训练参数数量。

WPHM 的构建结合了 Weibull 分布的概率分布特性和 PHM 的协变量影响,使其成为一个强大的工具,可用于分析复杂生存数据和可靠性数据,以了解不同因素对事件发生的影响,为决策和预测提供有力支持。如图 8 所示,即为涡轮热腐蚀故障预警模型。

最后,基于构建好的 WPHM 部件进行部件级别的可靠性计算。将待监测的数据输入模型中,生成部件的失效率,以评估部件状态。为了说明模型的效果,针对每种单类失效形式,选择多种故障机组进行模型可靠性验证。将每种故障数据进行特征提取后输入生成的 WPHM 中,即可得部分故障数据的可靠性计算结果。

3.3 故障识别结果

在系统训练和模型优化过程中,首先利用了健康机组数据、发生除涡轮热腐蚀故障以外的其他故障的机

组数据、仅发生涡轮热腐蚀故障的机组数据对预警模型进行训练,以建立准确的故障预警模型.这一步骤的执行确保了预警系统能够基于真实的运行数据进行精确学习和预测,从而提高了系统的智能化程度和准确性.接着,通过对燃-燃联合动力系统其他部件的模型机组数据进行深入分析验证,成功实现了对涡轮热腐蚀故障的准确识别.这意味着系统能够及时发现直接受热腐蚀影响的涡轮叶片部件故障,全面确保了系统的可靠性和性能稳定性.

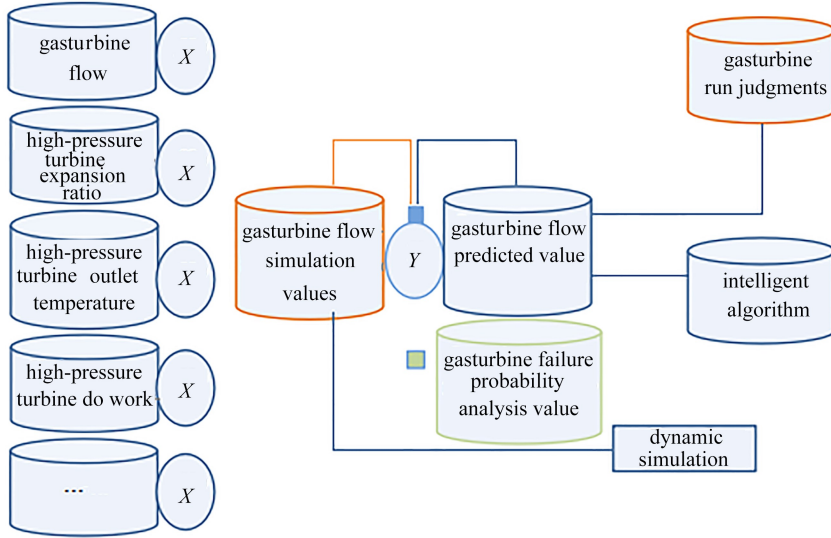
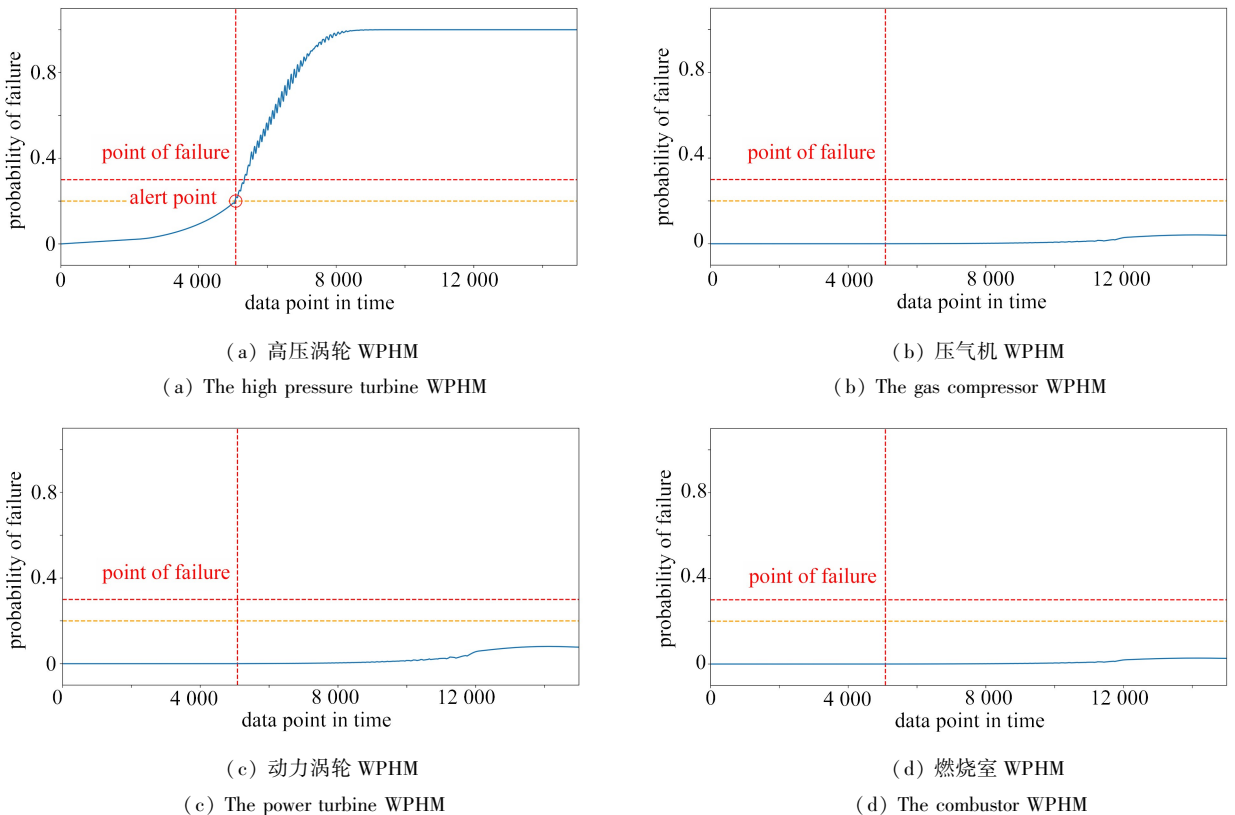


图8 涡轮热腐蚀预警模型

Fig. 8 Schematic diagram of the early warning model for fouling in compressor blades

根据图9,将高压涡轮热腐蚀故障数据代入各部件的WPHM中进行验证,得到高压涡轮WPHM能够及时识别涡轮部件热腐蚀故障状况.图中蓝色实线代表了模型的失效率,失效率越高说明部件越可能发生失效.



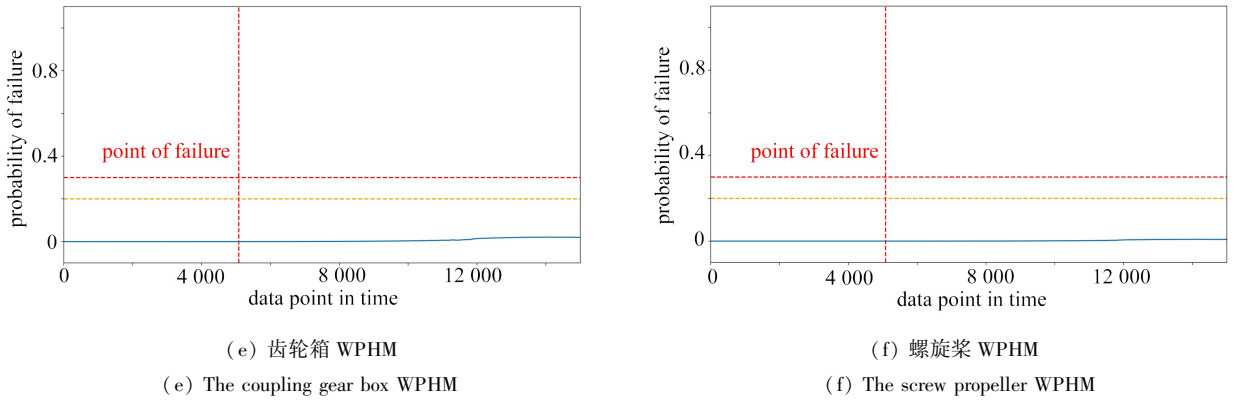
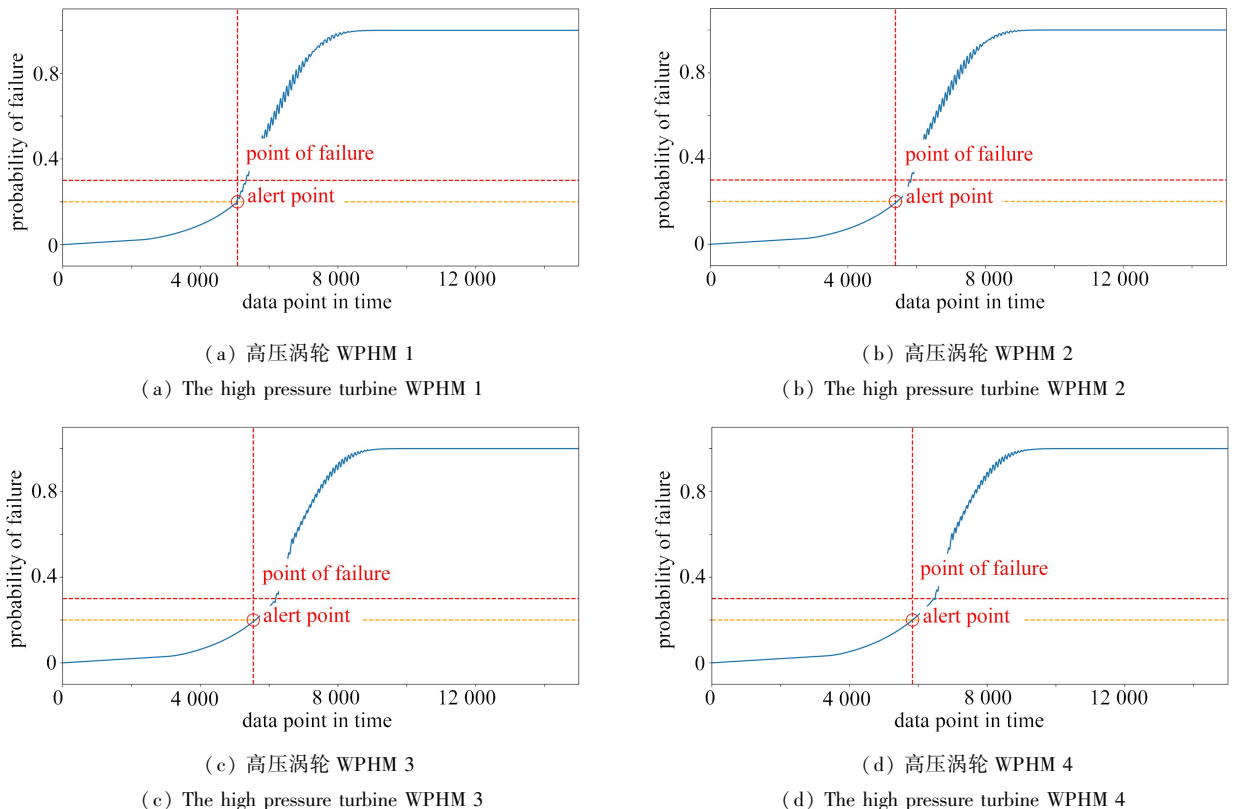


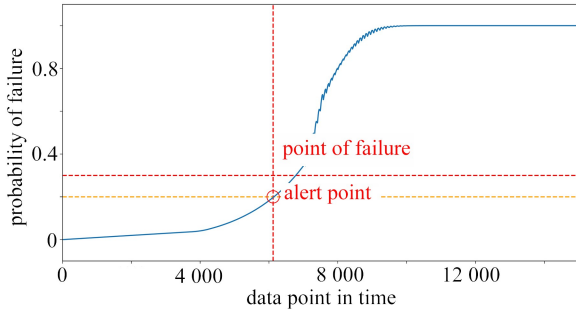
图 9 涡轮热腐蚀故障发生时故障识别模型对于各部件的响应

Fig. 9 The responses of the fault identification model to each component during a compressor fouling fault

经过训练机组实验分析以及测试机组的计算验证,选择失效概率 0.2 作为预警阈值,如图中黄色虚线所示,通过该阈值即可在失效之前实现故障的预警,实现部件的状态监测.同时选择失效概率 0.35 作为失效阈值,如图中红色虚线所示,当失效概率超过该阈值时可认为机组即将失效.红色竖线代表了仿真时设置的实际失效时刻,分析表明,只有当高压涡轮热腐蚀故障机组数据输入高压涡轮热腐蚀故障 WPHM 时故障曲线才会上升,并且在失效之前机组的失效率已经发生了大幅上升,说明模型可以监测到故障的发生并准确识别故障种类,失效率曲线可以描述部件的可靠性.同时其他部件 WPHM 有效排除了对非目标部件(即非涡轮热腐蚀故障)的错误报警,从而验证了本方法构建的故障预警模型识别故障位置的准确性,准确的故障预警系统能够在故障发生的早期阶段及时发现并报警,减少了不必要的检修和维护活动,优化了维护资源的利用.

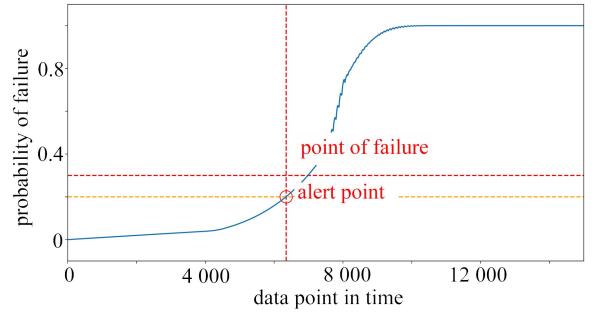
在 24 台机组不同数据特征下的高压涡轮热腐蚀故障预警测试中,基于高压涡轮 WPHM 的涡轮热腐蚀故障模型能够实现故障提前预测准确率达 91.7% 以上,结果如图 10 所示.这一发现表明,预测模型在提前预警涡轮热腐蚀故障方面表现出较高的准确性和可靠性.





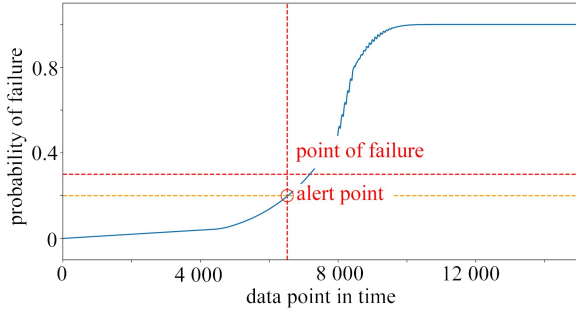
(e) 高压涡轮 WPHM 5

(e) The high pressure turbine WPHM 5



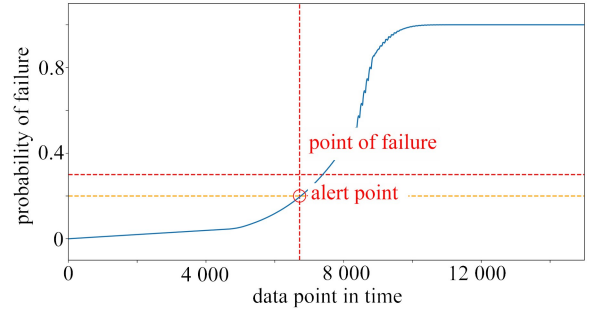
(f) 高压涡轮 WPHM 6

(f) The high pressure turbine WPHM 6



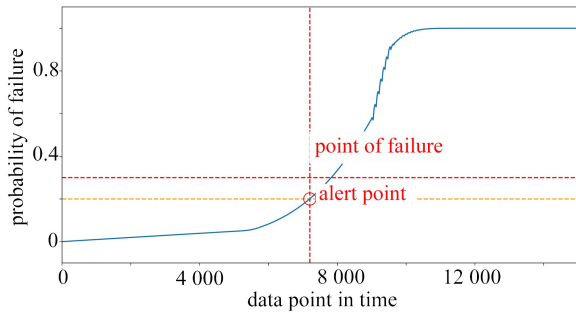
(g) 高压涡轮 WPHM 7

(g) The high pressure turbine WPHM 7



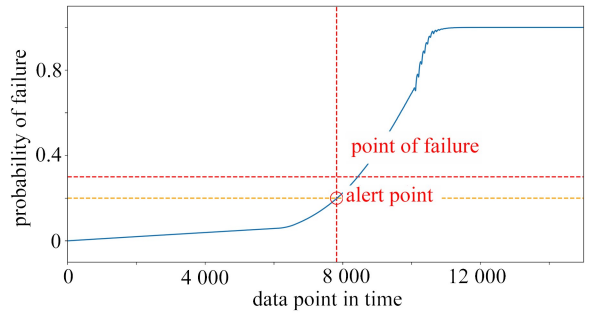
(h) 高压涡轮 WPHM 8

(h) The high pressure turbine WPHM 8



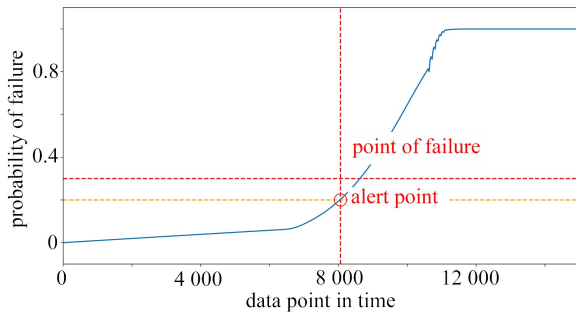
(i) 高压涡轮 WPHM 9

(i) The high pressure turbine WPHM 9



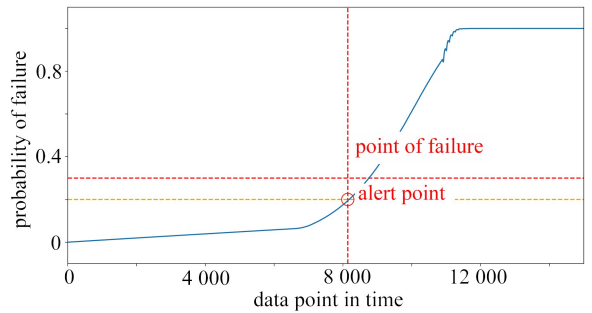
(j) 高压涡轮 WPHM 10

(j) The high pressure turbine WPHM 10



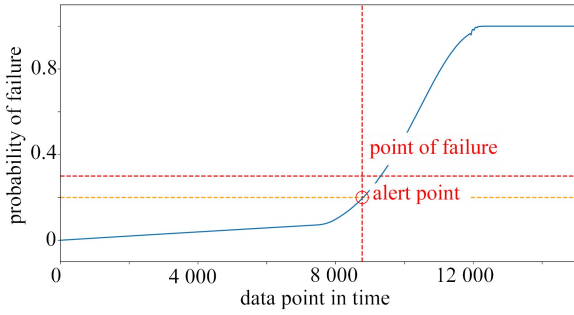
(k) 高压涡轮 WPHM 11

(k) The high pressure turbine WPHM 11



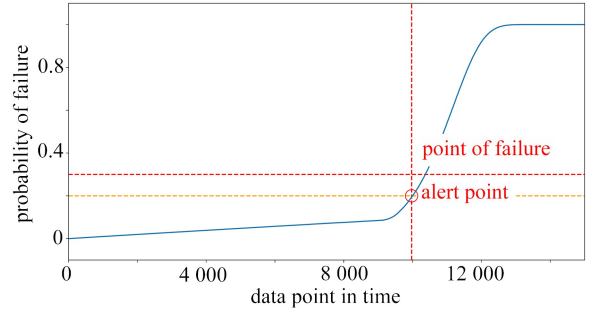
(l) 高压涡轮 WPHM 12

(l) The high pressure turbine WPHM 12



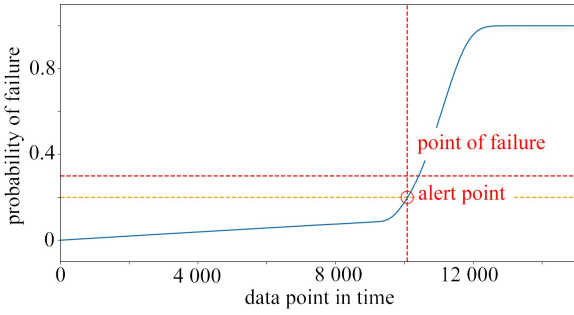
(m) 高压涡轮 WPHM 13

(m) The high pressure turbine WPHM 13



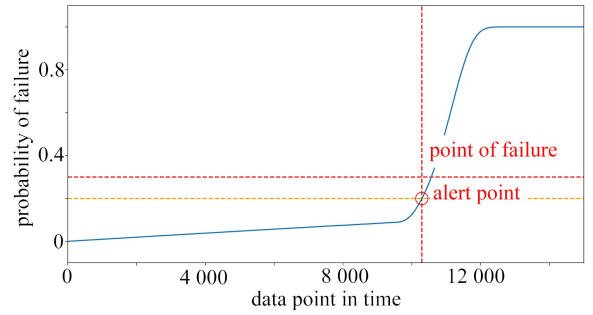
(n) 高压涡轮 WPHM 14

(n) The high pressure turbine WPHM 14



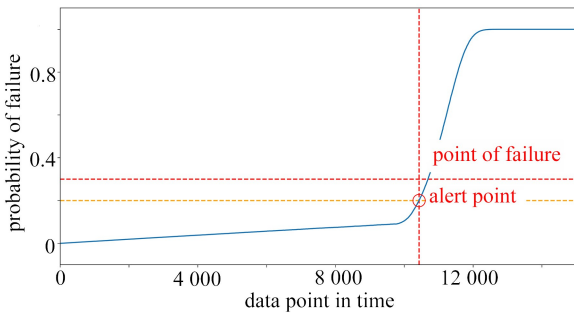
(o) 高压涡轮 WPHM 15

(o) The high pressure turbine WPHM 15



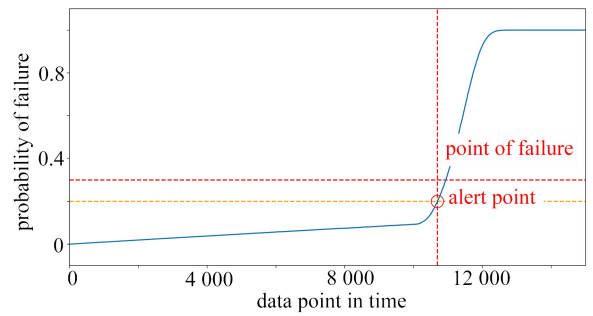
(p) 高压涡轮 WPHM 16

(p) The high pressure turbine WPHM 16



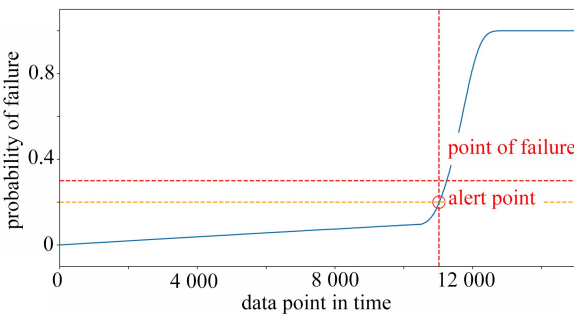
(q) 高压涡轮 WPHM 17

(q) The high pressure turbine WPHM 17



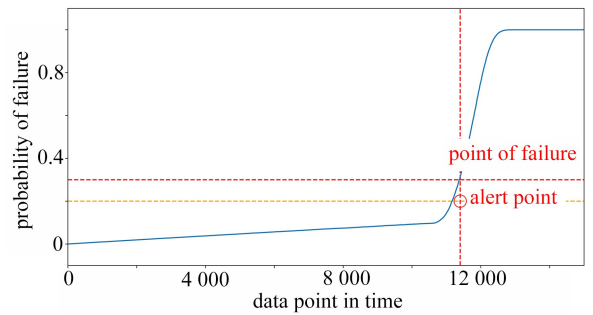
(r) 高压涡轮 WPHM 18

(r) The high pressure turbine WPHM 18



(s) 高压涡轮 WPHM 19

(s) The high pressure turbine WPHM 19



(t) 高压涡轮 WPHM 20

(t) The high pressure turbine WPHM 20

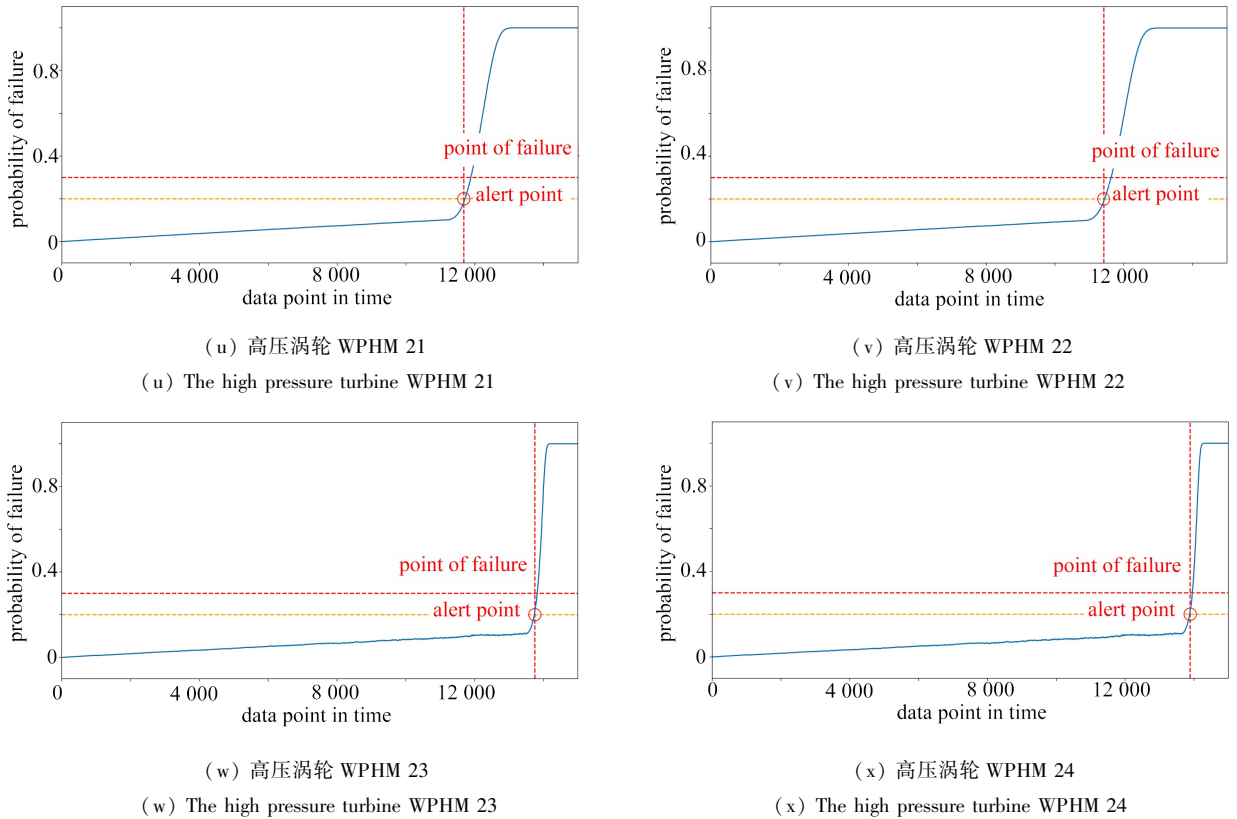


图 10 涡轮热腐蚀故障发生时部分故障识别模型对于各部件的响应

Fig. 10 The response of the fault identification model to each component when a compressor fouling fault occur

根据表 2 的数据显示,通过对包括高压涡轮热腐蚀在内的多种故障的 120 台机组进行模拟,验证了涡轮热腐蚀故障预警模型的准确性,结果显示,故障位置准确识别和提前预警的准确率高达 95.0%。

表 2 动力系统各部件的报警准确度

Table 2 Alarm accuracy of each component of the power system

model type	number of units	number of false positives	number of false negatives	accuracy/%
compressor model	24	0	0	100
combustion chamber model	24	1	0	95.8
high-pressure turbo model	24	2	0	91.7
power turbine model	24	1	1	91.7
gearbox model	24	0	0	100
propeller model	24	0	1	95.8

4 结 论

本文通过融合人工智能算法和动态仿真平台,构建了燃-燃联合动力系统涡轮热腐蚀故障信号模拟及故障识别模型,得到了以下结论:

1) 本文采用多部件耦合的方法,对燃-燃联合动力系统进行了整体动态建模。通过系统性建模,能够更全面地分析涡轮热腐蚀故障对动力系统整体性能的影响。本研究填补了该领域的研究空白,为动力系统在实际应用中的稳定性和可靠性提供了重要的理论支持和指导。

2) 本研究通过仿真模拟燃-燃联合动力系统内的涡轮热腐蚀故障,不仅考察了涡轮自身流量的 5%~7% 增加,还发现该故障对系统其他部件性能产生了 3%~5% 的扰动。这一结果表明,涡轮热腐蚀故障对系统整体性能有重要影响,突显了进行全面性能分析和故障预测的紧迫性。

3) 本文通过异常值去除、空缺值填补以及小波包 Bayes 去噪处理,使得各参数的不确定性相比原始数

据优化了 98.8%,显著提升了数据质量。

4) 在 120 台机组不同部件的运行故障定位测试中,本方法的故障精准识别率达到 95%;在 24 台机组不同数据特征下的高压涡轮热腐蚀故障预警测试中,故障预警准确率超过 91.7%。本方法可为动力装备的数字化诊断提供重要的技术参考。

参考文献(References):

- [1] 赵德孜. 海洋环境下燃气轮机涡轮叶片的热腐蚀与防护[J]. 装备环境工程, 2011, **8**(5): 100-103. (ZHAO Dezi. Hot corrosion and protection of gas turbine blade in marine environment[J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2011, **8**(5): 100-103. (in Chinese))
- [2] SEYBOLT A U, BELTRAN A. Hot corrosion problems associated with gas turbines[C]//*American Society for Testing and Materials STP*. 1967.
- [3] SALEHNASAB B, POURSAEIDI E, MORTAZAVI S A, et al. Hot corrosion failure in the first stage nozzle of a gas turbine engine[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2016, **60**: 316-325.
- [4] TARADA F, SUZUKI M. External heat transfer enhancement to turbine blading due to surface roughness[C]//*ASME 1993 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*. 1993.
- [5] BONS J P, TAYLOR R P, MCCLAIN S T, et al. The many faces of turbine surface roughness[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2001, **123**(4): 739-748.
- [6] GARG S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems[C]//*42nd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*. Reno, NV, 2004: 949.
- [7] 贺惠新. 燃机异常检测系统的关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013. (HE Huixin. Esearch on the key problems of anomaly detection system of gas turbine[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese))
- [8] BOTROS K K, KIBRYA G, GLOVER A. A demonstration of artificial neural-networks-based data mining for gas-turbine-driven compressor stations[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2002, **124**(2): 284-297.
- [9] TAN H S. Fourier neural networks and generalized single hidden layer networks in aircraft engine fault diagnostics[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2006, **128**(4): 773-782.
- [10] VERMA R, ROY N, GANGULI R. Gas turbine diagnostics using a soft computing approach[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, **172**(2): 1342-1363.
- [11] KANG Y S, YOO J C, KANG S H. Numerical predictions of roughness effects on the performance degradation of an axial-turbine stage[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2006, **20**(7): 1077-1088.
- [12] SUBRAMANIAN A, GAMANNOSSI A, MAZZEI L, et al. Numerical investigation of surface roughness effects on heat transfer in a turbine cascade[C]//*Second International Conference on Material Science, Smart Structures and Applications: ICMSS-2019*. 2019: 2191.
- [13] SHUKLA A, HARSHA S P. An experimental and FEM modal analysis of cracked and normal steam turbine blade[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2015, **2**(4/5): 2056-2063.
- [14] DE BONA F, LANZUTTI A, LUCACCI G, et al. Turbine blade distortion after heat treatment: preliminary experimental investigation and FEM analysis[J]. *Key Engineering Materials*, 2019, **827**: 98-103.
- [15] 李淑英. 船舶动力装置仿真技术[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2013. (LI Shuying. *Simulation Technology of Ship Power Plant*[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 2013. (in Chinese))
- [16] 林新智. 双轴燃气轮机性能仿真及故障特征研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2021. (LIN Xinzhi. Research on performance simulation and fault characteristics of dual shaft gas turbine[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2021. (in Chinese))
- [17] 胡杨. 涡轮叶片温度特征提取及其故障判别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015. (HU Yang. Research of turbine blades temperature feature extraction and fault discriminant[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015. (in Chinese))