文献标识码:A

基于知识图谱的航空发动机涡轮叶片 故障自动检测系统设计

王明理

(西安思源学院 基础教育学院,西安 710038)

摘要:涡轮叶片的故障特征涉及振动、温度、应力等多个方面,这些特征之间存在复杂的关联;现有检测系统难以 深入分析这些特征之间的内在联系,从而影响故障诊断的准确性;为此,设计基于知识图谱的航空发动机涡轮叶片故障 自动检测系统;系统硬件部分包括传感模块、数据处理模块、主控模块以及数据传输模块等层次设计;在硬件系统支持 下,利用传感模块获取涡轮叶片的实时工作数据,并提取实际工作特征;根据提取到的特征构建的航空发动机涡轮叶片 故障知识图谱;并将知识图谱中的标准故障特征与工作特征进行匹配计算,得出故障匹配度;根据涡轮叶片的运行工况 设定故障匹配度阈值,以此实现涡轮叶片故障的自动检测功能;实验结论表明:优化设计系统的故障类型误检率在 10~ 40%之间,振动幅度检测误差的平均值为 0.07 μ m,平均叶片表面温度检测误差为 1.1 °C。

关键词:知识图谱;航空发动机;涡轮叶片;叶片故障;自动检测系统

Design of Automatic Detection System for Aircraft Engine Turbine Blade Faults Based on Knowledge Graph

WANG Mingli

(School of Elementary Education, Xi'an Siyuan University, Xi'an 710038, China)

Abstract: The faults of turbine blades have the characteristics of vibration, temperature, and stress, of which there are complex correlations between these characteristics. It is difficult for existing detection systems to deeply analyze the inherent connections between these features, which affects the accuracy of fault diagnosis. To this end, an automatic detection system for aircraft turbine blade faults based on knowledge graph is designed. The hardware part of the system includes hierarchical design such as sensing module, data processing module, main control module, and data transmission module. With the support of hardware systems, the sensing module is used to obtain the real-time working data of turbine blades, and extract actual working features. A knowledge graph of aircraft engine turbine blade faults based on extracted features is constructed. The standard fault features in the knowledge graph with the working features are matched and calculated to achieve the fault matching degree. Setting fault matching threshold based on the operating conditions of turbine blades to achieve the automatic detection of turbine blade faults. Experimental conclusion shows that the optimized design system has the fault type false detection rate of between $10 \sim 40\%$, the average vibration amplitude detection error is 0.07 μ m, and the average blade surface temperature detection error is 1.1 °C.

Keywords: knowledge graph; aircraft engine; turbine blades; blade malfunction; automatic detection system

0 引言

航空发动机是专门设计用于航空器上的动力装置, 它通过燃烧燃料产生推力或拉力,驱动航空器飞行。作 为飞机的核心部件,航空发动机不仅提供飞行所需的动力,还直接关系到飞机的性能、安全性和经济性。涡轮 叶片是航空发动机的核心部件之一,负责将高温高压燃 气的热能转化为机械能^[1]。航空发动机工作时,由于循

收稿日期:2024-12-19; 修回日期:2025-02-18。

基金项目:陕西省教育厅 2023 年一般专项科学研究计划项目(23JK0036);西安思源学院 2023-2024 学年校长基金科研项目 (西部乡村基础教育专项重点项目)(XASYZX-XC2304);2023 年校级本科教育教学改革研究项目(23SYYB17)。 作者简介:王明理(1983-),男,硕士,工程师。

引用格式:王明理.基于知识图谱的航空发动机涡轮叶片故障自动检测系统设计[J].计算机测量与控制,2025,33(6):9-17.

环载荷、高温环境、超应力以及燃气腐蚀等原因,导致 涡轮叶片产生不同类型、程度的故障,涡轮叶片的故障 会直接导致发动机性能下降,进而增加飞行安全隐患。 为了及时发现涡轮叶片故障,并将其带来的负面影响降 至最低,设计并开发了航空发动机涡轮叶片故障自动检 测系统。

航空发动机涡轮叶片故障自动检测系统是一种利用 先进的传感器技术、图像处理技术、数据分析与机器学 习算法等,对航空发动机涡轮叶片进行实时监测与故障 识别的系统。这种检测方法无需人工直接干预,能够在 发动机运行或维护过程中,自动地、高效地检测涡轮叶 片上可能存在的故障。目前应用较为频繁的故障自动检 测系统中, 文献「2]提出的基于贝叶斯和自适应卡尔 曼增强拉格朗日算法的发电机叶片故障检测系统使用两 步搜索来处理基于贝叶斯增广拉格朗日框架的时变信号 滤波过程,通过在序域中对信号进行重采样来处理频谱 中的拖尾问题,以提高故障诊断的性能。然而上述系统 中,贝叶斯算法和自适应卡尔曼增强拉格朗日算法在数 据处理和模型构建方面存在差异,当两者之间的数据交 互与协同工作程序出现异常时,则会直接影响系统的检 测功能。文献[3]提出的基于深度学习的航空发动机 涡轮叶片故障检测系统通过设计包含所有特征映射的新 型连接结构搭建缺陷检测颈部网络,建立了适用于涡轮 叶片射线图像的缺陷自动检测模型,针对每个缺陷,实 施了9次图像数据增强,包括裁剪、旋转和亮度调整, 以此扩充样本数据集,利用这些增强的数据进行了模型 的训练与测试,最终得出了涡轮叶片的故障检测结果。 然而深度学习模型在训练过程中可能出现过拟合或欠拟 合现象, 讨拟合会导致模型在训练数据上表现良好, 但 在新数据上泛化能力较差; 欠拟合则会导致模型无法充 分学习到数据中的特征,进而影响系统的故障检测功 能。文献 [4] 提出的基于微焦点工业 CT 的高压涡轮 叶片故障检测系统利用微焦点工业 CT 技术对铸造高压 涡轮叶片执行了 CT 扫描与三维重建过程,通过应用滤 波反投影算法于投影图像,获取了叶片的三维数据集合 及其断层图像,通过对图像的深入分析,得出叶片表面 故障的具体检测结果。上述系统的检测功能会受到微焦 点工业 CT 设备的分辨率、焦距等硬件因素的限制,无 法完全满足所有检测需求。文献 [5] 提出的基于制造 加工因素诱导的涡轮叶片故障检测系统归纳了叶片加工 过程中可能出现的缺陷类型,并提取其特征,选择具有 代表性的缺陷因素,构建了缺陷与力学性能的关联模 型,利用有限元分析软件,获得仿真结果,采用模糊聚 类分析技术求解评价指标,并得出由加工缺陷引起的叶 片故障检测结果。然而上述方法仅针对制造加工过程中 引起的叶片故障进行检测,且由于缺陷在形态、尺寸和 位置等方面具有较大的不确定性,增加了缺陷特征提取 的难度,在一定程度上影响了故障检测功能。综上所 述,传统涡轮叶片故障检测均存在检测功能不佳的问 题,为此引入知识图谱。

本文通过引入知识图谱技术,提升系统对涡轮叶片 故障特征的深入分析和准确识别能力。首先,设计并实 现了包括传感模块、数据处理模块、主控模块以及数据 传输模块在内的系统硬件部分,为故障数据的实时采集 与处理提供了基础。其次,基于大量的涡轮叶片故障数 据和专业知识,构建了航空发动机涡轮叶片故障知识图 谱,该图谱详细描述了故障特征之间的复杂关联,为故 障的推理与识别提供了有力的技术支持。最后,开发了 故障匹配算法,将实时采集的工作特征与知识图谱中的 标准故障特征进行匹配计算,得出故障匹配度,并根据 运行工况设定阈值,实现故障的自动检测。

航空发动机涡轮叶片故障自动检测硬件系统 设计

航空发动机涡轮叶片故障自动检测硬件系统是支持 故障自动检测软件功能的支持,包括传感模块(振动、 温度、应力传感器)、数据处理模块、主控模块以及数 据传输模块等多个部分。



图 1 航空发动机涡轮叶片故障自动检测硬件系统

1.1 航空发动机涡轮叶片传感器

1.1.1 涡轮叶片振动传感器

优化设计硬件系统使用 MEMS 传感器作为涡轮叶 片振动传感器, 传感器内的加速度传感芯片和电阻应变 片为振动传感器的核心元件,其中加速度传感芯片能够 实现对水平、竖直等多个方向上的振动信号进行感 应^[2]。电阻应变片线条准确,灵敏系数的分散性小,且 便于散热,当受力变形产生时,可以更加准确地将变化 信号传递到对应的接收器。涡轮叶片振动传感器工作原 理如图 2 所示。



图 2 涡轮叶片振动传感器工作原理图

由于加速度传感芯片和电阻应变片的融合,能够在 航空发动机涡轮叶片不同工况下,实现实时振动信号的 采集,且对传感器的安装位置无特殊要求^[3]。为保证涡 轮叶片振动传感器输出数据质量,在振动传感器内部添 加一个滤波元件,在涡轮叶片无振动时,振动传感器输 出值为供电电压的一般,由于振动传感器的敏感轴与芯 片平面平行且采集的是径向的振动信号,因此将振动传 感器以垂直方式安装到涡轮叶片表面。

1.1.2 涡轮叶片温度传感器

优化设计硬件系统使用 WG22701 温度传感器获取 叶片实时温度数据,该传感器具有 R1/2"的连接螺纹规 格,能够连接到涡轮叶片中^[4]。温度传感器以热敏电阻 元件作为核心元件,其电阻值随温度的升高而降低,从 而实现对温度的测量。为了实现传感芯片与涡轮叶片之 间的高温电学绝缘,在叶片表面制备一层过渡层,以确 保传感芯片能够牢固地附着在叶片上,且传感性能不会 受高温环境发生变化。

1.1.3 涡轮叶片应力传感器

考虑到涡轮叶片所处的高温、高压、高转速等极端 工作环境,使用 METIOR 型薄膜传感芯片作为应力传 感器的核心元件,基于电阻应变效应或荷电耦合效应, 当物体受到外力作用时,其内部会产生应力,导致传感 器内部的电阻值发生变化^[5]。通过测量这种电阻值的变 化,可以推算出物体所受的应力大小,并将其以数据信 号的形式输出。在优化设计硬件系统中,为了消除温度 变化对测量结果的影响,在应力传感器内部添加一个温 度补偿元件,并采用内部气流冷却的方式,对涡轮叶片 应力传感器的工作环境进行实时冷却处理。

1.2 数据处理器

为了接收并处理振动、温度、应力传感器的实时输 出数据,同时为知识图谱以及故障检测程序的实现提供 设备支持,以 FPGA 为核心设备,优化设计数据处理 器,工作原理如图 3 所示。

从图 3 中可以看出,优化设计的涡轮叶片工作数据 处理器由 FPGA 和模数转换器两个部分组成,FPGA 处 理元件内核配备了两层缓存机制:第一层缓存含有一个 32 kB 的直接映射程序缓存,以及一个同样容量的双路



图 3 涡轮叶片工作数据处理器工作原理图

集关联数据缓存^[6]。第二层缓存大小为256 kB,具备存 储程序与数据的双重功能,实践中多用于程序存储。这 两层缓存均可灵活配置为内存映射、缓存模式或二者的 结合。此外,还设有1024 kB的启动只读存储器,专 门用于存放DSP的启动代码,同时配备128 kB的共享 内存供其他主机访问^[7]。开发板扩展内存部分包括一块 512 MB的 NAND FLASH 和两片各512 MB的 SDRAM。 FPGA 端则集成了外部存储器接口、通用 I/O 接口等组 件。优化设计的 FPGA 部分,能够为数据处理、故障 参数运算以及知识图谱运算等功能的运行提供硬件支 持。在 FPGA 外连接一个模数转换器,该设备用来处 理不同传感器输入的感知数据,将其转换为统一的数据 格式。

1.3 核心控制单元

核心控制单元的工作内容是控制硬件系统中各个硬件设备的工作状态与工作参数,保证多传感器设备以同步形式采集涡轮叶片实时工作数据^[8]。系统核心控制单元的工作原理如图4所示。



图 4 故障自动检测硬件系统核心控制单元工作原理图

图 4 表示的核心控制元件使用 16 MHz 的外部晶体 振荡器,经由内部锁相环倍频,可获得最高达 80 MHz 的总线时钟频率,足以满足数据处理的高强度运算需 求。此系列包含 112 引脚和 80 引脚两种封装形式,而 本方案采纳的是 80 引脚封装版本,其集成了 8 个高速 模拟一数字转换通道,在 48 MHz 总线频率下,单次转 换仅需 7 μs^[9]。核心控制器配备了丰富的中断源,支持 灵活的嵌套中断处理,使得程序执行效率得以提升。内 置的看门狗定时器通过定期的软件"喂狗"操作,有效 防止核心控制器异常运行,确保采集模块能够长期稳定 运行^[10]。通过优化核心控制器的设计,可以实现高采 样率的数据采集,并初步处理数据,从而减轻上位机的 处理负载。

1.4 数据传输模块

优化设计硬件系统中,传感器均采用无线通信方 式,处理器与控制器采用 I2C 串行总线传输方式,因此 从有线和无线两个方面构建数据传输环境。有线传输环 境需优化线路布局与材质选择,以提升信号传输的稳定 性与速度^[11]。无线传输环境则在系统硬件环境中加设 信号滤波与屏蔽装置作为通信抗干扰元件,有效抵御了 外部电磁干扰。最终将优化设计的硬件设备按照相应的 连接方式,接入到数据传输模块中,即完成航空发动机 涡轮叶片故障自动检测硬件系统的优化设计^[12-13]。

2 航空发动机涡轮叶片故障自动检测系统软件 功能设计

在硬件系统支持下,对系统的软件功能进行设计, 从而实现对航空发动机涡轮叶片的自动故障检测。在硬 件设备支持下,获取涡轮叶片的实时工作数据,并提取 实际工作特征。构建的航空发动机涡轮叶片故障知识图 谱^[14-15]。将知识图谱中的标准故障特征与工作特征进行 匹配计算,得出故障匹配度。根据涡轮叶片的运行工况 设定故障匹配度阈值,以此实现涡轮叶片故障的自动检 测功能。该功能能够精准识别叶片的故障状态、类型及 参数,并自动生成可视化的故障检测报告。具体检测流 程如图 5 所示。

2.1 航空发动机涡轮叶片工作特征

基于 1.1 小节的振动、温度及应力 3 个方面传感器 设备的支持下,获取任意时刻航空发动机涡轮叶片的工 作数据。航空发动机涡轮叶片振动信号通过传感器转化 为电信号,随后被数据采集终端接收并记录,任意时刻 涡轮叶片振动数据的采集结果为:

$$u_z(t) = \kappa_z \cdot z(t) \cdot \kappa_{\text{convert}}$$
(1)

其中: *z*(*t*) 为涡轮叶片在 *t* 时刻产生的实际振动信 号, κ_z 和 κ_{convert} 分别表示振动传感器工作参数以及电信 号转换参数。按照上述方式,可以得出涡轮叶片温度与 应力数据的采集结果为:

$$\begin{cases} u_T(t) = \kappa_T \cdot T(t) \\ u_F(t) = \kappa_F \cdot F(t) \end{cases}$$
(2)



图 5 故障检测流程

式中, κ_T 和 κ_F 分别为温度和应力传感器的工作系数, T(t)和F(t)为t时刻涡轮叶片表面温度和应力的实际 值^[16]。重复上述操作,在航空发动机工作状态下,对 涡轮叶片的工作数据进行重复自动采集。

以自动采集的航空发动机涡轮叶片工作数据为处理 对象,提取涡轮叶片的实际工作特征。其中振动工作特 征包括振幅、振动频率等,具体提取结果为:

$$\begin{cases} \tau_{amp} = max[u_z(t)] - min[u_z(t)] \\ \tau_f = \frac{n_{u_z}}{\Delta t} \end{cases}$$
(3)

其中: max () 和 min () 分别为最大值和最小值 求解函数。 n_u 表示 Δt 时段涡轮叶片存在的振动信号数 量。涡轮叶片温度特征分量的提取结果如下:

$$\begin{cases} \tau_T = max [u_T(t)] \\ \tau_{\Delta T} = u_T(t) - u_T(t-1) \end{cases}$$
(4)

式中的计算结果 τ_{T} 和 $\tau_{\Delta T}$ 分别为涡轮叶片的最高工 作温度和连续两时刻的温差值^[17]。按照上述方式,可 以得出涡轮叶片应力值及其分布特征的提取结果,记为 τ_{F} 和 τ_{fh} 。那么,航空发动机涡轮叶片工作特征的综合 提取结果为:

 $\tau = \bar{\omega}_1 \tau_{amp} + \bar{\omega}_2 \tau_f + \bar{\omega}_3 \tau_T + \bar{\omega}_4 \tau_{\Delta T} + \bar{\omega}_5 \tau_F + \bar{\omega}_6 \tau_{fb}$ (5) 式中, $\bar{\omega}_i$ 为特征分量的融合系数。将公式(3)~(4) 的特征提取结果代入公式(5)中,即完成对航空发动 机涡轮叶片工作特征的提取。

2.2 航空发动机涡轮叶片故障知识图谱构建

知识图谱利用逻辑推理技术,对图谱中的实体(故 障类型、故障标准特征参数等)、关系以及属性进行深 度挖掘和分析。在构建知识图谱时,通过分析磨损故障 实体及其工作特征参数实体之间的关系,可以发现不同 故障类型下振动、温度和应力特征之间的潜在关联和规 律。这有助于在检测过程中综合考虑多个故障特征之间 的关系,提高故障诊断的准确性^[12]。航空发动机涡轮 叶片故障知识图谱的构建过程如图 6 所示。



图 6 航空发动机涡轮叶片故障知识图谱构建流程图

常见的航空发动机涡轮叶片故障类型包括磨损故障、断裂故障、裂纹故障、腐蚀故障、热障涂层脱落故障及积炭故障等,上述故障类型即为构建故障知识图谱的组成实体^[13]。

 1)属性抽取:从数据中提取实体的属性信息。以 磨损故障为例,该故障类型主要是涡轮叶片在高速旋转 过程中,与气流和空气中的杂质发生摩擦,导致的叶片 表面磨损现象,在磨损故障状态下,涡轮叶片标准工作 特征为:

$$\begin{cases} \gamma_{m-T} = T_0 + \Delta T_{\text{rise}} - \kappa_m \times \Delta T_{\text{fall}} \\ \gamma_{m-z} = \frac{1}{\kappa_m} \cdot \{A \cdot \sin[\omega(t) + \varphi(t)]\} \\ \gamma_{m-F} = \sum_{x=y=0}^{S} F(x, y) + \Delta F_m(x, y) \end{cases}$$
(6)

式中, γ_{m-T} 、 γ_{m-z} 和 γ_{m-F} 分别为磨损故障状态下涡轮叶 片在温度、振动和应力方面的标准特征参数, T_0 为涡轮 叶片的初始温度, ΔT_{rise} 和 ΔT_{fall} 分别为工作过程中由于 燃烧/流体压缩产生的温升和由于热交换产生的温降, κ_m 为磨损系数,A、 $\omega(t)$ 和 $\varphi(t)$ 分别表示无故障状态下 叶片振动信号幅值、t时刻角频率和相位,F(x,y)和 $\Delta F_m(x,y)$ 表示叶片中(x,y)位置的初始应力以及由于 磨损引起的应力变化量,S为涡轮叶片表面积^[14]。

2)关系抽取:定义故障类型实体与特征参数实体 之间的关系。将涡轮叶片标准工作特征定义为故障知识 图谱的实体,由此即可得出航空发动机涡轮叶片磨损故 障实体及其工作特征参数实体之间的关系为:

$$\begin{cases} g_{M} = [R_{M}, E(R, \gamma), \gamma_{m}] \\ \gamma_{m} = \gamma_{m-T} + \gamma_{m-z} + \gamma_{m-F} \end{cases}$$
(7)

其中: *R_M* 和 γ_m 分别为故障类型实体和故障标准特 征参数实体, *E*(*R*,γ) 为属性,表示 *R_M* 和 γ_m 之间的关 系,此次构建的知识图谱中实体与对应特征参数之间的 属性均为"属于"。

3)知识推理:基于已有的知识图谱推断出新的知识。图神经网络(GNN)用于在图结构上进行推理, 基于已有的知识图诺推断出新的知识:

$$h(l+1) = \sigma \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \frac{1}{c_{ij}} \mathbf{W}(l) h_i(l) g_M$$
(8)

其中: $h_i(l)$ 为节点i在第l层的表示,N(i)为节点i的邻居,c表示归一化常数,W(l)表示权重矩阵, σ 表示激活函数。

4)知识图谱构建:根据关系抽取结果,以及知识 推理结果,得出知识图谱的构建结果,即:

$$G = \sum_{j=M,\dots}^{n_{\rm hub}} g_j g_M h(l+1) \tag{9}$$

式中,n_{fault}为叶片故障类型数量,j为故障类型标注。在 此基础上,利用逻辑推理技术,对图谱中的实体、关系 以及属性进行深度挖掘和分析,从而发现潜在的关联和 规律,完成知识补充,将其与构建知识图谱融合,即完 成对航空发动机涡轮叶片故障知识图谱的构建。

2.3 涡轮叶片故障匹配度计算

利用图谱中的关联规则与推理机制,从路径距离、 语音信息、推理概率等方面,自动匹配并图谱与2.1小 节获取的工作特征的相似性,采用多种方法求解取平均 值的方式,得出精准的故障匹配度计算结果。首先在知 识图谱中找到从涡轮叶片工作特征τ到任意标准故障参 数实体之间的最短路径。最短路径搜寻结果,可以量化 表示为:

$$L = \min(\tau, \gamma), \gamma, L \in G$$
(10)

通过最短路径搜寻结果中边数量的统计,计算路径 长度,计算结果为:

$$d = \sum_{l=1}^{n_L} d_l + d_R \times n_R, l \in L$$
(11)

其中: d₁ 为搜寻最短路径中包含边总数量 n_L 中第 l 条边的长度值, d_R 和 n_R 分别为最短路径中包含实体所 占距离与数量。基于路径长度的相似度可以定义为路径 长度的倒数,则故障路径匹配度的计算结果为:

$$\lambda_d = \frac{1}{d+1} \tag{12}$$

公式(11)中对路径长度加1为了避免当路径长度为0时相似度为无穷大的情况。另外,基于嵌入的推理,将知识图谱中的实体和关系转换为低维嵌入向量,转换结果为:

$$\psi = h_{\rm implant}(\gamma) \tag{13}$$

其中: h_{implant}()为嵌入函数,那么提取特征与知识 图谱实体对应低维嵌入向量之间的匹配度为:

$$\lambda_{\psi} = \frac{\tau \cdot \psi}{\|\tau\| \cdot \|\psi\|} \tag{14}$$

按照上述方式可以对知识图谱中的实体和关系进行 相似度比较,从而得出特征相似度计算结果^[18]。除此 之外,还可以采用基于概率的推理方法,使用逻辑推理 引擎,通过概率模型表示知识图谱中实体和关系之间的 不确定性和置信度,通过推理估计实体之间的相似度概 率分布,估计结果记为λ_P。那么将多种推理方法的结 果进行综合,可以得出涡轮叶片故障匹配度的精准计算 结果,即:

$$\lambda = \frac{\lambda_d + \lambda_{\phi} + \lambda_P}{3} \tag{15}$$

上述涡轮叶片故障匹配度计算过程依赖于知识图谱 的完整性和准确性,以及推理机制的效率和精度,通过 多维度故障匹配度的计算与平均值求解,保证故障匹配 度计算的精准度。

2.4 航空发动机涡轮叶片故障自动检测

根据知识图谱下涡轮叶片故障匹配度的计算结果与 设定故障匹配度阈值之间的大小关系,系统能够自动判 断涡轮叶片是否处于故障状态。当匹配度高于任意一个 设定阈值时,系统即认为当前涡轮叶片处于故障状态, 并触发后续的故障类型及参数检测流程。

航空发动机涡轮叶片在不同运行工况下的故障匹配 度阈值存在差异,其主要原因是叶片工作环境与工况会 对其工作参数产生影响,叶片反映的是工作环境与故障 状态的叠加结果。基于上述分析,在 *M*_i 工况下^[19],涡 轮叶片故障匹配阈值的设定结果为:

$$\begin{cases} \delta_{z}(M_{i}) = Z_{\max} + \alpha_{z} \\ \delta_{T}(M_{i}) = T_{env} + T_{\max} \times (1 - \alpha_{T}) \\ \delta_{F}(M_{i}) = Q \times (1 - \alpha_{F}) \end{cases}$$
(16)

其中: Z_{max} 和 T_{max} 分别为涡轮叶片安全振动最大值 和允许工作温度最大值, a_z、a_T 和 a_F 分别为考虑裕量和 不确定性的振动、温度和应力安全裕量系数, T_{env}为涡 轮叶片的工作环境温度, Q 为叶片材料的屈服强度。按 照上述方式, 在确定叶片工况的情况下,确定叶片工作 环境数据和自身物理性能数据, 通过公式(15)的计 算,即可得出所有工况下故障匹配度阈值的设定结果。

根据知识图谱下涡轮叶片故障匹配度的计算结果与 设定故障匹配度阈值之间的大小关系,得出涡轮叶片故 障状态的检测结果,具体检测过程可以表示为:

$$\begin{cases} \lambda > \delta_{z}(M_{i}) \\ \lambda > \delta_{T}(M_{i}) , R_{\text{blade}} \in U_{\text{fault}} \\ \lambda > \delta_{F}(M_{i}) \\ \text{else}, R_{\text{blade}} \notin U_{\text{fault}} \end{cases}$$
(17)

式中, R_{blade} 和 U_{fault} 分别为涡轮叶片实体和故障集合。当前涡轮叶片与故障标准特征之间匹配度高于任意一个设 定阈值时,证明当前涡轮叶片处于故障状态,否则认为 当前叶片不处于故障状态。

针对处于故障状态的涡轮叶片,需要进一步对其故 障类型以及故障参数进行检测,选择满足阈值条件故障 匹配度对应的标准参数匹配对象所属故障类型,作为当 前涡轮叶片故障类型的检测结果,而故障参数具体包括 振动幅度、振动频率、叶片表面温度、温度梯度、应力 值、应力分布、损伤量等,其中振动、温度和应力故障 参数可根据工作数据的自动采集结果直接得出,损伤量 检测结果可以表示为:

$$W = W_{\text{creep}} R_{\text{blade}} + W_{\text{tired}} U_{\text{fault}} = \frac{t_{\text{dwell}}}{t_{\text{lasting}}} + \frac{n_{\text{cycle}}}{n_{\text{all}}}$$
 (18)

其中:W_{creep}和W_{tired}分别为蠕变损伤和疲劳损伤量, t_{dwell}和t_{lasting}分别为累积保载时间和应力下持久寿命时 长,n_{cycle}和n_{all}分别为循环次数和疲劳循环总次数。最终 以故障状态、类型、参数的检测结果为组成元素,自动 生成故障检测报告并以可视化形式输出,实现系统的航 空发动机涡轮叶片故障自动检测功能。

3 系统测试

3.1 选择航空发动机涡轮叶片检测对象

此次实验选择 CFM56 型航空发动机及其涡轮叶片 作为检测对象,CFM56型航空发动机采用双转子结构 形式, 推力范围为 8 200~16 000 daN, 能够满足不同 型号飞机的推力需求。选择航空发动机的额定功率为 1.5 MW, 额定转速为 8 000 r/min, 切入、切出和额定 风速分别为3、25 和 11 m/s。CFM56 型航空发动机内 部包含高压和低压两种涡轮叶片,涡轮叶片采用耐高 温、高强度的镍基合金铸造而成,一般为空心结构,内 部设计有冷却流道[20]。冷却空气通过叶根底部的孔引 入叶片内部,然后流经冷却流道,从叶片的前缘、后缘 和叶身的小孔流出,带走热量并在叶片表面形成冷却气 膜,从而有效降低叶片的工作温度。发动机中的涡轮叶 片直径为 20 m,轮毂高度为 30 m。采用人为破坏的方 式将航空发动机涡轮叶片调整至故障状态,记录涡轮叶 片的初始故障数据,以此作为判定叶片故障检测功能的 比对标准。

3.2 安装故障自动检测硬件系统

根据航空发动机涡轮叶片故障自动检测硬件系统的 优化设计结果,将硬件组成元件安装到准备的航空发动 机涡轮叶片检测对象中,其中振动传感器在涡轮叶片中 的安装情况,如图7所示。

采用手持探针方式对振动传感器进行安装,并保证 振动传感器的测振方向与待测方向一致。振动传感器的 信号感知频率为10 Hz,量程为±50 g。按照上述方式,



图 7 航空发动机涡轮叶片中振动传感器的安装实景

选择温度、应力传感器的安装位置,采用螺纹连接方式 进行安装到涡轮叶片中,并在航空发动机工作环境中安 装主控器和数据处理器,在传输环境中,实现传感器、 主控器与数据处理器的连接。设定所有硬件元件的工作 频率为 35 Hz,保证所有硬件设备均处于同步运行状态。

3.3 配置航空发动机涡轮叶片运行工况

采用航空发动机工作参数配置的方式,配置正常、 高温高压和高速旋转3种航空发动机涡轮叶片运行工 况。在正常工况下,设定航空发动机的推重比为3.5, 此时航空发动机涡轮叶片的工作温度为500℃,涡轮叶 片表面无高压气流冲击,发动机转速值与额定转速一 致。高温高压工况证明涡轮叶片需要在极端高温下工 作,由于航空发动机的推重比每提高10%,涡轮进气 口温度需提高100℃,因此将航空发动机的推重比设置 为3.85,此时涡轮进气口温度为600℃,加设一个高 压冲击气流,气流施加压力值为50 atm,转速参数与正 常工况一致。而高速旋转工况则是在正常工况基础上, 将转速调整至15 000 r/min,其余工作参数保持不变。 在上述3种工况下,航空发动机涡轮叶片均处于标准大 气压环境下,且工作环境温度为20℃,由此降低环境 因素对工况配置结果产生的影响。

3.4 描述故障自动检测系统测试实验过程

实验开始之前,首先收集航空发动机及涡轮叶片的 历史工作数据,并构建对应的知识图谱,构建结果如图 8 所示。



图 8 航空发动机涡轮叶片故障知识图谱构建结果

以图 8 表示知识图谱为数据支持。利用 Neo4j 和 Python 作为航空发动机涡轮叶片故障自动检测系统软 件部分的开发工具, Neo4j 工具能够高效地存储和检索 知识图谱数据,支持复杂的查询和推理操作, Python 工具能够执行数据处理和分析操作。启动航空发动机, 利用传感器设备获取涡轮叶片的实时工作数据样本,并 通过特征提取与匹配,得出系统的故障检测结果,如图 9 所示。



图 9 航空发动机涡轮叶片故障自动检测系统输出界面

切换涡轮叶片运行工况,重复上述操作,即可得出 不同工况下涡轮叶片故障的自动检测结果。实验设置基 于深度学习的航空发动机涡轮叶片故障检测系统和基于 微焦点工业 CT 的高压涡轮叶片故障检测系统作为实验 对比,重复上述操作,得出对比系统输出的叶片故障检 测结果。

3.5 设置系统检测功能测试指标

此次实验设置故障类型为磨损故障,将误检率和振动幅度、叶片表面温度参数检测误差作为系统检测功能的量化测试指标,采用振动传感器与温度传感器进行数据采集。其中故障类型误检率表达式为:

$$\eta = \frac{N_{\rm err}}{N} \times 100\%$$
(19)

其中: N_{err} 和 N 分别为涡轮叶片故障类型检测错误数量和总测试数量。振动幅度、叶片表面温度参数检测误差表达式如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_{A} = |A_{\text{system}} - A_{\text{actual}}| \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{T} = |T_{\text{system}} - T_{\text{actual}}| \end{cases}$$
(20)

式中, A_{system} 和 A_{actual} 分别为振动幅度的系统检测值和实际值, T_{system} 和 T_{actual} 分别为叶片表面温度的系统检测值 和实际值。最终计算得出误检率和参数检测误差越小, 证明对应系统的检测功能越优。

3.6 系统测试实验结果与分析

选用文献[3]提出的基于深度学习的航空发动机 涡轮叶片故障检测系统与文献[4]提出的基于微焦点 工业 CT 的高压涡轮叶片故障检测系统作为对比方法。 其中文献[3] 基于深度学习的航空发动机涡轮叶片故 障检测系统选用 Adam 优化器,学习率设置为 0.001, 批量大小设置为 128,训练轮数设置为 100,随机丢弃 部分神经元设置为 0.2; 文献 [4] 基于微焦点工业 CT 的高压涡轮叶片故障检测系统 CT 扫描参数中,电压设 置为 100 kV,电流设置为 200 mA,曝光时间设置为 0.5 s,分辨率设置为 30 μm。

综合 3 种涡轮叶片运行工况,得出 3 种系统故障类 型误检率的测试对比结果,如图 10 所示。



图 10 系统故障类型误检率测试对比结果

从图 10 中可以看出,与两种传统检测系统相比, 优化设计系统在 3 种工况下的故障类型误检率均低于设 置的对比系统,基于深度学习的航空发动机涡轮叶片故 障检测系统的误检率在 60%~80%之间,基于微焦点 工业 CT 的高压涡轮叶片故障检测系统在 40%~65%之 间,基于知识图谱的航空发动机涡轮叶片故障自动检测 系统在 10%~40%之间。

另外,系统故障参数检测误差的测试结果,如表1 所示。

实验组别	涡轮叶片实 际故障参数		基于深度学习 的航空发动机 涡轮叶片故障 检测系统输出 参数检测结果		基于微焦点工 业 CT 的高压 涡轮叶片故障 检测系统输出 参数检测结果		基于知识图谱的 航空发动机涡轮 叶片故障自动 检测系统输出 参数检测结果	
	振动 幅度 /μm	叶片表 面温度 /℃	振动幅 度/μm	叶片表 面温度 /℃	振动幅 度/µm	叶片表 面温度 /℃	振动幅 度/μm	叶片表 面温度 /℃
C1	10.8	540	10.1	546	10.3	543	10.6	541
C2	9.5	555	9.9	560	9.7	558	9.5	555
C3	11.2	550	11.7	557	11.5	554	11.2	551
T1	14.3	610	14.9	616	14.6	615	14.2	612
T2	12.5	625	13.0	620	12.7	622	12.5	625
Т3	13.6	615	14.4	619	13.9	612	13.5	613
Z1	16.7	600	16.0	608	16.4	604	16.7	602
Z2	18.2	585	18.9	580	18.5	582	18.1	585
Z3	15.0	590	15.8	596	15.4	594	15.1	592

表1 系统故障检测误差测试数据表

表1中,实验组别 "C"、"T" 和 "Z"分别表示正 常、高温高压和高速旋转工况,将表1中的数据代入公 式(19)中,得出3种系统的振动幅度检测误差的平均 值分别为 0.63、0.31 和 0.07 μm,平均叶片表面温度 检测误差分别为 5.8、3.6 和 1.1 ℃。

4 结束语

航空发动机涡轮叶片故障自动检测系统已成为确保 飞行安全、提升航空器性能的关键一环。在此次研究 中,通过深度整合知识图谱的先进特性与逻辑推理机 理,实现了对涡轮叶片故障模式的精准识别与快速响 应,能够有效提升航空发动机涡轮叶片维修决策的科学 性和效率。在未来的研究中,将探索将深度学习、机器 学习等先进技术融入知识图谱中,以提升系统的智能化 水平和自适应能力,为航空发动机的可靠运行提供更加 全面、高效的保障。

参考文献:

- [1] 吴 闯,张 亮,唐希浪,等.航空发动机润滑系统故障 知识图谱构建及应用[J].北京航空航天大学学报, 2024,50(4):1336-1346.
- [2] ZHANG C, LIU Z, ZHANG L. Wind turbine blade bearing fault detection with Bayesian and adaptive kalman augmented lagrangian algorithm [J]. Renewable Energy, 2022, 199: 1016-1023.
- [3] 王栋欢,肖 洪,吴丁毅.基于深度学习的航空发动机涡
 轮叶片自动射线检测技术研究 [J].推进技术,2024,45
 (5):222-230.
- [4] 李新越,杨 龙,孙春贵,等.基于微焦点工业CT的高 压涡轮叶片缺陷检测技术 [J].铸造,2023,72(7): 904-908.
- [5]杨 磊,窦 唯,龚杰峰,等.基于制造加工因素诱导的 涡轮泵叶片故障与可靠性分析 [J]. 厦门大学学报(自然 科学版),2024,63(2):252-258.
- [6] 陈素荣,张家锷,于平超,等.基于显式动力学的发动机 涡轮组件动态特性仿真与故障分析 [J]. 战术导弹技术, 2024 (3): 25-31.
- [7]张 亮,吴 闯,唐希浪,等.航空发动机故障实体识别 方法及应用[J].空军工程大学学报(自然科学版), 2022,23(2):1-6.
- [8] 陈潇萍,王剑锋,张虹,等.液氧液氢发动机领域知识 图谱构建与应用[J].北京航空航天大学学报,2024,50
 (3):821-830.
- [9]张 聪,梁 丹,刘 振.基于双向迭代的航空发动机试验知识图谱构建方法研究[J].燃气涡轮试验与研究, 2023,36(3):30-37.
- [10] 吴 军,陈 杨,赵君伟,等.基于激光自混合原理的 涡轮叶片转速与叶尖间隙动态同步测量方法 [J].仪器 仪表学报,2023,44 (11):13-21.

[11] 俞梦倩,吴 伟,邬冠华,等. 航空发动机涡轮叶片 DR

检测工艺参数优化 [J]. 航空动力学报,2023,38(8): 1837-1845.

- [12] 袁忠大,程秀全,王大伟. 基于 MATLAB 的民航发动 机涡轮叶片寿命建模 [J]. 机床与液压,2024,52 (4): 156-161.
- [13] 赵江伟,陈 博,吴正洪,等. 航空发动机低压涡轮转 子叶片动应力测量方案设计 [J]. 燃气涡轮试验与研究, 2022,35(6):45-50.
- [14] 范博超,张小栋,熊逸伟,等. 涡轮叶片裂纹方位角的 三维叶尖间隙动态响应特性研究 [J]. 西安交通大学学 报,2024,58 (7):170-178.
- [15] 靳玉林,刘治汶,陈予恕. 航空发动机双转子系统叶片-机匣碰摩故障模拟 [J]. 航空学报,2022,43 (12): 498-511.
- [16] 董 宇, 刘梅军, 杨冠军. 航空发动机叶片/机匣碰摩超
- [4] MIHALIC F, TRUNTIC M, HREN A. Hardware-in-theloop simulations: a historical overview of engineering challenges [J]. Electronics, 2022, 11 (15): 2462.
- [5] 邱志明,李 恒,周玉芳,等.模拟仿真技术及其在训练领域的应用综述 [J].系统仿真学报,2023,35 (6):1131-1143.
- [6]夏丰领,刘晓宁,张宏飞,等. 基于 HLA 和 DIS 的空空
 导弹综合仿真方法研究 [J].系统仿真学报,2013,25
 (3):455-459.
- [7]张 栋,王洪涛,王孟阳,等.固定翼无人机集群虚实结 合半实物仿真系统的设计与实现[J].无人系统技术, 2022,5 (5):90-101.
- [8] KIM D, PAEK O, LEE T, et al. 2014, December. A DDS-based distributed simulation approach for engineeringlevel models [C] //Savanah, GA, Proceedings of the Winter Simulation Conference, 2014: 2919 - 2930.
- [9] 张 同,陈 聪,惠 慧. 基于 DDS 的分布式仿真平台接 口设计 [J]. 机电工程技术, 2024, 53 (6): 156-161.
- [10] WYMORE A W, Model-based systems engineering [M]. ISBN 9780203746936, CRC Press, 2018.
- [11] MADNI A M, SIEVERS M. Model-based systems engineering: motivation, current status, and research opportunities [J]. Systems Engineering, 2018, 21 (3): 172 190.
- [12] HOFFMANN H P. Systems engineering best practices with the rational solution for systems and software engineering deskbook [M]. Release 3. 1. 2, IBM Corporation Route 100 Somers, NY 10589 U. S. A,2011.
- [13] STEIMERA C, FISCHERB J, AURICHA J C. Modelbased design process for the early phases of manufacturing system planning using SysML [J]. Procedia CIRP, 2017, 60: 163-168.
- [14] NIKOLAIDOU M, KAPOS G D, TSADIMAS A, et al.

瞬态行为建模方法 [J]. 中国材料进展, 2022, 41 (5): 383-387.

- [17] 何宇豪,曹学国,刘信良,等. 基于 SW-YOLO 模型的 航空发动机叶片损伤实时检测 [J]. 推进技术,2024, 45 (2):197-203.
- [18] 伍济钢,文 港,杨 康.改进一维卷积神经网络的航空发动机故障诊断方法 [J].电子测量与仪器学报, 2023,37 (3):179-186.
- [19]刘 璐,段发阶,李天宇,等. 航空发动机扇形段叶片 表面缺陷测量系统 [J]. 仪表技术与传感器, 2023, (1): 87-90.
- [20] 王浩,吴易泽,王涛.基于阵列热风激励的航发叶 片近表面缺陷红外检测方法 [J]. 红外技术,2022,44 (10):1112-1117.
- Simulating SysML models: overview and challenges [C] // San Antonio, TX, USA, 10th System of Systems Engineering Conference, 2015: 328 – 333.
- [15] ALLEN J L. An overview of model-based development verification/validation processes and technologies in the aerospace industry [C] //San Diego, California, USA, AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference, 2016: 1922.
- [16] NEEMA H, GOHL J, LATTMANN Z, et al. Modelbased integration platform for FMI co-simulation and heterogeneous simulations of cyber-physical systems [C] // Proceedings of the 10th International Modelica Conference, Lund, Sweden, 2014: 235 - 245.
- [17] KARLSSON V A, ALMASRI A, ENOIU E P, et al. Automation of the creation and execution of system level hardware-in-loop tests through model-based testing [C] // Proceedings of the 13th International Workshop on Automating Test Case Design, Selection and Evaluation, New York, USA, ACM, 2022: 9-16.
- [18] LEROUX R, PANTEL M, OBER I, et al. Model-based systems engineering for systems simulation [C] // International Symposium on Leveraging Applications of Formal Methods, Crete, Greece, 2018: 429-448.
- [19] YUAN Z, FALIN W, YU S L, et al. IMM-UKF based airborne radar and ESM data fusion for target tracking [C] //14th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments, Changsha, China, 2019: 586-592.
- [20] 李新锋,于志路,温婉丽,等. 三维仿真地图坐标转换 方法研究 [J]. 测绘通报, 2013 (2): 89-90.
- [21]何林,柳林涛,许超钤,等.常见平面坐标系之间相 互转换的方法研究一以1954北京坐标系、1980西安坐 标系、2000国家大地坐标系之间的平面坐标相互转换为 例[J].测绘通报,2014(9):6-11.