

飞机机翼柔性装配生产线运行状态智能监测方法

赵旺旺¹

ZHAO Wangwang

摘要

表征装配精度劣化的早期故障特征能量微弱,易被生产线强背景噪声和多重物理场耦合干扰淹没,呈现非高斯、非线性特性。常规方法难以从高维融合信号中稀疏化表征故障敏感特征,且无法有效解耦特征与多种工况扰动,导致监测准确性不足。为此,文章提出了一种飞机机翼柔性装配生产线运行状态智能监测方法。通过多模态传感器网络实时采集数据,采用软阈值去噪和线性补偿方法抑制干扰与传感器漂移,并对高关联性的数据进行融合。从时域和频域两个维度挖掘生产线状态特征,时域上计算信号的峭度与偏度以捕捉瞬态冲击与分布形态异常;频域上通过傅里叶变换提取功率谱密度以识别周期性故障成分。以挖掘的稀疏化特征为数据基础评估各特征变异程度并计算信息熵,采用核基变化点检测方法确定信息熵权重,通过加权求和计算健康分数。将其与正常运行临界指数范围比较后确定生产线运行状态,实现智能监测。实验结果表明,该方法对飞机机翼柔性装配生产线状态监测效果显著,决定系数稳定在0.7以上,监测结果与实际状态拟合良好,准确性与可靠性较高。

关键词

飞机机翼; 柔性装配生产线; 运行状态; 智能监测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.037

0 引言

航空制造业作为现代技术应用的主要领域,其技术水平在一定程度上能够反映国家的综合实力,尤其是在信息化空

前发展的大背景下,对新型飞机的使用寿命和性能提出了更高的要求,其中,飞机机翼作为飞机关键部件,其装配质量直接影响飞行安全与性能。飞机机翼柔性装配生产线具备高度的灵活性与适应性,可满足多种型号机翼的装配需求,然而,该生产线结构复杂且工艺环节较多,在运行过程中容易

1. 中航西安飞机工业集团股份有限公司 陕西西安 710089

未来的研究一方面可进一步对算法进行优化创新,探究出更精准的时序预测模型及更强大的多模态融合技术;另一方面可以引入数字孪生技术,构建虚拟的网络镜像,进而得到更加准确的模拟与预测。

参考文献:

- [1] 2025 年前 7 个月通信业经济运行情况 [J]. 通信企业管理, 2025(9): 13-14.
- [2] 刘文婷,卫峰,徐昶,等.基于多模态大语言模型的宽带装维智能体构建及实现 [J]. 电信工程技术与标准化, 2025, 38(8):35-43.
- [3] 赵立荣.基于大数据技术的宽带维护效率提升策略 [J]. 通讯世界, 2025, 32(7):46-48.
- [4] 刘文婷,徐昶,朱茂中,等.基于 AI Agent 技术实现宽带故障的智能诊断应用研究 [J]. 电信工程技术与标准化, 2025, 38(5): 30-36.

- [5] 谭瑛,黄彬,关俊波,等.基于 5G 消息和深度学习的宽带故障排查方案研究 [J]. 广西通信技术, 2022(3):26-29.
- [6] 吴威.基于问题主动感知的家庭宽带质量智能运维研究与实践 [J]. 数字通信世界, 2024(4):70-72.
- [7] 吴磊,顾华,姚一鸣,等.基于增强灰狼优化 LSTM 神经网络的火电机组 SCR 脱硝反应器建模 [J]. 热力发电, 2025, 54(11):136-141.
- [8] 吴明慧,侯凌燕,王超.面向预测的长短时神经网络记忆增强机制 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21):109-115.
- [9] 魏波.基于 LSTM 的大规模网络流量异常行为检测方法 [J]. 工业控制计算机, 2025, 38(8):89-91.

【作者简介】

张子樵(1979—),男,湖北武汉人,本科,高级工程师,研究方向:互联网业务、家庭终端、大数据应用、人工智能等。

(收稿日期:2025-09-01 修回日期:2026-04-07)

受到多种因素的干扰,降低了装配精度与生产效率,因此,应对其进行运行状态监测。

传统的人工监测方式不仅存在效率低下的问题,同时难以确保生产安全,无法及时发现潜在故障隐患,不能准确判断生产线的综合运行状态,所以,实现生产线状态智能监测成为行业发展的迫切需求。其中,朱柏鸿等^[1]在生产线设备上部署 RFID 射频识别系统与多类型传感器,获取生产线运行的动态数据,利用 LSTM 神经网络构建故障预测模型,确定当前运行状态,该方法采用的物联网技术能够实现毫秒级数据采集与传输能力,可快速捕捉运行数据,但低精度传感器在长期运行中会导致数据漂移,影响监测准确性;查东琼等^[2]沿输送带纵向铺设分布式光纤传感器,通过注入脉冲光信号获取生产线的散射信号,继而通过历史数据回溯确定生产线的运行状态,该方法可实现长距离监测,但光纤耦合损耗会使得信号衰减,导致监测结果与实际结果存在偏差,监测误差较大。

为提高飞机机翼柔性生产线运行的安全性与效率,本文以其为研究对象,提出一种新的运行状态智能监测方法。

1 飞机机翼柔性装配生产线运行状态智能监测方法设计

1.1 生产线多模态数据采集与融合方法

飞机机翼柔性装配生产线集成了机械臂、定位工装及复合材料铺层设备等数十类异构设备,其运行状态呈现出多模态、高维度及强时序性特征^[3]。为实现生产线运行状态的精准监测,本研究构建了高精度传感器网络,通过多源传感器同步采集温度、振动、速度等关键参数,采用 CAN 总线实时传输数据至 PC 端,经数模转换后形成标准状态信号,为后续的状态评估提供数据基础。其转换公式为:

$$C_i = \frac{\sum_{n=1}^N \left[\prod_{j=1}^M y_j(n-mt) \right]^2}{z^2(\phi-1)^{g-1}} \quad (1)$$

式中: N 表示传感器网络收集到的运行状态数据点个数; M 表示布设的传感器设备数量; y_j 表示传感器 j 采集的实际物理量; n 表示传感器网络量程上限; m 表示传感器网络量程下限; t 表示采集周期; z 表示传感器网络的灵敏度系数; ϕ 表示传感器网络采集同步时间戳; g 表示网络传输延迟; C_i 表示第 i 个传感器输出数据转换成的状态信号。

采用线性补偿法动态修正传感器的零点漂移,以抑制温度变化和设备老化等因素引起的测量误差,进一步在传感器信号数据的波动范围内,应用软阈值方法去除数据采集过程中引入的干扰因素^[4]。计算公式为:

$$\begin{cases} G = C_i \cdot \sum_{h=1}^H \phi_h \cdot \frac{t_0}{2f} \cdot B \\ r = \varepsilon^{G-L} b_\phi \times R \times G \end{cases} \quad (2)$$

式中: H 表示传感器数据中低频信号个数; ϕ_h 表示第 h 个低频信号的噪声标准差; t_0 表示传感器原始时间戳; f 表示信号长度; B 表示不同尺度数据的方差均值; G 表示监测数据的波动范围; ε 表示软阈值系数; L 表示协方差交叉系数; b_ϕ 表示温度漂移系数; R 表示补偿因子; r 表示经过处理后的监测信号数据。

通过关联性分析,对具有高关联度的数据进行融合,得到融合结果。即:

$$Y = F(x) \times r (\delta_{\max} - \delta_{\min}) \quad (3)$$

式中: $F(x)$ 表示时域信号的能量谱密度; $\delta_{\max}$ 、 $\delta_{\min}$ 分别表示监测数据维度的上限与下限; Y 表示数据融合结果。

利用高精度传感器网络实时采集生产线的运行状态数据,并将其转换为状态信号,通过软阈值去除信号数据中的干扰因素,并对高关联性的数据进行融合,便于生产线运行状态变化特征的挖掘。

1.2 生产线运行状态变化特征动态挖掘

多模态数据融合结果具有海量、高维和隐含复杂信息的特点,直接基于原始数据判断运行状态易引发维度灾难、信息遮蔽及实时性不足等问题。生产线运行状态(如设备健康度、装配精度与工艺稳定性)的退化或异常往往不表现为显著数据跳变,而是隐匿于随时间与频率演变的细微特征模式中^[5]。为此,本研究基于实时多源融合数据,通过时序分析动态捕捉状态变化特征,进而从时域和频域两个维度进行特征挖掘:时域特征反映物理量随时间变化,适用于实时监测与初步故障判断;频域特征识别数据周期性成分,揭示信号频率结构与能量分布规律,以此实现生产线运行状态的智能监测。

对于运行状态的时域特征,主要包括信号的峭度与偏度。首先将生产线运行时所产生的 n' 个接收信号组成初始信号,结合位移观测信号和融合数据,进而计算信号的峭度和偏度^[6],用公式表示为:

$$\begin{cases} d(t) = Y \cdot [S(t) + V(t)] \\ c(t) = v(t) D(\omega - w) + W(t) e^{-p} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $S(t)$ 表示采集信号时的采样序列; $V(t)$ 表示信号扰动输入的传递函数; $d(t)$ 表示信号的峭度; $v(t)$ 表示信号的离散序列; D 表示信号冲击向量; ω 表示柔性可控的最大值; w 表示柔性可控最小值; $W(t)$ 表示重叠时间窗口采样点序列; e 表示采样步长; p 表示数据段的取样长度; $c(t)$ 表示信号的偏度。

通过傅里叶变换将信号从时域分布转换到频域分布,从而提取信号的功率谱密度,以此作为生产线运行状态的频域特征。计算公式为:

$$A(t) = \frac{Y \times u \frac{c^2 + k^2}{2\omega^2}}{2\pi\eta^2(1-n_o)} \quad (5)$$

式中： u 表示频率分量； η 表示频率中心； n_o 表示第 o 个子频带能量； $A(t)$ 表示信号的功率谱密度。

本研究分别挖掘生产线运行状态融合信号数据的峭度、偏度以及功率谱密度，将其作为运行状态的时域特征与频域特征，进一步求取生产线的健康状态分数，最终实现生产线实际运行状态的智能监测。

1.3 生产线运行状态智能监测

在完成生产线运行状态变化特征动态挖掘后，所获取的多维特征数据对健康状态的影响程度、信息含量及变化敏感度均存在差异，直接使用原始特征难以全面准确评估生产线健康水平。为此，引入信息熵以量化特征的不确定性，据此加权可合理分配各特征权重，从而实现对生产线健康状态的精准分级监测。

以挖掘的生产线运行状态特征为数据基础，记为 $Q = \{d(tw), c(t), A(t)\} = \{q_1, q_2, q_3\}$ ，对各特征的变异程度进行评估，继而计算各个特征量的信息熵^[7]。用公式表示为：

$$\begin{cases} E_q = \frac{1}{\ln v} \sum_{q=1}^v p_q \ln \beta_f \\ \varpi_q = \frac{v_c - E_q}{\sum_{q=1}^N (1-J)} \end{cases} \quad (6)$$

式中： v 表示挖掘出的运行状态特征数量； p_q 表示第 q 个状态特征的向量矩阵； β_f 表示均值向量； E_q 表示第 q 个状态特征的变异程度； v_c 表示数据频率转移系数； N 表示状态特征维度； J 表示非奇异矩阵值； ϖ_q 表示第 q 个状态特征的权重赋值。

采用基于核的变化点检测方法，引入径向基函数作为核函数，根据运行状态信号的动态特性，确定状态特征的信息熵。用公式表示为：

$$X_q = \frac{\varpi_q}{P \times U} \times |\kappa_i|^2 \quad (7)$$

式中： P 表示状态特征集合的分段索引； U 表示控制核宽度的参数； κ_i 表示归一化因子； X_q 表示第 q 个状态特征的信息熵。

根据信息熵大小为每个特征量分配权重，避免主观赋值，继而采用加权求和方法计算生产线运行状态的健康分数^[8]。用公式表示为：

$$\Gamma = X_q \times \varsigma_q \times \frac{\psi}{c_w} \quad (8)$$

式中： ς_q 表示特征 q 的历史最大值； ψ 表示时间衰减因子； c_w 表示生产线运行状态的感知系数； Γ 表示生产线运行状态的

健康分数。

通过式(8)计算的生产线健康分数与预设临界指数范围 $[\Gamma_{\min}, \Gamma_{\max}]$ 对比分析，根据比较结果确定生产线的运行状态，比较规则如表 1 所示。

表 1 生产线运行状况划分

健康分数与临界指数关系	状态划分	运行状况
$\Gamma \leq \Gamma_{\min}$	健康	正常生产
$\Gamma \in [\Gamma_{\min}, \Gamma_{\max}]$	亚健康	定期检查
$\Gamma \geq \Gamma_{\max}$	故障	停机检修

2 实例论证分析

2.1 实验准备

本次实验选取某民用飞机制造商的全尺寸机翼柔性装配生产线作为监测对象，该生产线集成 6 轴协作机器人、SCARA 机器人等多类型工业机器人、数字孪生系统及边缘计算节点，涵盖了从壁板自动对接到长桁精准定位，再到整体蒙皮铆接的全流程工艺环节，生产线概况如图 1 所示。

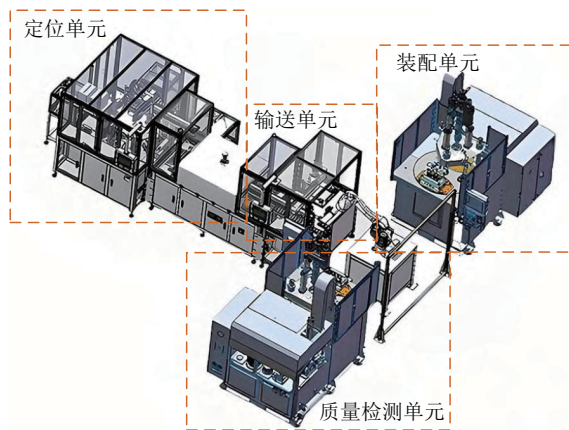


图 1 飞机机翼柔性装配生产线

利用 DELMIA 数字化装配仿真软件模拟真实飞机机翼柔性装配生产线的工业场景，包括机翼零部件到整机的 3D 虚拟装配过程，采用 MPX5700AP 压力传感器、FC3D120 三轴力传感器、ADXL210E 传感器、DITRON 位移数显光栅尺、HD-YD-221 压电式加速度传感器以及其他高精度传感器构建传感器网络，由此采集生产线运行状态参数，以备后续监测。此外，实验过程中采用 ThinkStation P620 塔式工作站和 LabVIEW 软件作为监测可视化终端，利用所提方法监测飞机机翼装配过程中的生产线运行状态。

2.2 生产线运行状态智能监测结果与分析

基于以上构建的实验环境与设计的监测流程，将所提方法应用于飞机机翼柔性装配生产线，通过实时计算健康状态分数并与预设临界指数对比，准确输出当前产线运行状态监测结果，结果如图 2 所示。

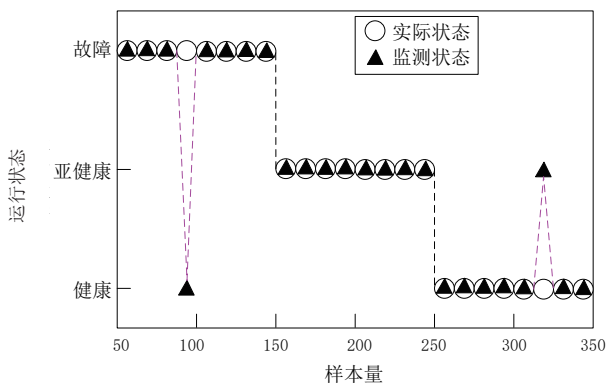


图2 基于健康分数的生产线运行状态监测结果

从图2可以看出，监测系统输出的生产线运行状态与实际状态具有较高一致性。结果表明，本文方法能够有效识别生产线健康、亚健康及故障三种状态，大部分样本监测结果与实际状态吻合，验证了该方法在状态特征提取与健康分数计算方面的有效性。少数样本监测结果存在偏差，可能与生产过程中的特殊工况有关，在一定程度上增加了状态辨识的复杂度，但整体监测准确性仍保持在较高水平。

为客观评估监测性能，采用决定系数对比分析本文方法与文献[1]工业物联网技术及文献[2]分布式光纤传感技术的监测效果。决定系数越高，代表监测状态与实际状态之间的拟合程度越好，模型解释能力越强。对比结果如图3所示。

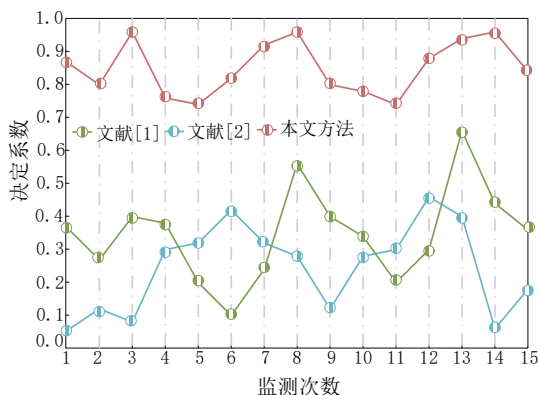


图3 不同监测方法的决定系数对比

由图3可知，在多次监测实验下，本文方法所得监测结果的决定系数均保持在0.7以上，显著高于两种对比方法。该结果说明，本文所提出的多模态数据融合、时频域特征挖掘及基于信息熵加权的健康评估模型，能够更准确地捕捉生产线运行状态的内在规律与异常特征，具有更高的监测精度和可靠性。对比方法在传感器适应性、特征敏感性或抗干扰能力方面存在局限，导致其监测一致性及稳定性较差。

3 结语

本文针对飞机机翼柔性装配生产线运行状态智能监测问

题，提出一种融合多模态感知、时频域特征挖掘与信息熵加权决策的综合监测方法。通过多传感器网络同步采集振动、位移、温度等多维信息，采用软阈值去噪与动态补偿抑制噪声与漂移，基于关联分析实现多源数据高置信融合；创新地从时域和频域提取对早期故障敏感的稀疏特征，引入信息熵量化不确定性，结合核变化点检测动态赋权，构建健康状态分数评估模型，实现生产线运行状态的精准分级。实验结果表明，该方法监测决定系数稳定在0.7以上，显著优于工业物联网和分布式光纤传感对比方法，证实了其在状态辨识准确性、模型可靠性及抗干扰能力方面的优势，为复杂装配线状态监测提供了有效技术途径，对提升航空制造质量与安全性具有重要价值。

参考文献：

[1] 朱柏鸿, 冯锋. 工业物联网 (IIoT) 在生产线故障预测中的应用 [J]. 物联网技术, 2025, 15(13): 135-137.

[2] 查东琼, 陈江惠. 基于分布式光纤传感的工业流水线输送带运行自动监测 [J]. 中国新技术新产品, 2025(8): 58-60.

[3] 石洪曙. 注塑智能生产线运行安全远程监测方法 [J]. 中国高新科技, 2025(5): 26-28.

[4] 张丽杰. 工业大数据建模方法及生产线运行状态监控技术研究 [J]. 无线互联科技, 2024, 21(12): 115-117.

[5] 谷敏, 段廷燕. 基于物联网技术的饲料生产线远程监测系统分析 [J]. 中国饲料, 2023(23): 172-175.

[6] 甘霖, 类志杰, 张栩涛, 等. 基于 RBF 变化点检测算法和 LSTM-FCN 网络的生产线故障预测模型 [J]. 轻工科技, 2025, 41(3): 95-99.

[7] 蒋叶峰. 水泥生产线主机设备在线监测及故障诊断预警系统 [J]. 水泥工程, 2023(5): 67-68.

[8] 薛朵. 基于特征值的设备状态监测系统在轧钢生产线的应用 [J]. 工业计量, 2023, 33(4): 62-65.

【作者简介】

赵旺旺 (1996—), 女, 甘肃天水人, 硕士, 助理工程师, 研究方向: 结构装配。

(收稿日期: 2025-08-22 修回日期: 2026-03-27)