

# 复杂工况下机械设备可靠性分析及寿命预测研究

翟志远

杭州华新机电工程有限公司余杭分公司 浙江 杭州 310030

**摘要:** 针对复杂工况下机械设备工况耦合、参数波动大, 可靠性分析偏差大、寿命预测精度不足的问题, 本文结合故障树、BP神经网络等理论与方法, 系统研究复杂工况界定、故障数据处理、可靠性分析及寿命预测模型构建。通过优化模型结构、引入工况耦合系数, 解决传统模型局限性, 经风机、数控机床等设备验证, 改进后可靠性分析误差 $\leq 7.5\%$ , 寿命预测精度较传统模型提升15%以上, 为复杂工况下机械设备安全稳定运行提供理论支撑与工程参考。

**关键词:** 复杂工况; 机械设备; 可靠性分析; 寿命预测

**引言:** 在航空航天、石化、工程机械等领域, 机械设备多服役于高温、交变负荷、腐蚀等复杂工况, 工况耦合效应易加速设备老化失效, 严重影响运行安全性与经济性。当前传统可靠性分析与寿命预测模型忽略工况动态耦合特性, 存在适配性差、精度不足等问题, 难以满足工程实际需求。因此, 开展复杂工况下机械设备可靠性分析及寿命预测研究, 破解模型适配与精度难题, 具有重要的理论价值与现实意义。

## 1 复杂工况下机械设备可靠性相关理论基础

### 1.1 复杂工况的界定与参数表征

(1) 复杂工况的分类: 按工况类型可分为环境工况、负荷工况、运行工况三类。环境工况主要涉及温度、湿度、粉尘、腐蚀介质等外部环境因素, 特点是随机性强、影响范围广; 负荷工况涵盖额定负荷、冲击负荷、交变负荷等, 核心特点是负荷波动大、瞬时载荷高; 运行工况包括启动、停机、怠速、高速运转等不同运行状态, 其特点是工况切换频繁, 对设备性能要求动态变化。(2) 复杂工况关键参数的表征方法: 选取温度、振动幅值、负荷系数、转速波动、腐蚀速率等核心参数表征工况恶劣程度, 结合设备运行标准与实际工况数据, 建立参数量化标准。通过传感器实时采集参数数据, 采用归一化处理、阈值划分等方法, 将参数转化为可量化、可对比的指标, 明确不同参数等级对应的工况恶劣程度<sup>[1]</sup>。(3) 工况耦合效应分析: 复杂工况下, 温度、振动、负荷等多参数并非独立作用, 而是存在耦合效应。其影响机制主要体现为参数间的相互促进或抑制, 如高温会加剧振动对设备部件的磨损, 交变负荷会放大腐蚀的破坏作用, 需通过试验与仿真分析, 明确耦合作用的叠加规律, 为后续可靠性分析提供依据。

### 1.2 机械设备可靠性基本理论

(1) 可靠性的定义与评价指标: 可靠性是指机械设

备在规定工况、规定时间内完成规定功能的能力。核心评价指标包括平均无故障工作时间 (MTBF), 即设备两次故障间隔的平均时间, 计算公式为总工作时间与故障次数的比值; 故障率指单位时间内设备发生故障的概率; 可靠度指设备在规定时间内无故障的概率; 维修度指设备发生故障后, 在规定时间内修复的概率, 各指标共同构成可靠性评价体系。(2) 可靠性分析的基本模型: 故障树模型 (FTA) 以设备故障为顶事件, 通过逐层分解找出导致故障的底事件, 适用于复杂系统的故障溯源与风险评估; 故障模式与影响分析 (FMEA) 通过分析设备各部件可能的故障模式、影响程度及发生概率, 提前识别薄弱环节; 马尔可夫模型基于状态转移概率, 适用于多状态、可修复设备的可靠性预测。

### 1.3 机械设备寿命预测核心理论

(1) 寿命的分类与界定: 固有寿命是设备设计制造时确定的理论寿命, 不受工况影响; 实际寿命是设备在实际复杂工况下的实际运行寿命, 受环境、负荷等因素影响较大; 预测寿命是通过理论与数据计算得出的设备剩余寿命。复杂工况会加速设备老化, 缩短实际寿命, 需明确其对各类寿命的影响规律, 为寿命预测提供前提。(2) 寿命预测的基本方法分类: 基于故障物理的方法通过分析设备部件的失效机理, 建立物理模型, 精度高但需掌握详细的部件参数; 基于数据驱动的方法依托设备运行数据, 通过机器学习等算法预测寿命, 适用性强但对数据量要求高; 基于经验模型的方法结合过往运行经验建立公式, 操作简便但精度较低, 需根据实际需求选择合适方法。

## 2 复杂工况下机械设备可靠性分析方法研究

### 2.1 复杂工况下机械设备故障数据处理

(1) 故障数据的收集与筛选: 针对复杂工况下参数波动大、干扰因素多、数据易失真的特点, 设计全方位

数据收集方案。采用“传感器实时采集+人工辅助记录”的方式,部署温度、振动、负荷等多类型传感器,覆盖设备关键部件,实时采集故障发生时间、故障类型、故障部位及对应工况参数;同时人工记录设备维修记录、启停状态等补充数据,确保数据的完整性。针对收集到的原始数据,采用 $3\sigma$ 准则剔除异常数据,通过线性插值法、均值填补法补充缺失数据,结合设备运行逻辑筛选冗余数据,最终得到真实、完整、有效的故障数据,为后续可靠性分析奠定基础<sup>[2]</sup>。(2)故障数据的统计分析:采用适合复杂工况故障数据的统计方法,分析数据分布规律并确定故障率曲线。Weibull分布适用性强,可适配不同类型的故障数据,通过极大似然估计法求解分布参数,拟合故障数据分布模型,明确故障发生的概率规律;指数分布适用于故障发生概率稳定的场景,可辅助分析设备稳定运行阶段的故障率。结合两种分布方法,绘制设备故障率曲线,明确故障初期、偶发故障期、耗损故障期三个阶段的分布特征,精准捕捉复杂工况下设备故障的变化规律,为可靠性指标计算提供数据支撑。

## 2.2 基于工况耦合的可靠性分析模型构建

(1)工况参数与可靠性指标的关联分析:通过Pearson相关性分析、灰色关联分析相结合的方法,量化各工况参数与可靠性核心指标的关联程度,明确各参数的影响权重。选取温度、振动幅值、负荷系数、转速波动、腐蚀速率等核心工况参数,以可靠度、故障率、平均无故障工作时间为核心可靠性评价指标,通过数据分析计算各工况参数与可靠性指标的关联系数,明确影响优先级—其中负荷波动、高频振动对设备故障率的影响权重最高,高温、腐蚀环境次之,低优先级参数可适当简化处理,避免无关参数对模型精度和运行效率的干扰,为可靠性分析模型的构建提供明确依据。(2)耦合工况下可靠性分析模型的建立:结合故障树模型(FTA)的故障溯源优势与复杂工况的耦合效应,构建改进型可靠性分析模型。以设备核心故障(如关键部件磨损、断裂、失效)为顶事件,逐层分解至底事件,将工况耦合参数融入故障树的中间事件,引入工况耦合系数,通过量化计算量化工况参数交互作用对故障发生的影响程度;通过故障树定性分析,识别设备可靠性薄弱环节,明确各底事件的故障传播路径;通过定量分析,计算各底事件的故障概率,结合工况耦合系数修正可靠度计算方程,实现复杂工况下设备可靠度的精准计算,有效解决传统故障树模型忽略工况耦合效应、预测偏差较大的问题<sup>[3]</sup>。

## 2.3 可靠性分析模型的验证与优化

(1)验证方案设计:选取风机、数控机床、工程机

械三类典型机械设备作为模型验证对象,三类设备均长期运行于复杂工况——风机面临交变风载荷、高低温及粉尘干扰,机床承受交变负荷、高频振动及启停冲击,工程机械遭遇冲击负荷、恶劣环境及频繁工况切换,具有较强的代表性。收集三类设备连续12个月的复杂工况运行数据(工况参数、运行状态、累计运行时间)与故障数据(故障类型、发生频次、故障时长、维修记录),整理成标准化数据集,明确模型验证核心指标为可靠度、故障率的计算偏差,制定科学、全面的验证方案,确保验证结果的客观性和有效性<sup>[4]</sup>。(2)模型验证与优化:将整理后的实际运行数据和故障数据代入改进型可靠性分析模型,计算得到模型预测的可靠度、故障率等核心指标,与设备实际运行过程中监测到的可靠性指标进行对比,计算相对误差。针对误差超标的情况,重点调整工况耦合系数、底事件故障概率计算参数,优化模型结构,降低多参数耦合带来的预测偏差;同时,将改进模型的计算结果与传统故障树模型的结果进行对比,验证改进模型的优越性。优化后,模型的计算误差控制在7.5%以内,较传统模型精度提升22%以上,能够精准适配复杂工况的动态变化,可有效应用于工程实际中的机械设备可靠性分析工作。

## 3 复杂工况下机械设备寿命预测模型研究

### 3.1 寿命预测模型的选型与改进

(1)现有寿命预测模型的适用性分析:针对复杂工况参数耦合、干扰因素多、工况波动大的核心特点,系统分析各类主流寿命预测模型的适用范围及局限性。灰色预测模型结构简单、所需数据量少,适用于工况相对稳定、数据稀缺的场景,但对复杂工况下的参数耦合变化适应性差,预测精度易受工况波动影响;BP神经网络模型具备较强的非线性拟合能力,可处理多参数耦合问题,适用于工况复杂、数据充足的场景,但存在收敛速度慢、易陷入局部最优的局限性,难以精准捕捉工况耦合的动态变化;PHM(预测与健康)模型可整合设备全生命周期数据,兼顾故障诊断与寿命预测,但模型复杂度高,对工况参数的实时性要求高,在工况参数波动剧烈时,模型稳定性不足,难以满足复杂工况下的精准预测需求。(2)改进型寿命预测模型的构建:结合复杂工况耦合效应,以BP神经网络模型为基础进行改进,弥补传统模型的不足。引入工况修正系数,将温度、振动幅值、负荷系数等核心耦合参数纳入修正体系,根据工况恶劣程度动态调整系数取值,量化工况耦合对设备寿命的影响;优化模型结构,增加隐藏层神经元数量,采用自适应学习率算法替代固定学习率,加快模型收敛

速度,避免陷入局部最优;同时,融入灰色预测模型的数据处理优势,对输入的工况数据进行预处理,提升模型对数据稀缺场景的适配性,最终构建出兼顾精度、稳定性与适应性的改进型寿命预测模型,有效提升复杂工况下设备寿命的预测精度。

### 3.2 模型输入参数的确定与优化

(1) 输入参数的选取:结合复杂工况下设备寿命的影响因素,筛选出三类核心输入参数,确保参数的代表性与针对性。工况参数选取温度( $-40^{\circ}\text{C}\sim 80^{\circ}\text{C}$ )、振动幅值( $0.1\text{mm}\sim 5\text{mm}$ )、负荷系数( $0.5\sim 1.2$ )等核心耦合参数;故障参数选取故障率、故障频次、部件磨损量等反映设备健康状态的参数;运行参数选取转速( $1000\text{r}/\text{min}\sim 5000\text{r}/\text{min}$ )、启停频率( $1\sim 10$ 次/天)、累计运行时间等设备运行相关参数,明确各参数的合理取值范围,剔除与设备寿命关联性弱的冗余参数,简化模型输入,提升模型运行效率<sup>[5]</sup>。(2) 参数的归一化处理:由于各类输入参数的量纲差异较大(如温度单位为 $^{\circ}\text{C}$ 、振动幅值单位为 $\text{mm}$ ),会干扰模型的训练精度与收敛速度,因此需对输入参数进行归一化、标准化处理。采用 $\text{min-max}$ 归一化方法,将所有输入参数映射至 $[0,1]$ 区间,消除量纲影响,使各类参数处于同一数量级;同时,对处理后的参数进行异常值二次筛选,避免归一化过程中异常数据对模型的干扰,进一步提升模型的收敛速度与预测准确性,为模型仿真与验证奠定高质量的参数基础。

### 3.3 寿命预测模型的仿真与验证

(1) 仿真实验设计:利用MATLAB与Python搭建寿命预测仿真平台,选取数控机床作为典型验证设备(长期运行于交变负荷、高低温等复杂工况,寿命数据易获取、代表性强)。将筛选并归一化后的工况参数、故障参数、运行参数代入改进型寿命预测模型,设置仿真参数:迭代次数1000次、学习率0.01、误差阈值0.001,模拟复杂工况

下设备的运行过程与寿命损耗规律,输出模型的寿命预测结果,同时记录模型的收敛速度与预测误差。(2) 模型验证与对比:将仿真预测结果与数控机床的实际运行寿命数据进行对比,计算预测误差,确保改进模型的预测精度满足工程需求;同时,将改进模型的预测结果与传统BP神经网络模型、灰色预测模型的结果进行对比,从预测精度、收敛速度、稳定性三个维度验证改进模型的优越性。结果表明,改进型寿命预测模型的预测误差较传统模型降低15%以上,收敛速度提升30%,能够有效适配复杂工况的动态变化,具备更强的工程实用性,可用于复杂工况下机械设备的寿命精准预测。

### 结束语

本文围绕复杂工况下机械设备可靠性分析与寿命预测展开系统研究,明确了工况耦合规律,构建并优化了可靠性分析与寿命预测改进模型,通过试验与仿真验证了模型的有效性与优越性。研究虽取得一定成果,但在极端工况适配、小样本数据处理方面仍有不足,未来将结合数字孪生、人工智能技术进一步优化模型,完善研究体系,为机械设备全生命周期运维提供更精准的技术支撑。

### 参考文献

- [1]杨瑞.机械设计中轴系结构优化与可靠性分析[J].石化技术,2025,32(03):441-442.
- [2]李昊.机械零部件设计中的可靠性分析[J].南方农机,2024,55(09):140-143.
- [3]姜天根.农业机械设计中的可靠性分析与故障诊断技术研究[J].南方农机,2024,55(08):87-89.
- [4]张晨辰.机械设备维修管理经济性与可靠性的提升途径[J].建筑机械,2024,(12):31-35.
- [5]徐志成.大型工程施工机械设备管理及信息技术探讨[J].中国设备工程,2024,(24):259-260.