

基于 SCADA 数据的风电机组故障诊断与预测性维护技术研究

刘卓

(国电电力山东新能源开发有限公司, 山东 烟台 264000)

摘要 传统运维模式难以兼顾故障预警精度与经济性。为提升状态评估和维修决策的时效性, 本文基于 SCADA 数据构建技术链条, 涵盖数据清洗、故障诊断和预测性维护。通过动态边界滤除和变工况聚类剥离, 建立高保真数据基底。利用运行基线重构和劣化残差追踪机制, 识别早期微弱故障。然后将预测信息反馈到功率调节、停机时域和供应链调度环节, 形成闭环决策。现场案例验证了该方法在提升诊断灵敏度、延长运行周期和降低综合维修成本方面的有效性。

关键词 风电机组; SCADA 数据; 故障诊断; 预测性维护

中图分类号: TM359.9

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.17.005

0 引言

风电机组的运行环境比较复杂, 其关键部件出现的故障有着渐进性和隐蔽性的特征, 传统的事后维修、定期维护模式, 在故障预警精度和运维经济性方面很难达到平衡。随着风电场数字化程度不断提高, SCADA 系统积累了数量众多的运行数据, 这给设备状态评估提供了重要的支持。近些年, 预测性维护理念逐渐融入风电运维模式当中, 它的核心是从数据里提取设备劣化轨迹, 以此来指导维修决策。如何建立适合变工况特征的状态评估方法, 实现从故障识别到主动控制的闭环, 是当前工程应用中亟须解决的技术问题。

1 风电机组及 SCADA 数据特性与处理基础

1.1 多物理场耦合下的 SCADA 监测参量特征解析

大型风电机组运行时表现出典型的气动、机械、电气与热力多场强耦合特征。SCADA 系统记录的海量参量, 本质上是上述物理场交互演化在数据空间的直接映射。以主轴承温度为例, 其数值波动并非单一的热力学过程, 而是受环境风况扰动、主轴机械转矩及网侧有功功率多重约束的综合结果。这种底层机制导致机组的 SCADA 监测序列呈现出显著的高维、非线性与动态时变属性。

1.2 动态边界约束下的传感器离群飞点滤除方法

受复杂环境与通信延迟干扰, SCADA 监测序列常夹杂阶跃型离散飞点。传统固定阈值法难以匹配机组变

工况属性, 极易误删有效特征信号。为此, 本文构建基于动态边界约束的自适应滤除机制。该方法以实时功率和转速为基准, 计算多维变量联合分布的合理波动区间, 生成随工况漂移的动态包络面。若新采集数据突破该边界, 算法即将其判定为异常飞点并滤除^[1]。

1.3 变工况非稳态运行区间的聚类剥离算法

风电机组服役时常受限电或极端气象干扰, 频繁陷入启停等暂态切换过程。该非稳态区间内, 机电热参量的耦合关系剧烈畸变, 数据分布显著偏离健康图谱, 若直接混入将严重降低基准模型的重构精度。针对此问题, 多维特征聚类技术通过剖析核心监测参量间的联合概率分布, 对海量运行轨迹展开无监督解耦。此过程精准滤除过渡期与限电期的低质量散点, 有效剥离出表征设备真实物理特性的高保真稳态数据簇, 为深层诊断网络奠定可靠基石。

2 基于 SCADA 数据的风电机组故障诊断机制

2.1 时空特征耦合的深度感知诊断机制

风电机组 SCADA 数据兼具多维空间拓扑与长程时序演化双重属性, 传统浅层模型极易割裂二者的深层物理映射。时空特征耦合的深度感知机制直接面向底层多源特征张量, 前端利用二维卷积网络的滑动窗口, 精准提取同一时间断面下各传感节点间的局部空间关联; 随后, 空间特征矩阵流向长短期记忆网络, 依托内部门控结构深度解析机组运行轨迹的动态衰退规律^[2]。

作者简介: 刘卓(1997-), 男, 本科, 助理工程师, 研究方向: 新能源风力发电。

2.2 关键参量聚焦的动态权重分配机制

风电机组 SCADA 系统并发海量冗余参量, 极易掩盖设备早期的微弱劣化特征。关键参量聚焦的动态权重分配机制在深度诊断架构中嵌入注意力计算模块, 摒弃传统均等映射逻辑。该机制面向实时运行流, 高频解算各监测变量的故障敏感度矩阵。当核心部件萌生微观异常时, 算法动态调整特征序列的寻优系数, 自适应向高相关性参量倾斜网络权重。此过程靶向放大了关键退化信号的表达强度, 有效抑制无关变量噪声, 实现潜伏隐患的精准锁定。

2.3 运行基线重构的劣化残差追踪机制

故障演化的物理本质是设备运行状态对健康基准的持续偏离。运行基线重构与残差追踪机制摒弃了易致漏报的静态阈值, 以纯净历史稳态数据为驱动, 训练重构出表征机组正常行为的数字基线模型。实测 SCADA 流接入后, 该模型同步解算出当前特定工况下的理想预测向量。通过实时比对观测值与预测值, 算法持续量化二者偏差并生成动态均方根误差序列。当该残差轨迹打破随机波动分布、呈现单调发散趋势时, 系统即判定设备进入退化期, 实现隐蔽微弱故障的精准锁定。

3 基于 SCADA 数据的风电机组故障预测性维护技术

3.1 多维劣化残差融合的健康状态评估技术

设备早期的退化特征通常隐藏在多种不同的参量里, 单个变量不容易表现出整体变差的程度。多维劣化残差融合方法把前置诊断网络输出的误差矩阵当作主要输入, 并采用自编码器拓扑降维方法, 对高维离散的异常波动进行非线性加权整合。该技术可以滤除由于局部工况发生突变而引起的随机扰动, 把复杂的底层运行偏差映射成了一维单调递减的综合健康指数。该量化指标清楚地描述了机组从健康状态、轻微退化状态直到临界失效状态的整个演化生命周期。

3.2 长时程依赖驱动的剩余寿命外推技术

对设备触碰失效边界的时间窗口进行准确预测, 是进行视情维修的主要前提。长时程依赖驱动的剩余寿命外推技术没有使用传统马尔可夫链的无记忆假设, 而是利用双向长短期记忆网络来获得健康指数的历史衰退斜率。算法动态捕捉退化速率的非线性时变特征, 结合当前健康状态参量向未来时间步进行高频迭代映射。

3.3 真实服役驱动的劣化轨迹追踪验证技术

理论预测模型的工程可靠性需用真实服役数据来进行闭环检验。劣化轨迹化验证技术选用某风场主轴

数月的历史 SCADA 时序数据输入评估架构。实测曲线表明, 在轴承开始出现微观滚道剥落的潜伏期, 经系统重构得到的健康指数已表现出比较有规律的平滑下降趋势。预测技术在物理损坏彻底发生前两周准确确定了失效拐点, 主要因为外推网络在复杂交变载荷下有时间前瞻性, 并且同系统的事后停机报警相比^[3]。

4 预测反馈驱动的自适应降级控制与视情维修决策探究

在风电行业中, 故障后维修和定期维护的策略是风场工作人员一直以来的措施, 这样的做法所面临的是维护不足与维护过度的问题, 特别是随着风电场装机规模的不断扩大, 这一问题变得更加突出。

4.1 寿命约束下的机组有功功率自适应重分配

运行基线重构与劣化残差追踪机制输出的健康指数及剩余寿命预测结果, 为机组的主动功率调节提供了量化边界。当核心部件的健康指数进入加速衰退阶段, 控制系统依据剩余寿命预估窗口动态修正有功功率设定值。该策略建立部件累积损伤速率与功率输出的映射关系, 在电网调度指令允许范围内, 以延缓关键部件劣化速率为约束条件, 反向求解当前工况下的最优功率系数。

以某风场一台 2.0 MW 直驱机组为例, 该机组主轴承在连续运行三年八个月后, 劣化残差追踪机制输出的健康指数从 0.94 下降至 0.71, 剩余寿命预测显示剩余可用时间约为 38 天。该机组所在场区受电网调度考核, 全年发电量偏差超过 3% 将触发罚款条款, 因此功率受限运行需在调度允许的弃风时段内执行。现场运维团队将剩余寿命预测结果接入机组主控系统后, 控制系统根据健康指数衰减速率, 在每日电网调度下发的限电窗口期内动态调整功率系数。在健康指数低于 0.75 且剩余寿命不足 45 天时, 系统将限电时段内的功率系数由 1.0 逐步下调至 0.82, 使机组在该时段内的最大输出功率由 2.0 MW 降至 1.64 MW。载荷监测数据显示, 功率受限运行期间主轴承径向载荷均值较满发时段下降约 12% 至 17%, 轴承温度日均波动幅度较功率调整前收窄 3.8 °C。该机组在累计 32 天的限电窗口内以受限状态运行, 较立即停机维修方案多发电量 21 万千瓦时, 同时轴承温度峰值未超过预警阈值, 最终在预定窗口内完成更换。

4.2 多维成本惩罚函数驱动的停机时域寻优

劣化残差追踪机制输出的失效概率曲线与剩余寿命分布, 为维修停机时点的量化决策提供了动态先验信息。本文构建以停机损失、维修成本与故障风险成

本为核心要素的多维惩罚函数,将机组实时健康状态与风功率预测信息共同纳入约束条件。通过求解惩罚函数的极小值,锁定理论最优停机窗口。

以某风场一台 2.0 MW 双馈机组为例。该机组齿轮箱高速轴轴承连续运行五年后,劣化残差追踪机制输出的健康指数从 0.91 降至 0.64。历史故障数据统计显示,该型轴承健康指数低于 0.70 后,突发性故障概率随运行天数增加呈指数上升趋势。模型预测,该轴承未来 30 天内的故障概率为 62%。现场运维人员结合该机组所在回路的风功率预测数据,发现未来两周将有连续大风过程,平均风速维持在 8 米每秒至 10 米每秒。若立即停止机器进行维修,会损失大约 31 万千瓦时的发电量,以当地上网电价计算出的停机损失是 17.8 万元。主吊车资源在 25 天后可以调拨到到现场以进行齿轮箱更换,提前停机会使设备产生闲置成本达到 7 万元。如果等到资源到齐再停机,就要承担轴承突然损坏造成齿轮箱二次损伤的风险,其故障风险成本等于失效概率同潜在损失 52 万元相乘。惩罚函数采用停机损失加上闲置成本、故障风险成本之和的方式设定,以天作为时间步长滚动计算各个停机时点的综合成本。计算结果显示,第 19 天到第 23 天这段时间的综合成本位于谷值区间,第 21 天时的综合成本最低,大约为 21.3 万元。到第 21 天时,轴承的振动加速度值已经从最初的 0.12g 上升到 0.27g,不过还没有进入加速失效的阶段,运维团队在该日进行了停机操作,吊车资源也同时进场。该次维修方案比立即停机方案的综合成本降低了 19.7%,也比等待资源到位方案减少了 64.2%,并且防止了因轴承彻底失效而导致的齿轮箱二次损伤^[4]。

4.3 动态失效率先验下的供应链节点随机规划

劣化残差追踪机制输出的动态失效率曲线与剩余寿命概率分布,为维修资源的供应链调度提供了时间轴上的先验信息。构建以维修备件库存节点与运维团队排程为决策变量的随机规划模型,将失效率越过设定阈值的时刻作为资源调度的触发信号。模型采用滚动时域优化方法,以剩余寿命分布作为时间驱动因子,对备件锁定、仓储调拨与人员预派遣进行联合求解^[5]。

以某风场集群为例,该场区共有 33 台 2.5 MW 机组,分布在山地丘陵地带,距离最近的中心备件库约 120 千米。依据该场区历史维修数据统计,主轴承失效率阈值设定为 0.4 时,可在故障发生前预留充足的资源调拨窗口,且误触发率控制在 5% 以内。劣化残差追踪机制对全场机组持续评估后,输出三台机组的主轴承失效率曲线在未来 30 天内将先后越过 0.4 阈值,其

中 A 机组剩余寿命预测区间为 16 天至 22 天, B 机组为 26 天至 33 天, C 机组为 35 天至 43 天。考虑到预测区间存在不确定性,模型设置资源预调度缓冲机制:当两台机组预测窗口间隔小于 5 天时,启动备件双路径配置方案。优化结果显示,中心库锁定两套主轴承备件,其中一套在 A 机组失效率越过阈值时同步发运,另一套在 B 机组预测窗口前调拨至距离场区 30 公里的前置中转仓,新增中转仓月均仓储成本约 0.6 万元。吊车资源按照 A、B、C 三台机组的预测失效顺序进行串联排程,单台吊车在 23 天内完成三台机组更换作业,设备闲置时间压缩至 3 天。在实际执行中, A 机组在第 19 天停机更换, B 机组在第 28 天完成, C 机组在第 38 天完成,三台机组平均响应周期由 10 天缩短至 6 天,备件紧急调拨次数由 3 次降为 0 次,供应链综合成本(含新增仓储成本)下降约 23%。

5 结束语

风电机组 SCADA 数据蕴含着设备全生命周期的状态信息,其价值释放的关键在于从海量监测参量中解耦出多物理场耦合的本质特征。通过动态边界约束下的数据清洗与变工况区间剥离,能够为后续诊断模型构建高保真的稳态数据基底。运行基线重构与劣化残差追踪机制将设备状态评估从静态阈值判断转向健康基准的动态比对,使早期微弱劣化特征得以有效识别。预测反馈信息的嵌入进一步打通了从状态感知到控制执行的闭环链路,使功率调节、停机时点选择与供应链调度形成协同决策,推动运维模式由被动响应向主动规划转变。

参考文献:

- [1] 朱彦民,李忠虎,杨立清,等.基于卷积双向长短期记忆模型的风电机组故障预测[J].科学技术与工程,2024,24(25):10790-10797.
- [2] 黄仪灵,房方,卢成志,等.基于多源数据的风电机组可靠性模糊评估与健康预测研究[J].电气工程学报,2025,20(02):43-53.
- [3] 苏玮.新能源风力发电机组齿轮箱故障预警与预防性维护技术探讨[J].大众文摘,2024(41):126-128.
- [4] 郑毅,王承民,刘保良,等.基于多层级时空图神经网络的风电机组在线异常检测[J].电力系统自动化,2024(05):48.
- [5] 曹利宵,贾晓冰,李宁,等.基于自回归嵌入的风电机组传动系统双阈值状态监测[J].仪器仪表学报,2025,46(09):360-371.