

电动链条式开窗器的寿命预测与故障诊断方法研究

龚德芬¹ 金扬新²

1.浙江杰佛瑞智能科技有限公司 浙江 温州 325000

2.温州艾德美门窗系统开发有限公司 浙江 温州 325000

【摘要】：电动链条式开窗器因传动效率高、负载能力强等优势，广泛用于大跨度、高窗型场景，其运行可靠性和使用寿命关乎建筑安全与运维成本。当前，该开窗器存在寿命评估不准、故障预警滞后等问题，传统方法难以满足智慧建筑精细化管理需求。本文针对这些问题，开展寿命预测与故障诊断方法研究。剖析链条传动特性与寿命衰减机理，构建寿命预测模型，提出故障诊断方法并完成验证。研究表明，寿命预测模型误差控制在8%以内，可精准预判剩余寿命；故障诊断方法识别准确率达95%以上，响应时间缩至秒级，能实现早期预警与精准定位。研究成果完善理论体系，为预防性运维提供技术支撑，有重要工程应用价值与理论意义。

【关键词】：电动链条式开窗器；寿命预测；故障诊断；性能衰减；状态感知；特征学习

DOI:10.12417/3083-5526.26.01.013

1 引言

1.1 研究背景与意义

智慧建筑发展推动电动链条式开窗器在大跨度建筑中规模化应用，但链条磨损等问题制约其寿命与可靠性。当前运维存在寿命评估依赖经验、故障诊断滞后、决策缺乏依据等痛点。开展精准寿命预测与早期故障诊断研究，理论上可揭示链条传动系统性能衰减与故障演化规律，完善理论体系；实践上可实现剩余寿命预判与故障预警，指导科学运维，提升设备可靠性、降低运维成本，保障建筑通风系统稳定运行。

1.2 研究现状综述

寿命预测方法涵盖物理模型法（机理明确场景）、数据驱动法（复杂工况）及混合预测法；故障诊断聚焦多源信号特征提取（时域、频域、时频域分析）与智能识别算法（SVM、CNN等）。现有研究对电动链条式开窗器专项关注不足，故障诊断多针对单一故障且早期微弱故障识别能力弱，预测与诊断缺乏协同机制，工程实用性有限。本文针对上述空白，开展寿命预测与故障诊断协同方法研究，提升方法精准性、实时性与工程适用性，为开窗器全生命周期智能运维提供技术支撑。

2 相关技术基础

2.1 电动链条式开窗器结构与运行特性

电动链条式开窗器由驱动电机、减速机构、链条传动、控制模块与限位装置构成。电机提供动力，减速机构提升扭矩，链条传动实现窗扇启闭，控制模块执行指令与状态监测，限位装置保障行程安全。运行特性涵盖传动（受链条张紧度影响）、负载（与窗重、开启角度相关）与动态响应（受电机性能与阻尼影响），易受高温、潮湿、粉尘等环境因素影响导致性能劣化。

2.2 寿命衰减机理与失效模式

寿命衰减为多因素耦合结果：①链条失效（磨损、疲劳断

裂、锈蚀、伸长，源于摩擦、交变应力、环境侵蚀）；②电机失效（绕组老化、转子磨损、轴承损坏，源于高温、摩擦、润滑不足）；③传动机构失效（齿轮磨损、卡滞、漏油）。各模式相互关联，如链条磨损增加电机负载，加速系统整体劣化。

2.3 寿命预测核心技术

寿命预测核心技术有失效机理分析、特征参数提取与预测模型构建。失效机理分析明确寿命衰减驱动因素；特征参数提取采集关键参数，提取表征寿命衰减的特征；预测模型构建建立特征参数与剩余寿命关联模型，精准预判剩余寿命。

基于物理模型的寿命预测方法建立数学模型，量化特征与寿命关系，适用于失效机理明确场景；基于数据驱动的方法挖掘数据关联实现预测，适用于复杂工况；混合预测方法结合两者优势，提升精度。

2.4 故障诊断核心技术

涵盖三环节：①信号采集（振动、电流、温度等多源传感）；②特征提取（时域、频域、小波变换等时频分析）；③故障识别（传统机器学习如SVM，深度学习如CNN）。通过多源信号处理与智能算法，实现故障精准分类、定位与早期预警，为状态监测与运维决策提供支撑。

3 电动链条式开窗器寿命预测方法设计

3.1 寿命影响因素与特征参数选取

电动链条式开窗器寿命受运行工况（启停频率、运行负载、运行速度等）、环境条件（温度、湿度、粉尘浓度、腐蚀性介质含量）与设备自身特性（材料性能、制造精度、装配质量）等多因素影响。基于此分析，选取传动系统（链条磨损量、伸长量、传动振动与噪声幅值）、电机系统（运行电流有效值、波动系数、外壳温度、转速波动）与环境（温度、湿度、粉尘浓度）三类特征参数，通过传感器实时采集为寿命预测提供数据支撑。

3.2 基于物理模型的寿命基准预测

基于失效机理构建基于物理模型的寿命基准预测模型。针对链条磨损，基于阿查德磨损理论构建链条寿命基准模型，通过计算累计磨损量确定基准寿命；针对电机老化，基于热老化理论构建电机寿命基准模型，通过计算绕组热老化程度确定基准寿命。采用层次分析法确定链条（权重 0.6）与电机（权重 0.4）的权重系数，加权融合得到开窗器整体寿命基准值，明确各核心参数对寿命的影响规律。

3.3 基于数据驱动的寿命修正预测

因实际工况与环境复杂，单一物理模型难精准反映寿命衰减，引入长短期记忆神经网络对寿命基准值进行修正，构建混合寿命预测模型。输入参数为三类特征参数的时序数据，输出为寿命基准值修正系数。采集不同工况运行与实际寿命数据构建训练数据集进行训练，采用自适应学习率优化算法提升收敛速度与精度，通过交叉验证优化模型结构避免过拟合。实现流程为：先通过物理模型计算开窗器寿命基准值，再将实时采集的特征参数时序数据输入训练好的数据驱动修正模型得修正系数，最后用修正系数修正寿命基准值，得到最终剩余寿命预测值。该模型结合物理模型理论可解释性与数据驱动模型复杂工况适应性，提升了寿命预测精准性。

3.4 寿命预测模型验证与优化

为提升模型可靠性，需对其验证与优化。采集不同工况下电动链条式开窗器运行与实际寿命数据构建验证数据集，对比预测值与实际值评估模型预测精度，采用平均绝对误差、均方根误差与平均相对误差量化偏差程度。

针对预测偏差提出优化措施：一是优化特征参数选取，通过相关性分析剔除弱相关参数，减少冗余信息干扰；二是优化模型结构，结合注意力机制改进长短期记忆神经网络，增强对关键特征关注能力；三是引入在线更新机制，实时更新模型参数以适应设备动态变化；四是优化物理模型参数，通过实验修正关键参数提升精准性。通过这些措施进一步提升混合寿命预测模型精度与适应性。

4 电动链条式开窗器故障诊断方法设计

4.1 故障类型与故障特征分析

电动链条式开窗器常见故障分传动、电机、控制模块三类。传动故障有链条磨损、锈蚀、伸长、链轮磨损、卡滞，分别会导致传动间隙大、阻力大、跳齿、啮合不良、电流骤增等；电机故障有绕组短路、断路、轴承损坏、转子磨损、过载，分别会导致电流骤增、无法启动、噪声大、力矩下降、电流超额定值等；控制模块故障有信号传输、驱动电路、限位开关故障，分别会导致指令响应滞后、电机运行异常、窗户位置偏差。通过实验与调研，分析故障特征，建立故障特征库，明确故障与正常状态特征差异，如链条卡滞振动峰值升高、电流超额定值，为故障

诊断提供依据。

4.2 多源信号采集与预处理

采用多源信号融合思路，用传感器采振动、电流、温度、噪声信号，全面感知故障状态。振动信号由加速度传感器采，反映传动状态；电流信号由电流传感器采，反映电机负载与运行；温度信号由温度传感器采，反映热状态；噪声信号由麦克风采，辅助判断传动状态。为提升信号质量，对原始信号预处理，包括滤波、去趋势、标准化。滤波用小波阈值去噪，去趋势用最小二乘法，标准化用 z-score 法，提升信号信噪比，为特征提取奠基。

4.3 基于时频域融合的特征提取

采用时频域融合法提取故障特征。时域提取峰值、有效值等参数，反映幅值分布与波动；频域经傅里叶变换提取基频幅值等参数，反映频率分布；时频域经小波包变换提取能量熵等参数，反映不同时频区域分布。为避免特征冗余，用主成分分析法对高维特征降维，选取特征值大于 1 的主成分组成特征向量，作故障识别模型输入。

4.4 基于深度学习的故障识别模型

构建融合卷积神经网络与长短期记忆神经网络的深度学习故障识别模型，发挥两者空间和时序特征提取能力，提升故障识别准确率。模型结构分特征提取层、时序融合层与分类输出层。特征提取层用卷积神经网络，通过卷积核提取空间特征，用池化层降维；时序融合层用长短期记忆神经网络，挖掘时序关联；分类输出层用全连接层和 softmax 激活函数实现分类识别。

训练时，用构建的故障特征库作数据集，分训练集、验证集与测试集，分别用于参数学习、结构优化和性能评估。用交叉熵损失函数评估误差，用亚当优化算法优化参数，用 dropout 正则化避免过拟合。

4.5 故障定位与故障严重程度评估

在故障识别基础上，实现故障定位与严重程度评估。故障定位通过分析不同传感器信号故障特征分布确定故障部位，如振动信号异常、电流信号正常，故障在传动系统等。

故障严重程度评估通过量化故障特征与正常状态参数偏差实现。定义指标，用层次分析法确定权重，计算综合偏差值，分轻度、中度、重度故障。轻度故障偏差值小，加强监测；中度故障偏差值大，及时维护；重度故障偏差值极大，立即停机维修。通过定位与评估，为运维决策提供精准依据。

5 寿命预测与故障诊断协同机制与性能验证

5.1 寿命预测与故障诊断协同机制

构建“预测-诊断-决策”闭环协同机制：数据共享模块互通振动、电流、温度等多源运行数据；模型协同更新模块依据

故障诊断结果动态修正寿命预测参数，并根据性能衰减阶段自适应调整诊断监测频率与特征精度；决策协同模块融合剩余寿命与故障状态，生成分级运维策略，实现精准状态管控。

5.2 性能验证方案设计

在实验室模拟环境与商业综合体、工业厂房等实际场景同步验证。采用集成多传感器的开窗器样机、高速采集设备、故障模拟装置及校准仪器，系统采集多源信号并模拟典型故障，从预测精度、诊断准确率、协同效能与响应速度四维度对比所提方法与传统方案。

5.3 核心性能验证结果

寿命预测：混合模型平均相对误差 $<8\%$ ，平均绝对误差 <50 小时，均方根误差 <60 小时，较传统方法误差降低超 40% ；复杂工况（重载、高温高湿）下误差仍控制在 10% 以内。

故障诊断：深度学习模型对常见故障识别准确率 $>95\%$ ，链条磨损等主要故障达 98% ，早期微弱故障达 92% ，召回率与精确率均 $>94\%$ 。

协同效能：运维决策准确率提升至 96% ，故障停机时间缩短超 60% ，运维成本降低超 30% ；诊断与预测更新耗时分别 <2 秒、 <5 秒，满足实时运维需求。

5.4 验证结果分析与优化

验证结果表明，所提方法整体达到了设计目标，显著优于传统方法。但仍存在以下可优化空间：

- (1) 在极端工况下，寿命预测模型精度因失效机理复杂而有所下降。
- (2) 对于控制模块等信号特征微弱的早期故障，识别能力有待进一步提高。
- (3) 模型计算复杂度较高，不利于低成本嵌入式平台的推广应用。
- (4) 协同决策规则的灵活性不足，难以适配高度个性化的运维需求。

参考文献：

[1] 邵登乔. 浅谈智能电动开窗器在建筑幕墙中的应用[J]. 门窗,2012(3):7-9.
 [2] 宋秦中. 智能开窗器的设计与实现[J]. 工业安全与环保,2015(11):98-102.
 [3] 王茂锋. 链式开窗器在湿帘外翻窗通风系统中的应用[J]. 当代农机,2025(4):76,79.
 [4] 毛竹. 绿色低碳智能化开窗系统的设计与运用[J]. 工程建设与设计,2025(6):93-95.
 [5] 王宾.基于单片机的智能开关窗系统设计研究[J].沈阳工程学院学报(自然科学版).2023,19(4).

的运维需求。

针对上述问题，提出以下优化方向：

- (1) 在寿命预测模型中引入极端工况失效分析，增加相关特征参数。
- (2) 融合小波包变换与奇异值分解等方法，改进微弱故障特征的提取与增强。
- (3) 对诊断与预测模型进行轻量化设计，在保持性能的同时降低计算负担。
- (4) 在协同决策规则中引入可配置的个性化参数，增强其灵活性。通过这些措施，可进一步提升方法的综合性能与实际应用价值。

6 结论与展望

6.1 研究结论

本文研究了电动链条式开窗器的寿命预测与故障诊断方法。寿命衰减源于传动系统、电机及环境的耦合作用，核心失效模式包括链条磨损、电机老化与传动卡滞。通过选取多维特征参数，有效表征了性能退化。提出的混合寿命预测模型融合物理与数据驱动方法，剩余寿命预测平均相对误差小于 8% ，精度显著提升。基于深度学习的故障诊断方法，利用多源信号实现故障识别，准确率达 95% 以上，并能检测早期微弱故障。构建的预测-诊断协同机制，使运维决策准确率提升至 96% ，提高了设备可靠性，降低了运维成本。验证表明，所提方法精确、适应性强，为预防性运维提供了有效方案。

6.2 未来展望

未来可从以下方面深化研究：寿命预测可引入数字孪生技术，结合强化学习优化模型泛化能力；故障诊断可探索多模态数据融合与故障演化识别。同时，研发低功耗传感技术，拓展健康评估与多设备协同管理等智能功能。需加强方法标准化，深化产学研合作以促进技术转化，通过长期测试优化性能，从而推动智慧建筑运维技术进步，为全生命周期管理提供支撑。