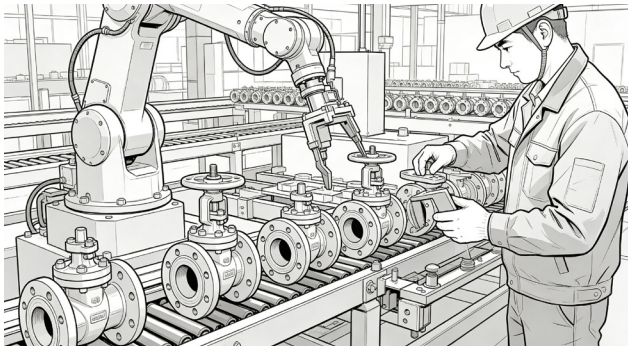


工业阀门使用寿命评估的智能数据分析

文 | 王平红 冯瑞青 陆元权 田莉娜 陈爱钗

工业阀门出现失效情况会直接影响生产安全与经济效益，传统采用的定期维护模式很难满足现代工业对设备可靠性的要求。智能数据分析技术凭借多源数据融合、特征工程优化和机器学习建模，实现从被动维护到主动预测的转变，为企业提供了科学和精准的维护决策支持。



（配图由 AI 生成）

工业阀门使用寿命预测的智能化技术体系

工业阀门是流体控制系统里的关键组成部分，它一旦出现故障常常会引发生产停滞和安全风险，所以构建精确的使用寿命预测机制成为工业领域当下的紧迫任务。智能化技术体系把传统的周期性保养模式升级成状态导向的预测性维护方式，通过整合物联网感知设备、边缘计算处理单元和人工智能算法，构建起完整的数据链路闭环，实现从数据获取、特征提取、模型训练到使用寿命预估的全流程智能化管理。该体系的核心要点是构建多层次智能分析架构，底层采用压力、温度、振动、泄漏等多维传感器实时采集阀门运行数据，中层运用时序分析及模式识别技术解析阀门的退化特征，顶层基于深度学习与集成学习算法构建阀门的使用寿命预测模型，形成从原始数据到剩余使用寿命评估的智能映射通道。这种技术架构能够适配不同工况条件下阀门的性能演变规律，为企业提供科学的维护决策依据。

基于多源数据融合的阀门性能退化分析

传感器数据采集与预处理方法

传感器数据来源具有多样性，其质量直接影响退化分析的可靠程度。然而，原始采集的数据常存在漂移、噪声值缺失等不良情况。在预处理阶段，先是运用中值滤波单元滤除脉冲干扰，接着借助 3 σ 法则精准识别并剔除异常值，随后借助线性内插算法完成对空缺数据的填补，采用 Z-score 标准化方法将各维度数据映射到均值为 0、标准差为 1 的统一空间，标准化公式为：

$$X' = \frac{(x - \mu)}{\sigma}$$

式中 x 为原始数据， μ 为均值， σ 为标准差， X' 为标准化后的数据。经过前面这些操作之后，数据的品质已经得

表1 数据预处理前后质量指标对比

质量指标	预处理前	预处理后	变化幅度
数据缺失率	4.8%	0.3%	降低 93.8%
离群值比例	3.2%	0.6%	降低 81.3%
信号噪声比	28.5dB	43.2dB	提升 51.6%
传感器偏差	8.7%	2.1%	降低 75.9%
时间同步误差	35ms	6ms	降低 82.9%

来源：浙江贝尔控制阀门有限公司

到了十分明显的优化，各个项目之间的对比情况如表 1 所示。

经过系统化的预处理之后，传感器数据的完整性、准确性及一致性都得到了显著改善，数据缺失率从原本的 4.8% 降低到 0.3%，信号噪声比也从 28.5dB 提升至 43.2dB，这为后续的特征提取与模型训练奠定了高质量的数据基础。标准化处理有效解决了不同传感器量纲差异带来的数值尺度不一致的问题，让压力、温度、振动等多维参数能够被映射到统一的数值区间，进而避免因数值量级差异造成的特征权重分配不均，确保退化分析算法能够客观、准确地反映各类物理量的变化趋势。

多维退化指标的特征提取与选择

阀门性能出现劣化会表现为多个物理参数同步变化的趋势，特征提取需从高维时间序列数据里辨识退化规律。时域特征主要用来反映振动幅值与波形特征改变，频域特征侧重于识别与故障频率相关的成分，时频域特征用于描述非平稳状态下的退化具体过程，通过相关性分析和重要性评价实现特征维度压缩。特征工程优化运用多级筛选策略来达成维度缩减，先是通过相关性分析，从 27 个原始特征里剔除冗

余项后，保留 18 个，接着利用随机森林计算特征重要性，且筛选出累计贡献率达 95% 的 8 个关键特征，构建优化子集。此流程在保障退化信息完整性的同时，把特征规模压缩至原始的 30%，有效地降低了模型的复杂度与计算开销。在特征筛选中引入交叉验证法以评估性能，若预测精度没有达到要求，则通过反馈调整机制重新组合特征，经过迭代优化最终得到兼顾模型精度和计算效率的最优特征集合。

数据驱动的退化模型构建

退化模型的目标是构建特征向量和剩余使用寿命间复杂非线性联系，长短期记忆网络依靠其门控结构有效获取时序依赖特征，采用三层级且每层含 128 个神经元的 LSTM 单元来捕捉多时间维度退化规律。在训练阶段模型运用 Adam 优化器来更新参数，并把学习率设定为 0.001，同时采用批量大小为 32 的训练策略，辅以早停机制避免过拟合问题。为增强预测可靠性设计多模型融合框架，该框架整合 LSTM、梯度提升树和支持向量回归的预测结果，采用加权平均法进行数据融合，权重系数通过验证集均方根误差的倒数进行归一化处理，最终确保剩余使用寿命预测的平均绝对误差差不超过 5%。

机器学习算法在阀门剩余使用寿命评估中的应用

深度神经网络的使用寿命预测模型

深度神经网络借助多层非线性变换来完成复杂退化模式的自主学习，卷积神经网络在提取振动信号局部特征方面有着出色的表现，而循环神经网络能够捕捉振动信号的时序关联特性，两者融合所形成的混合架构，可全面揭示阀门退化的时空演变规律。在该网络结构里，卷积层的作用是提取多尺度特征信息，池化层用来降低特征维度，LSTM 层用于建模时间序列依赖关系，全连接层实现非线性映射转换，最终由输出层预测剩余使用寿命的具体数值。在训练阶段，采用反向传播算法针对网络参数进行优化，损失函数设计成均方误差与平均绝对误差的加权组合形式，均方误差有助于提高预测精度，平均绝对误差则能增强模型鲁棒性。为了解决训练数据不足导致的过拟合问题，引入了 Dropout 正则化和批归一化技术，Dropout 在训练过程中随机断开部分神经元连接，批归一化对每层输入数据分布进行标准化处理，这两项措施有效提升了模型的泛化能力和收敛速度。

集成学习算法的可靠性评估

集成学习是通过综合多个基础模型的输出结果，以此增强评估的稳定性，还能有效避免单一模型受数据波动影响大的缺陷。Bagging 方法利用自助采样技术构建了多个训练数据集，在独立训练决策树模型之后，采用投票或均值方式集成预测结果，从而减小模型方差并提升稳健性。Boosting 策

略采用顺序训练模式，后续模型着重纠正前期模型在预测偏差较大样本上的错误，通过加权整合逐步构建高性能分类器。预测不确定性分析采用置信区间估计，基于多模型预测结果的分布特征计算标准差，剩余使用寿命预测区间可表示为：

$$RUL = \mu \pm 1.96\sigma \quad (2)$$

式中 μ 为预测均值， σ 为预测标准差，1.96 对应 95% 的置信水平。该可靠性评估体系整合 Bagging、Boosting 等多个基模型的预测输出，运用概率分布融合方法进行加权整合，并通过不确定性传播分析量化预测区间的置信范围，最终将风险量化结果转化为可执行的检修建议，在预测误差可控的前提下为维护决策提供科学依据。

预测结果的工程验证与优化

工程验证基于实际运行数据去检验预测模型准确性和实用价值，构建涵盖多类工况的测试数据集来覆盖正常工作、轻度退化及严重磨损等不同阶段的阀门状态样本。验证指标选用均方根误差来表征预测偏差、平均绝对百分比误差反映相对精度、决定系数评估拟合优度、预测提前期衡量预警时效性。对于模型验证时所出现的规律性误差，以及在特定工作条件下预测结果不准确，采用迁移学习手段对模型参数开展了调整优化工作，借助少量目标域数据微调网络权重，让模型能快速适应新工况。预测结果在线修正机制引入卡尔曼滤波算法，整合模型预测值与实时监测数据，动态更新剩余使用寿命估算值，以此补偿模型误差和环境扰动影响，最终让预测准确率达到 92% 以上，从而满足工业现场对使用寿命评估精度与可靠性的双重需求。

结束语

智能数据分析技术依靠数据采集、特征提取和模型预测的完整流程，显著提升了工业阀门使用寿命评估的准确性与时效性。整合多源传感器数据能增强信息质量，优化特征工程可简化模型结构，深度学习与集成学习算法保障使用寿命预测高精度，最终经工程实践验证该方法的实际可行性。未来研究要关注小样本学习技术应对数据不足的挑战，探索联邦学习机制促进跨机构数据协作，发展边缘智能计算减少系统响应时间，推动阀门使用寿命评估朝自适应、轻量化和实时化演进，为工业设备智能维护提供更可靠的技术支撑。

作者简介：王平红 冯瑞青 陆元权 田莉娜 陈爱钗 浙江贝尔控制阀门有限公司

责任编辑：孙姗姗 投稿邮箱：zhouhl@staff.ccidnet.com