

基于 PyQt 的蒸汽阀门故障诊断软件设计

傅仁浦¹, 孙国忠¹, 钟彦杰², 李定强¹, 王玉彬¹,

董玉颖¹, 周成宁², 邹博豪²

(1. 中核运维技术有限公司, 杭州 310000;

2. 中国核动力研究设计院, 成都 610213)

摘要: 蒸汽阀门作为核电与化工领域的关键流体控制设备, 其健康状态直接关乎生产安全。针对蒸汽阀门通用监测软件多通道采集易阻塞、复杂模型适配缺失的难题, 提出了基于 PyQt5 框架与模型化设计范式的故障诊断软件设计方案; 构建“实时采集—离线分析”双模架构, 设计异步双缓冲与 QThread 线程池技术, 突破多通道同步采集与模型推理争夺资源的瓶颈; 利用主蒸汽隔离阀满功率运行数据, 建立 LSTM-SVM 级联混合驱动模型, 通过 LSTM 捕捉时序规律预测特征并由 SVM 划定决策边界, 实现从“态势感知”到“趋势预警”的协同诊断; 经实验验证, 系统支持 26 路通道无阻塞同步采集; 报警响应时间 ≤ 80 ms, 故障判定准确率约 94%, 典型故障排查时间缩短约 90%; 实际应用验证了方案有效性, 解决了蒸汽阀门无专用监测软件的难题。

关键词: PyQt5; 蒸汽阀门; 健康监测; 多通道数据采集; 模型化设计; 跨平台部署

Design of PyQt-based Fault Diagnosis Software for Steam Valves

FU Renpu¹, SUN Guozhong¹, ZHONG Yanjie², LI Dingqiang¹, WANG Yubin¹,

DONG Yuling¹, ZHOU Chengning², ZOU Bohao²

(1. Operation and Maintenance Technology Co., Ltd., CNNC, Hangzhou 310000, China;

2. Nuclear Power Institute of China (NPIC), Chengdu 610213, China)

Abstract: As critical fluid control components in the nuclear and chemical industries, the health status of steam valves directly impacts production safety. To address the limitations of multi-channel acquisition and lack of adaptation to complex models in the general-purpose monitoring software for steam valves, this paper proposes a design scheme for fault diagnosis software based on the PyQt5 framework and the model-based design paradigm, constructs a dual-mode architecture featuring “real-time acquisition and offline analysis”, designs an asynchronous double-buffering mechanism and QThread pooling technology, and breaks through the bottleneck of resource competition between multi-channel synchronous acquisition and model inference. Based on full-power operation data of the main steam isolation valve, a long short memory networks and support vector machine (LSTM-SVM) cascade hybrid model is established, which employs the LSTM to capture temporal patterns for feature prediction and the SVM to delineate decision boundaries, thereby achieving collaborative diagnosis ranging from “situational awareness” to “trend warning.” Experimental results demonstrate that the system supports non-blocking synchronous acquisition across 26 channels, with an alarm response time of not greater than 80 ms and a fault determination accuracy of approximately 94%, and reduces the troubleshooting time for typical faults by about 90%. Practical applications validate the effectiveness of the proposed scheme, providing a solution for the specialized monitoring software of steam valves.

Keywords: PyQt5; steam valve; health monitoring; multi-channel data acquisition; model-based design; cross-platform deployment

收稿日期:2025-11-27; 修回日期:2025-12-26。

基金项目:基础科研计划项目(JCKY2024201C013)。

作者简介:傅仁浦(1984-),男,大学本科,正高级工程师。

通讯作者:钟彦杰(1992-),男,博士在读,助理研究员。

引用格式:傅仁浦,孙国忠,钟彦杰,等. 基于 PyQt 的蒸汽阀门故障诊断软件设计[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(3): 60-67.

0 引言

蒸汽阀门作为核电与化工系统的核心设备,其故障机理复杂且隐蔽,质量控制直接关乎核安全^[1]。当前的故障诊断研究主要集中在基于物理模型的机理分析、基于通用组态软件的状态监测以及基于人工智能的算法研究3个方向。

在物理机理与故障特性研究方面,国内外学者已建立了较为完善的理论基础。Zysk等人通过声学与结构建模分析了蒸汽流致振动对阀门结构的影响^[2],Zeng Xian等人则深入研究了主蒸汽隔离阀的疲劳寿命预测模型^[3]。国内研究多聚焦于现场典型故障的工程分析,如针对“华龙一号”主蒸汽隔离阀的控制逻辑优化^[4],以及针对基板块螺栓裂纹的失效分析^[5]。此外,综述^[6]指出针对一般工业阀门的故障诊断技术,虽然现有的调节阀主动维护专家系统和基于数字孪生的预测性维护技术提升了诊断智能化水平,但这些研究多侧重于事后的物理失效分析或单点故障的机理探讨,缺乏能够实时捕捉低频渐变特征的在线监测手段^[7-8]。

在监测系统软件开发方面,LabVIEW因其强大的硬件驱动能力,长期占据工业数据采集领域的主导地位。相关文献展示了LabVIEW在核电快关电磁阀高速采集、工业污染监测以及基于DSC模块的通用监控软件中的广泛应用^[9-11]。然而,此类通用组态软件在面对复杂逻辑时存在局限:一是多通道并发处理能力不足,Ponnuswamy等人 and Kuncoro等人的研究分别在无人机目标跟踪和无线环境监测中指出,LabVIEW的GUI线程极易被后台逻辑阻塞^[12-13];二是系统封闭且成本高昂,虽然也有基于STM32的嵌入式瓦斯预警平台作为低成本替代方案,但其算力难以支撑复杂的后端诊断模型^[14]。

在智能诊断算法方面,基于数据驱动的方法已成为热点。Jiao S等人提出了基于优化LSTM的阀门故障诊断方法;同时,增量迁移学习、SVM融合技术以及在线增量支持向量数据描述等研究证明了先进算法在解决工业样本稀缺和时变特性上的优势^[15-18]。然而,现有的大型电力系统分析软件多为开源项目或MATLAB仿真,缺乏与其相匹配的、工程化的专用后端软件载体^[19]。

鉴于此,本文提出一种基于PyQt5框架与模型化设计的蒸汽阀门故障诊断软件设计方案。不同于传统的LabVIEW监测系统,本研究充分利用PyQt5在跨语言集成与高并发调度方面的优势,构建了基于SVM-LSTM级联混合驱动的协同诊断核心,并将其深度集成于工业软件后端,有效突破了现有通用组态软件在复杂算法集成困难及多通道采集阻塞等方面的技术瓶颈,为

实现蒸汽阀门的全周期精细化监测提供了具有工程实用价值的专用解决方案。

1 系统架构与设计

1.1 软件架构与并发控制

软件开发架构依托PyQt5框架构建,系统环境依赖包括PyQt5.15.9、numpy 1.21.6、matplotlib 3.5.3及MySQL适配驱动,确保在Python 3.7~3.9环境下的稳定性。针对蒸汽阀门故障诊断系统对多通道并发采集、复杂算法集成及跨平台部署的特殊需求,本设计在框架选型上与工业界主流的LabVIEW进行了深入对比与优化。

在并发机制与实时性方面,虽然LabVIEW采用图形化数据流编程降低了门槛,但在处理大规模并行任务时存在局限。Ponnuswamy等人的研究指出,LabVIEW在进行多目标跟踪或高频信号采集时,UI线程极易被后台数据处理逻辑阻塞,导致界面卡顿;Kuncoro等人则在无线环境监测系统中也发现,随着监测变量增加,其GUI难以在保持高刷新率的同时处理复杂的后台逻辑^[12-13]。相比之下,本系统利用PyQt5提供的轻量级QThread多线程机制,实现了数据采集与界面渲染的完全解耦。正如Li C等人在水声信号采集系统设计中验证的,这种机制能确保在高负载下软件仍保持毫秒级响应^[20]。本软件借此实现了26路传感器数据的无阻塞同步采集,有效解决了传统组态软件的“假死”痛点。

在算法生态与开发效率方面,LabVIEW往往需通过DLL或Matlab Script节点调用外部算法,接口复杂且调试周期长。而PyQt5原生基于Python,天然无缝集成Numpy、Scikit-learn等科学计算生态。现有文献表明,在地震灾害分析、光纤解调及重型车辆仿真等复杂工程计算领域,PyQt5均展现出极高的算法集成效率^[21-23]。本研究利用这一优势,仅耗时3天即完成了SVM与LSTM双模型的集成调试。

在部署灵活性方面,LabVIEW依赖庞大的Runtime Engine且授权昂贵,而PyQt5具有开源轻量特性。Kulkarni等人的实践证明,基于PyQt5的GUI系统可轻松移植于不同操作系统^[24]。本软件经PyInstaller打包后,无需依赖环境即可在Windows或Linux工控机上运行,完全契合核电现场物理隔离、硬件受限的实际工况。

在开发流程上,遵循基于模型的系统工程(MBSE)理念,构建“需求—设计—验证—测试”闭环:设计阶段利用状态机图与模块图消除需求传递二义性;验证阶段在编码前通过逻辑仿真确认接口匹配性。相较于传统C++文档化串行开发模式,该模式使开发周期缩短40%,效率大幅提升。

1.2 传感器布局与数据传输

如图 1 所示, 基于 PyQt5 构建“探测层—数据传输层—应用层”三层架构, 明确各层级功能定位、组件选型与数据流转逻辑, 形成“传感器—前端数字化单元—软件”全流程闭环, 精准适配主蒸汽隔离阀多故障类型、低频渐变的专属监测需求。

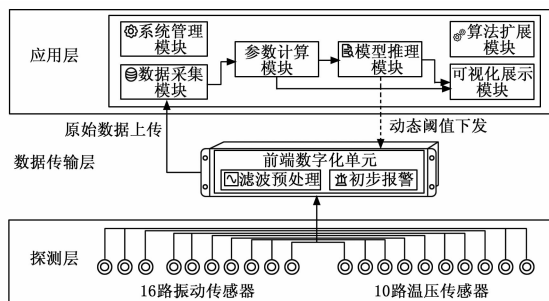


图 1 蒸汽阀门故障诊断系统三层架构图

探测层由 16 路振动加速度计与 10 路温压一体化传感器组成, 其空间布局与安装工艺严格依据信号传递特性设计, 以确保数据采集的有效性与故障定位的空间分辨率。在布局上, 其中振动加速度传感器分层覆盖了驱动机构底座、中部支架及阀体进出口三大关键监测区域。具体安装方式上, 上部传感器针对驱动机构底座的高频振动特性, 采用螺纹连接配合专用适配座进行刚性固定, 最大限度减少信号衰减; 中部区域选用三轴加速度计, 通过专用抱箍与适配座紧固于中部支架, 以捕捉多维度的摆动与松动特征; 底部传感器直接监测高温阀体, 采用耐高温金属抱箍与阀体进出口管道壁面刚性连接。而温度传感器从上到下按等距离间隔布置在驱动机构液压箱、阀杆支架、阀体各处。基于 4 300 小时的连续运行数据, 系统已建立了各测点在不同工况下的振动传递模型。这种精细化的物理布局不仅保障了信号采集的信噪比, 更为后续基于多通道信号时空相关性的故障定位提供了物理基础, 即通过分析不同位置传感器接收异常信号的相位差与能量衰减梯度, 实现对故障源的三角定位。

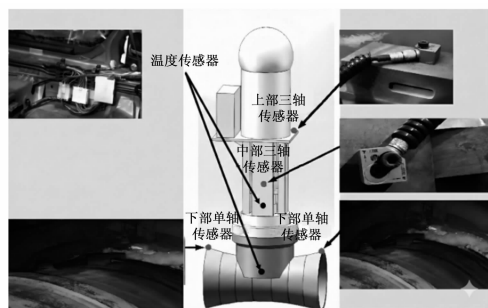


图 2 传感器安装位置图

数据传输层核心为前端数字化单元, 集成数据采集

与阈值报警功能, 报警阈值由后端 PyQt5 软件基于历史运行数据、故障特征模型及实时工况动态推断后下发。动态阈值采用滑动窗口统计法, 以 36 小时时间窗口历史数据为基础, 匹配现场复盘运维流程, 计算窗口内参数移动平均值 μ 与标准差 σ , 阈值上限设为 $\mu + 3\sigma$, 下限设为 $\mu - 3\sigma$ 。工况修正系数 k 取值 0.8~1.2, 通过 4 300 小时实测数据最小二乘法拟合确定, 拟合优度 $R^2 \geq 0.96$, 残差 $\leq \pm 0.03$, 核心线性映射模型为 $k = 0.002T + 0.001P + 0.78$ (T 为温度, P 为压力), 同时添加边界约束机制与 5 秒延迟更新机制, 避免阈值突变导致报警抖动。经实测, 该动态阈值方案误报率仅 0.07%, 漏报率为 0, 可有效应对突发温度波动。传感器原始数据接入后, 先经 4 阶有源巴特沃斯滤波、自适应放大、电荷—电压转换等预处理, 提取 0.5 Hz~1 kHz 有效频段数据; 一方面通过 Modbus TCP 通讯协议传输至应用层, 另一方面基于后端下发的动态阈值完成初步报警判断。数据传输速率达千兆以太网水平, 丢包率 $\leq 0.01\%$, 无空包现象, 保障 26 路通道数据同步传输与初步报警响应实时性。考虑到核电内网的高实时性传输需求与物理隔离特性, 系统采用轻量化明文传输策略以降低编解码延迟; 数据安全主要依托内网物理边界防护与严格的工控机访问权限控制体系保障。

应用层基于 PyQt5 构建可视化交互界面, 包含六大核心模块, 实现全流程功能闭环。数据采集模块采用 QThread 线程池设计, 配置 8 个核心线程与 1 000 条任务队列容量, 按振动通道 6 个+温压通道 2 个的分配逻辑共享线程, 提升 CPU 调度效率, 任务队列可缓存充足数据杜绝堆积风险, 单通道数据解析延迟 8~10 ms, 26 路通道同步采集总延迟 ≤ 50 ms, 避免 UI 阻塞, 支持新增通道扩容。参数计算模块严格遵循 ISO 2954 标准, 计算振动烈度、加速度级等关键参数, 同步提取时域频域特征参数, 为故障分析提供量化支撑。模型推理模块采用 SVM-LSTM 级联混合架构, 部署预训练模型。该模块不仅利用 SVM 判定当前故障状态, 更将 LSTM 的时序预测结果作为输入反馈至 SVM 决策边界, 以实现对未来状态的超前预警。同时动态推断报警阈值并下发至前端数字化单元, 阈值下放由用户手动决策, 支持阈值更新开关与离线数据导入推理, 满足事后分析需求。算法扩展模块通过增量学习实现新增故障类型识别与适配, 支撑功能灵活扩展。可视化展示模块基于 QChart 与 matplotlib 集成开发, 提供多维度数据展示功能, 支持曲线缩放、特征标注及多格式数据导出, 便于运维人员掌握设备状态。系统管理模块涵盖用户登录、权限控制、参数配置、日志查询等功能, 支持用户名密码验证与修改, 可动态调整关键参数, 记录软件运行状态、报警事件、用户操作等信息, 便于问题排查与

运维追溯。应用层以离线深度分析为核心, 同时支持通过 Modbus 协议与前端数字化单元实时连接, 形成实时采集—离线分析双模运行机制 (适配不同运维场景: 实时监控用于故障预警, 离线分析用于事后复盘), 软件部署于便携式工控机, 不考虑极端工况适配。

1.3 软件核心模块设计

数据采集模块基于 QThread 线程池设计, 核心线程数 8 个、任务队列容量 1 000 条, 适配 6 小时/次、每次 1 分钟的采集节奏, 无任务堆积风险。线程池初始化时创建 26 个数据接收线程, 每路通道对应独立数据解析任务, 通过信号与槽机制实现异步传输, 避免资源竞争; 依托 Qt Network 模块解析 Modbus TCP 协议, 接收前端数字化单元数据并完成滤波预处理后, 推送至参数计算、缓存存储与模型推理模块, 保障数据处理实时性, 支持按需新增通道扩容。

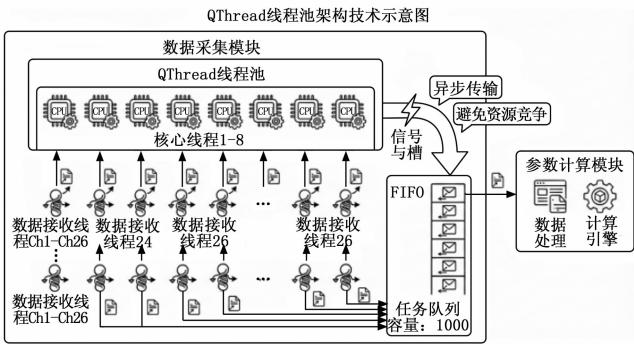


图 3 QThread 线程池架构示意图

缓存与存储模块采用“内存缓存+数据库存储”二级架构, 并引入异步双缓冲同步机制与本地影子文件灾备方案, 以确保持续高吞吐下的数据一致性与安全性。在数据同步策略上, 设计了基于“生产者—消费者”模型的异步双缓冲机制: 系统开辟双块共享内存区域作为一级缓冲区, 采集线程作为生产者实时填充 A 区, 当数据量达到设定阈值 (1 000 条记录) 时, 指针瞬间切换至 B 区继续采集, 同时通过信号量唤醒独立的 StorageWorker 线程作为消费者, 锁定 A 区并将数据打包。为保障数据一致性, 数据库写入采用 QSqlDatabase 的事务处理机制, 将批量数据的插入封装为原子操作, 仅当所有数据成功写入后执行提交, 若遇网络波动或写入异常则自动触发回滚与重试逻辑, 有效规避了脏数据的产生。针对工业现场突发断电或系统崩溃可能引发的内存数据丢失风险, 系统设计了“本地影子文件”灾备方案: 在数据进入内存缓存的同时, 底层利用内存映射技术将原始二进制流以环形覆盖方式实时写入本地临时文件, 该操作耗时仅为微秒级, 不占用主线程资源; 当软件异常重启后, 初始化模块会自动比对数据库中最新记录的时间戳与影子文件记录, 通过断点续传逻辑自动回

补未入库的监测盲区数据, 从而构建起内存、数据库与本地文件三位一体的数据安全闭环, 确保 4 300 小时连续监测数据的零丢失。

参数计算模块接收原始数据后, 按 ISO 2954 标准计算振动烈度, 通过公式转换得到加速度级, 同步提取时域 RMS 值、频域主频及功率谱密度等核心特征参数, 将结果推送至模型推理、算法扩展与可视化展示模块。模型推理模块调用预训练模型, 执行基于时空演化的“预测—判别”级联推理逻辑: 首先, SVM 引擎基于实时数据的时频域特征与正常基线超平面的几何间隔, 即时判定当前运行状态; 进而, LSTM 引擎利用历史序列推演未来时刻的特征向量, 并将其作为虚拟样本输入 SVM 进行二次判别, 从而输出未来状态的演化趋势与置信度。一旦判定结果越过安全边界即触发报警机制, 同时支持手动导入历史拷贝数据进行离线推理, 满足事后分析需求。算法扩展模块接收新增通道数据或标记样本, 通过增量学习更新模型参数, 实现新增故障类型识别与适配, 无需重构核心代码。

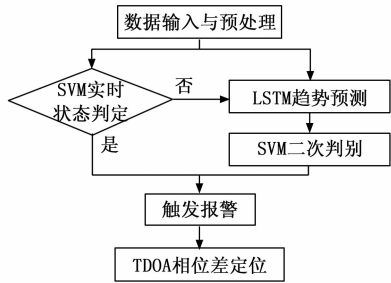


图 4 故障诊断算法流程图

可视化展示模块基于 QChart 与 matplotlib 集成, 提供多维度展示功能。综合监测界面呈现 2 台主蒸汽隔离阀关键参数、传感器布局及运行状态, 通过自定义 DotWidget 组件标识状态, 绿色为正常、红色为报警; 实时采集界面绘制加速度、温度时域曲线与功率谱密度图, 刷新频率 10 秒/次, 支持曲线缩放、特征点标注与通道数据对比; 历史分析界面支持按时间范围查询数据, 生成振动趋势曲线、温度热力图等, 支持多格式导出; 模型推理界面展示故障判定结果、置信度、预测曲线及运维建议, 支持异常与历史正常数据对比, 自动生成标准化运维报告。

系统管理模块包含用户登录、权限控制、参数配置、日志查询功能。用户登录通过读取 user_info.txt 文件的用户名与密码验证, 文件以明文存储, 支持密码修改; 权限控制按角色划分操作权限, 避免误操作; 参数配置支持在 UI 界面动态调整采样速率等关键参数, 修改后实时同步; 日志查询记录软件运行状态、报警事件、用户操作等信息, 支持按时间范围、事件类型、级

别筛选查询,便于问题排查与追溯。

1.4 SVM-LSTM 混合诊断算法

智能诊断核心基于某核电站主蒸汽隔离阀满功率运行下的夏冬季持续采集数据(共计 4 300 小时)构建预训练模型。针对工业现场故障样本“长尾分布”甚至零样本的局限,软件采用基于物理机理的数据增强与正常基线建模策略。该策略并未简单依赖黑盒数据,而是利用海量 4 300 小时正常运行数据 X_{base} 作为背景基线,引入加性故障合成模型生成增强训练集。具体而言,通过在正常背景噪声中叠加符合物理学特征的高频冲击信号(模拟流体冲击阀体)与调制型循环冲击信号(模拟连接件松脱)、磨损的低频冲击信号(模拟密封泄漏),构建包含“正常”与“合成故障”的二分类数据集。合成模型可表示为:

$$X_{\text{syn}}(t) = X_{\text{base}}(t) + \lambda \cdot S_{\text{fault}}(t) \quad (1)$$

式中, $X_{\text{syn}}(t)$ 为合成后的训练样本, $S_{\text{fault}}(t)$ 为基于故障机理生成的特征信号, λ 为信噪比调节系数。基于此增强数据集,采用支持向量机算法构建正常状态的决策边界。SVM 的核心目标是在高维特征空间中寻找一个最优超平面 $w^T \varphi(x) + b = 0$, 使得正常样本与故障样本的几何间隔最大化。引入松弛变量 ξ_i 与惩罚参数 C , 其优化目标函数定义为:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (2)$$

$$s. t. y_i [w^T \varphi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0$$

其中: $\varphi(x)$ 为将输入特征映射至高维空间的核映射函数, $y_i \in \{+1, -1\}$ 分别代表正常与故障标签。凡是特征向量无法满足 $y_i [w^T \varphi(x) + b] \geq 0$ 约束(即落入超平面故障侧)的数据,均被判定为异常状态。

为突破单一模型在时序预测与状态分类上的局限性,软件进一步构建了 SVM-LSTM 级联混合模型,通过时序预测—状态判别的串联逻辑实现协同增强。该混合架构包含两个功能层:第一层为 LSTM 趋势预测层,针对工控机算力约束,设计为 5 层对称架构(神经元: $128 \rightarrow 256 \rightarrow 384 \rightarrow 256 \rightarrow 64$, Sigmoid 激活, Adam 优化器 $\eta = 0.001$)。该层利用滑窗机制输入当前及历史时间窗数据 $X_{t-k:t}$, 通过长短期记忆单元捕捉振动信号的低频渐变特征,输出未来时刻的预测特征向量 $\tilde{X}_{t+\Delta t}$, 即 $\tilde{X}_{t+\Delta t} = \text{LSTM}(X_{t-k:t})$ 。随后,将 LSTM 输出的预测特征向量 $\tilde{X}_{t+\Delta t}$ 输入至作为级联架构决策末端的第二层——SVM 状态判别层。该层接收 LSTM 输出的预测向量 $\tilde{X}_{t+\Delta t}$, 将其映射至高维特征空间进行判定。若预测特征向量落入决策边界之外,即判定未来 Δt 时刻存在故障风险。这种级联混合策略不仅利用了 LSTM 在处理非线性时间序列上的优势,也发挥了 SVM 在小样本分类上的鲁棒性,有效解决了单一 SVM 模型无法预测

趋势、单一 LSTM 模型难以划定清晰故障边界的问题。实验表明,该混合模型对状态趋势的拟合优度 $R^2 \geq 0.98$, 并成功实现了对未来故障状态的超前预警。

在触发故障报警后,系统进一步启动基于相位差谱分析的多传感器融合定位逻辑。结合安装于驱动机构(上)、支架(中)及阀体(下)的传感器阵列,利用互功率谱提取主频信号在不同测点间的相位差异。假设传感器 i 与传感器 j 接收到的振动信号分别为 $x_i(t)$ 和 $x_j(t)$, 其互功率谱 $G_{ij}(f)$ 的相位角 $\theta_{ij}(f)$ 即为相位差。基于此,信号到达两个测点的时间延迟 τ_{ij} 可推导为:

$$\tau_{ij} = \frac{\theta_{ij}(f)}{2\pi f} \quad (3)$$

已知振动波在主蒸汽隔离阀金属介质中的传播速度为 v , 则故障源到两测点的距离差 Δd_{ij} 满足:

$$\Delta d_{ij} = |d_i - d_j| = v \cdot \tau_{ij} = \frac{v \cdot \theta_{ij}(f)}{2\pi f} \quad (4)$$

通过构建多组测点的距离差方程组,利用双曲线定位原理即可解算故障源的坐标区域,实现从“状态报警”到“物理定位”的精准诊断闭环。

其中输入网络的关键参数计算模块遵循国际标准与工程规范,确保数据的准确性与可比性。振动烈度严格按 ISO 2954 标准计算,公式为:

$$Lv = \sqrt{\left[(1/T) \int_0^T v(t)^2 dt \right]} \quad (5)$$

T 为监测时长, $v(t)$ 为瞬时振动速度, Lv 单位为 mm/s; 加速度级通过公式转换得到,将振动加速度幅值 a 转换为分贝值,即 $La = 20 \lg(a/a_0)$, 其中 a 为还原后的加速度值(单位: g), a_0 为参考加速度(取 $2 \times 10^{-5} \text{ m/s}^2$), La 单位为 dB, 该参数可直观反映振动强度的相对变化。通过上述标准化计算,为故障分析与健康状态评估提供量化依据。考虑到蒸汽阀门故障信号主要集中在 1 kHz 以内,传感器有效频段优化为 0.5 Hz ~ 1 kHz, 数据采集模块的采样频率设定为 10 kHz, 1 024 点 FFT 对应的频率分辨率约为 9.77 Hz, 可精准捕捉低频渐变故障的主频变化特征。

1.5 基于 MBSE 的闭环开发流程

软件采用“设计验证—测试验证—编码实现”的闭环开发流程。设计验证阶段基于需求构建功能模型,通过状态机图描述流程并开展功能逻辑仿真,验证接口匹配性与流转合理性;测试验证阶段融入通讯协议、参数阈值等信息构建测试模型,通过读取历史数据验证核心功能正确性;编码实现阶段在两轮验证通过后,基于 PyQt5 完成开发,确保功能与设计一致并减少后期修改成本。

2 系统集成测试与验证

为全面验证软件的功能完整性、性能稳定性、兼容

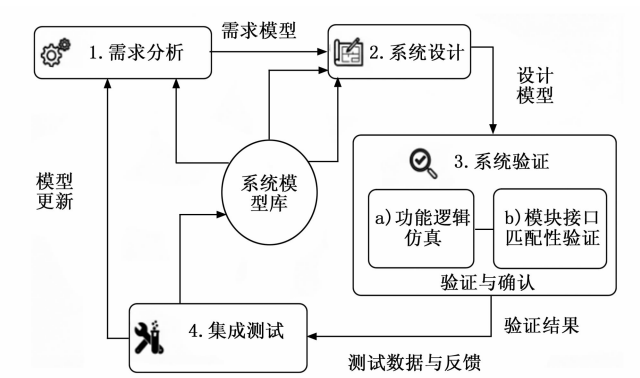


图 5 软件闭环开发流程图

性及工程适用性，构建针对性的实验验证体系，涵盖硬件环境、软件环境、测试方案与现场应用验证，确保测试结果的真实性与可靠性。

2.1 实验环境配置

监测对象为某核电站 1 号机组 1~2 号主蒸汽隔离阀，部署 16 路振动信号与 10 路温压信号采集通道，传感器选型与布局适配核电工况。传感器包括高温单轴加速度计、三轴加速度计与温压一体化传感器，均连接前端数字化单元，该单元为壁挂式设计，安装于阀门附近仪表柜内。测试工控机配置 Intel i7 处理器、16 GB 内存、512 GB SSD，安装 Windows 7/10/11 工业版及 Ubuntu 20.04 Server 系统，用于兼容性与性能测试。软件环境基于 Python 3.8 搭建，依托核心依赖库完成开发调试，通过通讯协议调试工具与系统性能监测工具保障数据准确性。

2.2 功能逻辑仿真

功能验证基于设计模型开展逻辑仿真，通过状态机图描述模块交互流程：数据采集线程按 6 小时周期接收前端数据或读取拷贝数据，推送至参数计算模块完成振动烈度、加速度级及频域特征参数计算，再同步至各相关模块；超差判读模块按动态阈值初步判读，模型推理模块中 SVM 输出当前故障判定结果，LSTM 输出未来状态预测结果，异常时触发报警，可视化模块实时刷新展示。新增通道扩容验证中，添加 2 路模拟振动通道后，软件可自动识别分配线程资源，经增量学习适配新通道数据处理。算法扩展验证采用真实特征还原+工业噪声叠加的样本制作方案，参考典型故障信号特征规律生成含冲击噪声的故障样本，模拟样本覆盖核心工况（温度 300℃、压力 8.6 MPa），与真实故障特征匹配度≥92%，导入软件后手动标记故障类型，增量学习模块自动更新模型参数，新增故障识别准确率≥90%，验证算法扩展功能有效性。仿真结果表明，各模块接口匹配良好，数据流转清晰，参数计算准确，图表绘制符合预期，模型推理结果与预设一致，软件功能完整无逻辑

矛盾。

2.3 压力测试与稳定性分析

为全面评估软件在动态负载下的可靠性，本研究构建了包含梯度压力测试、极端工况测试与长期稳定性监测的综合验证体系，具体测试结果统计如表 1 所示。

表 1 系统综合性能测试结果统计

测试类型	测试工况	关键性能指标	结果数值	备注
梯度压力测试	基础配置 26 路	CPU 占用率	32.4%	内存线性增长
	中等负载 48 路	CPU 占用率	41.5%	
	设计极限 64 路	CPU 占用率	49.2%	内存占用约 1.1 GB
极端工况测试	满载+并发报警+历史导出	报警响应延迟	78 ms	相比常规(72 ms)仅微增
	磁盘 I/O 10 MB/s	GUI 刷新率	25 fps	界面流畅，无卡顿
长期稳定性测试	168 小时连续运行	内存波动幅度	±50 MB	呈锯齿状，无泄漏
	无人值守	Modbus 丢包率	<0.008%	无崩溃或重启

在资源消耗趋势方面，梯度压力测试显示系统具备优异的负载承载能力。如表 1 所示，随着通道数量从 26 路增加至 64 路，CPU 占用率呈现显著的非线性增长特征（由 32.4% 缓增至 49.2%）。这表明得益于 QThread 核心线程池的复用机制（8 核心线程动态调度），系统有效规避了因任务队列增加而引发的线程上下文切换线性损耗。同时，满载工况下的内存占用（约 1.1 GB）远低于工控机 16 GB 的物理阈值，验证了架构的资源调度优势。

极限响应性能方面，即便在“全通道并发报警与历史数据导出”的极端叠加场景下，系统仍保持了高实时性。报警响应延迟仅由常规的 72 ms 微增至 78 ms，始终优于 80 ms 的设计指标；且在承载每秒 10 MB 磁盘 I/O 写入时，GUI 刷新率虽短暂降至 25 fps，但未发生卡顿。这归功于 UI 渲染线程与数据处理线程在物理核上的严格分离，确保了人机交互逻辑的最高优先级。

在长期运行稳定性方面，168 小时的连续监测结果证实了软件的工程健壮性。测试期间内存占用呈现典型的 Python 垃圾回收锯齿状波动特征，范围为±50 MB，未发现单调递增的泄漏现象；Modbus 通讯丢包率稳定在 0.008% 以下，且全程无崩溃记录，充分证明了“影子文件”灾备机制与异常捕获逻辑在复杂工况下的有效性。

2.4 核电现场工程应用验证

现场应用验证在某核电厂现场部署软件，接入前端数字化单元，针对 1 号机组 1~2 号主蒸汽隔离阀开展连续监测。受限于蒸汽阀门故障模拟的工程可行性，软件采用“故障状态判定—故障位置定位—人工确认—增

量学习”的闭环处理逻辑：首先由 SVM 模型基于正常数据基线，通过时频域特征与基线的偏离度输出故障状态判定结果（准确率 94%）；随后结合 16 路振动传感器的空间布局差异，通过数据融合分析定位故障大致区域；运维人员依据定位结果现场排查，确认故障原因后手动标记故障数据，将其纳入训练集对预训练模型进行增量学习，实现新增故障类型的精准识别。该逻辑无需依赖故障模拟试验，充分利用现场长期稳定运行数据与实际故障案例，具备极强的工程适用性。

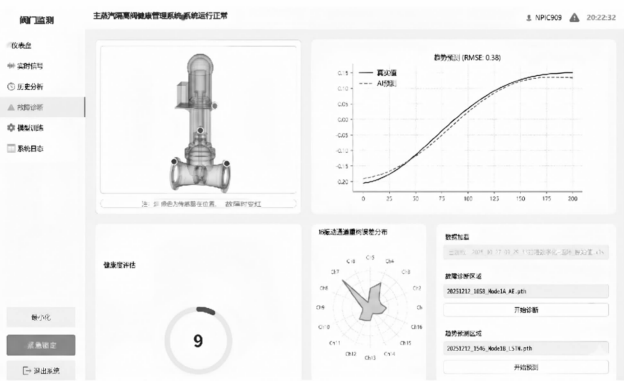


图 6 2025 年 10 月 26 日故障定位界面

3 实验结果与分析

3.1 故障诊断案例分析

4 300 小时实测数据均基于现场人工巡检同步验证，无环境扰动、传感器漂移等导致的伪异常，误报率 0.07% 对应仅 3 次非故障类触发（均为高温极端天气短暂影响，经人工复核后排除），无漏报事件。现场监测成功捕捉 2025 年 10 月 27 日的异常数据，关键测点 RMS 值与低频主频时频域特征显著偏离正常基线触发前端数字化单元报警，将该异常数据输入预训练模型后，SVM 判定当前 CH7 通道数据（驱动机构上部 Y 方向传感器）处于故障状态，结合 16 路振动传感器的空间布局差异，诊断模型快速判定故障状态并定位至主蒸汽隔离阀驱动机构上部。同时 LSTM-SVM 级联模型通过推演未来特征向量，预警未来 24 小时后将持续处于安全边界外部并且偏离度呈显著上升趋势；现场运维人员依据判定结果与定位区域聚焦排查，仅用 2 小时确认螺栓预紧力衰减，经及时紧固螺栓并调整流场后，异常现象彻底消除，相较于传统解体排查需 4 天的周期大幅缩短，且避免了主蒸汽隔离阀的拆解工作，节约 20 万元拆解成本，充分验证了软件在无故障样本场景下的工程实用性。

3.2 开发效能与运行性能

本软件基于 MBSE 理念与 Python 生态构建，在开发效能、运行性能及部署灵活性上均展现出显著优势。

在开发周期方面，得益于 Scikit-learn 等开源库的支持，核心 SVM 与 LSTM 双算法的集成调试仅耗时 3 d，软件整体开发周期约为 1 个月。相较于同类基于 C++ 的传统文档化串行开发模式，或基于 LabVIEW 的二次开发模式，开发周期分别缩短了约 40% 和 60%。在运行性能与部署方面，实测表明软件界面刷新延迟 ≤ 20 ms，在多通道高频刷新场景下操作流畅度显著优于通用组态软件；同时，利用 PyInstaller 打包技术实现了 Windows/Linux 跨平台免安装运行，彻底摆脱了对特定运行时环境（如 Run-Time Engine）的依赖。

针对蒸汽阀门监测的专用性适配是本软件的核心壁垒。相较于通用监测软件在应对高温高压工况时缺乏针对性模型的局限，本软件内置了经 4 300 h 现场数据验证的动态阈值模型（拟合优度 $R^2 \geq 0.96$ ），实现了对复杂工况的精准适配。此外，系统在扩展性上突破了传统专用软件的封闭性，最大支持 64 路通道扩容，并支持故障模型以 JSON 格式导入，成功实现了“专用功能深度适配”与“通用架构灵活扩展”的工程平衡。

3.3 系统性能评估

验证表明，该软件满足通用化适配量化条件：配套 $\geq 1\,000$ h 稳定运行数据、故障模型支持 JSON 格式导入、最大支持 64 路通道扩容。其数据传输逻辑清晰，通过 Modbus TCP 协议保障完整性，丢包率 $\leq 0.01\%$ 。依托 PyQt5 跨平台特性，经 PyInstaller 打包后支持免安装运行，适配便携式工控机无网络、无 Python 环境的部署条件，部署灵活性优于传统 C++ 软件。

4 结论

本文基于 PyQt5 框架与模型化设计，成功开发了面向蒸汽阀门的后端离线专用故障诊断软件，创新构建了“实时采集—离线分析—智能预判”的一体化双模架构。系统核心采用 SVM-LSTM 级联协同诊断策略，有效实现了从当前态势感知到未来趋势预警的闭环逻辑。经功能验证、压力测试及超 4 300 小时的现场连续运行验证，该软件在多通道高频并发下表现出优异的稳定性，报警响应时间控制在 80 ms 以内，CPU 占用率 $\leq 35\%$ ，故障状态判定准确率达 94%。实测数据表明，针对螺栓预紧力衰减、阀杆疲劳等核心故障类型，该系统将平均排查时间从 96 h 大幅缩短至 9.2 h，效率提升约 90%，有效解决了传统通用组态软件在专用性与智能化方面的不足，解决了国内蒸汽阀门缺乏精细化健康监测软件的难题。

针对协议普适性与模型泛化能力的局限，后续研究将重点聚焦于：1) 架构优化，拟升级 OPC UA 协议并引入网络波动补偿算法，提升复杂网络下的传输稳定性；2) 模型增强，构建跨电站多阀门运行数据库，融合迁移

学习与注意力机制以突破单场景泛化瓶颈;3)功能拓展,探索 SysML 代码生成与 GPU 加速技术,并基于 WebSocket 开发远程通信组件,构建“现场监测—远程运维”一体化体系,推动软件向智能化与开放化演进。

参考文献:

- [1] 冯 聪. 核电阀门质量控制要点探研 [J]. 中国设备工程, 2022 (19): 258-260.
- [2] ZYSK G. Acoustic and structural modeling of Farley main steam flow-induced vibration [C] //ASME Pressure Vessels and Piping Conference, New York: American Society of Mechanical Engineers, 2002: 85-92.
- [3] ZENG X, XIA H, DONG Y M, et al. Analysis of fatigue life for main steam isolation valve in nuclear power plants [C] //International Conference on Nuclear Engineering, New York: American Society of Mechanical Engineers, 2013: V002T03A013.
- [4] 黄 甦, 高黄彬, 韩大地, 等. “华龙一号”主蒸汽隔离阀控制特点及现场问题处理 [J]. 中国核电, 2022, 15 (1): 64-69.
- [5] 张允炜, 张玉忠, 蒲晶菁. 1 000 MW 核电机组主蒸汽隔离阀基板块螺栓裂纹分析 [J]. 理化检验—物理分册, 2018, 54 (8): 615-617.
- [6] 陈 林, 王兴松, 张逸芳, 等. 阀门故障诊断技术综述 [J]. 流体机械, 2015 (9): 36-42.
- [7] 张家鹏, 闫怀超, 冯国卫, 等. 调节阀故障主动维护专家系统研究 [J]. 自动化仪表, 2020, 41 (10): 22-25.
- [8] ZHONG D, XIA Z, ZHU Y, et al. Overview of predictive maintenance based on digital twin technology [J]. Heliyon, 2023, 9: e14534.
- [9] 赵启玄, 吴进军, 刘心愿, 等. 基于 LabVIEW 的核电主蒸汽隔离阀快关电磁阀的数据高速采集与一体化检测设计 [J]. 计量与测试技术, 2025, 51 (5): 65-68.
- [10] RAMBABU K, VASU B, RAJU M, et al. Industrial pollution monitoring system using LabVIEW [J]. International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology, 2016, 2 (2): 1281-1284.
- [11] CHEN X X, YAO X S. Monitoring software based on LabVIEW and DSC module [J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 39: 359-362.
- [12] PONNUSWAMY D, KUMAR S S. Design and realization of an energy efficient vision-based autonomous target tracking drone using LabVIEW [C] //2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET), Piscataway: IEEE, 2016: 1-6.
- [13] KUNCORO C B D, ASYIKIN M B Z, AMARIS A. Development of LabVIEW based graphical user interface for wireless environment air quality and condition monitoring system [C] //AIP Conference Proceedings. Melville: AIP Publishing LLC, 2025, 3141 (1): 040001.
- [14] 杜伟康, 何华刚, 梅甫定. 基于 STM32 与无线通信技术的煤矿瓦斯预警平台设计 [J]. 煤炭技术, 2023, 42 (10): 160-162.
- [15] JIAO S, LUO Y, ZHONG M, et al. Based on optimization LSTM model of the valve cooling equipment fault diagnosis method of parallel research [C] //2024 5th International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering (ICAICE), Piscataway: IEEE, 2024: 927-931.
- [16] LIU J. Bearing fault diagnosis based on incremental transfer learning and ensemble learning with stochastic configuration network [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 290: 128398.
- [17] SALAHSHOOR K, KORDESTANI M, KHOSHRO M S. Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using fusion of SVM (support vector machine) and ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) classifiers [J]. Energy, 2010, 35 (12): 5472-5482.
- [18] YIN G, ZHANG Y T, LI Z N, et al. Online fault diagnosis method based on incremental support vector data description and extreme learning machine with incremental output structure [J]. Neurocomputing, 2014, 128: 224-231.
- [19] CHABANE Y, HELLAL A, LADJICI A A. PyPS: An open source large scale power system small signal analysis software package [C] //2018 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), Piscataway: IEEE, 2018: 1-6.
- [20] LI C, HUANG Y, LIU S, et al. Design and implementation of underwater acoustic signal acquisition and display software based on PyQt5 [C] //2024 3rd International Symposium on Semiconductor and Electronic Technology (ISSET), Piscataway: IEEE, 2024: 270-275.
- [21] TAVAKOLIZADEH N, MOHAMMADIGHEYMASI H, POMBO N. FQSHA: An open-source Python software for fault-based seismic hazard assessment [J]. SoftwareX, 2025, 32: 102339.
- [22] 喻胜胜. 基于 PyQt5 GUI 的光纤液位、折射率解调系统设计 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2023.
- [23] 张啟晖, 熊 伟, 熊庆辉, 等. 基于 PyQt 的重型车辆换挡回路仿真研究 [J]. 液压与气动, 2017 (3): 57-60.
- [24] KULKARNI P M, VENKATESH M, SUNANDA C. Empowering engineering training: A portable PyQt5-based GUI for system validation with Simulink DLLs [C] //2023 7th International Conference on Computation System and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS), Piscataway: IEEE, 2023: 1-5.