

基于 MV/PV 的阀门流量特性训练 与内漏在线监测

王 珠, 李惠欣, 肖枝敏

(中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102200)

摘要: 针对阀门内漏数据具有较强的隐蔽性, 传统检测手段常难以奏效的问题, 提出了一种基于数据驱动的阀门内漏故障诊断方法; 采用数据驱动技术, 通过多项式拟合历史阀门开度与相对流量数据, 构建阀门实际工作流量特性曲线模型, 并结合专家知识量化阀门内漏程度; 提出了基于 MV/PV 数据的非侵入式内漏诊断方法, 并开发了相关应用软件; 实际应用于某炼化厂连续重整装置, 实现了阀门内漏的实时监测与分级报警。

关键词: 阀门内漏识别; 数据驱动; 故障诊断; 在线监控; 多项式拟合

Flow Characteristic Training and Internal Leakage Online Monitoring of Valves Based on MV/PV

WANG Zhu, LI Huixin, XIAO Zhimin

(School of Artificial Intelligence, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102200, China)

Abstract: The internal leakage data of valves has strong concealment characteristics, making it difficult for traditional detection means to be effective. For this issue, a data-driven valve internal leakage fault diagnosis method is proposed. The data-driven technology and polynomial fitting historical valve opening and relative flow data are used to construct a valve actual operating flow characteristic curve model, which combines expert knowledge to quantify the degree of valve internal leakage. A non-intrusive internal leakage diagnosis method based on manipulate variable (MV) and process variable (PV) data is proposed, which develops related application software. Through practical application in a continuous reforming unit of a certain refining plant, it achieves real-time monitoring and graded alarm for the internal leakage of valves.

Keywords: valve internal leakage identification; data-driven; fault diagnosis; online monitoring; polynomial fitting

0 引言

在科技持续进步以及工业过程控制不断演进的大背景下, 电力、石油、化工等诸多行业的生产模式正逐步朝着智能化、信息化与可视化方向迈进^[1]。对于这些行业而言, 确保生产过程的平稳与安全是重中之重。而控制阀作为工业过程控制中极为关键的执行机构, 在其中发挥着不可或缺的作用, 是保障生产顺利进行的关键环节。当下工业阀门种类多、数量大, 常规定期检查维护易造成人力物力浪费。

阀门属流体管路控制装置, 通过控制介质流通调节流向、流量与压力, 保障管路及设备正常运行, 在化工、炼化系统广泛应用^[2]。运行时, 上游原料中的结焦

块及腐蚀性成分, 会划伤或侵蚀阀芯表面, 致使阀门渗漏, 故障率高、影响大。若密封存在缺陷或装置遭受损坏, 导致流体发生泄漏, 不仅会造成资源的浪费, 还会使经济效益下降^[3]。故而, 快速准确地识别阀门内部泄漏问题, 精确测量泄漏速率并采取修复措施, 可以显著减少资源浪费、节约维护开支(例如避免对无泄漏的高价值阀门进行不必要的检修), 同时有效提升生产安全性^[4]。

阀门内部泄漏现象通常难以察觉, 诊断过程较为复杂。目前常用的检测手段包括基于温度变化、压力波动以及声学信号的分析方法, 这些技术通过监测特定参数的变化来判断泄漏是否发生^[5]。然而, 这些常规检测手段往往需要借助额外设备, 并且要介入炼化装置, 这不

收稿日期:2024-12-19; 修回日期:2025-02-19。

作者简介:王 珠(1989-),男,博士,副教授。

引用格式:王 珠,李惠欣,肖枝敏.基于 MV/PV 的阀门流量特性训练与内漏在线监测[J].计算机测量与控制,2026,34(2):16-22.

仅可能损害现有系统的稳定性,还会导致企业运营费用上升。分布式控制系统(DCS)在工业过程控制中被广泛采用,能够实时采集并保存海量生产数据,这些数据中包含了丰富的设备运行状态信息。近年来,利用DCS数据进行控制阀故障诊断及预测性维护的研究,逐渐成为学术界和工业界关注的焦点^[6]。在相关研究方面,文献[7]针对液压系统中难以获取故障标签数据的难题,提出一种基于多传感器信息融合的半监督学习方法,用于液压方向阀的故障诊断。文献[8]提出一种基于信息熵和支持向量机(SVM)的压缩机阀门故障诊断方法,在压缩机气阀故障诊断实践中展现出良好性能。文献[9]通过分析声发射信号波形并模拟阀门运动,以此判断阀门故障类型,在诊断阀片颤振和延迟关闭故障方面优势突出,可有效弥补声发射信号的不足。文献[10]提出一种基于神经网络算法的智能阀门定位器故障诊断方法,借助神经网络的非线性映射与学习能力,从复杂数据中精准提取故障特征。文献[11]通过模糊建模,利用仿真平台训练数据,提出一种基于T-S模糊模型的气动阀故障诊断方法,该方法能够有效检测和诊断部分故障,但在面对差异不明显的故障时,诊断存在一定局限性。

MV(Manipulate Variable)和PV(Process Variable)作为反映阀门运行状态的基础数据,蕴含着海量信息。由于在工作过程中管道粗糙内部等的影响,根据阀门结构得到的阀门流量特性曲线模型不准确。因此可利用MV/PV数据来训练阀门流量特性模型,提前预判阀门流量走向;同时,深度挖掘数据内在规律,搭建内漏监测机制,有望实现阀门内漏的在线、精准察觉。这既能规避因阀门故障导致的生产停滞、物料泄漏等严重后果,也契合智能化工厂高效、无人值守运维的趋势。

因此,基于MV/PV数据驱动的阀门内漏诊断方法可以大大提升实际工业应用的实用性。该方法利用MV,PV数据辨识拟合得到阀门的流量特性曲线方程;利用专家知识确定内漏的比例系数对内漏程度进行划分。基于上述方法开发的应用软件,在某炼化厂大型重整装置的应用证实了方法的可行性与有效性,为阀门内漏诊断提供了简便有效新途径。

1 系统结构及原理

1.1 阀门流量特性曲线

在化工流程中常根据不同的用途选用不同结构的阀门。常用阀门根据结构分类分为闸阀、截止阀、球阀、蝶阀、隔膜阀、止回阀、安全阀和节流阀等^[12]。

阀门的结构特性描述了阀芯运动位置与流体流通面积之间的数学关联,这一关系主要由阀芯的几何参数

(如形状和尺寸)决定^[13]。

调节阀的流量特性反映了阀门工作过程中,介质通过量与阀门开度之间的关系,其数学表达式如下:

$$\frac{Q}{Q_{\max}} = f \frac{L}{L_{\max}} \quad (1)$$

式中, Q 为调节阀在特定开度下的介质流量, Q_{\max} 为调节阀处于全开状态时的最大流量, L 为调节阀某一开度的位移量, L_{\max} 为调节阀全开时的最大位移量^[14]。

调节阀流量特性可分为理想流量特性与实际流量特性。理想流量特性是指在阀门进出口压差恒定的条件下,阀门所表现出的流量与开度之间的关系。根据其特性曲线的不同,理想流量特性可进一步分为线性、等百分比、抛物线及快开等类型。对于线性特性阀门,其流量与开度之间呈线性关系,即单位开度变化引起的流量变化为恒定值,如公式(2)所示:

$$q = kx \quad (2)$$

其中: q 为相对流量, x 为相对开度, k 为常数。

等百分比特性阀门则表现为单位开度变化引起的流量变化率与当前流量成正比,如公式(3)所示:

$$dq = kqdx \quad (3)$$

其中: dq 为流量变化量, q 为相对流量, dx 为开度变化量, k 为比例系数。

抛物线特性阀门的流量变化与当前流量的平方根成正比,如公式(4)所示:

$$dq = k\sqrt{q}dx \quad (4)$$

其中: dq 为流量变化量, q 为相对流量, dx 为开度变化量, k 为比例系数。

快开特性阀门的特点是在开度较小时流量迅速增加,随后趋于饱和^[15],如公式(5)所示:

$$dq = \frac{kdx}{q} \quad (5)$$

其中: dq 为流量变化量, q 为相对流量, dx 为开度变化量, k 为比例系数。

理想的流量特性曲线如图1所示。但在实际工作中,阀门管道串联或并联会使阀门理想的流量特性曲线畸变^[16]。下面从模型机理方面分析阀门内漏时阀门相对开度和相对流量的变化特征。

当阀门密封面出现磨损、划痕、变形等破坏了阀门的密封效果时,密封面逐渐变得粗糙不平;或密封材料老化,失去弹性。由式(6)达西-威斯巴赫方程可知,上述因素增大了流体通过阀门的摩擦系数。这将导致压差减小,进而使流量减小:

$$\Delta P = f \frac{L}{D} \frac{\rho v^2}{2} \quad (6)$$

其中: ΔP 是压力降, f 是摩擦系数, L 管道长度, D 管道直径。

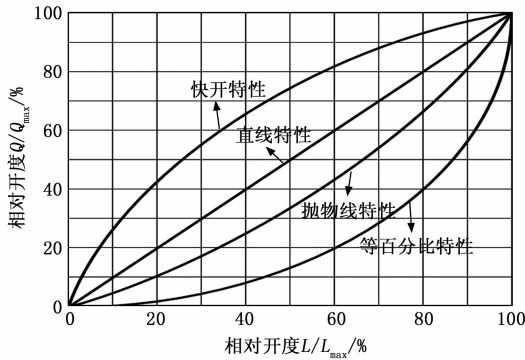


图 1 阀门理想流量特性曲线

同时，过度磨损导致的微小间隙会使通过该通道的流体的流速增加，根据伯努利方程，流速增加会导致压力降低，造成流量的进一步降低。且由于流速高和阀门结构的复杂性，流体的流动状态很容易从层流转变为湍流，湍流会导致流体压力和速度的波动。压力差是驱动流体流动的动力，在阀门内漏的情况下，下游压力上升，压力差减小，根据式 (7) 所示哈根-泊肃叶定律可知，在管道半径 R 、流体动力粘度 μ 和管道长度 L 不变的情况下，流量会随着压力差 ΔP 的减小而降低^[17]：

$$Q = \frac{\pi R^4 \Delta P}{8 \mu L} \quad (7)$$

其中： Q 为流量， R 为管道半径， μ 为流体动力粘度， ΔP 为压降， L 为管道长度。

1.2 多项式拟合

通过数学模型近似描述一组数据点的过程称为数据拟合。其旨在找到最能反映数据趋势的曲线或函数，核心是选择合适模型并调整参数，使模型预测值与实际数据点的误差最小化。数据拟合最常用的近似标准是最小二乘法。所谓最小二乘法是设 $f(x)$ 为原函数， $\varphi(x)$ 为近似函数， $[x_i, f(x_i)] (i=0, 1, \dots, n)$ 为数据点，要求选择 $\varphi(x)$ ，使 $\sqrt{\sum_{i=0}^n [f(x_i) - \varphi(x_i)]^2}$ 为最小。当 $\varphi(x)$ 选择为多项式时，称为多项式拟合^[18]。大多数文献都给出了其解法^[19-20]，此处不赘述，解答后的多项式函数如式 (8)：

$$f(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \dots + a_1 x + a_0 \quad (8)$$

其中： n 为非负整数， $a_n, a_{n-1}, \dots, a_1, a_0$ 为常数，且 $a_0 \neq 0$ 。

2 方案设计

鉴于炼化工艺对流量稳定性、精准度的严苛要求，阀门流量特性曲线大多契合理想流量特性曲线，或是呈现与之相近的变形状态。究其缘由，得益于炼化系统相对稳定的运行工况以及阀门标准化的选型设计，使得阀门开度与测量值间存在规律性关联，进而可用多项式巧妙近似。

整体的实施方案科学地拆分为离线训练、在线诊断两大部分。在离线训练阶段，充分挖掘海量历史数据，精心调校多项式模型参数，夯实模型精度基础；在线诊断环节，则实时接入运行数据，即实时监测阀门工况，高效捕捉内漏等异常。

2.1 离线训练

离线训练共分为取数、数据处理和多项式拟合共 3 大块，5 个步骤，如图 2 所示。

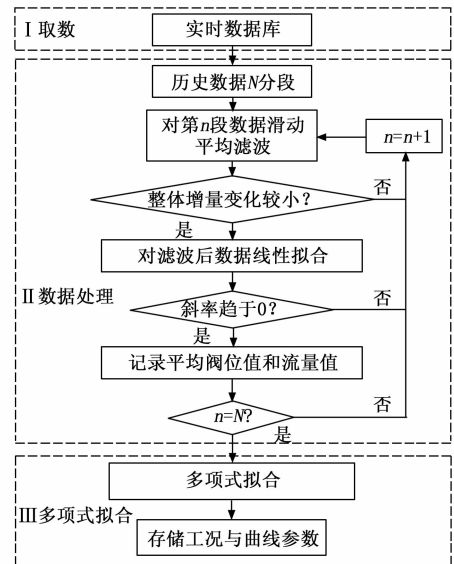


图 2 离线训练流程图

1) 取数、数据预处理。从实时数据库中提取历史数据，开展初步的数据剖析工作。重点关注数据中存在的缺失值与异常值问题，通过插值、删除等方法确保用于训练的数据均为真实、合理的数据，为后续的训练工作奠定坚实基础。根据工况情况将其分成 n 段。

2) 稳态判断。由于在控制回路中 PID 的作用，阀门的开度一直在变化。为了保证数据是静态数据，排除噪声干扰，对每 30 个 MV 历史数据进行滑动平均滤波，滤波后若大部分相邻数据点增量变化小于阈值，且整体一阶多项式拟合后斜率趋近于零，则判断该段为稳态，取其中值，对应的 PV 取中值；否则，该段数据舍弃不用。

3) 人工筛选离群点。由于工业现场复杂多变，突发的设备短暂故障、瞬间的工艺异常调整都可能致使传感器采集到偏离正常范围的数据。这些离群点若不剔除，则会严重干扰后续多项式拟合阀门流量特性曲线的精准度，使拟合曲线大幅偏离真实的阀门流量关系。因此，首先将经过稳态判断筛选出的稳态数据，以可视化的形式呈现，绘制 MV/PV 的散点图，观察散点图特征。离群点往往会偏离整体数据集聚区域。将初步判断的疑似离群点与工厂设备运行日志、工艺参数变

动记录等资料结合, 确认疑似离群点的真实性后予以剔除。

4) 多项式拟合阀门流量特性曲线。采用多项式对筛后的稳态中值阀位值 MV 和中值流量值 PV 拟合, 当误差在一定允许范围内时, 当前多项式参数即为该型号阀门的多项式拟合曲线参数。注意此时需要先选定多项式拟合阶数, 且由于阀门工作时相对开度并不总是从 $0 \sim 100\%$, 强求阀门相对开度 $0 \sim 100\%$ 全程对应的拟合曲线难度大且无意义, 因此只需要拟合曲线与实际数据点拟合效果佳即可。

5) 存储工况与曲线参数。将当前的工况和多项式拟合得到的所有参数都记录在 excel 中, 作为在线训练阶段的参数使用。同时, 由于工业生产现场原料品质波动、设备老化等原因, 阀门流量特性曲线产生动态偏移, 但其仍然在正常范围内波动。因此, 将阀门在最不利工况组合下的流量特性表现, 即最低曲线作为判定基准曲线, 可以降低误报率。

2.2 在线诊断

在线训练共分为取数、数据处理和诊断报警 3 大块, 5 个步骤, 如图 3 所示。

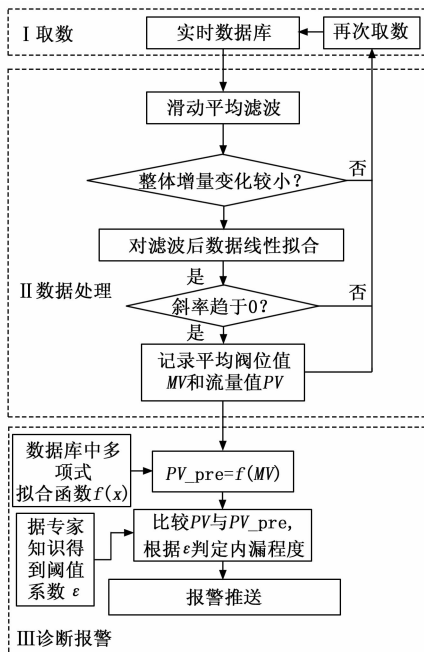


图 3 在线诊断流程图

1) 取数。从实时数据库中取出当前时刻前 30 分钟的 MV , PV 数据, 采样频率为 60 s。

2) 稳态判断。对这 30 个 MV 历史数据先进行滑动平均滤波, 滤波后若大部分相邻数据点增量变化小于阈值, 且整体一阶多项式拟合后斜率趋近于零, 则判断该段为稳态, 取其中值, 对应的 PV 取中值 PV_{mid} ; 否则, 该段数据舍弃不用。

3) 取判定参数。取出离线训练阶段得到的参数表中的最后一行多项式参数, 得到最低的多项式曲线作为判断曲线。

4) 在线诊断。将当前中值阀位值 MV_{mid} 代入判断多项式得到预测的流量值 PV_{pre} 。由于阀门内漏是一个衰变过程, 为了直观地看到故障的严重程度, 根据专家知识对故障进行评定等级。国家标准 GB/T 13927 和化工行业标准 HG/T 20570 明确了阀门在化工装置中的泄露率要求, 国际标准 API 598 规定了不同泄露等级的允许泄漏量。将上述标准综合实际化工过程中的阀门运行记录表与一线工人当班日志可知: 当 PV 值低于正常值时, 此时系统压力略下降, 可能还在阀门设计的允许泄露率内, 也有可能发生了轻微内漏, 需要定期监测防止内漏加剧; 当 PV 值低于正常值的 80% 时, 阀门介质泄露, 系统压力损失明显, 需要维修; 当 PV 值低于正常值的 60% 时, 可能导致大量介质泄漏, 引发重大安全事故, 需立即维修。

基于上述分析, 可以将故障的评定规则设置为表 1。同时, 为了便于工业软件使用在线算法诊断结果, 将不同故障评级用模式代码表示, 如表 1 所示。

表 1 阀门内漏故障评级规则

阈值	故障评级	模式
$PV_{mid} > PV_{pre}$	正常运行	0
$PV_{pre} > PV_{mid} \geq 0.8PV_{pre}$	可能内漏	1
$0.8PV_{pre} > PV_{mid} \geq 0.6PV_{pre}$	一般内漏	2
$0.6PV_{pre} > PV_{mid}$	严重内漏	3

5) 根据诊断结果的等级进行报警推送。若阀门的诊断结果为可能内漏、一般内漏、严重内漏, 其对应的模式代码和阀门相关信息将会被推送至工程师进行报警提醒。

3 应用软件开发

在过程控制中, 阀门的故障势必会导致控制系统的不稳定, 控制回路的控制效果变差, 相关工艺参数发生故障。基于工业互联网平台开发的工业异常实时监管系统软件应用架构如图 4 所示。

该软件将阀门内漏诊断与关键控制回路及工艺参数故障预警结合, 通过 OPC 采集 DCS 中的工业数据并存入实时数据库内, 上位机服务器从局域网中获得实时工业数据后便于软件终端使用, 实现对关键控制回路的阀门的实时内漏诊断。目前该软件已在某大型炼化厂连续重整装置中应用。

软件将在线诊断算法放入事件函数中, 并针对整个事件函数做定期调度, 即定期对所有阀门进行在线内漏诊断。具体流程如下: 软件采用数据接口从工业数据大

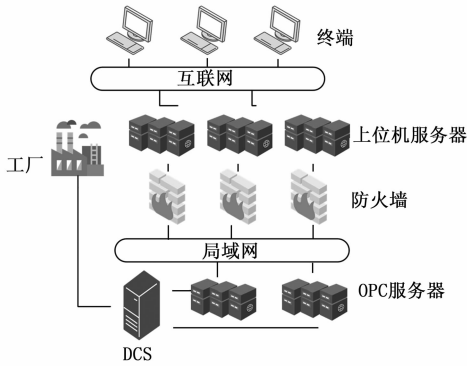


图 4 软件应用架构

平台取数，调用在线诊断算法进行诊断，算法将诊断结果（故障评级模式、非零内漏信息）返回给软件，软件在前端显示并将报警信息推送给阀门工程师和一线操作人员。

在预警模型管理模块，可以选择阀门内漏报警模块并在该模块内选择进行内漏诊断的阀门名称及其相关的输入、输出变量，并与装置上实际的阀门回路绑定，便于后续从实时数据库中取数，如图 5 所示。

预警模型管理					
模板名称: 阀门内漏报警					
#	变量名	参数类型	变量描述	绑定参数	相关位号
1	ValveName	输入	阀门名称	321_FIC10403	
2	ValveDescription	输入	阀门描述	321催化D-506除氧水入~	
3	MvTag	输入	MV位号	WIP21NODE321_FIC10	
4	PvTag	输入	PV位号	WIP21NODE321_FIC10	
5	ReturnValve	输出			配置事件

图 5 软件阀门参数绑定界面

获取数据后，即可设置阀门内漏诊断的运行周期，为了平衡实时性与稳定性，通常设置实验周期设置为 60 s，即软件每 60 s 从实时数据库中取出阀门最新的 MV、PV 数据并调度在线诊断算法。同样可以通过新增模型让多个阀门一起进行内漏诊断，如图 6 所示。

#	名称	描述	类型	调度计划	操作
1	电机轴瓦温度监控		文件夹		编辑 删除
2	控制系统状态监控		文件夹		编辑 删除
3	321_FIC10403 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
4	321_FIC10503 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
5	321_FIC20103 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
6	321_FIC20104 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
7	321_FIC20109 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
8	321_FIC20110 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
9	321_FIC50202 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置
10	321_PDIC2702 阀门内漏		模型	60秒周期定时器	编辑 删除 配置

图 6 软件周期设置界面

当阀门名称、相关参数及位号、调度周期确定好后，即可点击“启停用”执行内漏诊断程序，每次的诊断结果都会保存在故障日志中便于工作人员查看，界面如图 7 所示。

点击单个阀门名称即可进入该阀门界面查看每分钟的诊断结果，在该界面可以查看诊断结果的组织结构、时间、等级等具体信息。如图 8 所示，当前诊断结果为 361_PDIC2702 发生了严重内漏。随后，软件自动将发

#	名称	描述	类型	运行状态	调度计划	操作
1	321_FIC10403 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
2	321_FIC10503 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
3	321_FIC20103 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
4	321_FIC20104 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
5	321_FIC20109 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
6	321_FIC20110 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
7	321_FIC50202 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
8	321_PDIC2702 阀门内漏		事件模型	运行	60秒周期定时器	总停用 故障日志
9	电机轴瓦温度监控		文件夹	启用		总停用 故障日志
10	控制系统状态监控		文件夹	启用		总停用 故障日志

图 7 软件运行界面

生阀门内漏的阀门位号、内漏程度、内漏发生时间形成故障日志，并将故障日志发送给本岗位工程师和其他关联岗位工程师。

#	组织机构	事件名称	开始时间	结束时间	事件级别	事件状态	本岗位	其他岗位	操作
1	- 电气仪表中心	321_PDIC2702 阀门内漏	2024/11/5 10:56	2024/11/5 10:57	已关闭				山
		阀门描述			报警信息				山
		321_PDIC2702			发生严重内漏				山
2	- 电气仪表中心	321_PDIC2703 阀门内漏	2024/11/5 10:06	2024/11/5 10:07	已关闭				山
		阀门描述			报警信息				山
		321_PDIC2702			发生严重内漏				山
3	+ 电气仪表中心	321_PDIC2704 阀门内漏	2024/11/3 1:28	2024/11/3 1:29	已关闭				山
4	+ 电气仪表中心	321_PDIC2705 阀门内漏	2024/11/2 9:27	2024/11/2 9:29	已关闭				山
5	+ 电气仪表中心	321_PDIC2706 阀门内漏	2024/11/2 9:16	2024/11/2 9:19	已关闭				山
6	+ 电气仪表中心	321_PDIC2707 阀门内漏	2024/11/2 9:09	2024/11/2 9:11	已关闭				山
7	+ 电气仪表中心	321_PDIC2708 阀门内漏	2024/11/2 8:55	2024/11/2 8:56	已关闭				山
8	+ 电气仪表中心	321_PDIC2709 阀门内漏	2024/11/2 7:55	2024/11/2 7:57	已关闭				山
9	+ 电气仪表中心	321_PDIC2710 阀门内漏	2024/11/2 6:15	2024/11/2 6:16	已关闭				山

图 8 软件阀门内漏诊断结果界面

4 实验结果与分析

本次实验的目的主要验证本文所提方法的工程实用性，验证所开发的工业软件诊断的有效性。本小节采用的阀门 MV、PV 数据采集自某炼化厂连续重整装置控制回路上 361_PDIC2702 阀门，采集频率为 1 s。采集时刻均为图 8 所示的时刻。

4.1 阀门离线训练

首先，对采集的阀门 MV、PV 数据进行离线训练。

1) 根据工况记录，将取得的 8 个月历史数据按照时间顺序分成 4 段，每一段数据时间跨度 2 个月。

2) 考虑到滑动平均滤波过程中窗口过小（如 2）平滑效果有限，窗口过大（如 5）导致信息细节丢失且滞后，在经验和实验测试下取滑动平均滤波的窗口为 3；考虑到实际过程中 90 s 的数据长度既能反映阀门短期波动，又能捕捉长期趋势，取滤波后的每 30 个点进行线性拟合；一次拟合后一次项系数可反映数据的变化趋势，小于 0.01 时表明数据变化非常缓慢，可视为接近稳态，此处取阈值为 0.01。取静态数据的 MV 中值 MV_{mid} 及对应区段的 PV 中值 PV_{mid} 。

3) 人工筛选离群点。由于阀门工作流量特性曲线由理想流量特性曲线畸变而来，将 MV、PV 数据值绘制散点图，如图 9 所示。

由图 9 (a) 和 (b) 可知，离散点明显不具有任一阀门流量特性曲线特征或趋势，且在相对开度 100% 时存在多个数值差异大的相对流量，因此，第 1~4 月的

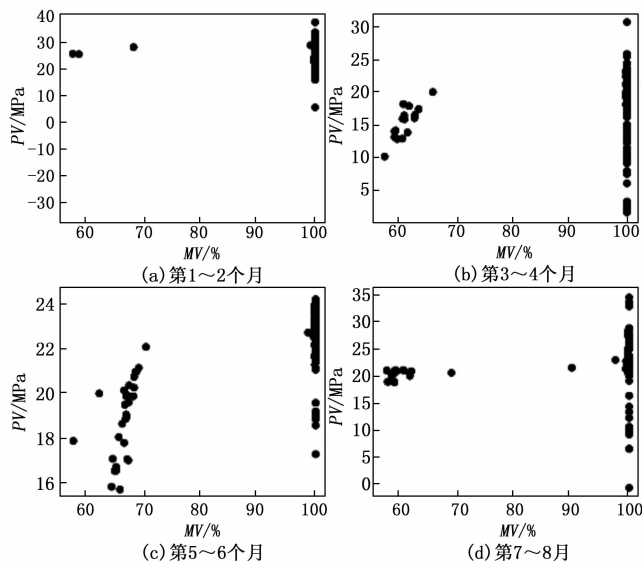


图 9 361_PDIC2702 稳态中值点

历史数据不具有拟合价值, 不再参与后续离线训练。由图 9 (c) 和 (d) 可知, 当相对开度为 100% 时, 相对流量的数值差距大, 应作为异常数据剔除。为了确保离群点和异常值均被剔除, 需重复对 MV、PV 绘图和观察特征并用多项式进行拟合, 剔除明显异常数据后的 MV、PV 进行多项式拟合如图 10 所示。

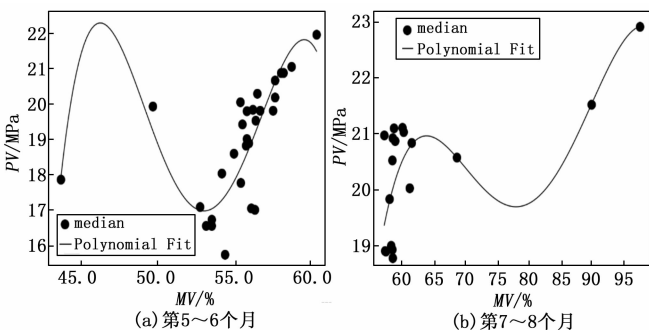


图 10 361_PDIC2702 筛选 1 次后中值点

观察可知, 图 10 (a) 中 (43, 18)、(50, 20) 的数据点明显偏离点群, 将此点剔除。由图 10 (b) 可知, 虽然整体不符合理想流量特性曲线, 但当前数据点可以分为 2 个近一次函数区域, 因此无明显离群点。

4) 对人工筛选后 MV_{mid} 、 PV_{mid} 进行多项式拟合。经过多次实验拟合, 取多项式阶数为 4, 得到的多项式拟合曲线与中值点如图 11 所示。

5) 拟合的多项式函数形式如式 (8) 所示, 对应系数如表 2 所示, 将拟合后的系数存入数据库。将拟合得到的 2 条曲线绘制在同一图中, 如图 12 所示, 此刻可以观察到第 7~8 月代表的多项式曲线低于第 5~6 月代表的多项式曲线, 这也符合客观规律。在实际工况中该阀门还处于正常运行状态, 因此将最低曲线对应的多项

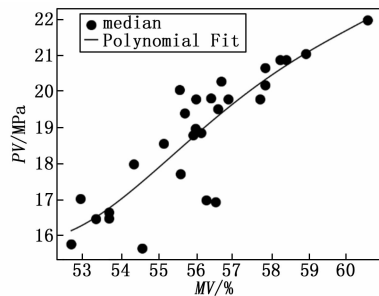


图 11 人工筛选后 361_PDIC2702 第 5~6 月中值点与多项式拟合曲线

式函数作为该回路的判定函数, 即第 7~8 月拟合多项式。同时, 根据表 1 所示专家知识得来的阈值系数划分该阀门内漏程度。

表 2 多项式拟合系数

时间	a_4	a_3	a_2	a_1	a_0
第 5~6 月	0.002	-0.364	31.540	-1 210.517	17 390.579
第 7~8 月	0.001	0.016	-1.867	94.784	-1 758.220

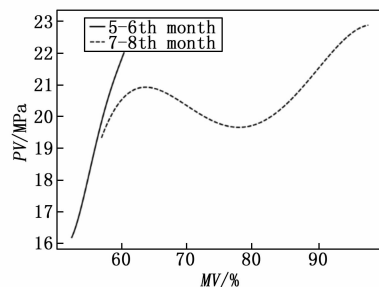


图 12 361_PDIC2702 多项式拟合曲线

4.2 阀门在线训练

从 DCS 中导出图 8 中 361_PDIC2702 诊断时刻前 30 s 的阀门开度与流量数据, 采样时间为 1 s。取滑动滤波窗口长度为 3, 滤波后的一次拟合曲线斜率接近 0, 均为静态数据。取得的 MV 中值 MV_{mid} 和 PV 中值 PV_{mid} 见表 3。

将 MV_{mid} 代入 361_PDIC2702 的判定函数系数可得 PV_{pre} 。从表 3 可知, 组数 1、2 所示时刻的阀门 PV_{mid} 小于 $0.6 PV_{pre}$, 表明此时阀门已经发生了严重内漏。此诊断结果与软件诊断结果一致。表明该软件可以准确地诊断出阀门内漏故障情况。

5 结束语

本文提出了一种基于 MV/PV 的多项式拟合的方法, 用于在现有大量工业数据的情况下, 采用非侵入式技术对阀门进行内漏诊断, 并开发了软件用于阀门内漏在线监测。利用某炼化厂连续重整装置提供的真实阀门数据进一步验证了本文提出方法的有效性。但本文所提

表 3 阀门内漏故障软件诊断结果

组数	时刻	MV_{mid}	PV_{mid}	PV_{pre}	软件诊断结果
1	2024-11-05T10:56	96.7	11.783	23.566 459 33	严重内漏
2	2024-11-05T10:06	96.4	13.214	23.596 356 41	严重内漏
3	2024-11-03T01:28	95.0	25.011	23.578 474 94	正常
4	2024-11-02T09:27	93.3	24.901	23.270 176 03	正常
5	2024-11-02T09:16	93.4	34.176	23.295 433 93	正常
6	2024-11-02T09:09	92.2	22.964	22.944 933 42	正常
7	2024-11-02T08:55	91.0	23.123	22.509 996 71	正常
8	2024-11-02T07:55	90.7	22.394	22.391 391 43	正常
9	2024-11-02T06:15	90.6	25.033	22.351 144 7	正常

方法的泛化能力和适用范围有待进一步确定。未来作者将收集更多实际现场数据,利用 MV/PV 数据对软测量方案进行高效训练,并结合专家知识给出更多有效、准确的阈值。

参考文献:

- [1] 韩 斐, 宋笔锋, 喻天翔, 等. 阀门可靠性技术研究现状和展望 [J]. 机床与液压, 2008, 36 (9): 138 - 144.
- [2] 李延龙. 相控阵技术在电厂小径管检测中的应用 [J]. 科学技术创新, 2020 (32): 6 - 8.
- [3] 安德春. 石油化工装置阀门泄漏应对策略分析 [J]. 石化技术, 2022, 29 (1): 83 - 84.
- [4] 朱沈宾, 李振林, 王西明, 等. 阀门内漏识别及内漏速率量化技术研究 [J]. 振动与冲击, 2022, 41 (4): 167 - 175.
- [5] 刘 恒, 翟永军, 马燕铭. 电厂高温主蒸汽管在线超声导波检测方法 [J]. 中国特种设备安全, 2020, 36 (5): 39 - 42.
- [6] KARNOUSKOS S, COLOMBO A W. Architecting the next generation of service-based SCADA/DCS system of systems [C] // IECON 2011-37th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IEEE, 2011: 359 - 364.
- [7] ZHONG Q, XU E, SHI Y, et al. Fault diagnosis of the hydraulic valve using a novel semi-supervised learning method based on multi-sensor information fusion [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 189: 110093.
- [8] CUI H, ZHANG L, KANG R, et al. Research on fault diagnosis for reciprocating compressor valve using information entropy and SVM method [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2009, 22 (6): 864 - 867.
- [9] WANG Y, XUE C, JIA X, et al. Fault diagnosis of reciprocating compressor valve with the method integrating acoustic emission signal and simulated valve motion [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56: 197 - 212.
- [10] 马春山, 薛秦豫. 基于神经网络算法的 FISHER 智能阀门定位器故障诊断系统 [J]. 自动化应用, 2024, 65 (22): 97 - 99.
- [11] TANG M, LI X. Fault detection and diagnosis of pneumatic control valve based on fuzzy method [C] // 2021 China Automation Congress (CAC). IEEE, 2021: 1386 - 1391.
- [12] 安争邦, 王 伟. 仪表阀门在煤化工的应用及维护 [J]. 化工管理, 2022 (23): 127 - 129.
- [13] 胡毅钧. 阀门故障检测技术及其研究进展 [J]. 阀门, 2021 (5): 282 - 286.
- [14] 中国电子技术标准化研究院, 中国计算机用户协会数据中心分会. 中国数据中心发展蓝皮书 (2018) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.
- [15] 相海军. 工业过程控制调节阀的动态特性研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2006.
- [16] 厉玉鸣. 化工仪表及控制 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2019.
- [17] 聂建栋. 船用阀门流场数值模拟及水动力噪声特性研究 [J]. 舰船科学技术, 2024, 46 (18): 65 - 69.
- [18] BODONYI A, CSOBA I, KUNKLI R. Real-time ray transfer for lens flare rendering using sparse polynomials [J]. The Visual Computer, 2025, 41 (5): 3645 - 3662.
- [19] 王能超. 数值分析简明教程 (第二版) [M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
- [20] RICHARD L, BURDEN J, DOUGLAS F. Numerical analysis [M]. Beijing: Higher Education Press & Thomson Learning, Inc., 2001.
- [21] 王志杰, 陈厚涛, 唐桢淇. 基于运行数据的汽轮机阀门流量特性参数优化 [J]. 广东电力, 2019, 32 (3): 32 - 36.