

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413572

数字孪生驱动的换热器结垢监测与厚度量化研究*

张凤丽^{1,2}, 李 伟^{1,2}, 田 琨³, 王金江^{1,2}

(1. 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院 北京 102249; 2. 国家市场监督管理总局重点实验室(油气生产装备质量检测与健康诊断) 北京 102249; 3. 中国石油集团安全环保技术研究院有限公司 北京 102206)

摘 要:现有管式换热器结垢监测过度依赖历史运行工况,在波动与变工况下,现有工况与历史工况监测数据偏差大,难以准确感知结垢厚度,容易出现误报、漏报的问题。故开展了数字孪生驱动的管式换热器结垢监测与厚度量化研究。首先,构建高精度高保真的管式换热器有限元仿真模型,通过几何建模、非结构化四面体网格划分及合理仿真假设,获取运行过程中全部节点的物理信息数据。其次,利用本征正交分解(POD)提取关键低维模态,结合径向基函数(RBF)插值增强参数泛化能力,提出基于数据驱动的 POD-RBF 降阶方法;建立自适应采样布局优化方法,减少计算量的同时保证精度,生成多组训练数据,构建可实时预测运行状态的数字孪生模型,并通过卡尔曼滤波动态校正模型误差,提升实时预测精度。最后,基于传热系数公式推导结垢判断及厚度量化模型,通过对比实体与孪生体的总传热系数、进出口温度等参数判断结垢,利用污垢热阻与厚度的关联公式实现量化。试验验证采用透明壳体换热器,以饱和硫酸钙溶液为冷流体,通过监测进出口压力、流量、温度参数,测得健康工况下数字孪生体与实际运行误差在 1% 以内,结垢工况下结垢监测率为 100%,结垢厚度感知误差为 5%~25%,实现了变工况下的结垢监测与厚度量化。

关键词: 数字孪生; 结垢监测; 故障量化; 变工况

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.15

Digital twin-driven fouling monitoring and thickness quantification study for heat exchangers

Zhang Fengli^{1,2}, Li Wei^{1,2}, Tian Kun³, Wang Jinjiang^{1,2}

(1. College of Mechanical and Transportation Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China;
2. Key Laboratory of Oil and Gas Production Equipment Quality Inspection and Health Diagnosis, State Administration for Market Regulation, Beijing 102249, China; 3. CNPC Research Institute of Safety & Environment Technology, Beijing 102206, China)

Abstract: Existing fouling monitoring of tubular heat exchangers relies heavily on historical operating conditions. Under fluctuating and variable operating states, significant deviations arise between the current and historical monitoring data, making it difficult to accurately capture fouling thickness and leading to false or missed alarms. This paper presents a study on digital twin-driven fouling monitoring and thickness quantification for tubular heat exchangers. First, a high-precision and high-fidelity finite element simulation model of the heat exchanger is developed. Through geometric modeling, unstructured tetrahedral meshing, and appropriate simulation assumptions, physical data from all nodes during operation are obtained. Second, key low-dimensional modes are extracted using proper orthogonal decomposition (POD), and parameter generalization is enhanced with radial basis function (RBF) interpolation. On this basis, a data-driven POD-RBF model order reduction method is proposed. An adaptive sampling layout optimization approach is also introduced to reduce computational costs while maintaining accuracy, enabling the generation of multiple training datasets and the construction of a digital twin model capable of real-time state prediction. Model errors are dynamically corrected via Kalman filtering to further improve prediction accuracy. Finally, a fouling detection and thickness quantification model is derived from the heat transfer coefficient formula. Fouling is identified by comparing overall heat transfer coefficient, inlet/outlet temperatures, and other parameters between the physical

收稿日期: 2024-12-06 Received Date: 2024-12-06

* 基金项目: 国家自然科学基金重点项目(52234007)、中国石油天然气集团有限公司科技项目(2023DJ6508)资助

system and its twin. Thickness quantification is then achieved using the correlation between fouling thermal resistance and thickness. For experimental validation, a transparent-shell heat exchanger was used with saturated calcium sulfate solution as the cold fluid. By monitoring inlet/outlet pressures, flow rates, and temperatures, results show that under healthy conditions, the error between the digital twin and actual operation is within 1%. Under fouling conditions, the fouling detection rate reaches 100%, and the thickness sensing error ranges from 5% ~ 25%, thus realizing reliable fouling monitoring and thickness quantification under variable operating conditions.

Keywords: digital twin; fouling monitoring; fault quantification; variable operating conditions

0 引 言

换热器是现代工业过程的关键组件之一,广泛应用于石油化工、能源生产、食品加工等多个领域^[1],其效率直接影响整个系统的能效和操作成本。然而,在日常运行中,换热器经常面临结垢等多种故障,不仅会降低热交换效率,还会增加能源消耗与维护费用^[2]。因此,监测和量化换热器的结垢状态对于保障其高效运行至关重要。

结垢过程是垢层沉积和分解的复杂动态过程,其形成受多种因素影响,包括设备中热流体与冷流体之间的温差、流速以及污垢的浓度。结垢物质主要附着于换热器的壁面,形成一层具有较低导热能力的隔热层,对热传递效率具有显著影响^[3]。例如换热管的材料铜的热导率为 $358 \text{ J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$,而污垢层通常热导率在 $1 \text{ J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ 以下,因此,结垢深刻影响着换热能力,当结垢层形成后,即便是在相同的温差条件下,所需对抗的导热阻力也会增大,导致热侧的出口温度升高、冷侧的出口温度下降,从而降低整体的热交换效率^[4]。然而,结垢层隐藏在换热管内部,由于结垢通常发生在换热器内部传热表面或管道中,直接测量需侵入设备或破坏运行状态,技术上难以实现连续监测,且污垢层厚度往往很小,因此换热器进出口压力、流量变化微小,很难通过监测压力、流量变化来判断是否结垢。

目前常用的换热器结垢诊断方法可分为传热性能间接法、物理成像法和数据驱动法。Romanowicz 等^[5]提出基于非稳态能量守恒方程的 U 值迭代算法,通过引入滑梯时间窗口消除瞬态工况干扰,对污垢进行在线监测;Muenthong 等^[6]采用 32 通道相控阵超声系统,通过声阻抗谱反演实现 0.1 mm 级污垢层厚度的三维重构,精度达 $\pm 5 \text{ }\mu\text{m}$;Geddert 等^[7]开发了分布式光纤传感网络,同步监测表面温度场(0.1°C 分辨率)、应变($1 \text{ }\mu\text{e}$ 精度)及折射率变化,成功识别生物膜与结晶污垢的界面演化过程。陈军翰^[8]利用改进稀疏分解方式用在换热器结垢故障超声信号的处理来计算污垢厚度;张晗筱等^[9]利用换热器的历史运行工况数据构建了卷积神经网络与长短期记忆网络结合的模型,并进行污垢因子估算,最终实现了换热器的污垢判别和厚度估算;Sarkar 等^[10]提出基于偏微分

方程(partial differential equation, PDE)的超分辨率框架,突破传统计算流体动力学(computational fluid dynamics, CFD)粗网格精度局限。研究通过重定义物理约束,直接生成细网格流场和温度场预测结果,显著降低实时监测所需算力,为结垢动态建模提供新工具。

总体来看,管式换热器故障诊断技术目前已逐渐摆脱了早期单纯依靠物理模型或简单统计分析的局限,逐步向着多种信号处理技术、机器学习方法以及数字化仿真手段融合的综合诊断模式转变,呈现出明显的实时化、自适应和智能化的发展趋势。传统的管式换热器故障诊断方法主要通过分析历史数据对换热器运行状态进行监测和故障诊断,因此在与历史工况相差较大的复杂工况下容易出现漏报、误报的问题,难以满足工业需求。在这一背景下,本研究提出了一种基于数字孪生技术的换热器结垢监测和结垢量化研究。通过集成 CFD 模拟、本征正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)以及径向基函数(radial basis function, RBF)网络,实现管式换热器在数字空间的物理映射,能够在复杂工况下进行结垢感知与厚度量化。

1 基于数字孪生的变工况下结垢感知方法

基于数字孪生的变工况下结垢感知方法,主要是应用有限元仿真软件进行换热器数值模拟,并结合 POD-RBF 的降阶方法完成换热器结构感知数字孪生体的构建。首先通过有限元仿真对换热器物理实体进行几何建模、网格划分、前处理、仿真及后处理,得到换热器的有限元模型。由于有限元模型网格数量多、计算时间长,无法对物理实体实时映射,因此采用基于物理数据的自适应采样方法对多组仿真结果进行采样,随后使用基于本征正交分解的径向基降阶算法进行模型降阶,得到数字孪生降阶体^[11]。对孪生体输入与换热器实体相同的入口工况,根据孪生体出口工况与换热器实体出口工况进行分析,确定是否发生结垢,再利用污垢热阻公式得出污垢厚度。

1.1 仿真模型建立

有限元仿真是对物理实体抽象、简化以及描述的过程。在数字空间内模拟物理实体现实运行规律。换热器

的有限元仿真可分为3部分:几何建模、网格与仿真处理。

1) 几何建模:几何模型是物理实体在数字空间的映射,因此几何建模需要与物理实体尽可能的保持一致,使用三维设计软件建立换热器模型,同时对螺栓、倒角等不影响仿真结果的部分进行简化。

2) 网格划分与前处理:由于非结构化网格具有较好的自适应性,因此对换热器三维模型采用非结构化四面体网格。并在流体与固体的交接壁面处添加合理的边界层^[12]。

3) 仿真假设:综合研究目的和仿真精度,对有限元仿真做的假设为:

(1) 流体密度、运动黏度等参数恒定。这使得流体的流动特性不再需要随着温度或压力变化而动态调整,适合研究目的是温度场或热流场的换热器仿真,用来简化流体仿真的计算。

(2) 流体不可压缩。在小型换热器中,流体的速度较低,系统的压力变化不显著,流体不可压缩假设可保证模拟结果的有效性,减少对流体密度变化的复杂计算。

(3) 流动为定常;空气的黏性耗散和质量力不予考虑;外壳换热采用无壁厚处理。

1.2 模型降阶技术

在进行高保真数值模拟的过程中,生成的数据通常非常庞大,计算时间较长,无法满足对换热器实时进行状态监测、故障诊断的要求。为了有效地利用这些复杂数据,同时实现快速模拟和预测,采用数据驱动型模型降阶技术来实现换热器的数字孪生体的快速响应。

模型降阶 (data-driven model order reduction, DDMOR) 是一类不完全依赖于明确物理方程,而以大量实验或数值模拟数据为基础,通过统计分析或数学处理构建低维代理模型的方法。其核心思路在于:首先通过模态分析方法,从海量数据中提取能够表征系统核心动态特性的低维模态空间;然后利用这些低维模态空间重构原始高维系统的响应;最后通过代理模型实现系统参数与响应之间的快速映射与预测,通过对有限元仿真的多组工况进行模型降阶,即可得到换热器的数字孪生体。

POD 是一种源于矢量数据统计分析的方法,可以从复杂数据集中提取最有代表性的特征,广泛应用于数据降维、流场分析等领域,是一种常用的模型降阶方法^[13]。在 CFD 仿真中,POD 可以识别出描述流体动力和热传递过程中主要变量变化的模式。首先计算数据集的协方差矩阵,然后找到该矩阵的特征值和特征向量^[14]。每一个特征向量代表一个“模式”,而相应的特征值表示该模式在数据集中的能量或重要性。通过选择最大的几个特征值对应的特征向量,POD 方法能够用少量的模态近似原始数据集,从而显著降低问题的维度,同时保留关键的物

理信息^[15]。

RBF 网络是一种用于多变量插值的神经网络,其特点是隐藏层的激活函数是径向基函数^[16]。在降阶模型中,RBF 网络常用于模拟 POD 模态系数随参数变化的非线性关系。简而言之,RBF 网络能够根据输入参数(例如流速、温度等)预测每个 POD 模态的系数,这些系数再与之前提取的 POD 模式相结合,以重建整个流场或温度场的近似解。这种方法的优点是其强大的非线性拟合能力可以捕捉复杂的参数依赖性,使得模型即使在参数变化较大的情况下也能保持较高的预测精度^[16]。将 POD 和 RBF 结合,形成 POD-RBF 模型,不仅能够处理大规模的 CFD 数据,而且能够提供快速的预测功能。

采样技术能在保证模型精度的同时,减少构建模型的时间,因此是模型降阶中必不可少的一环。对于采样方法而言,相比于一次性采样会导致在降阶模型学习底层过程的特殊非线性行为时缺乏灵活性,自适应采样根据代理模型和当前迭代中的设计点的信息,在下次迭代中生成新的采样点,具有适应目标函数的属性^[17]。自适应采样的迭代过程可表示为:

首先通过均匀采样生成初始样本集:

$$S_K = \{x_1, x_2, \dots, x_k\} \quad (1)$$

对于换热器的全部数据集为 $[u^1, \dots, u^i, \dots, u^n]$,其中, u^i 为第 i 仿真样本集。

$$u^i = \begin{bmatrix} [x_1, p_1^i] \\ [x_2, p_2^i] \\ \vdots \\ [x_m, p_m^i] \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: x_m 为第 m 个样本的空间信息; p_m^i 为第 i 个样本集中第 m 个样本的物理信息。为迅速从数据集提取物理信息特征,引入数据变化率 $\Delta\theta$,即:

$$\Delta\theta = \Delta p_m = p_m - p_{m-1} \quad (3)$$

本征正交分解的具体实施过程包括:

对自适应采样得到的快照矩阵 U 进行奇异值分解,分解可得^[18]:

$$U = \Phi \cdot \Lambda \cdot V^T \quad (4)$$

其中, $\Phi_{N \times N}$ 为左奇异矩阵; $\Lambda_{N \times M}$ 为奇异值矩阵; $V_{N \times M}$ 为右奇异矩阵。

通过截断 POD 基进行重构的系统可降低复杂度,任意快照 u 可以近似为:

$$u = \bar{\Phi} \cdot \alpha \quad (5)$$

其中, $\bar{\Phi}$ 为使用前 k 阶奇异向量的 POD 基; α 代表与快照 u 相关的系统响应向量在基向量上的组合系数。

使用的径向基插值函数为 inverse multiquadric 函数,即:

$$f(r) = (r^2 + \varepsilon^2)^{-\frac{1}{2}} \quad (6)$$

其中, r 为单独定义的平滑系数, ε 越增大, 函数变化越平缓。

1.3 数字孪生模型更新技术

由于 POD 截断误差、径向基函数插值误差以及仿真与实际测量之间存在一定差异, 模型的预测结果与实际结果不可避免地会出现误差。因此, 为保证降阶模型在实际应用中的预测精度, 采用经典卡尔曼滤波方法进行动态校正^[19]。

通过 POD-RBF 降阶模型运行, 获取模型对工况的初步预测 (POD 模态系数)。测得出口温度数据, 形成观测向量 \mathbf{y}_k 。根据预测和测量值计算卡尔曼增益 K_k , 利用观测数据实时更新模态系数^[20]。再利用更新后的模态系数重新构造降阶后的系统状态, 从而获得更加贴近实际情况的出口温度预测。对上述步骤递推运行, 形成实时预测—观测—校正闭环, 不断改善模型实时预测精度。

考虑降阶模型的离散时间状态空间模型为:

系统状态方程:

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (7)$$

观测方程:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (8)$$

其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 为时刻 k 的系统状态向量, 即降阶后的 POD 模态系数; $f(\cdot)$ 为系统演化函数, 由降阶后的模型预测得到; \mathbf{u}_{k-1} 为时刻 $k-1$ 时的系统输入参数 (如入口温度、流量); $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$ 为时刻 k 的观测向量 (如换热器出口温度的实际测量值); $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为观测矩阵, 连接系统状态与实际测量值; $\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q)$ 为模型预测过程噪声, 表示模型预测的不确定性; $\mathbf{v}_k \sim N(0, R)$ 为观测噪声, 表示测量误差。

卡尔曼滤波通过递推算法来实时修正预测状态, 包含预测和更新两个核心步骤。

假设已知时刻 $k-1$ 的后验状态估计值及其协方差为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \\ \mathbf{P}_{k-1|k-1} \end{cases} \quad (9)$$

则时刻 k 的先验预测状态和误差协方差为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (10)$$

误差协方差预测:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (11)$$

其中, 状态转移矩阵 \mathbf{F}_{k-1} 为模型 $f(\cdot)$ 对状态 \mathbf{x} 的雅可比矩阵, 即:

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{\partial f(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{u} = \mathbf{u}_{k-1}} \quad (12)$$

当时刻 k 实际观测向量 \mathbf{y}_k 获得后, 通过卡尔曼增益将观测信息融入模型状态, 即:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (13)$$

接着更新系统的后验估计状态与误差协方差, 即: 状态更新:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (14)$$

误差协方差更新:

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (15)$$

通过上述递推过程, 卡尔曼滤波能够实时融合观测数据和模型预测, 使系统状态估计在每个时间步上始终保持对观测数据的最优拟合, 并最大程度地减少模型预测误差^[21]。

1.4 结垢监测与厚度量化原理

当管式换热器存在结垢时, 总传热系数下降, 热侧出口温度增大, 冷测出口温度降低, 同时有效平均传热温差升高。因此通过对比相同入口工况下, 换热器实体与数字孪生体的总传热系数、热侧出口温度、冷测出口温度、有效平均传热温差来判断是否发生结垢^[22]。在构建基于传热系数的结垢监测传感模型时, 考虑现时运行状态, 对换热器做的假设为: 1) 热流管内的热流体介质为水, 不对换热管内壁产生结垢; 2) 由冷流体产生的污垢均匀覆盖在换热管外壁。

首先, 对换热器结垢厚度进行推理, 计算换热器实体运行时总传热系数 K_1 , 即:

$$K_1 = \frac{Q_{11}}{A \Delta T_{m1}} = \frac{c G_{c1} \Delta T_{c1}}{A \Delta T_{m1}} \quad (16)$$

其中, A 为换热器换热面积, 单位为 m^2 ; ΔT_{m1} 为换热器实体有效平均温差, 单位为 $^{\circ}\text{C}$; Q_{11} 为换热器实体壳程流体换热量, 单位为 W ; c 为换热器实体冷流体定压比热, 单位为 $\text{kJ/kg} \cdot ^{\circ}\text{C}$; G_{c1} 为换热器实体壳程质量流量, 单位为 kg/s ; ΔT_{c1} 为换热器实体壳程流体进出口温差, 单位为 $^{\circ}\text{C}$ 。

其次, 计算数字孪生体总传热系数 K_{pod} , 即:

$$K_{pod} = \frac{Q_{lp}}{A \Delta T_{mp}} = \frac{c G_{cp} \Delta T_{cp}}{A \Delta T_{mp}} \quad (17)$$

其中, ΔT_{mp} 为降阶模型输出有效平均温差, 单位为 $^{\circ}\text{C}$; Q_{lp} 为降阶模型输出壳程流体换热量, 单位为 W ; c 为冷流体定压比热, 单位为 $\text{kJ/kg} \cdot ^{\circ}\text{C}$; G_{cp} 为降阶模型输出壳程质量流量, 单位为 kg/s ; ΔT_{cp} 为降阶模型输出壳程流体进出口温差, 单位为 $^{\circ}\text{C}$ 。

又因该换热器管壁较薄, 其换热管内径与外径之差为 6 mm , 因此传热系数可用以下的近似公式计算, 由于内外表面传热面积的不同, 需要分别计算。

以外表面为准时:

$$\frac{1}{K_o} = \frac{1}{\alpha_i} \left(\frac{d_o}{d_i} \right) + r_{s,i} \left(\frac{d_o}{d_i} \right) + \frac{\delta_w}{\lambda_w} \left(\frac{d_o}{d_m} \right) + r_{s,o} + \frac{1}{\alpha_o} \quad (18)$$

以内表面为准时:

$$\frac{1}{K_i} = \frac{1}{\alpha_i} + r_{s,i} + \frac{\delta_w}{\lambda_w} \left(\frac{d_i}{d_m} \right) + r_{s,o} \left(\frac{d_i}{d_o} \right) + \frac{1}{\alpha_o} \left(\frac{d_i}{d_o} \right) \quad (19)$$

其中, o 表示管外; i 表示管内; α 为换热系数, 单位为 $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$; d 为管径, 单位为 m ; $r_{s,i}$ 为管内壁的污垢热阻, 单位为 $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$; $r_{s,o}$ 为管外壁的污垢热阻, 单位为 $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$; δ_w 为管壁厚度, 单位为 m ; λ_w 为管材的导热系数, 单位为 $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$; d_m 为管子的平均直径, 单位为 m 。

污垢的存在会增加外表面的传热阻力, 降低外表面传热系数。内表面无污垢影响, 传热系数相对稳定。在这种情况下, 传热主要通过内表面和管壁进行, 而污垢会增加管壁和外表面的传热阻力, 使得传热系数主要受外表面影响。因此以外表面为主。于是可得:

$$K_i = \frac{1}{\alpha_i \left(\frac{d_o}{d_i} \right)} + \frac{\delta_w}{\lambda_w \left(\frac{d_o}{d_m} \right)} + r_{s,o} + \frac{1}{\alpha_o} \tag{20}$$

$$K_{pod} = \frac{1}{\alpha_i \left(\frac{d_o}{d_i} \right)} + \frac{\delta_w}{\lambda_w \left(\frac{d_o}{d_m} \right)} + \frac{1}{\alpha_o} \tag{21}$$

两式相减并代入可得:

$$r_{s,o} = \frac{cG_{cl} \Delta T_{cl}}{A \Delta T_{m1}} - \frac{cG_{cp} \Delta T_{cp}}{A \Delta T_{mp}} \tag{22}$$

在复杂的情况下, 使用对数平均温度差法来计算换热面积 A , 计算公式如式(23)^[23]所示。

$$A = \frac{Q}{U \cdot \Delta t_m} = 0.81 \tag{23}$$

其中, Δt_m 是对数平均温度差, 单位为 $^\circ\text{C}$; Q 是所需的热传递速率单位为 W ; U 是传热系数, 单位为 $^\circ\text{C}$ 。

其有效平均温差 Δt_m 为:

$$\Delta t_m = \varphi \frac{\Delta t_{\max} - \Delta t_{\min}}{\ln \frac{\Delta t_{\max}}{\Delta t_{\min}}} \tag{24}$$

其中, φ 为温差修正系数, 可查换热器温差修正系数线谱图得到^[24]; Δt_{\max} 为热流体进口与冷流体出口温度之差, 单位为 $^\circ\text{C}$; Δt_{\min} 为热流体出口与冷流体出口温度之差, 单位为 $^\circ\text{C}$ 。

由污垢热阻可计算出污垢厚度 δ_f , 单位为 mm 。

$$\delta_f = r_{s,o} \lambda_f \tag{25}$$

其中, λ_f 为污垢导热系数, 单位为 $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$ 。

2 应用研究

2.1 实验设置

为了验证所提方法的有效性, 进行了换热器结垢工况的实验。实验换热器的壳体采用透明的聚甲基丙烯酸甲酯制造, 方便观察管内是否发生结垢。内部管道采用铜材质, 加热功率设置为 7.5 kW , 并通过可控硅模块控制水温。进出口温度、流量、压力和压差等参数由可编程逻辑控制器 (programmable logic controller,

PLC) 系统监控, 使用饱和的硫酸钙溶液 (其饱和度约为 0.2%) 作为冷流体, 进行结垢的可视化研究。换热器的管程设计为可拆卸结构, 便于从壳体中取出进行清洗和称重。试验开始前, 首先清洁并称量换热器管束的初始质量。每次试验结束后, 再次称量管束及其上的污垢层的总质量, 通过与初始质量的差值计算出每次试验产生的污垢质量, 最后根据污垢的密度和换热面积, 计算出污垢层的厚度, 实验装置如图 1 所示, 换热器结构参数如表 1 所示。

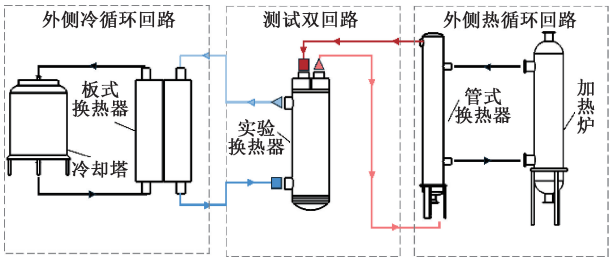


图 1 结垢实验装置

Fig. 1 Experimental setup for fouling test

表 1 实验换热器结构参数

Table 1 Structural parameters of the experimental heat exchanger

参数	值	参数	值
壳体内径/m	0.16	排列方式	正三角形
壳体厚度/m	0.01	换热管数量	26
换热管长度/m	1	折流板数量	3
换热管外径/m	0.012	折流板间距/m	0.15
换热管壁厚/m	0.001 6	折流板厚度/m	0.01

由于在实验采样中, 进出口数据在小范围内存在波动, 为了减小波动带来的影响, 以 5 min 采样数据的平均值作为工况数据, 使用的物性参数如表 2 所示。

2.2 换热器数字孪生体建立

通过有限元仿真对实验换热器进行数值模拟, 对 20 组工况进行仿真, 部分温度云图如图 2 所示, 温度过渡变化合理, 仿真可靠。

对换热器的有限元分析结果进行提取单个快照, 快照包括组合下系统内部所有网格点的温度场或速度场, 通过所提自适应采样方法自动识别全局敏感区域。结合 POD-RBF 模型降阶技术得到换热器数字孪生模型, 并通过输入与有限元仿真相同的入口工况, 得到内部流动温度并与仿真内部温度进行对比分析, 对预测结果采用三维可视化处理^[25], 直观分析预测温度云图与误差温度云图, 如图 3 所示。

表 2 实验物性参数

Table 2 Physical property parameters used in the experiment

物性参数	数值	物性参数	数值
65℃~75℃水热导率/(W·(m·K) ⁻¹)	0.654	CaSO ₄ 溶液密度/(kg·m ⁻³)	1 000
20℃~30℃水热导率/(W·(m·K) ⁻¹)	0.607	CaSO ₄ 溶液比热容/(J·(kg·K) ⁻¹)	4 168
水比热容/(J·(kg·K) ⁻¹)	4 182	铜密度/(kg·m ⁻³)	8 690
液态水密度/(kg·m ⁻³)	998.2	铜热导率/(W·(m·K) ⁻¹)	385
CaSO ₄ 溶液热导率/(W·(m·K) ⁻¹)	0.59	铜比热容/(J·(kg·K) ⁻¹)	385

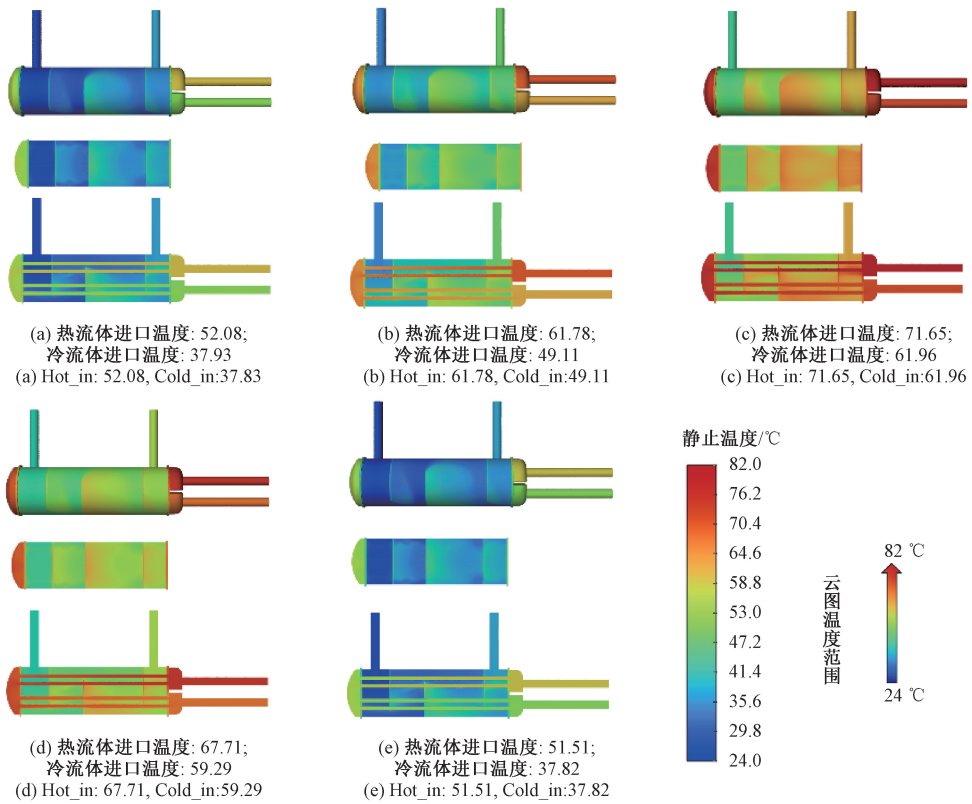


图 2 换热器仿真温度云图

Fig. 2 Simulated temperature cloud map of the heat exchanger

数字孪生预测温度与实验温度的误差值如表 3 所示,9 种工况下误差值最大仅为 0.20℃,预测效果较好,构建的数字孪生模型可用于换热器结垢监测。

2.3 换热器结垢监测与厚度量化

通过传感器得到换热器实体冷、热进出口温度数据,将其进口数据代入换热器数字孪生体,得到孪生体冷、热出口数据,基于总传热系数、热侧出口温度,冷测出口温度、有效平均传热温差判断是否结垢,在判断结垢后,分别计算换热器实体总传热系数 K_1 、数字孪生体总传热系数 K_{pod} ,通过式(21)~(24)得污垢厚度 δ_f 。

将结垢实验的 5 组工况运行数据分别输入数字孪生体,5 组均监测出换热器结垢故障,结垢厚度量化如表 4 所示,孪生体所计算的厚度与实验误差厚度最大仅为 0.094,

表 3 数字孪生预测温度与实验误差

Table 3 Error between digital twin predicted temperature and experimental results (℃)

工况序号	误差值	
	管程	壳程
1	0.04	-0.16
2	0.06	-0.10
3	0.17	0.04
4	-0.01	0.09
5	-0.06	-0.04
6	0.01	-0.14
7	0.12	-0.14
8	0.16	0.15
9	0.13	0.20

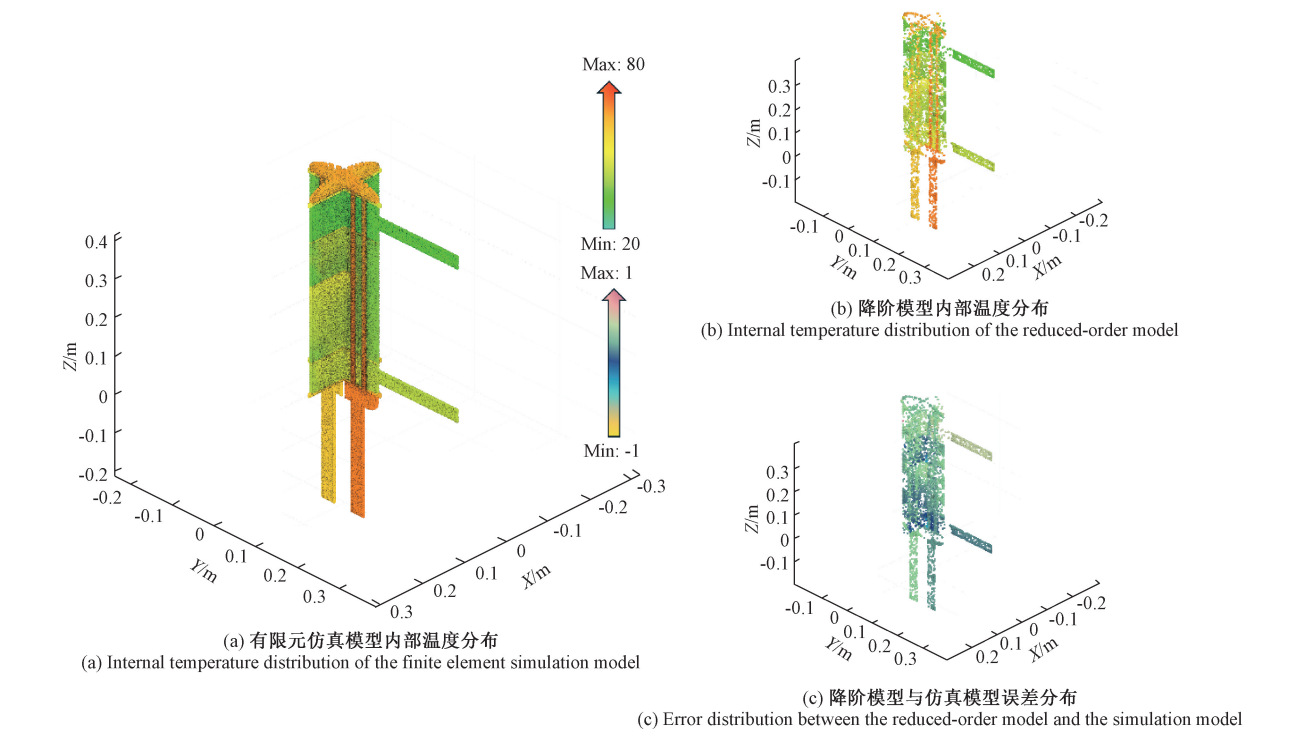


图 3 数字孪生模型预测云图

Fig. 3 Prediction cloud map of the digital twin model

表 4 结垢厚度量化与实际厚度误差			
Table 4 Error between quantified fouling thickness and actual thickness (mm)			
工况序号	实验测算厚度	孪生体计算厚度	误差厚度
工况 1	0.261	0.293	-0.032
工况 2	0.223	0.264	-0.041
工况 3	0.281	0.304	-0.094
工况 4	0.309	0.326	-0.017
工况 5	0.202	0.251	-0.049

具有较高的预测精度,可准确反映换热器不同工况下的结垢厚度。

综上所述,基于数字孪生的换热器结垢监测与厚度量化方法不依赖历史工况运行数据,且在变工况条件下,能实时准确感知不同污垢厚度下的设备内部运行状态,准确预测结垢厚度。

3 结 论

本研究提出的基于数字孪生的换热器结垢监测方法,结合了结构建模、有限元分析、POD-RBF 降阶技术、结垢监测与厚度量化计算模型,得到了换热器数字孪生体与结垢监测算法,解决了变工况下无法实时判断是否

结垢以及结垢厚度无法量化的问题,并通过对换热器分别进行健康工况、结垢工况试验,验证了孪生体精度、结垢监测与量化能力。得出的主要结论为:

1) 对换热器进行了数字孪生构建,在传统有限元分析的基础上,采用自适应采样的 POD-RBF 方法,在保证数字孪生体精度的前提下,减少了数字孪生体响应时间,数字孪生体与实际运行工况的误差热流体保持在 0.5% 以内,冷流体误差在 1% 以内。

2) 提出了基于数字孪生的换热器结垢监测与厚度量化计算方法,推导了反映污垢厚度的虚拟感知模型,结合污垢试验进行模型验证,其结垢监测率 100%,厚度估算误差控制在 25% 以内。

基于状态的预测性维护可据此精准判定管式换热器最佳清洗窗口,显著降低计划外停机风险并节约运维成本;通过连续追踪总传热系数衰减与压降变化,能够对多台管式换热器进行协同能效优化,提升热网络整体能效并减少碳排放;结合腐蚀-结垢耦合模型,孪生体可对管壁剩余寿命和泄漏风险进行前瞻性评估,为资产全寿命管理和备件策略提供量化依据,且交互式三维孪生体可作为远程诊断平台,支持多机组、跨场站的集中监控与专家协同。

基于数字孪生的换热器结垢监测方法为换热器结垢的实时诊断与预测维护提供了可行的新思路,但目前只针对管式换热器进行了应用验证,未来将扩大模型应用

场景,在更多类型换热器(如板式换热器、螺旋管换热器)及多元复杂工况下开展模型验证,进一步提升数字孪生模型的泛化能力和适应性。

参考文献

- [1] 吴嘉丰. 管翅式换热器空气侧对流传热强化研究与优化设计[D]. 武汉:华中科技大学,2022.
WU J F. Research and optimization design of convective heat transfer enhancement on the air side of fin-and-tube heat exchanger [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [2] 王金江,孙佳正,高逸,等. 管壳式热交换器结垢故障虚拟感知方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(12):277-284.
WANG J J, SUN J ZH, GAO Y, et al. A virtual sensing method of fouling fault in shell and tube heat exchanger[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12):277-284.
- [3] SMAILI F, VASSILIADIS V S, WILSON D I. Mitigation of fouling in refinery heat exchanger networks by optimal management of cleaning[J]. Energy & Fuels, 2001, 15(5):1038-1056.
- [4] WANG F L, TANG S ZH, HE Y L, et al. Heat transfer and fouling performance of finned tube heat exchangers: Experimentation via on line Monitoring[J]. Fuel, 2019, 236: 949-959.
- [5] ROMANOWICZ T, TALER J, JAREMKIEWICZ M, et al. Determination of heat transfer correlations for fluids flowing through plate heat exchangers needed for online monitoring of district heat exchanger fouling [J]. Energies, 2023, 16(17): 6264.
- [6] MUENTHONG S, CHATTAKARN S, LERSBAMRUNGSUK V. Fouling detection in heat exchangers using extended kalman filter [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 778(1): 012083.
- [7] GEDDERT T, AUGUSTIN W, SCHOLL S. Influence of surface defects and aging of coated surfaces on fouling behavior [J]. Heat Transfer Engineering, 2011, 32(3/4): 300-306.
- [8] 陈军翰. 基于稀疏分解的换热污垢超声检测信号处理方法研究[D]. 吉林:东北电力大学,2022.
CHEN J H. Study on signal processing method for ultrasonic testing of heat exchanger fouling based on sparse decomposition[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2022.
- [9] 张晗筱,王瑞琪,张亚婷. 基于CNN-LSTM的换热器污垢因子预测研究[J]. 化工学报,2025,76(4):1671-1679.
- [10] SARKAR R K, MAJUMDAR R, JADHAV V, et al. Redefining Super-Resolution: Fine-mesh PDE predictions without classical simulations[J]. ArXiv preprint arXiv: 2311.09740, 2023.
- [11] 苗建国,李茂银,邓聪颖,等. 非理想数据下基于仿真数据辅助迁移学习的滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2023,44(4):28-39.
MIAO J G, LI M Y, DENG C Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on simulation data-assisted transfer learning under non-ideal data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 28-39.
- [12] BORJIGIN S, MA T, ZENG M, et al. A numerical study of small-scale longitudinal heat conduction in plate heat exchangers[J]. Energies, 2018, 11(7): 1727.
- [13] 马会彪,曾静. 基于 POD-LSTM 的污水处理过程模型预测控制[J]. 电子测量技术,2024,47(13):81-88.
MA H B, ZENG J. Model predictive control of sewage treatment process based on POD-LSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(13): 81-88.
- [14] CUETO E, CHINESTA F, HUERTA A. Model order reduction based on proper orthogonal decomposition[M]. Separated Representations and PGD-Based Model Reduction: Fundamentals and Applications, 2014: 1-26.
- [15] 金雍卜,王东,袁迪,等. 基于 POD-代理模型的连接结构非线性振动响应轻量化表征方法研究[J/OL]. 振动工程学报,1-10[2025-07-31].
JIN Y B, WANG D, YUAN D, et al. Lightweight characterization method of nonlinear vibration responses of jointed structures based on POD-surrogate model[J/OL]. Journal of Vibration Engineering, 1-10 [2025-07-31].
- [16] PENG X J, CHEN ZH D, ZHANG AO M, et al. Digital twin temperature field prediction of laser powder bed fusion through proper orthogonal decomposition with radial basis function[J]. Materials Today Communications, 2024, 38: 107883.
- [17] LIU Y, LI H G, DU H Y, et al. An adaptive sampling procedure for parametric model order reduction by matrix Interpolation [J]. Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control, 2019, 39(4): 821-834.
- [18] BOUMESBAH A E, HENNERON T. Parametric geometric metamodel of nonlinear magnetostatic problem based on POD and RBF approaches[J]. IEEE

- Transactions on Magnetics, 2022, 58(2): 3086361.
- [19] REAGAN A J, DUBIEF Y, DODDS P S, et al. Predicting flow reversals in a computational fluid dynamics simulated thermosyphon using data assimilation[J]. Plos One, 2016, 11(2): e0148134.
- [20] 曹睿康, 李岩松, 耿聪, 等. 基于径向基 Koopman-Kalman 的光学电流传感器误差预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 84-94.
- CAO R K, LI Y S, GENG C, et al. Optical current sensor error prediction based on radial basis Koopman-Kalman [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 84-94.
- [21] 徐顾钰, 李岩松, 胡杰祥, 等. 基于 RBF-PID 的互感器校验主从时钟误差修正算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(11): 152-160.
- XU G Y, LI Y S, HU J X, et al. Error correction algorithm of master-slave clock for transformer calibration based on RBF-PID[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11): 152-160.
- [22] 张凤丽, 潘辉, 王金江. 基于多元状态估计的热换热器多参数关联预警方法[J]. 化工学报, 2022, 73(2): 814-826.
- ZHANG F L, PAN H, WANG J J. Multi-parameter correlation early warning method of heat exchanger based on multivariate state estimation [J]. CIESC Journal, 2022, 73(2): 814-826.
- [23] FAKHERI A. Determining log mean temperature difference correction factor and number of shells of shell and tube heat exchangers[J]. Journal of Enhanced Heat Transfer, 2017, 24(1/6): 291-304.
- [24] THARKAR A D, MAHULIKAR S P. The mean temperature difference method for micro heat exchanger analysis considering property variation[J]. Heat Transfer Engineering, 2018, 40(5/8): 605-615.

- [25] 姬忠岩, 张宏伟. 数字孪生驱动的掘进机位姿监测方法研究[J/OL]. 电子测量与仪器学报, 1-13 [2025-07-31].

JI ZH Y, ZHANG H W. Digital twin-driven method for pose monitoring of roadheader[J/OL]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 1-13 [2025-07-31].

作者简介



张凤丽(通信作者), 2005 年于山东大学获得学士学位, 2008 年于山东大学获得硕士学位, 2014 年于美国密歇根理工大学获得博士学位, 现为中国石油大学(北京)副教授, 主要研究方向为数字孪生, 故障监测与诊断等。

E-mail: fengliz@cup.edu.cn

Zhang Fengli (Corresponding author) received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Shandong University in 2005 and 2008, respectively, and Ph. D. degree from Michigan Technological University (USA) in 2014. She is currently an associate professor at China University of Petroleum (Beijing). Her main research interests include digital twins, fault monitoring and diagnosis, etc.



田琨, 2009 年于南京信息工程大学获得学士学位, 2012 年于南京信息工程大学获得硕士学位, 现为中国石油集团安全环保技术研究院有限公司高级工程师, 主要研究方向为 HSE 人工智能技术研发。

E-mail: tiankuntk@cnpc.com.cn

Tian Kun received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Nanjing University of Information Science and Technology in 2009 and 2012, respectively. She is currently serving as a senior engineer at China Petroleum Group Safety & Environment Technology Research Institute Co., Ltd. Her main research focus is on the development of HSE artificial intelligence technologies.