

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2023.104

天然气三甘醇脱水装置数字孪生系统

吴 帅¹, 尹爱军¹, 张 波²

(1. 重庆大学机械与运载工程学院, 重庆 400044; 2. 中国石油西南油气田分公司重庆气矿, 重庆 400021)

摘要: 数字孪生可以实现物理空间与数字空间之间的映射和交互, 在工业领域展现出巨大的发展前景。针对天然气脱水性能参数检测效率低和气站工艺参数无法在线优化的问题, 将数字孪生应用于化工行业, 构建了三甘醇(triethylene glycol, TEG)脱水装置数字孪生系统的整体框架。结合物理设备建立了孪生系统的几何模型, 并基于物理数据实时驱动建立了脱水系统工艺流程模型, 最后, 通过虚实映射模型完成物理空间和数字空间的映射, 最终建立脱水装置的孪生模型。该模型可实现物理设备与虚拟设备的并行运行。通过提出的数字孪生系统, 能够实现对天然气水露点等脱水性能参数的实时预测; 以低能耗为目标, 通过孪生模型中的优化算法, 可实现对脱水工艺参数的在线优化, 提升经济效益。

关键词: 三甘醇脱水; 数字孪生; 脱水性能预测; 工艺优化

中图分类号: TP302.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2024)05-110-12

Digital twin system for TEG dehydration of natural gas device

WU Shuai¹, YIN Aijun¹, ZHANG Bo²

(1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;

2. Chongqing Gas Mine of Southwest Oil and Gas Branch, Chongqing 400021, P. R. China)

Abstract: The digital twin concept completes the mapping and interaction between physical space and digital space, showing great potential for development in the industrial field. With considering the low detection efficiency of natural gas dehydration performance parameters and the inability to optimize gas station process parameters online, this paper applies the digital twin concept in the chemical industry to establish an overall framework of the digital twin system for triethylene glycol(TEG) dehydration. On one hand, the geometric model of the twin system is constructed by integrating physical devices. On the other hand, the flow model dehydration system technology is established based on the real-time driving of physical data. Finally, the twin model of dehydration is established by designing virtual-real mapping model, completing the mapping of physical space and digital space, which enables the parallel operation of the physical device and the virtual device. Through the proposed digital twin system, real-time prediction of natural gas water dew point and other dehydration performance parameters can be achieved. To achieve the goal of low power consumption, the optimization of dehydration process parameters is realized by combining optimization algorithms with the twin model, thereby improving economic efficiency.

Keywords: dehydration of TEG; digital twin; prediction of dehydration performance; process optimization

收稿日期: 2022-11-07 网络出版日期: 2023-04-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52275518)。

Supported by National Natural Science Foundation of China (52275518).

作者简介: 吴帅(1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事设备故障诊断和数字孪生研究, (E-mail)shuai_1214@163.com。

通信作者: 尹爱军, 男, 博士, 教授, (E-mail) aijun.yin@cqu.edu.cn。

随着大数据、云计算、物联网和人工智能等新一代的信息技术的兴起,数字孪生在工业领域中的应用越来越广泛^[1]。在“中国制造 2025”中,数字孪生是智能制造的使能技术之一^[2]。数字孪生预期在数字空间中构建物理实体的数字孪生模型,物理模型与孪生模型进行实时映射,使孪生模型反映物理实体的状态、行为和活动,在优化控制、模拟仿真和空间重构等方面有广阔的应用场景。Liu 等^[3]利用数字孪生模型模拟航空航天零件的物理加工过程;Leng 等^[4]设计了自动化控制系统的快速重构数字孪生模型,使自动化生产系统能够根据需求灵活多变;Verdouw 等^[5]建立了智能农业的数字孪生框架。

数字孪生技术已在智能制造和智慧城市等多个领域有研究和应用^[6-8],但在石化领域中的研究和应用大多停留在概念阶段^[9-11]。Shen 等^[12]建立了油气生产的数字生产数字孪生模型,对油气生产的过程控制进行优化;蒋爱国等^[13]搭建了半潜式钻井平台的数字孪生系统,保障了设备安全稳定运行。近年来,以煤炭为主的传统能源结构对生态环境造成的环保压力不断增大,天然气作为清洁、高效的能源,其需求也越来越高^[14]。

三甘醇脱水系统由于其高效、稳定和低成本的特点被广泛应用于天然气储运中。水露点和含水量是反映脱水性能的重要指标^[15],脱水性能参数可以通过人工智能的方法预测^[16],或使用在线水露点分析仪监测^[17]。因为检测介质等原因,在线分析仪容易受到干扰,准确性低;工程中通常采用人工巡检,但是检测设备昂贵,效率低。三甘醇脱水的能耗优化是油气储运领域研究的热点。薛江波等^[18]通过现场试验的方法进行优化;Kong 等^[19]研究了不同的循环结构对天然气含水量的影响,并确定了给定工况下的最佳流量;Chebbi 等^[20]仿真研究了给定工况下较为经济的操作条件。目前优化方式以离线优化为主,即基于某一特定时间节点的工况进行优化,而脱水装置在实际运行中,工况随时间变化,离线优化并不适用。

综上所述,三甘醇脱水装置脱水性能参数监测缺乏准确有效的实时监测手段,离线优化缺乏连续性和即时性。针对这些问题,笔者建立了脱水装置的数字孪生模型,实现脱水装置与孪生模型的实时映射,对工艺参数进行在线优化以降低能耗。

1 脱水装置孪生系统整体架构

针对中石油重庆气矿七桥中心站扩建 100 万脱水装置,构建了三甘醇脱水装置的数字孪生系统,其系统架构如图 1 所示,分为物理层、数据层、虚拟层和应用服务层。

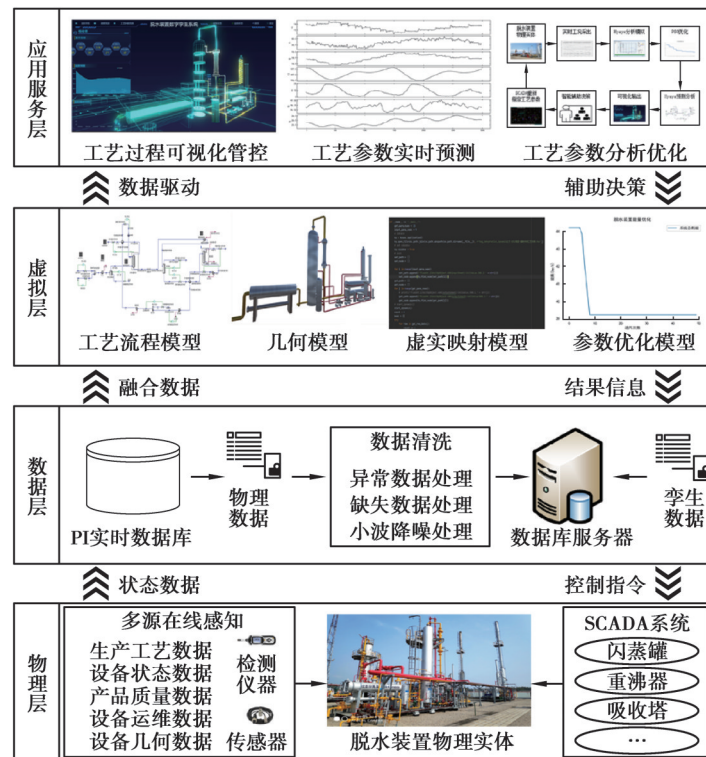


图 1 三甘醇脱水装置数字孪生系统的框架

Fig. 1 Framework of the digital twin system of TEG dehydration unit

1.1 物理层

物理层主要由三甘醇脱水装置和流程中不同工艺阶段的传感器(如重沸器温度传感器、闪蒸罐压力传感器等),以及各类比例-微分-积分(proportional integral derivative, PID)控制器组成。物理实体为整个数字孪生系统的基础,脱水装置为孪生对象,传感器用于实时感知脱水装置的状态,PID控制器用于控制设备的行为,PID控制器与传感器配合数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统实时采集设备的物理数据并调整设备的工艺参数设定。

1.2 数据层

数据层用于清洗数据和存储数据。清洗数据包括异常数据处理、缺失数据处理和小波降噪处理;存储的数据主要有物理数据与孪生数据2类,物理数据来源于物理设备,存储在工厂信息(plant information, PI)数据库中,包括设备实时监测的工艺数据和设备控制数据等;孪生数据来源于孪生模型,包含用户设定的工艺数据,参数预测与优化的相关数据。数据层产生的数据均存储在数据库服务器中。

1.3 虚拟层

虚拟层是实现虚实映射的关键,由三大核心模型和其他服务组成。工艺流程模型能够对脱水装置的工艺流程进行实时映射,几何模型作为孪生模型可视化的依赖,虚实映射模型连接工艺流程模型和几何模型,3个核心模型和优化算法共同组成孪生模型,实现物理数据的输入和孪生数据的输出;使用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对脱水装置进行参数优化。

1.4 应用服务层

应用服务层用于孪生模型的可视化展示与操作,主要面向工作人员。应用服务层的主要功能为查看脱水装置孪生模型的状态,展示各类服务信息以及通过服务层对孪生模型进行操作,显示设备的动态响应等。

2 脱水装置孪生模型建模

为建立三甘醇脱水装置的数字孪生模型,分别从脱水设备、物理数据、工艺流程和几何信息等多个维度进行映射。建立工艺流程模型和几何模型,实现从物理空间到数字空间的真实映射。不同于普通的流程仿真,基于数字孪生的工艺流程模型是被物理数据实时驱动,并通过虚拟的PID控制器实时调整工艺流程中的各项工艺参数,使工艺流程模型在短时间内趋近于实际工艺流程,从工艺流程上映射现实。几何模型则在空间维度上映射物理设备,为工艺流程和服务层提供可视化展示与操作的载体。天然气脱水装置的孪生模型建模需要几何建模和工艺流程建模,建模流程如图2所示。

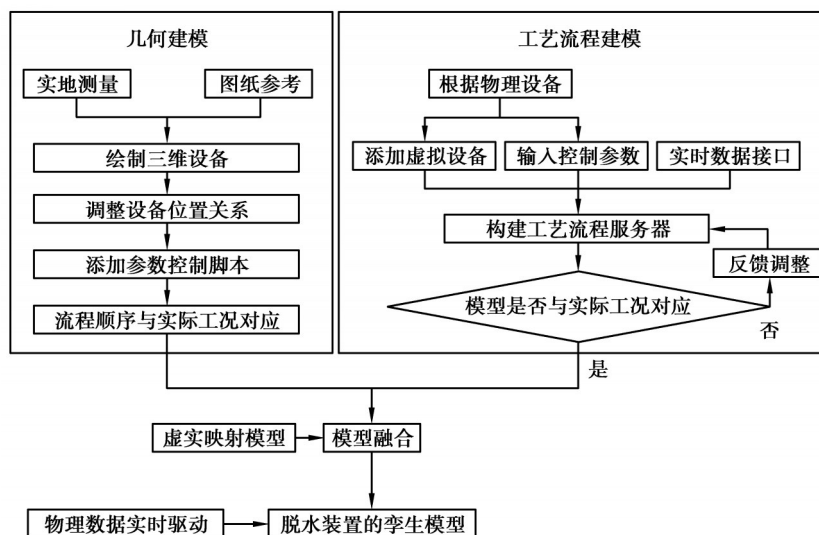


图2 三甘醇脱水装置孪生模型建模流程

Fig. 2 Modeling process of twin model of the triethylene glycol dehydration unit

2.1 脱水装置几何模型与模型交互

脱水装置的几何模型包含设备的几何信息、相对位置和状态等信息。首先使用 3Ds Max 等三维建模软件在数字空间中建立物理设备的几何模型,并对模型进行轻量化处理;然后使用 Unity 3D 为每个设备添加控制脚本,控制模型中信息与数据的更新(如液位、流动速度等)。最终的脱水装置的几何模型如图 3 所示。

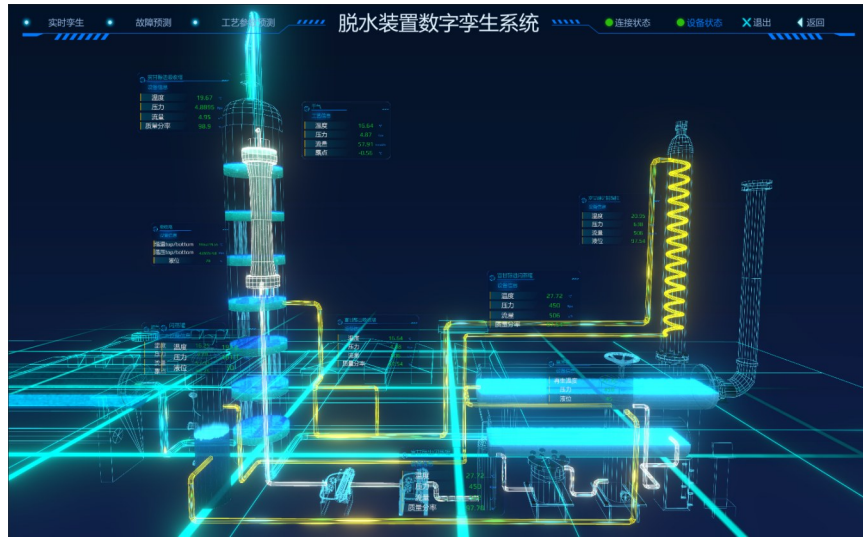
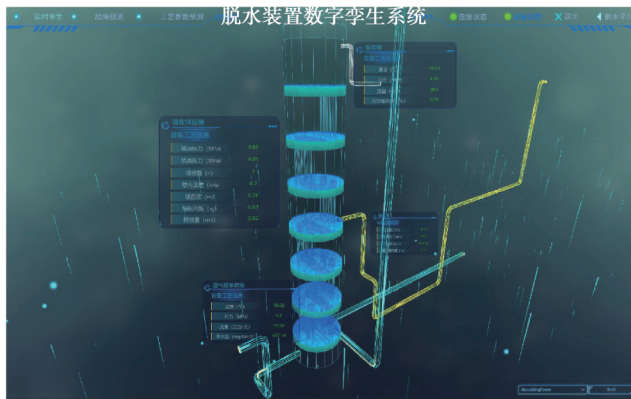


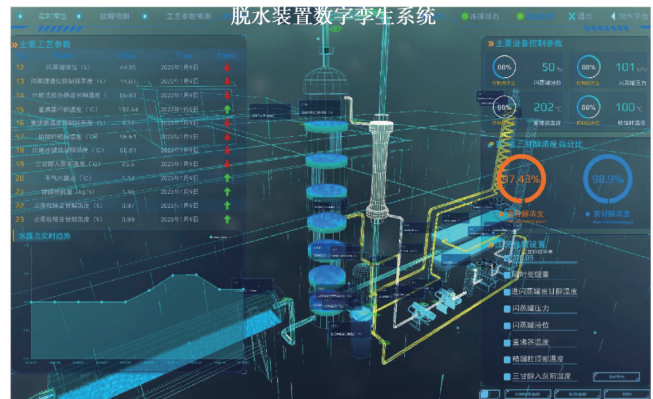
图 3 脱水装置几何模型

Fig. 3 Geometric model of dehydration unit

几何模型能够根据设备状态动态的显示与更新,以实现对设备状态的实时映射。通过点击几何模型,查看整体设备与局部设备的状态信息,例如点击脱水装置中的吸收塔可以查看该子设备的基本信息和工艺信息,如图 4(a)所示。在 UI 面板中可以手动调整设备的工艺参数,与虚拟设备进行交互,如图 4(b)右下角所示,同时可以查看整个设备的状态变化。



(a) 脱水装置子设备状态



(b) 脱水装置模型交互

图 4 脱水装置几何模型可视化与交互

Fig. 4 Visualization and interaction of geometric model of the dehydration unit

2.2 基于物理数据实时驱动的工艺流程模型

三甘醇脱水装置是由过滤分离器、吸收塔、闪蒸罐、缓冲罐、重沸器、精馏柱和换热器等设备组成,实现使用贫甘醇对天然气进行脱水,以及富三甘醇再生的工艺流程。

使用 Aspen HYSYS^[21]建立脱水工艺流程模型,通过实时数据接口接收物理数据并驱动模型,使模型映射物理流程,产出孪生数据。仿真分为稳态仿真模型和动态仿真模型:稳态仿真通过软件提供的虚拟设备模块搭建仿真流程,输入对应物理数据使其计算收敛,稳态模型可以得到流程中的难以监测的工艺参数,如水露点、水含量和甘醇浓度等;动态模型在稳态模型的基础上添加流程的 PID 控制器,能反映设备开停车或受到

实时数据接口中添加需要实时控制与输出的参数。根据工艺流程和优化需求选择合适的参数,输入参数如表1所示,输出参数如表2所示。其中“传感器监测”代表有对应的传感器实时检测,“人工巡检”代表该参数由人工每天定时抽样测量,“无监测”代表该参数没有安装传感器进行监测或无法监测。

表1 输入参数表

Table 1 Input parameters

序号	参数名称	单位	监测方式
1	三甘醇循环量	$L \cdot h^{-1}$	传感器监测
2	瞬时处理量	$10^4 m^3 \cdot d^{-1}$	传感器监测
3	进闪蒸罐富甘醇温度	$^{\circ}C$	传感器监测
4	闪蒸罐压力	MPa	传感器监测
5	闪蒸罐液位	%	传感器监测
6	重沸器温度	$^{\circ}C$	传感器监测
7	精馏柱顶部温度	$^{\circ}C$	传感器监测
8	三甘醇入泵前温度	$^{\circ}C$	传感器监测

表2 输出参数表

Table 2 Output parameters

序号	参数名称	单位	监测方式
1	进装置压力	MPa	传感器监测
2	吸收塔压差	kPa	传感器监测
3	计量静压	MPa	传感器监测
4	计量压差	kPa	传感器监测
5	计量温度	$^{\circ}C$	传感器监测
6	出吸收塔富甘醇浓度	%	无监测
7	进吸收塔贫甘醇浓度	%	无监测
8	水露点	$^{\circ}C$	人工巡检
9	水含量	$mg \cdot m^{-3}$	人工巡检
10	重沸器能耗	kW	无监测
11	冷却器能耗	kW	无监测
12	甘醇泵能耗	kW	无监测

2.3 脱水装置虚实映射模型与信息映射

数字孪生强调在数字空间中重现物理空间的设备实体和工艺流程。已有研究提出“信息”是虚实映射的基础^[22],通过多维度的传感器感知,将物理实体的实时信息赋予到孪生模型上,驱动孪生模型更新,完成孪生模型与物理实体的实时映射,如图7所示。脱水装置孪生模型根据初始时刻采样的物理数据进行初始化。SCADA系统采样间隔为5s,通过局域网实时上传到PI数据库中,孪生模型通过访问数据库,读取脱水装置最新的物理数据。物理数据经过清洗后传入孪生模型,产生孪生数据,并以相同的时间间隔向应用服务层推送,进行动态更新与展示。用户可通过服务端以特定的互联网协议(internet protocol, IP)地址实时监测脱水装置数字孪生模型的运行状态。孪生模型中的虚实映射模型是使用Python编写的数据传输模型,驱动工艺流程模型更新,连接几何模型进行可视化显示,孪生数据也由该模型向SCADA系统传递,由SCADA系统完成对物理设备的控制,最终以虚控实完成整个映射过程。经过实际验证,从物理数据采样到应用服务层更新,延时小于1s。

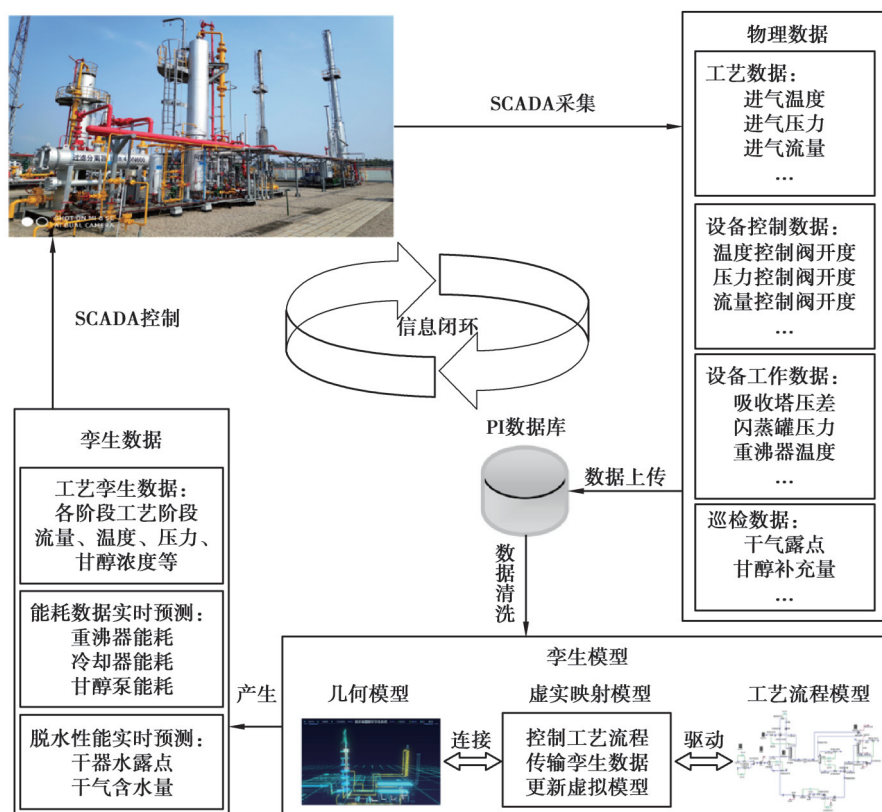


图7 脱水装置信息映射过程

Fig. 7 Information mapping of the dehydration device

3 基于孪生模型的参数优化

降低装置能耗是提高经济收益的一种常用手段。结合孪生模型对工艺流程中能耗进行预测,通过PSO算法对工艺参数进行优化^[23]。脱水工艺中,甘醇浓度、水露点和含水量等部分的重要参数无法通过传感器直接进行监测,导致传统的优化方式效果较差;从数字孪生模型中能够实时快速的获取这些重要参数,使得参数优化具有连续性和即时性。

3.1 模型描述

工艺流程中的能耗是所有能耗设备消耗能源的总和,其模型如式(1)所示。

$$E = \sum_{i=1}^n E_i(X), i=1,2,3,\dots,n. \quad (1)$$

式中: E 为流程总耗能, $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$, ($m \in \mathbb{N}$)为流程设置的工艺参数; E_i 为流程中设备 i ($i \in \mathbb{N}$) 在工艺参数 X 下的耗能; n 为流程中设备的总数量; \mathbb{N} 为自然数。

模型约束条件为:

- 1) 脱水性能参数满足该站的脱水指标;
- 2) 优化后工艺参数 X 满足工艺要求。

3.2 算法描述

PSO算法能够在 d 维的空间中产生一群随机粒子搜索目标函数的最优值,每个粒子通过寻找2个极值点进行迭代更新,第一个极值点 P 为自身最优值的点,第二个极值点 G 为种群中最优值的点,每个粒子在每次迭代中均根据这2个点进行速度和位置的更新,迭代公式^[24]如下。

$$V_j^{i+1} = wV_j^i + r_1(G^i - X_j^i) + r_2(P_j - X_j^i), \quad (2)$$

$$X_j^{i+1} = X_j^i + V_j^{i+1}. \quad (3)$$

式中: $V_j^i = (v_1, v_2, \dots, v_d)$ 和 $X_j^i = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 分别为第 j 个粒子在第 i 次迭代中的速度和位置; $G^i = (g_1, g_2, \dots, g_d)$

为种群中最优值的位置; $P_j^i = (p_1, p_2, \dots, p_d)$ 为第 j 个粒子最优值的位置; w 为上一次迭代速度对本次迭代速度影响的权重; r_1 、 r_2 为分布在 $[0,1]$ 的随机数,控制全局最优值与局部最优值对本次迭代速度影响的权重。

使用 PSO 算法优化脱水装置的参数,使其在干气达到工艺要求的情况下尽可能地减少能耗。该站脱水装置主要的耗能设备为甘醇泵、重沸器和冷却器,编号分别为 1,2,3。Chebbi 等^[20]的研究表明,脱水工艺中重沸器温度与三甘醇循环量对能耗影响较大,以这 2 个工艺参数组成粒子 $X = (x_1, x_2)$,每次迭代后,粒子位置与目标工艺参数均满足工艺要求的情况下对能耗最优值对应的工艺参数进行搜索。对于图 6 所示的工艺流程,参数优化的目标函数如式(4)所示。

$$E_{\min} = \min \left(\sum_{i=1}^3 E_i(x_1, x_2) \right) \quad (4)$$

为加快粒子搜索的速度和精准度,采用式(5)方法进行权重 w 自适应更新。

$$w_i = w_{\min} + \frac{T_i - T_c}{T_b - T_c} (w_{\max} - w_{\min}), \quad (5)$$

式中: w_{\min} 、 w_{\max} 分别为指定的 w 的范围; T_i 为第 i 次迭代工艺参数的取值; T_b 为迭代开始时工艺参数的取值; T_c 为工艺参数的目标取值。

基于脱水装置孪生模型的 PSO 算法搜索流程图如图 8 所示。

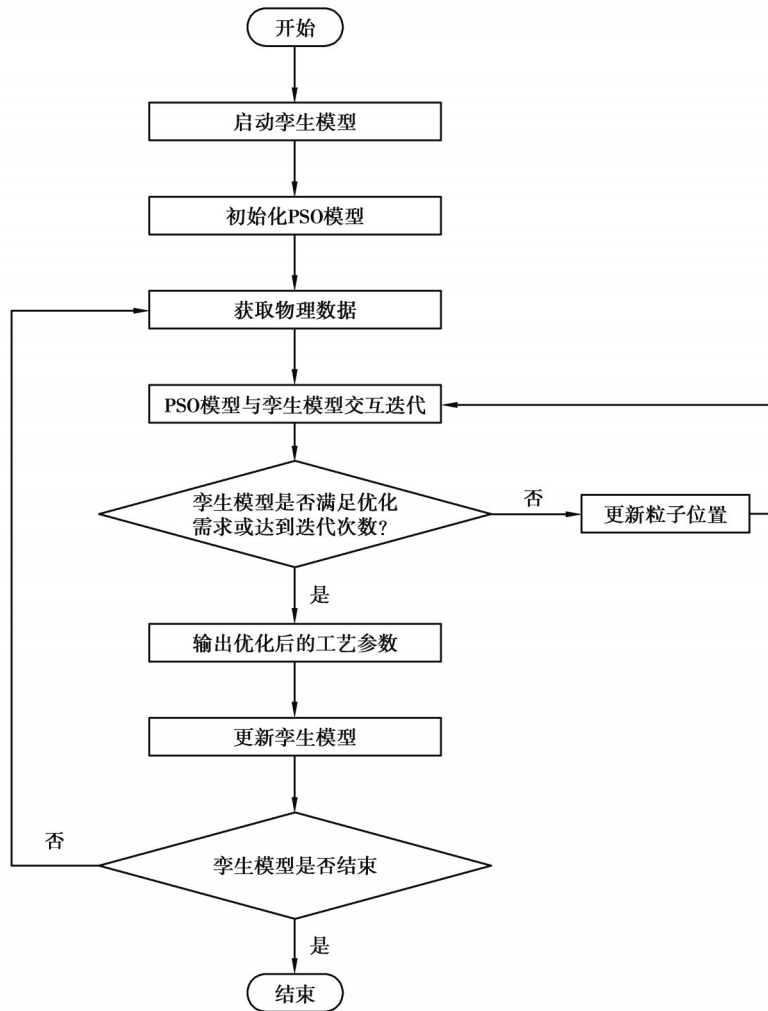


图 8 孪生模型优化参数流程图

Fig. 8 Flow chart of twin model optimization parameters

4 系统应用案例

中石油重庆气矿七桥中心站扩建 100 万脱水装置的脱水性能参数为人工巡检,检测效率低,并且该气站的脱水工艺参数在建站时设定,经过一段时间后的工况变化,参数已不再适用,如果人工直接操控物理设备

进行在线优化,会造成资源浪费并带来安全风险。三甘醇脱水装置数字孪生系统是通过物理数据实时驱动工艺流程模型的参数,用工艺流程模型映射实际工况,从工艺流程模型中读取水露点与水含量,实现对脱水性能参数的实时预测,同时可通过优化算法与孪生模型交互进行参数优化,将优化后的参数传入SCADA系统,控制物理设备更新参数,适应当下的工况,避免了直接操作物理设备带来的问题。该气站的SCADA系统监测并存储了脱水装置的历史运行数据,使用该气站的历史运行数据验证孪生系统对脱水性能参数的预测与工艺参数的优化。

4.1 参数预测

为验证脱水装置数字孪生模型在实时孪生时的数据精度,从PI数据库中每5 s读取该脱水站的物理数据,数据清洗后连续输入孪生模型中进行测试。测试前使用第一条数据对工艺流程模型进行初始化,持续控制工艺流程模型中的参数与物理数据保持一致,通过工艺流程模型实时预测物理数据对应的孪生数据和脱水性能数据。主要的物理数据、对应的孪生数据和脱水性能数据如图9所示。

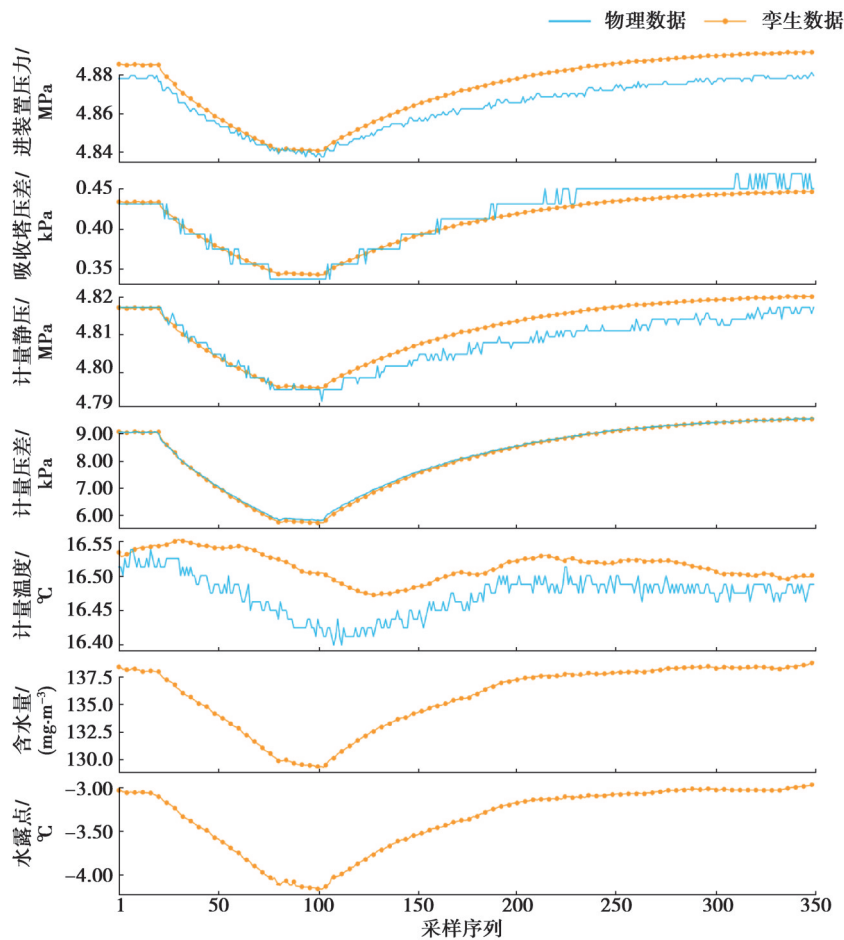


图9 孪生数据与物理数据

Fig. 9 Twin data and physical data

为验证孪生模型的精度,通过平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)评价模型的预测性能,MAPE衡量了孪生数据与物理数据偏移的相对大小, RMSE衡量了孪生数据与物理数据偏移的绝对大小,使用 $\varepsilon_{\text{MAPE}}$ 和 $\varepsilon_{\text{RMSE}}$ 分别表示MAPE和RMSE的误差值,计算如式(6)(7)所示^[25]。

$$\varepsilon_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| \times 100\%, \quad (6)$$

$$\varepsilon_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{y}_t - y_t)^2}, \quad (7)$$

式中: \hat{y}_t 表示 t 时刻的孪生数据; y_t 表示 t 时刻采样的物理数据; N 为样本个数。进装置压力等5个参数的 $\varepsilon_{\text{MAPE}}$

与 ε_{RMSE} 如表 3 所示。

表 3 孪生数据精度评价
Table 3 Evaluation of twin data accuracies

参数	$\varepsilon_{MAPE}/\%$	ε_{RMSE}
进装置压力	0.18	0.02
吸收塔压差	2.02	0.01
计量静压	0.07	0.01
计量压差	0.56	0.02
计量温度	0.25	0.05

图 9 中孪生模型对水露点与水含量的实时预测,某时间点的人工巡检的水露点为 $-3.00\text{ }^{\circ}\text{C}$,水含量为 $138.5\text{ mg}/\text{m}^3$,对应孪生数据中的水露点为 $-3.03\text{ }^{\circ}\text{C}$,水含量为 $138.3\text{ mg}/\text{m}^3$,误差分别为 1.00% 与 0.14%。

结合图 9 与表 3,孪生模型产生的孪生数据在动态变化上与物理数据具有高度的一致性。对于天然气脱水循环,输入物理数据仅为瞬时处理量,其孪生数据(进装置压力、计量静压和计量压差等)均与物理数据具有相同的变化趋势,进一步验证了孪生模型的合理性。

上述对孪生数据的验证与分析表明,搭建的三甘醇脱水装置的数字孪生模型能够实现与物理设备的精准映射。孪生模型可以在部分物理数据的控制下对三甘醇脱水工艺流程进行实时的流程模拟,产生的孪生数据具有较高的可靠性。

4.2 工艺参数优化

从该脱水站历史运行的数据中以 5 s 的时间间隔向孪生模型连续输入 300 条样本数据,部分典型参数如图 10 所示, t_1 时刻人工巡检的脱水性能参数合格(水露点为 $-3.00\text{ }^{\circ}\text{C}$), t_2 时刻工况已经发生变化,此时瞬时处理量降低,单位时间内脱水负荷减小,设备的脱水性能过剩(水露点为 $-4.04\text{ }^{\circ}\text{C}$),造成能源浪费。

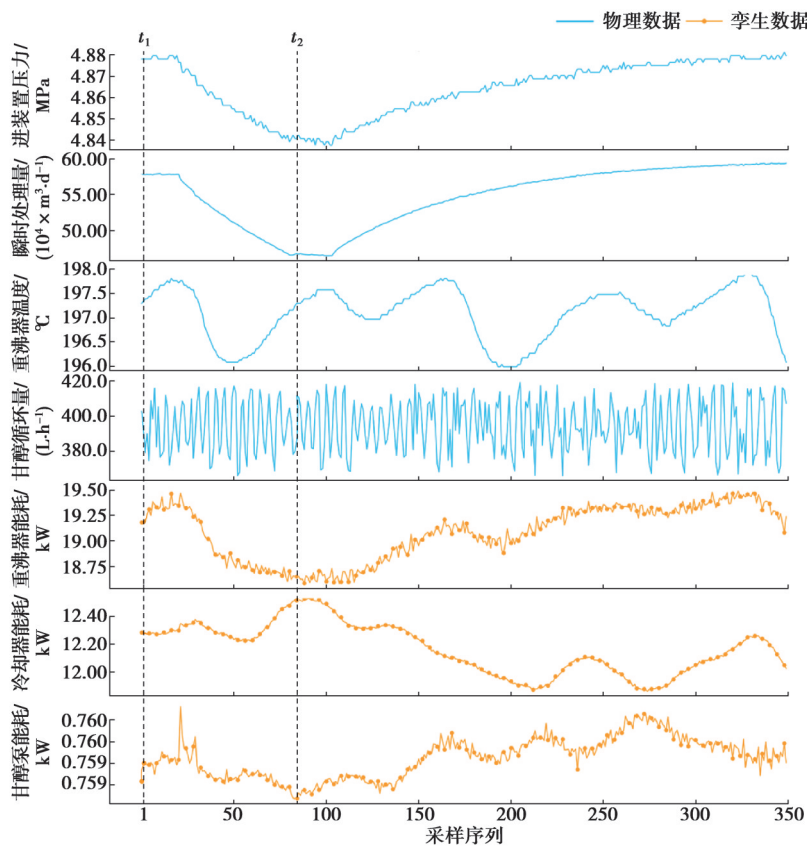


图 10 参数优化物理数据与孪生数据

Fig. 10 Parameter optimization physical data and twin data

以 t_2 时刻的工况为案例进行在线优化,参数优化的约束条件如表4所示。

表4 参数优化约束条件

Table 4 Parameter optimization constraints

水露点/°C	甘醇循环量/(L·h ⁻¹)	重沸器温度/°C
<-3.00	320~550	175~202

优化前后典型参数对比如表5所示。

表5 优化前后典型参数对比

Table 5 Comparison of typical parameters before and after optimization

时刻	进装置压力/MPa	瞬时处理量/(10 ⁴ m ³ ·d ⁻¹)	重沸器温度/°C	甘醇循环量/(L·h ⁻¹)	重沸器能耗/(kW·h ⁻¹)
t_1 时刻	4.87	57.90	197.29	402.50	19.18
t_2 时刻	4.84	46.52	197.16	404.25	18.65
t_2 时刻优化后	4.84	46.52	185.40	321.56	13.67

时刻	冷却器能耗/kW	甘醇泵能耗/kW	总能耗/kW	水露点/°C	水含量/(mg·m ⁻³)
t_1 时刻	12.28	0.763 0	32.22	-3.03	138.3
t_2 时刻	12.20	0.759 1	31.93	-4.04	130.4
t_2 时刻优化后	7.41	0.609 1	21.69	-3.21	137.8

由表5可以得出,优化后重沸器温度降低11.76 °C,甘醇循环量减少82.69 L/h,在满足工艺要求(天然气处理后的水露点低于-3.00 °C)的前提下,系统的总能耗下降10.24 kW,降低幅度为32.07%。

5 结束语

研究了三甘醇脱水装置数字孪生系统的关键技术,建立了三甘醇脱水装置的几何模型、工艺流程模型和虚实映射模型,通过多模型融合完成了虚实映射过程,构建了脱水装置的数字孪生模型,并研发了数字孪生系统。针对脱水性能参数监测效率低的问题,基于孪生模型,研究了天然气水露点与水含量的实时预测方法,并进行验证与分析,结果表明孪生数据具有较高的精度;针对工艺参数优化缺乏连续性和即时性的问题,结合孪生模型,实现了工艺参数的在线优化,降低了装置能耗。建立的数字孪生系统实现了实时预测和精准映射的功能,是数字孪生技术在石化领域的探索,未来将继续探索数字孪生技术在健康管理、故障诊断和智能决策等方面的研究。

参考文献

- [1] 刘大同,郭凯,王本宽,等.数字孪生技术综述与展望[J].仪器仪表学报,2018,39(11):1-10.
Liu D T, Guo K, Wang B K, et al. Summary and perspective survey on digital twin technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11): 1-10.(in Chinese)
- [2] 陶飞,张贺,戚庆林,等.数字孪生十问:分析与思考[J].计算机集成制造系统,2020,26(1):1-17.
Tao F, Zhang H, Qi Q L, et al. Ten questions towards digital twin: analysis and thinking[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(1): 1-17.(in Chinese)
- [3] Liu S M, Bao J S, Lu Y Q, et al. Digital twin modeling method based on biomimicry for machining aerospace components[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 180-195.
- [4] Leng J W, Liu Q, Ye S D, et al. Digital twin-driven rapid reconfiguration of the automated manufacturing system via an open architecture model[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 63: 101895.
- [5] Verdouw C, Tekinerdogan B, Beulens A, et al. Digital twins in smart farming[J]. Agricultural Systems, 2021, 189: 103046.
- [6] Qi Q L, Tao F, Zuo Y, et al. Digital twin service towards smart manufacturing[J]. Procedia CIRP, 2018, 72: 237-242.
- [7] Austin M, Delgosahei P, Coelho M, et al. Architecting smart city digital twins: combined semantic model and machine learning

- approach[J]. *Journal of Management in Engineering*, 2020, 36(4): :4020026.1-4020026.14.
- [8] Qi Q L, Tao F, Hu T L, et al. Enabling technologies and tools for digital twin[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 3-21.
- [9] Cameron D B, Waaler A, Komulainen T M. Oil and gas digital twins after twenty years. How can they be made sustainable, maintainable and useful? [C]// *Proceedings of the 59th Conference on Simulation and Modelling (SIMS 59)*, September 26-28, 2018, Oslo, Norway. Oslo: Metropolitan University, 2018: 9-16.
- [10] Wanasinghe T R, Wroblewski L, Petersen B K, et al. Digital twin for the oil and gas industry: overview, research trends, opportunities, and challenges[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 104175-104197.
- [11] Xue X D, Li B, Gai J N. Asset management of oil and gas pipeline system based on digital twin[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2020, 53(5): 715-719.
- [12] Shen F, Ren S S, Zhang X Y, et al. A digital twin-based approach for optimization and prediction of oil and gas production[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 3062841.
- [13] 蒋爱国, 王金江, 谷明, 等. 数字孪生驱动半潜式钻井平台智能技术应用[J]. *船海工程*, 2019, 48(5): 49-52, 55.
Jiang A G, Wang J J, Gu M, et al. Application of intelligent technology of semi-submersible drilling platform driven by digital twin[J]. *Ship & Ocean Engineering*, 2019, 48(5): 49-52, 55.(in Chinese)
- [14] 邹才能, 赵群, 陈建军, 等. 中国天然气发展态势及战略预判[J]. *天然气工业*, 2018, 38(4): 1-11.
Zou C N, Zhao Q, Chen J J, et al. Natural gas in China: development trend and strategic forecast[J]. *Natural Gas Industry*, 2018, 38(4): 1-11.(in Chinese)
- [15] Petropoulou E G, Carollo C, Pappa G D, et al. Sensitivity analysis and process optimization of a natural gas dehydration unit using triethylene glycol[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2019, 71: 102982.
- [16] Ahmad Z, Bahadori A, Zhang J. Prediction of equilibrium water dew point of natural gas in TEG dehydration systems using Bayesian Feedforward Artificial Neural Network (FANN)[J]. *Petroleum Science and Technology*, 2018, 36(20): 1620-1626.
- [17] Weremczuk J, Iwaszko R, Jachowicz R. The method of water molecules counting during condensation process in the dew point detector[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2012, 175: 137-141.
- [18] 薛江波, 卢庆庆, 王亚军, 等. 塔里木油田三甘醇脱水装置参数优化研究[J]. *油气田环境保护*, 2011, 21(5): 30-33, 70.
Xue J B, Lu Q Q, Wang Y J, et al. Parameter optimization of triethylene glycol dehydration devices in Tarim oilfield[J]. *Environmental Protection of Oil & Gas Fields*, 2011, 21(5): 30-33, 70.(in Chinese)
- [19] Kong Z Y, Mahmoud A, Liu S M, et al. A parametric study of different recycling configurations for the natural gas dehydration process via absorption using triethylene glycol[J]. *Process Integration and Optimization for Sustainability*, 2018, 2(4): 447-460.
- [20] Chebbi R, Qasim M, Jabbar N A. Optimization of triethylene glycol dehydration of natural gas[J]. *Energy Reports*, 2019, 5: 723-732.
- [21] Haydary J. *Chemical process design and simulation: Aspen plus and Aspen hysys applications*[M]. Wiley-Aiche, 2019.
- [22] 陶飞, 刘蔚然, 刘检华, 等. 数字孪生及其应用探索[J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(1): 1-18.
Tao F, Liu W R, Liu J H, et al. Digital twin and its potential application exploration[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(1): 1-18.(in Chinese)
- [23] 颜筱函, 李柏成. 基于粒子群算法的天然气三甘醇脱水工艺参数优化研究[J]. *石油与天然气化工*, 2017, 46(3): 22-26.
Yan X H, Li B C. Optimization on process parameters of TEG dehydration based on PSO algorithm[J]. *Chemical Engineering of Oil & Gas*, 2017, 46(3): 22-26.(in Chinese)
- [24] 韩江洪, 李正荣, 魏振春. 一种自适应粒子群优化算法及其仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(10): 2969-2971.
Han J H, Li Z R, Wei Z C. Adaptive particle swarm optimization algorithm and simulation[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(10): 2969-2971.(in Chinese)
- [25] 房方, 姚贵山, 胡阳, 等. 风力发电机组数字孪生系统[J]. *中国科学: 技术科学*, 2022, 52(10): 1582-1594.
Fang F, Yao G S, Hu Y, et al. Digital twin system of a wind turbine[J]. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2022, 52(10): 1582-1594. (in Chinese)