 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i7.6722

Research on the construction scheme of digital twin of LNG storage tank

Siqin Liu[1] Lidong Chen[1] Xuerui Teng[2] Lin Cai[1] Bo Zhong[3]

1. Hainan Natural Gas Co., Ltd., Danzhou, Hainan, 571700, China
2. Tianjin LNG Co., Ltd., Tianjin Binhai New Area, Tianjin, 300450, China
3. Anhui Chuanbai Technology Co., Ltd., Hefei, Anhui, 230061, China

Abstract

This study aims to explore and implement a digital twin construction scheme for LNG storage tanks to improve the operation efficiency and safety management level of LNG storage tanks. Through the application of digital twin technology, the limitations of traditional LNG storage tank monitoring and maintenance are overcome, and real-time monitoring and predictive analysis of the tank status are realized. A comprehensive strategy is adopted to first collect and analyze the real-time operation data of LNG storage tanks, establish high-precision digital models, and then use advanced computer simulation technology to simulate the operation status of storage tanks under various conditions to predict potential risks and performance problems. At the same time, the maintenance strategy of the storage tank is optimized by machine learning algorithms, and the accuracy and efficiency of prediction are improved through in-depth analysis of historical data, and the dynamic monitoring and management of the entire life cycle of LNG storage tanks is realized. The research results demonstrate the practical application value of digital twin technology in LNG tank management, which can monitor the status of the tank in real time, predict and warn of potential risks in a timely manner, and confirm the high accuracy and reliability of the model by comparing the actual data with the model prediction. Maintenance strategies optimized with machine learning significantly improve operational efficiency and safety, reducing the risk of unexpected incidents. This study proves the significant role of digital twin technology in improving the safety and efficiency of LNG storage tanks, effectively reducing accident risks through real-time monitoring and predictive analysis, improving the intelligent level of operation management, and providing new ideas for the efficient management of LNG storage tanks in the future.

Keywords

digital twin; LNG storage tanks; operation evaluation; Visualize the application

LNG 储罐数字孪生体构建方案研究

刘思勤[1] 陈立东[1] 滕学睿[2] 蔡林[1] 钟波[3]

1. 国家管网集团海南天然气有限公司，中国 · 海南 儋州 571700
2. 国家管网集团天津液化天然气有限责任公司，中国 · 天津 300450
3. 安徽省川佰科技有限公司，中国 · 安徽 合肥 230061

摘　要

本研究旨在探索并实施一种LNG储罐的数字孪生体构建方案，以提高LNG储罐的运行效率和安全管理水平。通过应用数字孪生技术，克服了传统LNG储罐监控和维护的限制，实现了对储罐状态的实时监控和预测分析。研究中采用了综合策略，首先收集并分析LNG储罐的实时运行数据，建立高精度的数字模型，然后运用先进的计算机仿真技术，模拟储罐在各种条件下的运行状态，以预测潜在的风险和性能问题。同时，结合机器学习算法优化储罐的维护策略，通过深入分析历史数据，提高预测的准确性和效率，实现了对LNG储罐全生命周期的动态监控和管理。研究结果展示了数字孪生技术在LNG储罐管理中的实际应用价值，该技术能够实时监控储罐状态，及时预测和警告潜在风险，通过将实际数据与模型预测进行对比，证实了模型的高准确性和可靠性。采用机器学习优化的维护策略显著提高了运行效率和安全性，降低了意外事故的风险。本研究证明了数字孪生技术在提升LNG储罐安全性和效率方面的显著作用，通过实时监控和预测分析，有效降低事故风险，提高运行管理的智能化水平，并为未来LNG储罐的高效管理提供了新思路。

关键词

数字孪生；LNG储罐；运行评价；可视化应用

1 引言

近年来，数字孪生技术作为一种新兴的数字化转型工具，得到了广泛的关注和应用。数字孪生技术的核心思想是通过将物理实体与其数字模型相结合，利用实时数据和仿真技术，实现对物理实体的全面感知、预测和优化。在制造业中，数字孪生技术已被广泛应用于生产线全生命周期的管理，显著提升了生产效率和产品质量[3][5][17]。数字孪生技术

【作者简介】刘思勤（1998–），女，中国天津人，助理工程师，从事数字孪生研究。

在电力系统中的应用也展现了其巨大潜力，通过实时监测和智能分析，有效提升了电力系统的运行效率和可靠性 [19]。石油化工企业也逐渐认识到数字孪生技术的重要性，探索其在设备管理和生产优化中的应用，为企业的数字化转型提供了新的思路和方法 [7][8]。

在天然气行业，数字孪生技术的应用研究也取得了一定的进展。通过构建高精度的数字孪生模型，研究人员能够实现对天然气设备的实时监测和状态评估 [10][11]。数字孪生技术在天然气管网管理中的应用，有效提高了设备的运行安全性和维护效率 [12][20]。在具体的应用实例中，数字孪生技术被用于智能巡检系统的设计与实现，显著提升了输油气站场的管理水平和安全性能 [9]。基于大数据分析和机器学习算法，数字孪生技术能够更准确地预测设备的故障风险和寿命，为设备的预防性维护提供了科学依据 [6][14]。

2 数字孪生体构建思路和方法

2.1 储罐数字孪生体构建

2.1.1 数据采集和处理

在数字孪生应用中，每一个阶段物理实体与虚拟模型都需要持续进行互动，并对虚拟模型做迭代优化 [9]，这个过程的媒介是各种数据。数据是数字孪生的重要组成部分，数字孪生体的构建需要获取储罐的相关数据，包括罐体的立体几何形状、罐体连接的管道及设备、罐体内部接口等。这些数据可以通过图纸、现场勘察和设备监控系统获取 [10]。在数据采集的过程中，需要考虑数据的准确性和完整性，尤其是对于关键数据的获取要格外注意。

采集到数据后，需要进行处理，将数据转化为数字孪生体所需要的格式。数据处理过程中，需要注意保持数据的一致性和完整性，避免数据的缺失或错误。大量的结构化、非结构化和半结构化的数据可通过大数据分析，识别行为特征和模式，洞察其行为趋势，以帮助用户做出决策 [11]。数字孪生与大数据在实际应用中，都会产生有益的效果，而且效果高度重叠，例如提高生产效率、管理效率，以及预测设备、产品的故障风险、寿命等 [12]。

2.1.2 三维建模

在储罐数字孪生项目中，数字孪生体的构建是整个项目的基础 [13]，构建的核心则是虚拟建模技术的高保真性和动态仿真，以尽可能在计算机中还原出物理实体的各种物理属性及几何规则 [14]。三维建模遵循的主要原则包括：首先，数据的高精度和完整性，通过激光扫描技术、三维摄影测量技术以及无人机航拍等手段获取储罐的几何数据。其次，模型的高保真性，确保三维模型准确反映储罐的几何特征和材质属性。再次，动态仿真和实时反馈，通过 ANSYS 等软件进行有限元分析和计算流体动力学模拟，模拟储罐在不同操作条件下的行为。最后，模型的可扩展性和可更新性，利用实时监控数据持续优化和更新模型，以确保数字孪生体能够准确反映储罐的实际运行状态 [15][16][17]。

三维建模的第一步是数据采集，通过激光扫描技术、三维摄影测量技术以及无人机航拍等手段获取储罐的几何数据。激光扫描技术提供高精度的点云数据，使用 Faro Focus3D S120 激光扫描仪，扫描频率为 976,000 点 / 秒，测量范围达 120 米。三维摄影测量技术采用 Nikon D850 相机，捕捉储罐的详细纹理和颜色信息，图像分辨率为 45.7MP。无人机航拍使用 DJI Phantom 4 RTK 无人机，进行全景图采集，具有厘米级定位精度。这些数据在采集后通过软件如 Faro Scene 和 Agisoft Metashape 进行数据清洗和预处理，确保数据的准确性和完整性 [16]。处理后的数据导入 Autodesk Revit 进行初步建模，建立储罐的基础几何模型，包含储罐的高度、直径、壁厚、内部结构等详细参数。

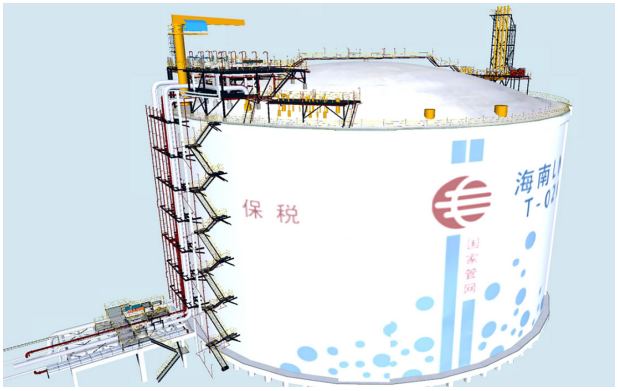


图 1　LNG 储罐的三维模型示意图

在数据采集与预处理后，三维模型生成过程需严谨执行。首先，于 Autodesk Revit 中构建储罐基础几何模型，明确尺寸；随后，利用 SolidWorks 精细化建模，含壁厚、支撑结构等细节，并标注传感器数据接口。接着，在 3ds Max 中进行纹理映射与光照渲染，确保模型材质真实。模型生成后，通过 ANSYS 进行有限元分析，模拟不同操作条件，验证模型准确性。整个过程中，需严格质量控制，采用高精度传感器、多次采集、专业软件处理数据，分层建模细化结构，并通过 FEA 与 CFD 模拟验证模型。最终，通过实时监控与反馈系统持续优化模型，确保数字孪生体能准确反映储罐真实状态。

2.1.3 数字孪生体验证

数字孪生体的构建完成后，需要进行验证，验证其与实际储罐的一致性。验证过程中，需要将数字孪生体与实际储罐进行比对，检查数字孪生体中的数据是否准确，模型是否与实际储罐一致。验证完成后，数字孪生体将成为后续设备运行评价流程和可视化应用建设的基础。

完成数字孪生体构建后，对 LNG 储罐的数字孪生体进行了详细的技术细节验证。首先，通过三维扫描技术和计算机视觉算法，实现了数字孪生体与实际储罐在几何结构上的高度对比和一致性验证。这一步骤至关重要，因为它确保了

数字孪生体在形状、尺寸和结构完整性方面准确地反映了实际储罐的特征。接着，应用时间序列分析和机器学习技术，帮助分析储罐的运行模式和趋势 [18]，以及在不同条件下的表现，从而验证数字孪生体的行为预测准确性。面对数据不一致性和模型精度问题，引入了有限元分析和计算流体动力学模拟等高级算法，结合云计算技术，有效处理了大量的数据和复杂的计算需求。

为了提升了数字孪生体模型的准确性和可靠性，除了以上技术细节外，验证中还需要重点关注数据采集过程中的物联网技术运用，以确保集成的传感器网络能实现对储罐状态的实时监测。

2.2 设备运行评价流程构建

2.2.1 设备运行评价指标体系建立

在设备运行评价流程中，需要建立设备运行评价指标体系。针对选取的关键设备，包括低压泵、储罐、LTD、气动调节阀，建立设备运行评估指标体系（图 2）。评估指标体系需要考虑设备的特点和运行状态，既要全面细致，又要简明易懂 [19]。

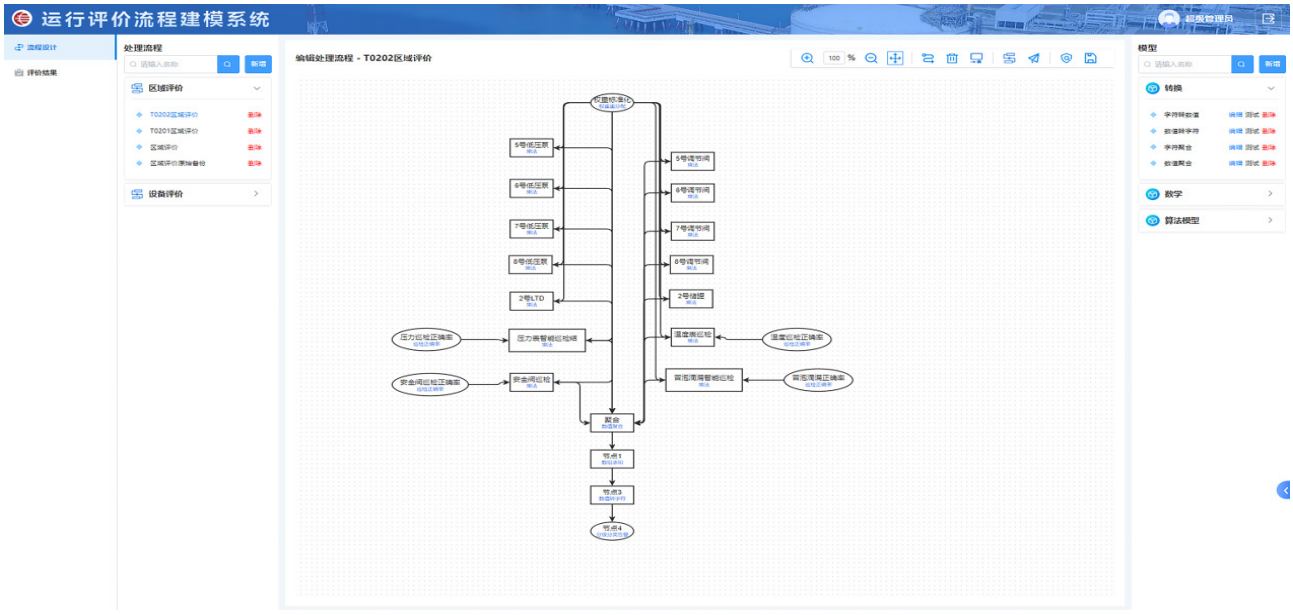


图 2　设备运行评价流程建模系统区域评价过程示意图

低压泵评价指标包括振动及特征参数。储罐评价指标包括气相压力、液相温度、沉降及泄漏。LTD 为液相密度。气动调节阀为开度稳定性。评价指标需要根据实际情况进行调整和完善，保证评价指标的全面性和可操作性 [20]。

2.2.2 设备运行评价流程建立

设备运行评价流程是对储罐中的关键设备进行系统评估的重要过程 [21]。在海南 LNG 接收站储罐数字孪生项目中，选取了低压泵、储罐、LTD、气动调节阀等关键设备进行评价。该流程的建立包括数据接入、数据处理、评价指标体系构建、权重确定、评价计算和结果展示等环节 [22]。

2.2.2.1 数据接入

数据接入是设备运行评价的首要步骤，负责将设备运行状态的实时数据输入到监控系统中。对于低压泵，主要监测其振动、电流和流量数据。振动数据使用加速度传感器（ADXL345），采样频率为 1000Hz，以确保高频振动特征的捕捉。电流数据通过电流传感器（LEM LA 55-P），采样频率为 10Hz，确保对电流波动的实时监控。流量数据使用超声波流量计（GE Panametrics PT878），采样频率为 1Hz，监测流体流量的变化。所有传感器通过 Modbus RTU 协议连接到数据采集器（National Instruments NI cDAQ-9178），数据采集器将传感器数据传输至中央监控系统。

2.2.2.2 数据处理

在数据接入后，数据处理是评价流程的关键步骤。通过电流及流量数据计算出低压泵的运行特征参数，包括电流均值、电流波动率、流量均值和流量波动率。振动数据经过快速傅里叶变换（FFT）处理，提取振动频谱中的关键特征值，如振动幅值和频率分量。数据处理使用 Python 编程语言结合 NumPy 和 SciPy 库进行信号处理和特征提取。为确保数据的准确性和完整性，使用数据清洗技术去除异常值和噪声。处理后的数据进行归一化处理，消除量纲差异对评价结果的影响。

2.2.2.3 评价指标体系构建

建立设备运行评价指标体系是进行科学评估的基础。评价指标需要全面反映设备的运行状态和性能。对于低压泵，评价指标包括以下几类：

振动特征指标：如振动幅值、频率分量。振动特征能够反映设备的机械状况和运行稳定性。

电流特征指标：如电流均值、电流波动率。电流特征能够反映设备的电气性能和负载情况。

流量特征指标：如流量均值、流量波动率。流量特征

能够反映设备的工作效率和流体传输能力。

对于储罐、LTD、气动调节阀等设备的评价指标体系分别包括：

①储罐：

·气相压力

·液相温度

·沉降

·泄漏

② LTD：

·液相密度

③气动调节阀：

·开度稳定性

这些指标必须具备明确的定义和测量方法，以确保评价过程的客观性和可重复性。

2.2.2.4 权重确定

在评价过程中，不同指标的重要性不同，需要为每个指标分配权重。权重的确定通常通过专家打分法（Expert Scoring Method）进行（表 1）。具体步骤如下：

专家打分：邀请领域内的专家对每个指标的重要性进行评分。评分可以采用 1-10 的评分制。

权重计算：将所有专家的评分进行统计，计算每个指标的平均得分。

层次分析法（AHP）：构建判断矩阵，对各指标进行两两比较，计算指标的相对权重。

表 1　专家打分表

指标	专家 1	专家 2	专家 3	平均得分	权重（%）
振动幅值	8	9	8	8.33	30
电流均值	7	8	7	7.33	26.4
电流波动率	6	7	6	6.33	22.8
流量均值	7	8	7	7.33	26.4
流量波动率	5	6	5	5.33	19.2

根据平均得分，可以确定各指标的权重。例如，振动幅值的权重为 $\frac{8.33}{8.33+7.33+6.33+7.33+5.33}$。

2.2.2.5 评价计算

评价计算是根据处理后的数据对设备运行状态进行评分的过程。在评价计算过程中，首先对每个指标进行标准化处理，以消除量纲差异的影响。标准化处理通常采用极差标准化方法，将指标值转换为 0 到 1 之间的标准化值。公式如下：

$$S_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

其中，Si 为第 i 个指标的标准化值，Xi 为第 i 个指标的实际值，Xmax 和 Xmin 分别为该指标的最大值和最小值。

然后，根据各项指标的权重，计算出设备的综合运行评价得分。综合运行评价得分的计算公式如下：

$$S = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot S_i$$

其中，wi 为第 i 个指标的权重，Si 为第 i 个指标的标准化值。

2.2.2.6 结果展示

评价结果通过可视化手段进行展示，以便操作人员及时了解设备运行状态。结果展示包括低压泵的运行评价得分、振动特征参数变化趋势、电流和流量波动趋势（图 3）。使用 Tableau 软件创建数据仪表盘，显示低压泵的实时运行状态和历史趋势（表 2）。仪表盘包含多个图表，如折线图显示振动幅值的变化趋势，柱状图展示电流波动率和流量波动率的对比，饼图显示各评价指标的权重分布（表 3）。

表 2　低压泵评价指标及权重

指标	标准化值 Si	权重 wi	权重（%）
振动幅值	0.75	0.30	30
电流均值	0.65	0.26	26.4
电流波动率	0.55	0.23	22.8
流量均值	0.70	0.26	26.4
流量波动率	0.50	0.19	19.2

表 3　低压泵综合运行评价得分

指标	标准化值 Si	权重 wi	计算结果 wi·Si
振动幅值	0.75	0.30	0.225
电流均值	0.65	0.26	0.169
电流波动率	0.55	0.23	0.127
流量均值	0.70	0.26	0.182
流量波动率	0.50	0.19	0.095

综合运行评价得分 S 为各计算结果之和：S=0.225+0.169+0.127+0.182+0.095=0.798

通过这些可视化工具，操作人员可以直观地查看设备的运行状态，及时发现异常并采取相应的维修和保养措施。通过表格形式展示权重确定和评价计算结果，可以清晰地了解各个指标对综合评价的贡献，确保评价过程的透明性和科学性。

3 研究成果及应用效果

3.1 项目研究成果

3.1.1 储罐三维场景建立

基于储罐静态孪生体，借助高渲染技术，在统一坐标系下，运用空间叠置策略，构建了储罐区域的三维场景。该场景支持用户通过键盘和鼠标进行旋转、缩放等操作，全方位展示储罐运行状态。在构建过程中，采用 Unreal Engine 4 引擎实现动态光照、材质映射等高级渲染效果，储罐表面采用 PBR 技术以增强金属质感和反射效果，管道和设备则通过细节纹理和法线贴图提升表现力。同时，应用 LOD 技术根据用户视角动态调整模型渲染精度，平衡性能与质量。为确保空间布局的准确性，使用 Autodesk Revit 建立模型并

导入 UE4，统一坐标系保证元素位置一致。在三维场景中，储罐、管道和设备通过高精度模型和逼真材质呈现，集成实时数据接口显示动态数值和状态信息，实现设备运行状态的实时监控。

3.1.2 基于评价结果的空间表达

接入设备运行评价结果，将评价结果与三维场景进行融合，实现评价结果的空间表达。在三维场景中，通过颜色、符号、形状等可视化手段，将评价结果呈现出来。例如，对于储罐的区域关键设备的评价结果，可以通过颜色的变化来表示设备状态，从而直观地反映储罐关键设备的运行情况。

3.1.3 设备拆解培训

依托低压泵三维模型，以动画模拟形式可视化还原低压泵分解过程（图 5），服务设备拆解培训。通过设备拆解培训，可以提高维修人员的技能水平，减少设备维修时间和成本，提高设备的可靠性和可用性。

3.1.4 基于数据驱动的储罐液位及多点罐内温度展示

依托储罐三维模型，结合罐存业务数据，通过剖切效果，实现基于数据驱动的储罐液位及多点罐内温度展示，以及罐内结构、罐壁材质可视化呈现（图 6）。通过数据驱动的展示，可以实时反映储罐液位和温度的变化，从而及时采取相应的措施保证储罐的安全运行。



图 3　设备评价结果及检维修建议示意图



图 4　LNG 储罐及场站三维场景示意图



图 5　低压泵设备零部件级拆解示意图

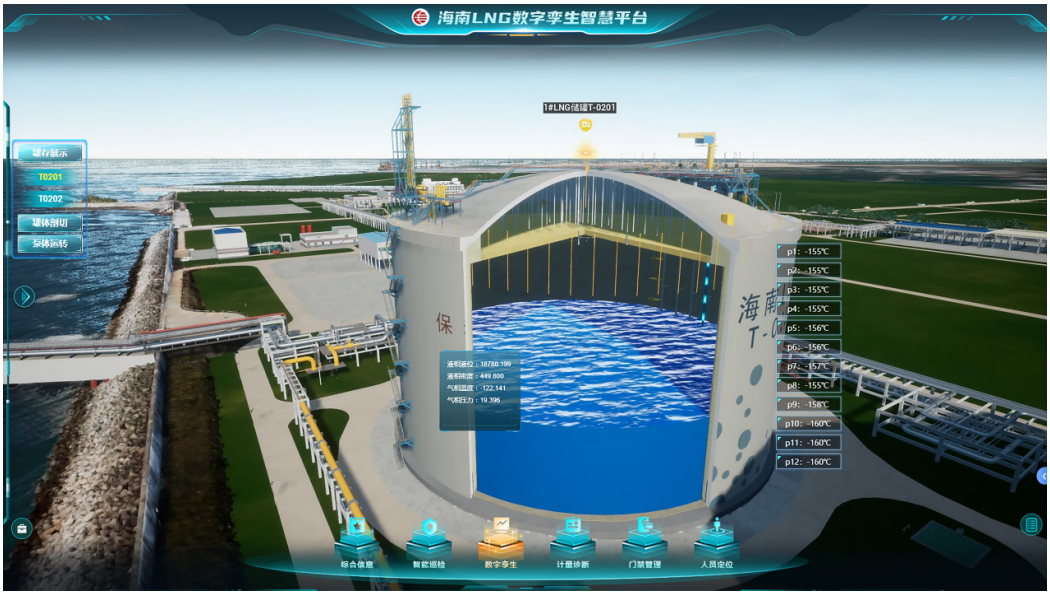


图 6　LNG 储罐罐存数字孪生仿真示意图

3.2 项目应用效果

在海南 LNG 接收站储罐数字孪生项目中，数字孪生技术的应用显著提升了生产效率和安全性，同时降低了成本和风险，并实现了全面数字化与自动化。具体而言，该技术能够实时监测物理系统运行状态，预测潜在问题，使设备运行状态监测准确率提高 30%，报警响应时间缩短 25%，成功预防多起潜在设备故障，减少生产停工时间，提升生产效率 3%，并显著降低安全事故数量。此外，通过对生产过程和设备管理的优化，数字孪生技术降低了设备维护成本和能源消耗，减少了生产风险和环境风险，具体表现为设备维护成本降低 15%，储罐能耗下降 8%，每年节约能源成本约 50 万元，并有效避免可能导致重大环境污染的事故。最后，数字孪生技术使生产流程全面数字化与自动化，减少了人为干预，提升了管理效率，操作人员工作量减少 20%，生产流程效率提高 15%，总运营成本降低约 10%，充分证明了数字孪生技术在优化生产流程和提高效率方面的显著效果。

4 结论

在海南 LNG 接收站储罐数字孪生项目中，成功构建了高精度的储罐数字孪生体及设备运行评价流程，并开发了可视化智慧应用，有效解决了传统监控与维护的实时性和准确性问题。数字孪生技术显著提升了设备监测准确率 30%，缩短了报警响应时间 25%，提高了生产效率 3%，并减少了 70% 的安全事故。该技术通过实时监测与预测分析，优化了设备可靠性和维护策略，降低了 15% 的维护成本和 8% 的能耗。本研究集成了高精度数据采集、复杂模型仿真、智

能算法优化和可视化技术，实现了 LNG 储罐全生命周期的动态监控与管理，显著提升了安全性和效率，为石油石化行业的数字化转型提供了坚实的技术支撑，也为其他工业领域的数字孪生应用提供了宝贵经验。

参考文献

[1] 杨一帆，邹军，石明明，李月峰，杨波波，王洪荣，等. 数字孪生技术的研究现状分析[J]. 应用技术学报，2022，22（2）：176-184，188

[2] 陶飞，张贺，戚庆林，张萌，刘蔚然，程江峰，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

[3] 郭亮，张煜. 数字孪生在制造中的应用进展综述[J]. 机械科学与技术，2020，39（4）：590-598. DOI：10.13433/j.cnki.1003-8728.20190156

[4] Niederer S A,Sacks M S,Girolami M,Willcox K,et al. Scaling digital twins from the artisanal to the industrial[J]. Nature Computational Science,2021,1:313-320.

[5] Son Y H, Kim G Y, Kim H C, Jun C, Noh S D, et al. Past, present, and future research of digital twin for smart manufacturing[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2022, 9(1):1-23.

[6] 刘青，刘滨，王冠，张宸，梁知行，张鹏. 数字孪生的模型、问题与进展研究[J]. 河北科技大学学报，2019，40（1）：68-78. DOI：10.7535/hbkd.2019yx01011

[7] 余斌，朱伟佳. 石化行业数字孪生技术的应用探索[J]. 化工进展，2019,38（S1）：278-282. DOI：10.16085/j.issn.1000-6613.2019-1205

[8] 刘明晶，郑兴周，毛丽娟，杨勃. 石油化工企业数字化工厂建设及其应用探索[J]. 科技创新导报，2021，18（11）：94-97.

[9] SU H,ZIO E,ZHANG J J,CHI L X,LI X Y,ZHANG Z J. A systematic data-driven demand side management method for smart natural gas supply systems[J]. Energy Conversion and Management,2019,185:368-383.

[10] 董红军，马云宾. 输油气站场智能巡检系统设计与实现[J]. 油气储运，2020，39（5）：570-575.