

中文引用格式:贾晓芬,赵玉晨,赵佰亭,等. 数字孪生驱动而立井井筒结构性能在线监测[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(2): 66-76.

英文引用格式:JIA Xiaofen, ZHAO Yuchen, ZHAO Baiting, et al. Online monitoring of shaft structure performance driven by digital twins[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(2): 66-76.

数字孪生驱动而立井井筒结构 性能在线监测*

贾晓芬¹教授, 赵玉晨², 赵佰亭²教授, 胡锐³, 梁镇垣³

(1 安徽理工大学 煤炭无人化开采数智技术全国重点实验室, 安徽 淮南 232001;

2 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001;

3 安徽理工大学 人工智能学院, 安徽 淮南 232001)

中图分类号:X936;TD76

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.02.0105

基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(52174141);安徽省自然科学基金面上项目资助(2108085ME158);安徽理工大学引进人才科研启动基金资助(2022yjrc44)。

【摘要】 为解决当前煤矿工作面智能化程度低、井筒结构性能监测研究较少的问题,提出基于数字孪生的立井井筒结构性能监测方法。首先,根据井筒的运行机制和性能监测的需求,提出立井井筒的数字孪生五维框架;其次,通过虚实映射技术结合网格降维的有限元代理模型建立井筒的数字孪生体;然后,借助人工神经网络技术在线预测立井井筒应力,其中,预测数据是立井井筒运行过程中通过井筒有限元预测模型实时预测的井筒结构性能数据;最后,立井井筒有限元预测模型采用径向基函数(RBF)代理模型,并采用 Unity3D 虚拟引擎搭建平台,集成上述功能,实现立井井筒结构性能在线预测。结果表明:在井筒运行过程中,通过模拟 120 组不同工况的应力和应变,预测值和模拟值的平均决定系数为 0.995 5,预测应变与模拟应变有较高的相关性,验证了立井井筒数字孪生框架的可行性。

【关键词】 数字孪生; 立井井筒; 结构性能监测; 网格降维; 代理模型; 径向基函数(RBF)

Online monitoring of shaft structure performance driven by digital twins

JIA Xiaofen¹, ZHAO Yuchen², ZHAO Baiting², HU Rui³, LIANG Zhenhuan³

(1 State Key Laboratory of Digital Intelligent Technology for Unmanned Coal Mining, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui 232001, China; 2 School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui 232001, China; 3 School of Artificial Intelligence, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui 232001, China)

Abstract: To address the current issues of low intelligence level in coal mine working faces and insufficient research on the performance monitoring of shaft structures, a digital twin-based performance monitoring method for vertical shafts is proposed. Firstly, a five-dimensional framework for the digital twin of vertical shafts is proposed based on the operational mechanism and performance monitoring requirements of the shafts. Secondly, a digital twin of the shaft is established by combining virtual-real mapping

technology with a finite element surrogate model for grid dimensionality reduction. The structural performance of the vertical shaft is predicted online through artificial neural network technology, where the predicted data is the real-time prediction of shaft structure performance data obtained during the shaft operation process using a shaft structure performance prediction model. The prediction model for the structural performance of the vertical shaft adopts the RBF surrogate model, and the Unity3D virtual engine platform is built to integrate the above functions and achieve online prediction of the structure performance of the vertical shaft. The results indicate that during the operation, by simulating 120 sets of stress and strain data under different working conditions, the average coefficient of determination between predicted and simulated values is 0.995 5, indicating a high correlation between the predicted strain and simulated strain, thus verifying the feasibility of the digital twin framework for vertical shafts. This provides an effective reference for the digital improvement of vertical shafts.

Keywords: digital twin; shaft; structure performance monitoring; grid dimensionality reduction; surrogate model; radial basis function(RBF)

0 引 言

井筒是油气运输的主要管道,还起到支撑井壁、防止坍塌、控制井下压力和保障作业安全的作用^[1]。如果井下压力变化过大或应力分布不均,可能引发井筒变形、破裂或坍塌。随着时间的推移,材料也可能出现老化、磨损或疲劳,结构失效等问题。不仅会造成经济损失,还可能引发环境和安全方面的重大风险。数字孪生通过创建与真实物理对象或系统相对应的虚拟模型,实时监控其全生命周期,并进行分析和优化。能够在虚拟环境中实时反映物理对象的状态,进行动态模拟,并预测未来行为^[2]。2024 年,国家能源局发布《关于进一步加快煤矿智能化建设促进煤炭高质量发展的通知》,指出要全面推进煤矿智能化发展,加快推进生产煤矿智能化改造^[3]。利用数字孪生技术智能化升级煤矿系统是促进煤矿高质量发展的必然趋势。

为保证井筒安全作业,许多学者深入开展了井筒的安全监控研究。如刘辉等^[4]针对厚含水松散层深立井倾斜灾害,基于深度学习的变形预测模型应用于注浆修复,为井筒管理提供支持。刘俊燕等^[5]建立了不同工况和不同地层的井筒有限元模型,采用 Mohr-Coulomb 岩石损伤准则的有限元分析方法直观掌握井筒失稳时的应力变化,降低了生产过程中井筒失稳的风险。RAVAJI 等^[6]提出基于三维有限元法的井筒稳定性分析、优化验证网格系统,利用有限元法进行稳定性分析,能够提供更真实的应力和应变分布。尽管这些研究实现了立井井筒的实时监控,但是这些监控方法只能实现井筒部分作业信息的监控,对于井筒结构性能

的全面监测以及井筒作业过程可视化的问题还没有解决。

为此,国内外研究人员深入研究了数字孪生技术,如贾政楠等^[7]通过对塔式起重机建立高保真的数字孪生有限元模型,在线预测塔式起重机的结构性能。王腾等^[8]利用传感、有限元仿真、物联网、高级分析、云计算和虚拟现实等技术集成到管道数字孪生中,建立了用于管道状态监测的数字孪生系统。JU Jinyong 等^[9]采用智能体模型,并将智能体模型与多传感器源动态数据相结合,开发了自动力控制阀的轻量化数字孪生系统。尤秀松等^[10]通过虚实交互模型,利用数字孪生技术智能决策和精准控制智采设备,达成智采工作面的常态化运行,并提出基于数字孪生的控制系统架构。在结构性能监测中,数字孪生技术具有显著优势^[11]。通过虚实映射实时监测井筒受力、变形等状态,有助于提升监测的精准性和可靠性。基于数据驱动的动态分析和历史数据挖掘,可实现性能变化预测和早期故障预警。支持复杂地质环境下的模拟与优化,有助于制定科学的维护策略,同时减少人工检测成本,提高工作效率。井筒应力的预测速度和预测的准确度对于结构性能监测的最终孪生效果至关重要,直接使用有限元软件分析无法实现井筒应力快速预测和实时分析。

鉴于此,笔者拟提出基于数字孪生技术的井筒结构性能监测方法,利用模拟数据生成有限元云图,结合径向基函数(Radial Basis Function, RBF)代理模型实时进行有限元预测,并以自行搭建的立井井筒为研究对象,构建其数字孪生监测系统,以期提高当前煤矿工作面智能化程度。

1 数字孪生框架及系统搭建

为实时可视化监测立井井筒作业过程,提出一个用于井筒应力、应变等状态监测的数字孪生仿真系统。将各种关键技术(传感技术、有限元仿真、物联网、高级分析、云计算和虚拟现实)集成到井筒数字孪生中,实现其高保真表示、概率仿真、实时更新、健康状态监测、未来状态预测和高质量交互等功能。与现有的基于数字孪生的结构健康管理研究相比,将损伤检测、定位、量化和预测综合起来,更具实用

性。具体来说,概率模拟是通过识别、量化和传播物理空间中的不确定性因素来实现的,从而在概率视图中模拟系统行为。对各个阶段的各种不确定因素进行建模,包括材料参数不确定度、损伤检测不确定度、损伤测量不确定度、替代模型不确定度和加载条件不确定度。此外,还研究基于图形用户界面和增强现实技术的数字孪生交互^[12]。
针对井筒数字孪生系统,基于陶飞等^[13]提出的经典五维模型改进出1种井筒结构性能监测框架,如图1所示。

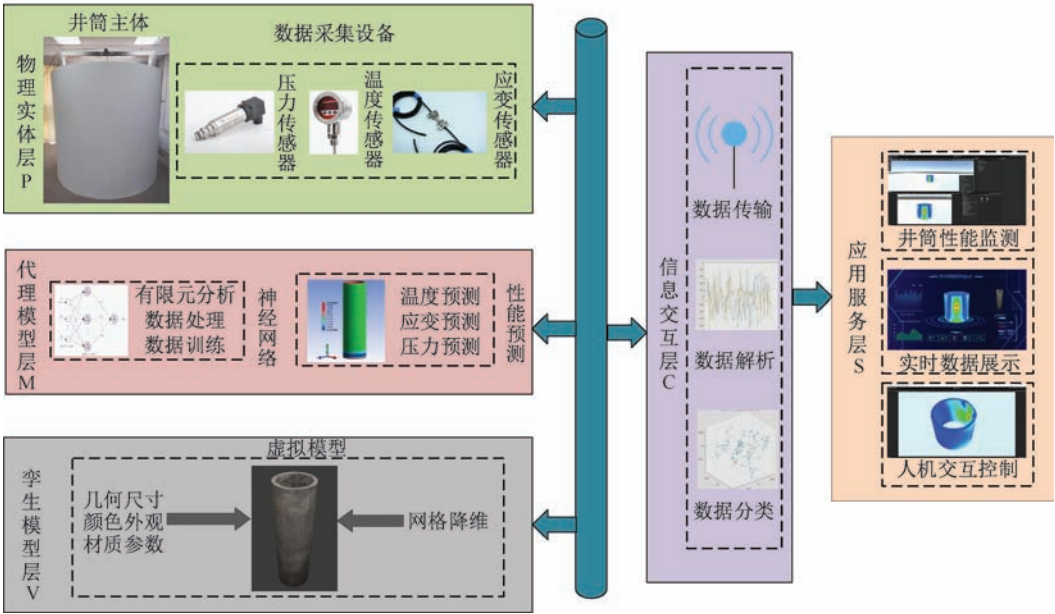


图1 立井井筒数字孪生框架

Fig. 1 Vertical Shaft Digital Twin Framework

该框架 F 由5个组件组成:物理实体层、代理模型层、孪生模型层、信息交互层、应用服务层,改进的五维模型如下式所示:

$$F = (P, V, C, M, S) \tag{1}$$

式中: P 为物理实体层,包含物理井筒及传感器,用于采集温度、高度、压力等实时数据,奠定系统运行基础; V 为孪生模型层,构建井筒虚拟几何模型,实现物理井筒与虚拟模型的外观映射及运行状态同步; C 为信息交互层,作为连接物理实体和孪生模型的桥梁,处理传感器数据并驱动孪生模型,并支持系统实时状态映射和性能预测; M 为代理模型层,通过有限元分析数据和神经网络训练,建立井筒有限元预测模型,结合实时传感器数据动态监测结构性能; S 为应用服务层,提供数据可视化、状态监控、有限元预测等功能,包括几何模型可视化、云图展示性

能变化、交互控制视角和数据显示整合,帮助用户全面掌握井筒信息。

上述五维模型在陶飞提出模型的基础上将孪生数据 DD 改为代理模型层 M , M 包括 DD 各层的数据,并将 DD 各层数据加载至代理模型层中进行分析、预测,并重构出与原始数据生成的有限元模型仿真结果近似的代理模型,达到孪生系统快速预测的目的。

1.1 孪生模型构建

井筒虚拟模型的构建是搭建孪生系统与有限元仿真的前提和基础^[14]。首先,以 Blender 软件为基础,通过采集井筒结构、尺寸和材料特性以确定细节精度并进行1:1虚拟场景模型创建。然后,修改圆柱体以生成内壁、加厚或挖空等结构,在“材质”面板中新建材质并调整颜色、粗糙度等属性,通过“着

色器编辑器”使用节点系统添加纹理和法线贴图,模拟混凝土特性,效果如图 2 所示。最后,导出 sat 模型文件到 ANSYS 中进行有限元分析。

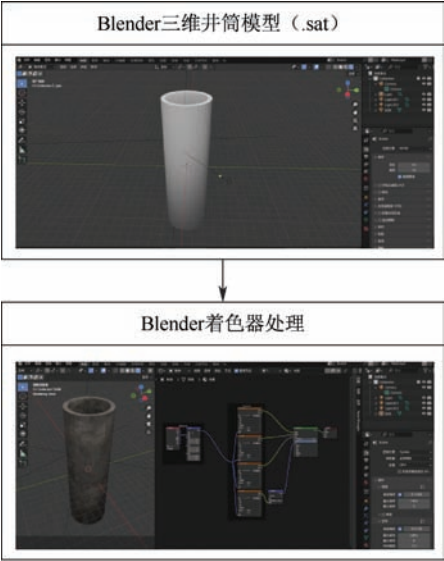


图 2 Blender 井筒建模
Fig. 2 Blender wellbore modeling

1.2 多源异构数据交互

数据是数字孪生系统的核心,驱动系统各部分的信息交互。技术路线如图 3 所示,以可编程逻辑控制器 (Programmable Logic Controller, PLC) 为核心,连接采集数据所需传感器 (温度、应力、应变等),以网关为数据协议转换中心,通过 OPC 服务器与 KepServerEX 客户端连接,利用 Siemens TCP/IP 协议驱动传输与反向反馈 PLC 数据,结合应用程序编程接口 (Application Programming Interface, API) 接口实现反馈闭环控制,最终可视化监控井筒三维应力^[15]。虚实交互功能通过 KepSeverEX 客户端访问实时数据、将处理后的静态数据和预测数据上传至 MySQL 数据库,孪生系统向服务器发送请求,服务器根据发送请求时所带的时间戳进行校对,校对无误后,将孪生系统所需的实时数据返回。使用算法训练代理模型并生成训练数据。接着,利用 TCP 通信通过 socket 函数将 Python 与 Unity3D 应用连接。

在 Unity3D 中,通过读取逗号分隔值 (Comma-Separated Values, CSV) 文件中的节点坐标和索引生成点云模型,并构建 3D 网格。结合有限元分析结果,通过插值生成颜色分布并映射到网格上,模拟应力变化。孪生系统基于性能监测模型实时监测井筒结构性能,并以云图形式展示结果。Unity3D 利用 C# 实现数据管理和多源可视化,最终闭环控制物理设备。



图 3 孪生实施映射路线
Fig. 3 Twin implementation mapping route

2 井筒结构性能预测模型构建

为建立真实井筒与虚拟井筒的动态连接,实时监测井筒结构性能,构建流程如图 4 所示。井筒数字孪生系统分为预处理和实时映射 2 阶段,预处理阶段通过有限元分析获取代理模型训练数据,并简化网格生成孪生模型。实时映射阶段解析传感器数据,结合代理模型实现井筒实时状态映射,并利用预测模型实时预测井筒应力。

2.1 井筒有限元分析

在结构性能监测中,合理的网格划分还可以优化计算过程,降低计算资源的消耗,是进行矿井安全评估、监测和优化设计的基础^[16]。基于 Blender 生成井筒建模 sat 文件,将文件中井筒结构划分为若干小单元 (网格),便于对矿井的各个部位进行精确的力学分析与监测。这些元素在它们的节点上是相互连接的。先利用 ANSYS 建立井筒的全模型,主要采用六面体单元进行网格划分。在 ANSYS 中导出单元质量图,图 5 显示了有限元整体模型最大单元

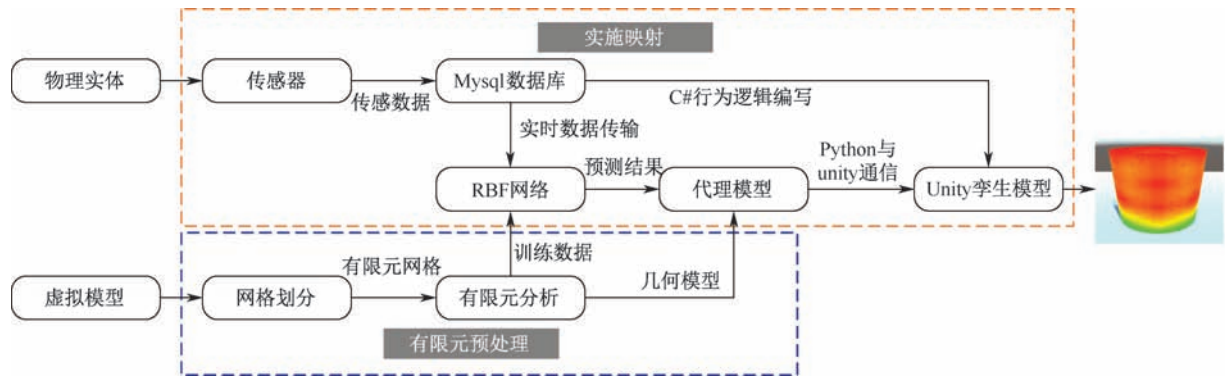


图 4 立井井筒数字孪生系统技术路线

Fig. 4 Technical route of digital twin system for vertical wellbore

尺寸分别为 0.15、0.25、0.1 m 的单元质量图。对于三维单元,单元质量定义为体积与边长平方和的平方根之比。值 1 表示完美元素,值 0 表示元素的体

积为 0 或为负。由图 5 可知:选用全局模型的单元尺寸为 0.15 m 时平均单元质量最高,为 0.763,故选用此网格尺寸。

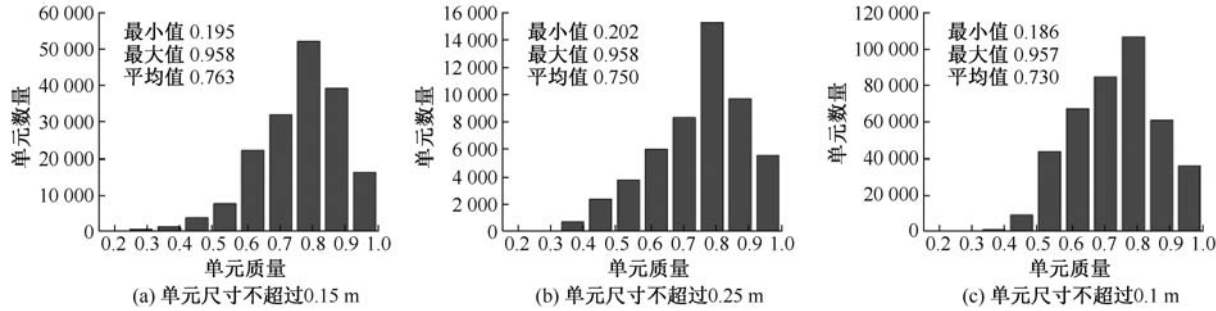


图 5 有限元模型网格单元质量

Fig. 5 Quality diagram of mesh elements in finite element model

完成网格划分后,在外压载荷下对井筒模型进行应力数值模拟,导入井筒的尺寸、弹性模量和泊松比等参数,并在模型中设置圆柱形支撑和底部支撑面^[17]。通过求解过程,分析井筒的变形、应力和应变,最终生成所需的有限元云图和相关数据结果。通过试验验证所提出模型的准确性,利用湖南省黄金洞大万矿业白荆竖井中的井筒尺寸和材质数据建立孪生虚拟模型,结合所提出的模型进行对比分析。

材质参数见表 1。

2.2 建立网格降维的井筒代理模型

井筒结构性能监测中传统的有限元单一模拟可能需要几分钟、几小时甚至几天才能完成。因此,直接在传统有限元模型上进行有限元仿真很难保证井筒孪生系统的实时性。解决这一问题的方法是利用代理模型进行井筒有限元仿真^[18]。因井筒尺寸大,网格数量庞大,当网格数量超过一定时,Unity3D 无

表 1 井筒计算参数

Table 1 Calculation parameters for wellbore

属性	数值	属性	数值
井筒内径/m	5	抗拉强度/Pa	2.5×10^6
井筒外径/m	6	剪切模量/Pa	12.5×10^9
密度/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	2 400	热膨胀系数/ $^{\circ}\text{C}^{-1}$	10×10^{-6}
弹性模量/Pa	30×10^9	导热系数/($\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)	1.0
泊松比	0.2	比热容/($\text{J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)	900
抗压强度/Pa	30×10^6		

法带动大量网格数据实时显示,将会导致无法成功运行模型。因此,使用代理模型网格降维,利用 ANSYS 导出每个节点的立体光刻 (STereoLithography, STL)

文件应力数据,存储模型的多边形网格信息。该数据包含 4 个变量(x, y, z, δ), x, y, z 代表节点的坐标, δ 代表节点应力值,通过 Python 预处理网格文件,筛

除重复的节点。代理模型网格降维如图 6 所示,粗线代表 ANSYS 中网格划分,细线代表 Unity3D 代理模型网格划分,在 ANSYS 中使用精密网格(橙线)生成更贴近真实工程情况的应力数据,使用 K 最邻近法(K-Nearest Neighbor, KNN)算法在 Unity3D 网格 1 号节点位置附近匹配 15 个邻近节点作为样本,并取其平均值赋值给 1 号节点,以此计算出当前网格位置的应力值。其余代理模型节点以此类推。

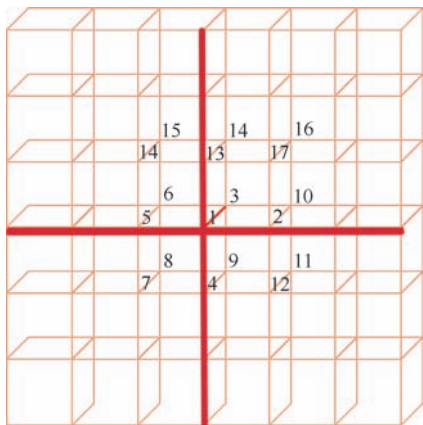


图 6 代理模型网格降维

Fig. 6 Surrogate model grid dimensionality reduction

代理模型是在传统有限元仿真数据的基础上建立的,在井筒有限元模拟时,对有限元仿真模型的输入和输出进行近似,以实现替代原有有限元模型的目的。井筒代理模型的计算结果与传统有限元模型的仿真结果非常接近,但解计算量却比传统有限元模型小得多。

2.3 有限元应力预测

井筒作为矿井中关键的通道结构,长期承受多种复杂的载荷,包括岩土压力、地应力、水压以及井内设备的动态载荷等。代理模型能够在保持较高精度的同时,大幅减少计算时间,使得井筒在不同载荷和工况下的结构性能评估更为及时,进而提高井筒的设计优化和安全维护效率。在有限元应力预测模型构建方面分为 2 个阶段:

1) KNN 空间定位阶段。算法为每个待预测点定位 15 个最近的有限元分析(Finite Element Analysis, FEA)节点,通过 ball_tree 算法快速搜索三维空间中的邻近节点输出 15 个邻居节点的索引和空间距离。

2) RBF 插值计算阶段。对每个待预测点构建独立的 RBF 神经网络,使用高斯核函数将 KNN 算法提取的 15 个临近节点坐标 x 、 y 、 z 作为输入,对应应力作为目标输入,通过 RBF 实现三维空间非线性插值。

该混合方法结合了 KNN 的高效空间搜索能力和 RBF 的局部逼近优势,可快速预测随机载荷作用下的结构应力^[19]。RBF 神经网络具有非线性逼近能力强、局部响应特性好、训练速度快、对噪声不敏感等优势。其能够高效处理复杂非线性关系,捕捉井筒局部特性变化,同时具有较强的适应性和预测精度。

RBF 基本原理包括输入层、隐藏层和输出层 3 个主要部分,其网络结构如图 7 所示。

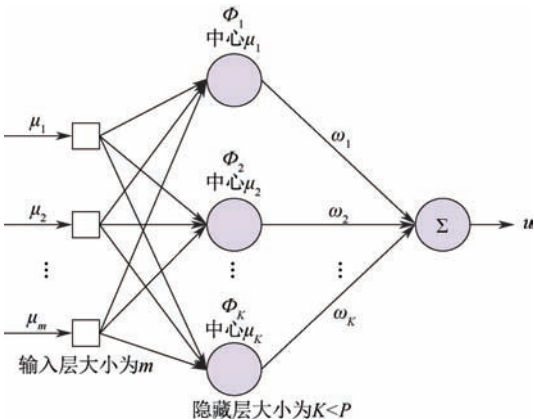


图 7 RBF 神经网络

Fig. 7 RBF neural network

1) 输入层。使用 μ (μ 为输入数据数组,设置维度为 12,为 12 组不同条件下的应力特征参数)。

2) 隐藏层。隐藏层是 RBF 网络的核心部分,包含 12 个中心点,每个样本对应一个高斯核函数。使用高斯函数作为激活函数。激活函数基本形式如下:

$$\phi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

式中: $r=||\mu-c||$ 为输入数据 μ 与基函数中心 c 的欧氏距离; σ 为一个影响函数形状的参数(称为“宽度”或“扩展参数”)。

3) 输出层。输出为 u ,有 12 个输出节点,为每个应力条件的输出列单独训练一个 RBF 模型。生成 6 282(井筒模型节点数)个 RBF 插值模型,每个模型对应 u 矩阵中的一行数据(即一个样本),保存为 .pkl 文件。每个 RBF 模型根据输入的 μ 点,插值预测该样本在其他 μ 值处的输出。输出函数为:

$$y = \sum_{i=1}^n \omega_i \phi_i(x) \quad (3)$$

式中: ω_i 为权重; ϕ_i 为第 i 个 RBF 的输出。

4) 模型训练。先读取网格降维处理后的 .csv 文件应力数据并填充到 u ,再打印 u 的最小值和最大值,验证数据范围,并调用 rbf_training 函数,遍历

y 的每一行(次数为模型节点数),每次用 x 和当前行的值训练一个 RBF 模型,将所有模型存入 RBF 代理模型. pkl 文件完成模型训练。

3 井筒数字孪生监测系统验证

以井筒健康实验室中搭建井筒为背景,在井筒周围布置相应的数据采集装置,以 Unity3D 软件作为数字孪生系统的平台,结合传感器、Plc、MySQL 数据库、KepSeverEx、ANSYS、Visual studio 2019 和 Xchart 等共同搭建井筒数字孪生系统平台,如图 8 所示。搭建井筒数字孪生仿真控制平台,采用虚实结合方式,直观、可视化地仿真验证立井井筒结构监测控制系统主要功能以及性能。主要包括虚实一致性、同步性测试以及轨迹跟踪再现性能验证^[20]。



图 8 井筒孪生平台搭建

Fig. 8 Construction of twin platform for wellbore

3.1 井筒仿真预处理

首先,根据 1.1 节方法建立立井井筒高保真三维模型,并采用 1.2 节数据采集技术对传感器端施加模拟应力,并模拟井筒实际情况中受各项应力变化的特点,通过对井筒施加合适的载荷、选择正确的材料参数、有限元分析不同应力下的井筒。该井筒在应力作用下,使其结构力学性能发生变化,主要受压力、温度、应变的影响。因此,将压力、温度、应变等作为代理模型的输入变量,设计多组不同的输入参数,有限元分析井筒,得到井筒的有限元模型和不同工况下的各节点有限元分析结果。

由于井筒体积庞大、结构复杂,因此,直接得到的有限元模型节点过多,为达成实时计算的要求,采

用 2.2 节网格降维法简化有限元模型,同时,根据简化模型的节点处的应力值和变形值,得到简化网格模型以及各节点处的应力结果和变形结果。

3.2 井筒仿真性能实施映射

井筒实施映射框架如图 9 所示,包含物理空间、数字空间和通信交互 3 部分。物理空间 A 通过传感器采集井筒的压力、温度和应变数据,监测内外压、热应力和变形情况。数字空间 B 基于代理模型,利用传感器数据进行井筒性能分析与预测,同时校准孪生模型。通过三维渲染和图表展示井筒实时结构与性能状态,为安全评估和优化设计提供支持。通信交互 C 通过服务器连接物理与数字空间,依托高性能计算设备实现高效仿真与数据处理。

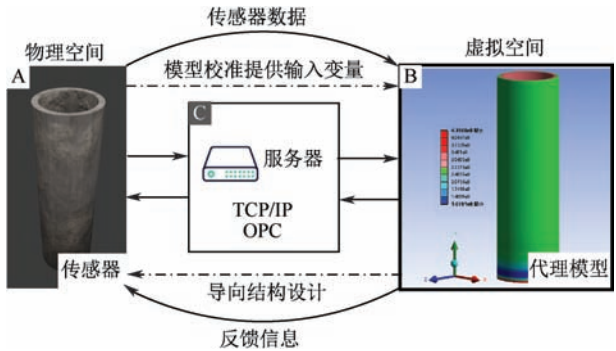


图 9 映射模型数字孪生框架

Fig. 9 Model digital twin framework diagram

在有限元实时预测中,代理模型结果的实时性和连续性尤为重要。试验中提前分析不同应力状况下的有限元结果,通过代理模型在 Unity3D 加载出不同应力情况下对应的有限元云图,在施加不同模拟应力时,匹配出施加应力位置,应力大小最相近有限元云图结果,以此达到实施映射的目的。施加不同应力时映射变化如图 10 所示。

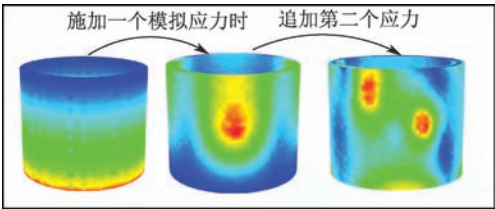


图 10 实施映射变化

Fig. 10 Implement change diagram

为满足仿真计算和数据存储需求,计算设备需配备高性能中央处理器和大容量存储空间;为支持精细模型渲染与机器学习,还需高效图形处理器;同时,为实现多任务并行处理,设备需具备充足的中央处理器(Central Processing Unit,CPU)线程和内存资源。

3.3 应用模块构建

根据提出的框架,借助 Unity3D 平台搭建立井井筒数字孪生平台,该平台主要包括井筒性能监测、实时数据展示、人机交互控制 3 大功能模块。

1) 井筒性能监测模块。井筒性能监测是数字孪生平台的核心模块,通过归一化应力数据结合颜色插值算法,将性能数据映射为三原色光 (Red, Green, Blue, RGB) 颜色并赋值至模型节点。同时,结合动态模拟,在 UI 界面实时展示井筒运行状态,

如图 11a 所示。

2) 实时数据展示模块。数据展示模块通过 Xchart 插件实时呈现井筒工作状态与数据变化,直观展示井筒运行状态,助力用户全面掌握井筒信息,数据化监测立井井筒,如图 11b 所示。

3) 人机交互控制模块。人机交互控制模块细化孪生系统功能,便于用户快速获取关键信息。支持井筒模型缩放、旋转等操作,便于多角度查看性能关键数据,如图 11c 所示。

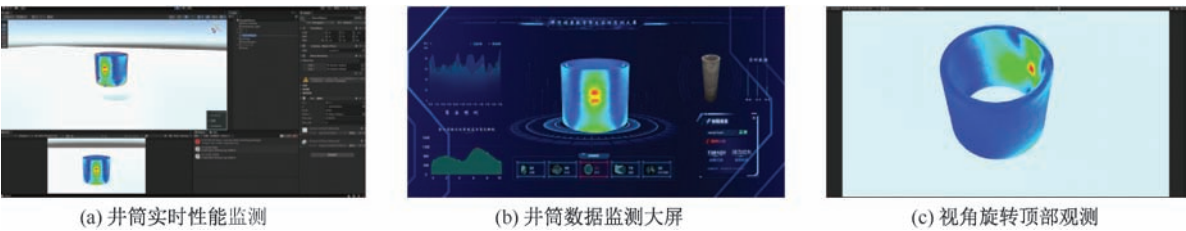


图 11 井筒数字孪生系统功能展示

Fig. 11 Function display of wellbore digital twin system

3.4 预测数据对比分析

为验证预测模型的准确性,模拟 100 组不同试压位置,不同应力大小情况下 (10~50 MPa), 分别计

算在弹性形变、总变形、等效应力等方面的有限元分析结果与预测模型预测结果的最大值和平均值的误差,如图 12a—图 12c 所示。等效弹性应变最大值

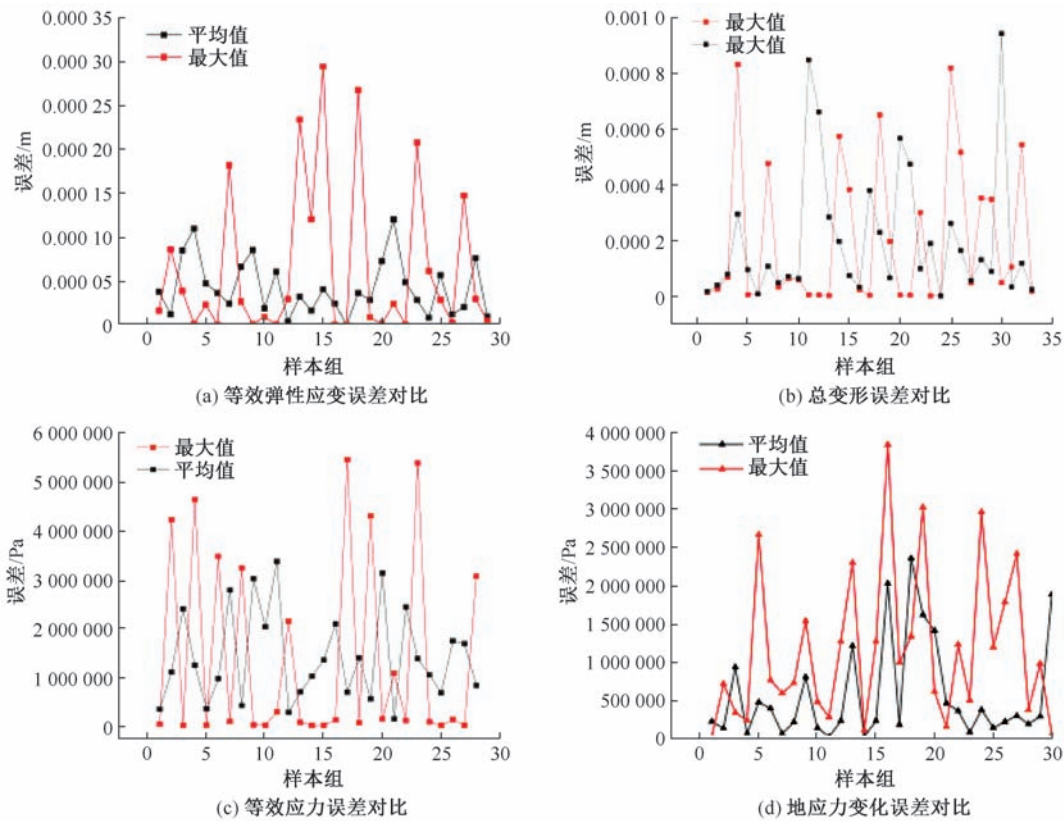


图 12 结构性能预测数据对比

Fig. 12 Comparison chart of structural performance prediction data

误差和平均值误差分别不超过 0.000 27、0.000 12 m;总变形最大值误差和平均值误差分别不超过 0.000 82、0.000 95 m;30 组等效应力数据对比分析中,在施加应力为 50 MPa 压力下,最大值平均误差率为 2.79%,平均值平均误差率为 2.72%;误差最大比值为 10.92%。绝大部分预测误差都在 ±10% 的误差带内^[21-22]。

井筒受地应力作用时,围岩径向应力降低,切向应力集中,形成高应力环带,导致井壁压裂、塑性变形或套管挤毁。构造应力差异可能引发井筒偏斜、缩径及剪切错断等破坏。所以在结构性能监测中,对地应力等因素的模拟尤为重要。首先,在 ANSYS 软件中施加地应力平衡(地球重力);然后,在井壁多位置施加 30 组不同压力(5~50 Pa)模拟因地应力变化导致井筒受力不均匀产生的应力变化;最后,通过每组不同模拟值与对应的预测值的最大值和平均值作对比,得出误差数据。30 组预测数据与模拟数据的平均值平均误差为 2.77%,误差如图 12 d 所示。误差增大的主要原因可归结为 3 点:

- 1) 全局近似与局部细节的矛盾。RBF 通过全局插值构建近似模型,对局部强非线性区域(如应力集中点)的表征能力较弱。
- 2) RBF 模型降阶的信息丢失。为提高计算效率对有限元模型降阶时,若 RBF 插值未保留关键应力模态,可能导致预测误差。
- 3) 井筒混凝土的弹塑性本构关系若未在 RBF 模型中正确映射,可能导致非线性阶段应力预测偏差。

对比数据分析发现,针对受力面积小,尖锐应力时(如模拟裂缝时),误差值略大;针对平缓应力变化时,预测值与模拟值误差较小,整体效果能满足试验需求。

选用决定系数 R^2 作为全局评价准则,决定系数是衡量统计模型拟合优度的指标之一,反映模拟应变、预测应变之间的相关性, R^2 的取值范围为[0, 1],值越接近 1,说明模型对数据的拟合效果越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{b=1}^h (y_b - \hat{y}_b)^2}{\sum_{b=1}^h (y_b - \bar{y})^2} \tag{3}$$

式中: h 为样本点的数量; y_b 为第 b 个采样点 x_b 的实际响应值; $\hat{y}_b$ 为相应的预测值; $\bar{y}$ 为 y_b 的平均值。

分别在 10、20、30 组数据中取每组数据的平均值误差和模拟平均值 2 个参数对比,求得对应

决定系数,见表 2。得出预测数据与模拟数据分别在 4 个方面的 30 组决定系数为 0.999 6、0.998 2、0.999 6、0.984 8,120 组数据平均决定系数为 0.995 5,接近于 1,从表 2 可以看出,该预测结果与模拟结果具有较高的一致性。通过数据对比分析发现,单一应力条件下决定系数在 0.999 左右,一致性较高;在增加地应力等因素后平均决定系数会略微降低,但综合情况能满足试验需求。综合评估显示,该有限元预测模型具有较高的预测准确性。

表 2 数据预测误差评估

Table 2 Evaluation of data prediction error

数据对比	R^2		
	10 组	20 组	30 组
弹性形变	0.999 6	0.999 6	0.999 6
总变形	0.997 5	0.998 2	0.998 2
等效应力	0.999 7	0.999 6	0.999 6
模拟地应力	0.988 7	0.983 3	0.984 8

4 结 论

1) 提出基于数字孪生的立井井筒结构性能监测方法,该方法能够有效对井壁应力变化进行精准可视化预测,实现井壁应力动态变化的精准感知与可视化表征;显著提升应力预测结果的可视化渲染效率与实时性。

2) 在立井井筒运维过程中运用数字孪生技术实时监测与可视化预测井壁应力,丰富数字孪生技术在智慧矿山领域的理论内涵与应用场景。该技术应用整合多源监测数据与力学仿真数据,构建井筒结构性能监测数字孪生模型,促进矿山工程运维的数字化和智能化升级。通过精准映射物理井筒全生命周期状态,实现井壁应力演化的动态捕捉、实时可视化呈现,改善以往依赖传统监测装置存在的应力感知滞后、风险研判迟滞等问题。此外,该技术通过网格降维与 RBF 有限元预测算法融合到虚拟孪生体中解决,简化应力预测与可视化流程,加强数字孪生技术在矿山井筒安全运维领域应用的可行性。

3) 未来可在以下方面继续改进:井下边缘设备性能局限及复杂场景信息采集问题仍需深入研究,以推进该项技术在实际生产中发挥更大作用;优化数字孪生智能决策,融合人工智能算法突破复杂场景适配难题,提升决策响应速度与精准度,助力产业高效智能化转型。

参 考 文 献

- [1] 姚直书,许永杰,程桦,等.西部钻井法“一钻成井”新型高强复合井壁力学特性[J].煤炭学报,2023,48(12):4 365-4 379.
YAO Zhishu, XU Yongjie, CHENG Hua, et al. Mechanical properties of a new high-strength composite shaft lining for the "one drilling and forming process" drilling method in western China[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(12):4 365-4 379.
- [2] 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 Datong, GUO Kai, WANG Benkuan, et al. Summary and perspective survey on digital twin technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11):1-10.
- [3] 丁恩杰,俞啸,夏冰,等.矿山信息化发展及以数字孪生为核心的智慧矿山关键技术[J].煤炭学报,2022,47(1):564-578.
DING Enjie, YU Xiao, XIA Bing, et al. Development of mine informatization and key technologies of intelligent mines[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1):564-578.
- [4] 刘辉,李国强,朱晓峻,等.基于深度学习的井筒变形预测模型与应用[J].煤炭学报,2025,50(2):732-747.
LIU Hui, LI Guoqiang, ZHU Xiaojun, et al. Exploration and application of deep learning based wellbore deformation forecasting model[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(2):732-747.
- [5] LIU Junyan, LIU Ju, WANG Yan, et al. Finite element method simulation of wellbore stability under different operating and geomechanical conditions [J]. Fluid Dynamics & Materials Processing, 2023, 20(1):205-218.
- [6] RAVAJI B, MASHADIZADE S, HASHEMI A. Introducing optimized validated meshing system for wellbore stability analysis using 3D finite element method[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2018, 53:74-82.
- [7] 贾政楠,王欣,高顺德,等.基于数字孪生的塔式起重机结构性能在线监测方法[J].计算机集成制造系统,2024,30(12):4 468-4 476.
JIA Zhengnan, WANG Xin, GAO Shunde, et al. Online structural performance monitoring method of tower crane based on digital twin[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(12):4 468-4 476.
- [8] WANG Teng, FENG Ke, LING Jiatong, et al. Pipeline condition monitoring towards digital twin system: a case study[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 73:256-274.
- [9] JU Jinyong, XIE Yudong, HAN Jiazhen, et al. Performance improvement of the self-power control valve based on digital twin technology[J]. Energy, 2024, 300: DOI:10. 1016/j. energy. 2024. 131607.
- [10] 尤秀松,葛世荣,郭一楠,等.智采工作面三机数字孪生驱动控制架构[J].煤炭学报,2024,49(7):3 265-3 275.
YOU Xiusong, GE Shirong, GUO Yinan, et al. Digital twin-driven control construction for three machines of smart coal mining face [J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(7):3 265-3 275.
- [11] 王晗.基于数字孪生的钻机运行安全状态监测技术研究[J].中国安全科学学报,2024,34(增1):134-139.
WANG Han. Research on safety condition monitoring technology of drilling rigs based on digital twins[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(S1): 134-139.
- [12] 陶飞,马昕,戚庆林,等.数字孪生连接交互理论与关键技术[J].计算机集成制造系统,2023,29(1):1-10.
TAO Fei, MA Xin, QI Qinglin, et al. Theory and key technologies of digital twin connection and interaction[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(1):1-10.
- [13] 陶飞,刘蔚然,张萌,等.数字孪生五维模型及十大领域应用[J].计算机集成制造系统,2019,25(1):1-18.
TAO Fei, LIU Weiran, ZHANG Meng, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(1):1-18.
- [14] 朱庆,张利国,丁雨淋,等.从实景三维建模到数字孪生建模[J].测绘学报,2022,51(6):1 040-1 049.
ZHU Qing, ZHANG Liguang, DING Yulin, et al. From real 3D modeling to digital twin modeling[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(6):1 040-1 049.
- [15] 赵佰亭,施建国,贾晓芬.井筒提升机数字孪生系统研究[J].系统仿真学报,2024,36(9):2 054-2 064.
ZHAO Baiting, SHI Jianguo, JIA Xiaofen. Research on digital twin system of rockshaft hoist[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9):2 054-2 064.
- [16] 雷娜,冯宇豪,段君毅,等.有限元网格生成方法综述[J].电子科技大学学报,2024,53(6):816-843.

- LEI Na, FENG Yuhao, DUAN Junyi, et al. A survey of finite element mesh generation methods[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2023,29(1):1-10.
- [17] HINCEY E P, CARCAGNO C, O'DOWD N P, et al. Using finite element analysis to develop a digital twin of a manufacturing bending operation[J]. Procedia CIRP, 2020,93:568-574.
- [18] JAKUB K, RADOMIL M. Recent advances and applications of surrogate models for finite element method computations: a review[J]. Soft Computing, 2022, 26(24):13 709-13 733.
- [19] PENG Xiaojun, CHEN Zhangdong, ZHANG Aoming, 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: DOI:10.1016/J. MTCOMM. 2023. 107883.
- [20] 杜莹莹, 罗映, 彭义兵, 等. 基于数字孪生的工业机器人三维可视化监控[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(6): 2 130-2 138.
- DU Yingying, LUO Ying, PENG Yibing, et al. 3D visual monitoring system of industrial robot based on digital twin[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(6): 2 130-2 138.
- [21] 唐锐瑞, 王喆, 陈向明, 等. 复合材料结构力学性能分布的多保真度数据驱动预测框架及验证[J]. 航空学报, 2025, 46(21): 238-255.
- TANG Kairui, WANG Zhe, CHEN Xiangming, et al. A multi-fidelity data-driven framework for predicting mechanical property distributions of composite structures and its validation [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(21): 238-255.
- [22] 杨仁杰, 何杨焯, 张玉, 等. 应用集成学习的双金属冶金复合管压缩应变变能力预测[J/OL]. 海洋工程: 1-15. [2025-08-24]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1423.P.20250625.1929.004>.
- YANG Renjie, HE Yangye, ZHANG Yu, et al. Prediction of the compressive strain capacity of metallurgical clad pipes using ensemble learning [J/OL]. The Ocean Engineering: 1-15. [2025-08-24]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1423.P.20250625.1929.004>.



作者简介: 贾晓芬 (1978—), 女, 安徽砀山人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事数字孪生、智能制造、深度学习等方面的研究。E-mail: jxfzbt2008@163.com。