

模型数据混合驱动的火箭贮箱结构 极限承载数字孪生技术*

黄佳, 童军, 郭建, 郭文婧, 杨蓉, 朱曦全

(北京强度环境研究所, 北京 100076)

摘要: 针对航天运载火箭关键承载贮箱结构, 提出了一种基于实测数据和模型的极限承载数字孪生构建方法。首先, 根据贮箱结构及制造工艺特征建立精细化有限元模型, 对强度特性进行计算分析, 并根据贮箱结构强度试验测点信息提取计算结果。然后, 对贮箱结构强度试验历史试验数据进行了处理分析, 基于试验数据和仿真模型构建出贮箱结构承载数字孪生模型的训练数据集。进一步, 结合长短期记忆网络模型对孪生算法进行训练, 实现了贮箱结构极限承载的预测。最后, 基于离线交互和在线交互模式, 构建了贮箱结构极限承载数字孪生系统, 有效提升了虚实试验能力和效率, 降低了试验成本和风险。

关键词: 贮箱结构; 极限承载; 数字孪生; 长短期记忆

中图分类号: V19 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.450210

The Model and Data-Driven Digital Twin Technology for Ultimate Load-Bearing Capacity of the Rocket Propellant Tank Structure

HUANG Jia, TONG Jun, GUO Jian,
GUO Wenjing, YANG Rong, ZHU Xiquan

(Beijing Institute of Structure and Environment Engineering, Beijing 100076, P.R.China)

Abstract: A digital twin methodology integrating physical measurements with computational modeling was proposed for predicting the ultimate load-bearing capacity of the key propellant tank structure in aerospace launch vehicles. First, a refined finite element model (FEM) was established based on the tank structural design and manufacturing process characteristics, to compute and analyze the structure strength, with results extracted specifically in positions corresponding to physical measurement points. Historical experimental data from structural strength tests were subsequently processed and analyzed. With both the test data and the simulation outputs, a comprehensive training dataset was constructed for the tank structure ultimate load-bearing capacity digital twin model. A long short-term memory (LSTM) network was then trained with this dataset to predict the structure ultimate load-bearing capacity. Finally, a dual-mode (offline and online interactive) digital twin system was implemented to predict the tank structure ultimate load-bearing performance. This proposed method significantly enhances virtual-physical testing ability and efficiency and reduces related testing costs and risks.

Key words: tank structure; ultimate load-bearing capacity; digital twin; long short-term memory

* 收稿日期: 2024-07-12; 修订日期: 2025-07-31

作者简介: 黄佳(1988—), 女, 高级工程师, 硕士(E-mail: hj880616@126.com);

杨蓉(1978—), 女, 研究员, 硕士(通讯作者, E-mail: rongyang_001@126.com).

引用格式: 黄佳, 童军, 郭建, 郭文婧, 杨蓉, 朱曦全. 模型数据混合驱动的火箭贮箱结构极限承载数字孪生技术[J]. 应用数学和力学, 2025, 46(8): 973-982.

0 引言

“孪生”的概念起源于美国国家航空航天局的“阿波罗计划”^[1],即构建两个相同的航天飞行器,其中一个发射到太空执行任务,另一个留在地球上用于反映太空中航天器在任务期间的工作状态,从而辅助工程师分析处理太空中出现的紧急事件.数字孪生的概念则是由 Grieves 教授等^[2]提出,主要包括真实空间、虚拟空间和两者之间的信息交互.美国国家航天局在 2010 年发布的“建模、仿真、信息技术和过程”路线图^[3]中明确了数字孪生发展愿景,并提出了“数字线索”的概念,旨在通过“数字线索”连接数字化数据与实体设备,实现对制造网络实时可见、分析及优化.美国空军研究实验室(AFRL)明确提到了 ADT(Airframe Digital Twin)计划^[3]的目的是解决未来复杂服役环境下的飞行器维护及寿命预测^[4]问题.与此同时,美国通用电气(GE)在为美国空军提供基于 F-35 数字孪生的寿命预测技术的时候,构建了包括载荷信息、检测数据和分析结果及其相互联系的数字孪生框架,通过检测数据与模型融合,实现了损伤失效行为更准确的诊断和预测^[5-7].可以看出,由于航空航天工业始终保持着相当高的自动化、数字化及仿真水平,因此数字孪生概念的产生和发展在过去很长一段时间都集中在航空航天领域,特别是利用数字孪生技术对飞行器进行故障预测和健康管理.

作为航天运载火箭重要组成部分,贮箱既是传递飞行载荷的主要结构之一,又是为动力系统提供推进能源的重要部段.火箭贮箱结构在火箭飞行过程中承受高量级复杂载荷作用,液体发动机贮箱结构还需考虑内部介质的低温条件作用^[8],可靠性和安全性要求高.由于其结构设计和工艺特点^[9],贮箱结构成为火箭结构系统强度验证和评估的关键部件,其极限承载能力是衡量贮箱结构力学性能的关键参数^[10-11].基于传统设计验证经验,火箭贮箱结构必须通过物理试验来验证其设计和工艺.我国已在大型结构贮箱静力试验方案设计、试验系统搭建、试验加载控制与测量测试等方面取得了长足进步.然而,随着贮箱结构设计水平和对产品功能性能要求的不断提升,未来型号的研制成本和研制周期不断压缩,单纯依赖现有的物理试验,无法满足贮箱静力试验考核充分性、覆盖性以及经济性等要求^[12].随着建模仿真技术、虚实交互技术、人工智能算法等技术的快速发展,数字孪生技术成为贮箱静力试验验证与评价工作的创新技术途径.通过构建贮箱结构极限承载数字孪生模型,对其在真实载荷条件下的强度特性进行仿真分析,有效开展实物试验不可测工况或极限承载能力预测等,评估产品结构设计和工艺性能,可为箭体结构产品可靠性、安全性、保障性设计提供支撑.

综上,为了适应贮箱强度特性全面、准确、快速验证的需求,本文开展了贮箱结构极限承载数字孪生技术研究,充分发挥物理试验和虚拟试验的优势,通过物理试验较为准确的试验结果对虚拟模型进行校验,以修正后的虚拟模型补充开展极限破坏试验.以模型+数据的方式,进行人工智能算法开发,对贮箱的极限承载能力进行预测,全面提升静力试验的数字化、综合化、智能化水平,有效降低试验成本、缩短试验验证周期.

1 长短期记忆网络模型

传统神经网络很难基于建模之前事件的信息以预测未来的事件,而具有循环结构的循环神经网络通过不断对信息做循环操作,能够确保信息持续存在.长短期记忆网络(long short term memory networks, LSTM)作为特殊的循环神经网络,能够进一步有效处理长期依赖的问题.在处理当前信息时,LSTM 网络可使用先前信息,也可以学习长期的依赖信息^[13-14].一个 LSTM 网络单元主要包括遗忘门、输入门、传入门、输出门,通过门控机制来控制信息状态和传递信息,如图 1 所示.

遗忘门决定 LSTM 单元忘记的信息,通过 sigmoid 网络层实现,输出值在 $[0,1]$ 区间内;传入门决定 LSTM 单元中存储的信息,由 sigmoid 网络层和 tanh 层实现,如下式:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (1)$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (2)$$

更新 LSTM 单元状态,通过遗忘旧信息,添加新信息更新 LSTM 单元状态及控制信息传递.输出门决定 LSTM 单元输出的信息,sigmoid 网络层、tanh 层和前两者输出向量的点乘组成了输出门.

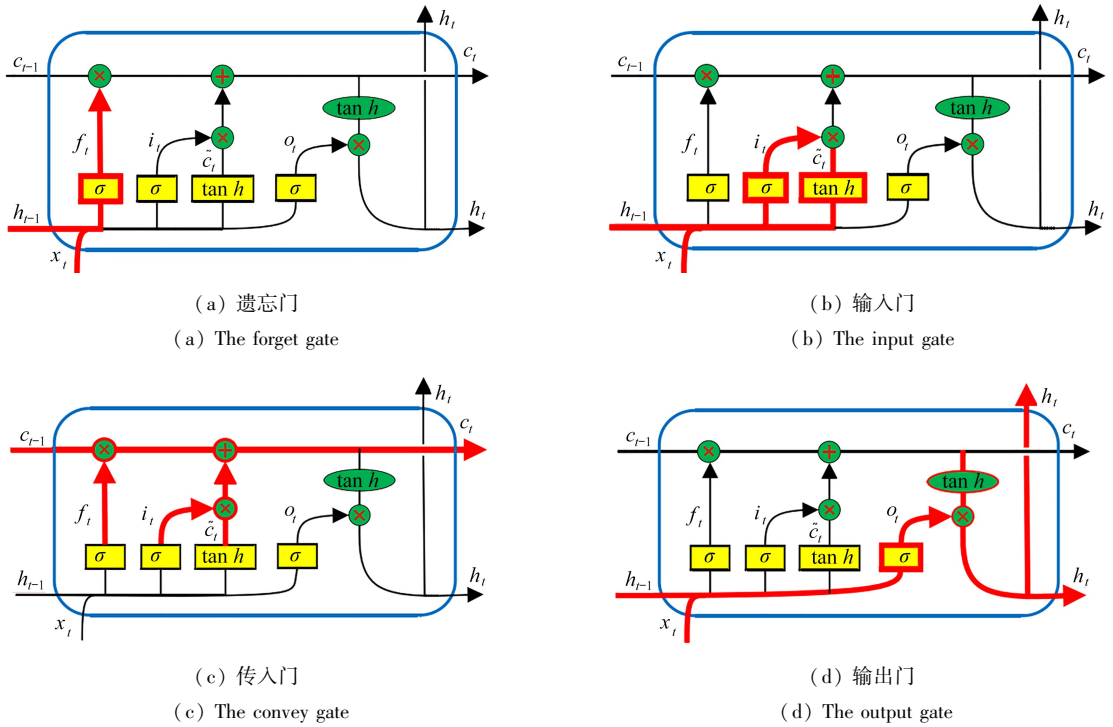


图 1 LSTM 网络单元及构成

Fig. 1 The LSTM network element and structure

注 为了解释图中的颜色,读者可以参考本文的电子网页版本,后同。

在对记忆单元 c_t 更新之前,先计算临时记忆单元 \tilde{c}_t , 其代表当前时刻 t 输入层值以及 $t - 1$ 时刻隐藏层输出值各自权重的线性组合:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c), \tag{3}$$

其中, W_{xc} 表示 t 时刻隐藏层与输入层间的权值, x_t 表示当前时刻的输入, W_{hc} 表示 $t - 1$ 时刻和 t 时刻间隐藏层的连接权值, h_{t-1} 为 $t - 1$ 时刻网络的输出, b_c 代表输入层节点的偏置量.通过输入门决定当前时刻存储信息的重要性,将信息存储到 c_t .

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i), \tag{4}$$

其中, W_{xi} 是连接权值, W_{hi} 是 $t - 1$ 时刻和 t 时刻间隐藏层的连接权值, b_i 是输入门偏置, σ 为 sigmoid 激活函数.通过遗忘门决定上一时刻单元状态需要被丢弃的信息,保证重要信息被保留。

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f), \tag{5}$$

其中, W_{xf} 是连接权值, W_{hf} 是 $t - 1$ 时刻和 t 时刻间隐藏层的连接权值, b_f 是遗忘门偏置。

进而由遗忘门和输入门共同计算得到 c_t :

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t \tilde{c}_t. \tag{6}$$

通过输出门计算 c_t 输出的状态信息,进而得到输出 h_t 状态值:

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o), \tag{7}$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t), \tag{8}$$

其中, W_{xo} 是连接权值, W_{ho} 是 $t - 1$ 时刻和 t 时刻间隐藏层的连接权值, b_o 是遗忘门偏置, h_t 为 t 时刻网络的输出。

2 基于有限元模型的贮箱结构强度分析

2.1 精细化仿真模型构建及强度分析

本文针对典型液体贮箱结构开展研究工作.贮箱由前底、前短壳、前 Y 型环、箱筒段、后 Y 型环、后短壳、后底 7 部分组成.为了较为准确地模拟贮箱中短壳、箱筒段以及底壳的连接部位,对连接区域用实体单元建

模,前后短壳上的加筋用壳单元简化,前后底、箱筒段以及加筋通过不同厚度的壳单元简化,壳用四边形 S4R 单元简化(不规则处有少量 S3R 单元),体单元用六面体 C3D8I 和 C3D8R 单元简化。

贮箱主要受到内部压力载荷和介质低温条件影响,针对这一主要载荷条件对贮箱强度进行分析,如图 2 所示。通过计算获得贮箱结构内外表面全场应力分布,进而可以预测贮箱结构极限承载能力。但贮箱结构制备工艺复杂,各组成部分通过多区域焊接成型,而焊接区域的力学特性复杂,导致贮箱整体结构强度存在不确定性。仅依靠高精度建模仿真技术仍然难以反映贮箱产品的真实强度特点,因而需要开展贮箱产品强度试验,通过测量加载过程中的结构应变以及贮箱结构破坏时的载荷,实现对贮箱强度的分析验证。

2.2 贮箱结构强度试验测点映射及信息提取

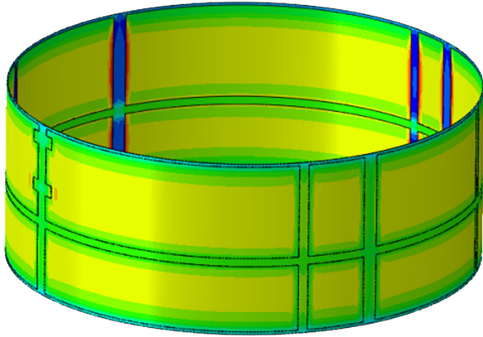


图 2 贮箱结构强度仿真结果(以筒段部分为例)
Fig. 2 The tank structure strength analysis result
(with the cylindrical part for example)

在贮箱结构强度试验中,通常在筒段、前后底位置以一定规则布置应变传感器,从而获得载荷施加过程中焊缝区域附近、高应变区等强度薄弱重点关注区域的应变数据,根据试验载荷施加过程中实测应变变化趋势及数值,对贮箱产品结构强度随载荷变化进行过程监测,并对试验过程异常情况进行判断。

为进行试验实测数据与仿真分析结果的虚实比对及数字孪生训练集构建,需提取出与测量方案一致的贮箱结构强度分析结果。根据测点布置情况在几何模型上进行测点标注,获得测点坐标值,进而向有限元分析模型进行映射,如图 3 所示。最终获得相匹配的对应节点或单元信息,包括节点/单元编号、位置和应变等计算结果。

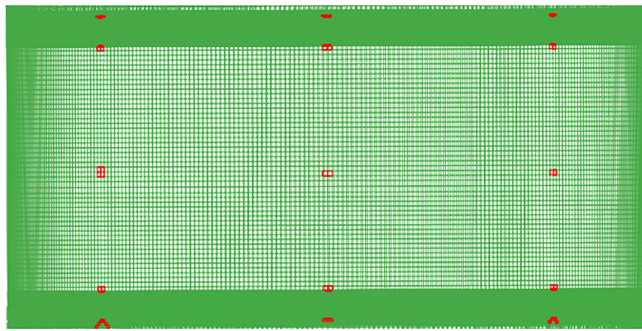


图 3 基于坐标值的测点有限元模型映射(以筒段部分为例)
Fig. 3 Measurement positions mapped to the FEM model (with the cylindrical part for example)

3 数字孪生训练数据集构建

3.1 历史试验数据处理及分析

贮箱结构强度试验中包含测量位移、载荷和应变等物理量,其中应变与承载能力直接相关,因此基于应变数据构建承载数字孪生训练集。贮箱结构强度试验会产生大量测量数据,但在数据记录以及传输过程当中难免会出现数据异常。此外,试验涉及测点多,布置应变片数量庞大,难以保证全部应变片工作性能良好,故首先需要对大量的试验数据进行清洗,对数据进行重新审查和校验,纠正存在的错误,保证数据一致性。数据清洗流程如图 4 所示。

异常数据分为缺失值和异常值两种情况。对于缺失值,通过判断数据是否空缺进行识别。在识别出缺失值后,删除对应数据组,或使用缺失值前后的试验数据值进行插值,实现缺失值的填充。对异常离群值,通过样本标准差的差值大于 3 个标准差作为判断依据,对异常离群值进行检测,异常值的处理方式同样使用删除对应数据组,或前后非异常值插值的方式进行替换。

去除异常值后对全部测点载荷-应变曲线进行查看,初步获取该贮箱在静力载荷下的强度状态.可以看到在载荷加载后半段一些测点应变发生了突变,载荷越大,突变愈多,应变突变可视为该测点处到达强度阈值,如图 5 所示.由此可知,从某一载荷 F_1 开始,贮箱有个别测点进入屈服阶段,故该值可作为屈服预警载荷,达到某一更高载荷 F_2 后可以看到绝大部分测点应变都发生突变,此时贮箱破坏.

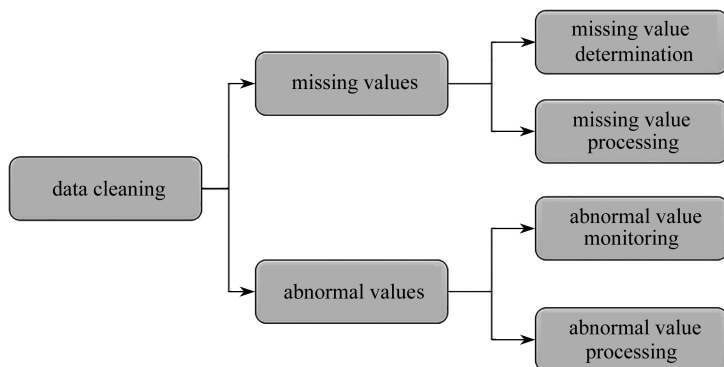


图 4 数据清洗流程示意图

Fig. 4 The data cleaning process diagram

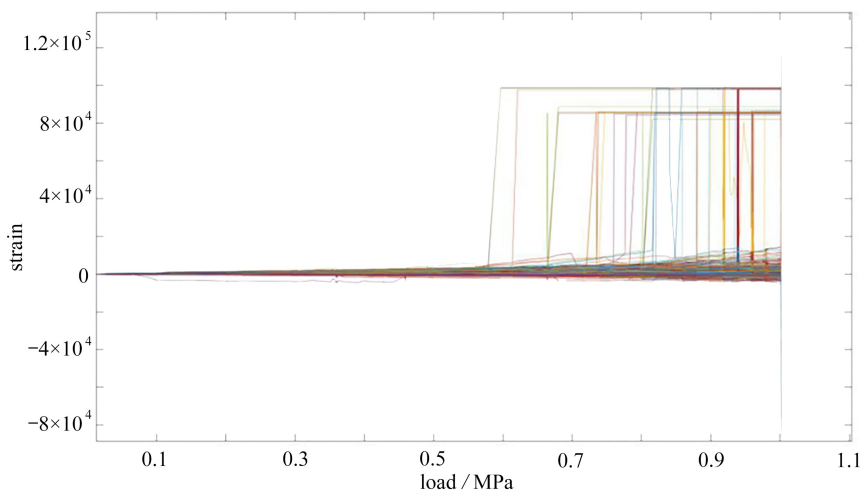


图 5 测点应变-载荷曲线

Fig. 5 Strain-load curves at measuring points

另一方面,由于载荷较为密集,使得局部载荷应变曲线出现较大波动(扭曲),影响后期训练和预测效果,故对贮箱破坏前测点数据进行了平滑处理.

3.2 虚实比对及训练集数据筛选

进一步将贮箱结构强度试验中实际测量数据与仿真计算结果进行趋势性对比可见,计算得到的贮箱结构应变值随所加载荷的增大而存在较好的趋势性,但某些传感器实际测量得到的应变数据存在变化幅度较大、低载荷下高应力等情况,如图 6 所示.考虑到箱内有低温介质,而应变片在低温环境中会存在失效的可能,因此在预测极限应力时,将这部分数据视为异常数据进行处理.

进而筛选出用于训练贮箱结构承载孪生模型的数据,主要包括:① 虚实对比结果误差满足条件的测点数据;② 能较好反映极限承载情况的测点数据,其中能较好反映极限承载情况的测点数据具有未较早发生破坏,且破坏前数据斜率有较明显增大的特征;③ 修正后的仿真模型关键区域应变数据.

利用仿真数据补充训练集数据时,基于处理分析后的有效试验数据,对仿真模型得到的数据与试验数据进行相似度计算,获得仿真数据 X 与试验数据 Y 的协方差定义的相关系数:

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad (9)$$

其中, $\text{cov}(X, Y)$ 是 X 和 Y 的协方差, σ_X 为 X 的标准差, σ_Y 为 Y 的标准差。

取相关系数阈值 0.9, 对贮箱结构仿真模型进行主要参数修正, 使关键区域强度特征与试验实测情况趋势及数值具有较高的一致性, 进而从仿真模型中获取不便于布设测点但应变水平高的区域的强度特性相关数据, 对数字孪生训练集进行有效补充。

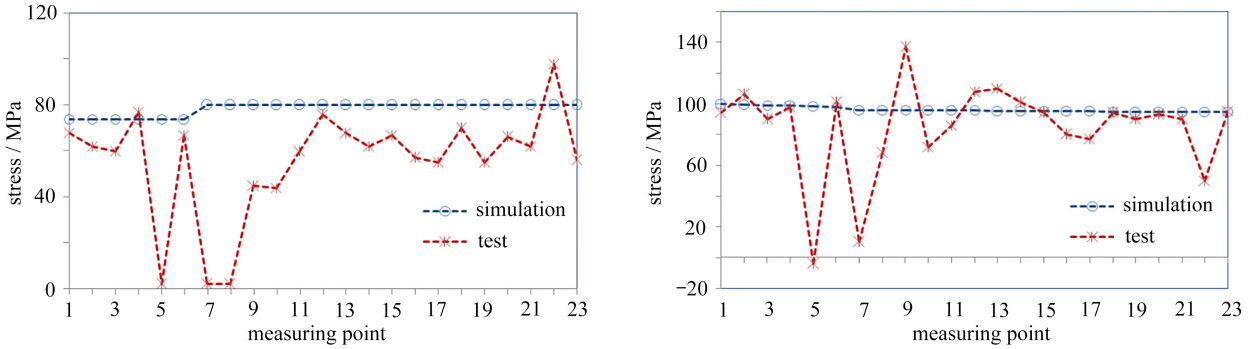


图6 前底部位异常测点数据示意图

Fig. 6 Abnormal measured data in the front bottom area

4 贮箱结构极限承载数字孪生模型构建

4.1 LSTM 网络训练及参数优化

为构建贮箱结构极限承载数字孪生模型, 创建 LSTM 回归网络, 制定隐含单元层数, 设置求解器、迭代次数、学习率等参数后, 基于训练集数据筛选结果开始训练 LSTM 网络, 并对预测效果影响较大的参数进行寻优, 包括隐藏层数、学习率, 通过调整这两个参数寻找预测效果较好的参数取值。本文选用堆叠 LSTM 层的模式, 基于随机搜索算法对网格搜索的层数和记忆单元数量进行寻优。此外, 对学习速率进行优化, 使模型学习问题的速度和效果之间平衡性更优。经过参数优化, 最终获得初始学习率 0.006, 100 次迭代时学习率为初始学习率的 0.9 倍。LSTM 网络训练过程如图 7 所示。

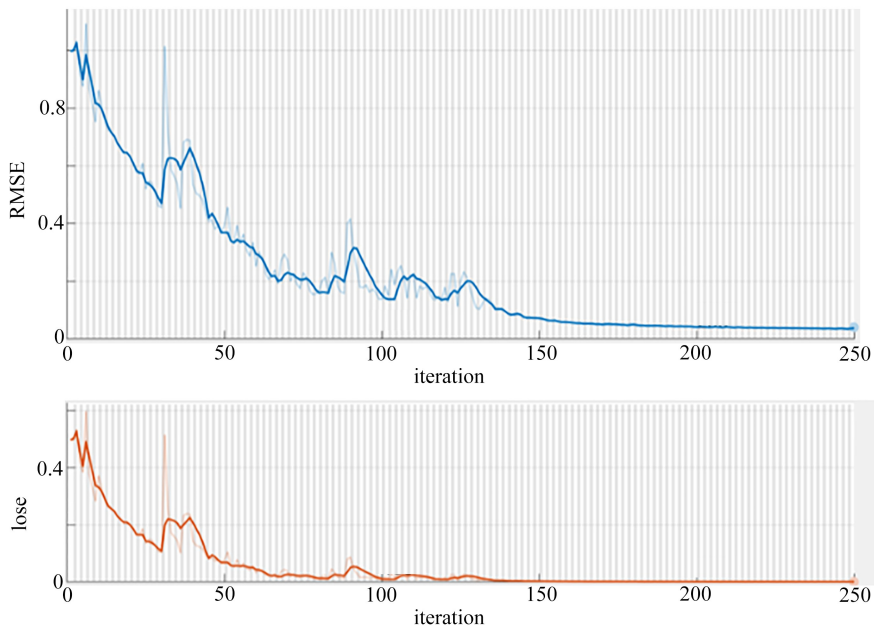


图7 LSTM 网络训练过程

Fig. 7 The LSTM network training process

4.2 贮箱结构承载预测

贮箱结构强度验证中, 内压载荷是需要重点考虑的载荷形式, 需要向箱体内进行打压, 在打压过程中获

取关键位置测点应变值,进而实现贮箱结构强度特性的分析与评估.为获取贮箱结构内压极限承载特性,需要开展破坏试验,但通过破坏试验的方法获得结构极限承载能力会导致高成本和高风险.为避免开展破坏试验而又能获得贮箱结构极限承载能力,本文基于历史试验数据和上述构建的 LSTM 网络,利用低载荷范围内载荷、有效测点应变数据和仿真计算强度薄弱位置应变数据,预测高载荷下测点和仿真辨识强度薄弱位置的应变,基于应变水平判据识别出贮箱结构极限载荷值.应变水平判据如下式所示,即随着载荷量级的增加,当测点位置和仿真辨识强度薄弱位置的最大应变值大于贮箱材料断裂强度对应的总应变,或当测点位置的最大应变值大于屈服强度对应的应变,且该应变随加载增量步的变化最大值大于测点位置仿真计算所得的应变随加载增量步变化值的 10 倍时,认为该应变对应的载荷即为贮箱结构极限承载:

$$\varepsilon_{cr} \geq \frac{\sigma_s}{E} + \frac{\sigma_b - \sigma_s}{E_p}, \varepsilon_{cr} \geq \frac{\sigma_s}{E} \quad \text{and} \quad \frac{\Delta\varepsilon_{cr}}{\Delta F} \geq 10 \frac{\Delta\varepsilon_{cr}}{\Delta F}, \quad (10)$$

其中, σ_s 为贮箱材料屈服强度, E 为贮箱材料弹性模量, σ_b 为贮箱材料断裂强度, E_p 为贮箱材料切线模量, $\Delta\varepsilon_{cr}$ 为测点位置实测应变在相邻加载步之间的增量最大值, $\Delta\varepsilon_{cr}$ 为测点位置仿真应变在相邻加载步之间的增量最大值, ΔF 为相邻加载步载荷增量.

图 8 中曲线为加载过程中某一测点载荷-应变曲线,其中蓝色部分为低载荷加载过程中应变随载荷变化的过程,本文中将相应载荷和应变数据用于训练 LSTM 网络;红色部分表示基于 LSTM 网络预测出的该测点位置高载荷条件下应变随载荷量级的升高的变化过程,通过对载荷-应变变化过程的预测,能够捕捉到贮箱结构极限承载水平.通过对比各有效测点历史试验数据和预测值,可以看出各测点最大预测误差 7%,贮箱结构承载数字孪生模型具有较高的预测精度,如图 9 所示.

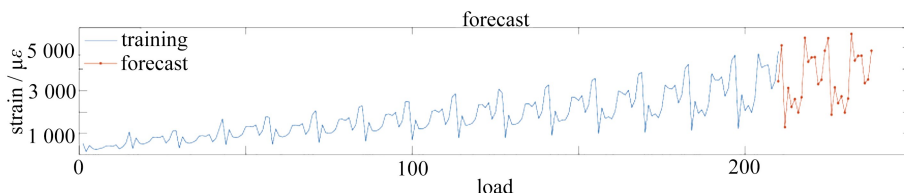


图 8 基于 LSTM 的贮箱承载预测结果

Fig. 8 The tank structure ultimate load-bearing capacity forecast values by the LSTM

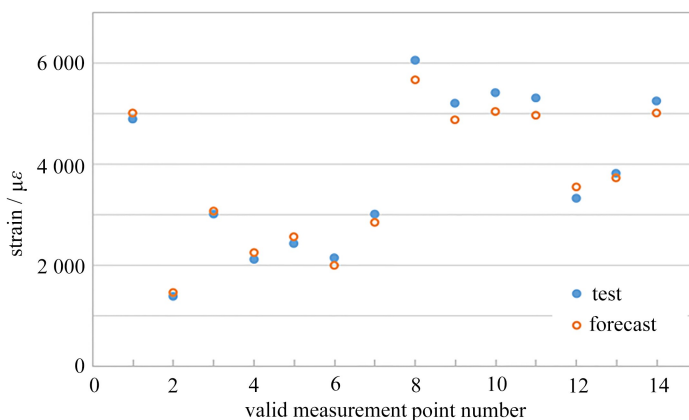


图 9 贮箱结构承载数字孪生模型预测值与实测值对比

Fig. 9 Comparison of the tank structure ultimate load-bearing capacity forecast values by the digital twin model and the measured values

5 贮箱结构极限承载数字孪生系统

实际应用的真实物理试验系统与仿真虚拟试验系统可能被分别部署在不同的地方.真实物理试验一般分阶段加载,传感器会采集每一平衡阶段的边界载荷和实际试验结果,这些数据会被直接传输至数采设备上位机进行数据分析和保存.为了将这些试验数据用于驱动虚拟试验系统进行虚拟试验和分析,需要构建虚实

交互接口,以实现虚实试验系统之间的动态关联.本文针对实际使用场景,开发离线和在线两种交互模式,两种模式下均不需要人工进行数据的拷出和导入,大大提升交互的便捷性.本文在虚拟试验电脑和数采设备上上位机间建立局域网,通过端口进行数据的交互.

在离线模式下,虚实交互发生在真实物理试验结束之后,此时数采设备上上位机已保存所有试验数据和分析结果,以文件的形式存在.文件传输时,在数采电脑上运行数据传输软件,根据其中的边界载荷执行虚拟试验,并将相应的结果与实际试验结果进行对比分析.离线模式虚实交互如图 10 所示.

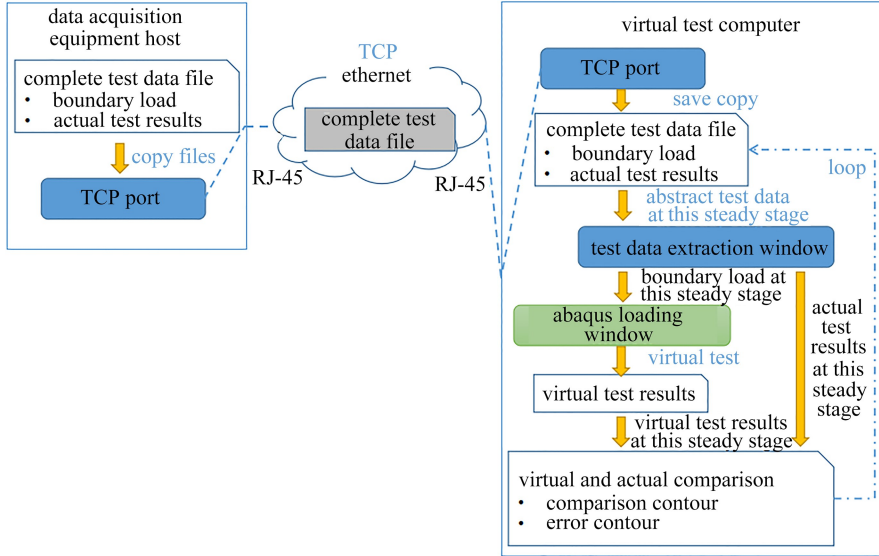


图 10 离线模式虚实交互

Fig. 10 The virtual-real interaction based on off-line mode

与离线模式相比,在线模式下的虚实交互发生在真实物理试验过程中.每完成一个平衡阶段的真实物理试验,数采设备上上位机就将该平衡阶段的试验数据发送给虚拟试验电脑,虚拟试验电脑自动识别数据的标志位,在读取到指定个数的标志位数据之后根据事先设置的采样间隔舍弃部分数据.随后,与离线模式一样,虚拟试验电脑将按时间先后顺序循环提取每一平衡阶段的试验数据,进行虚拟试验和虚实结果对比分析.在线模式虚实交互如图 11 所示.

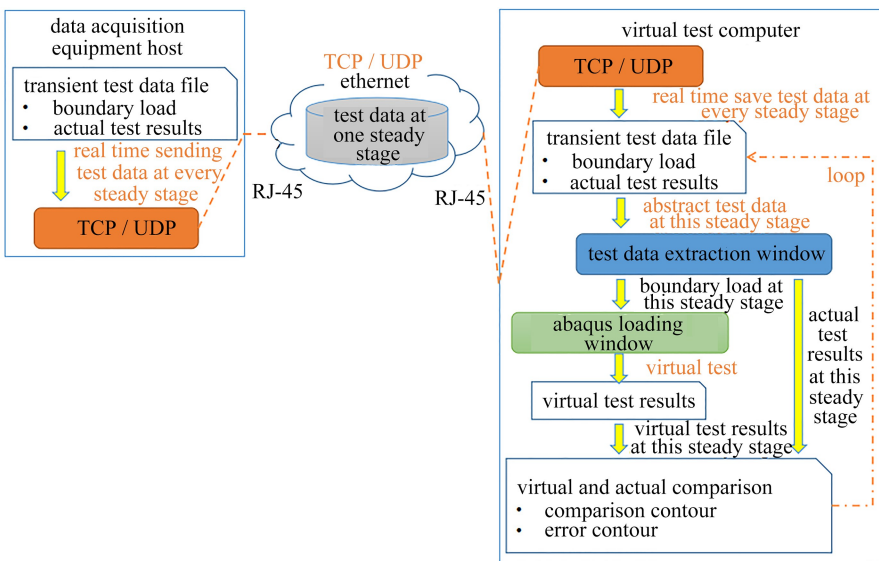


图 11 在线模式的虚实交互

Fig. 11 The virtual-real interaction based on on-line mode

将以上虚实交互、极限承载能力预测等功能进行集成,形成贮箱结构承载数字孪生系统,系统主界面如

图 12 所示.通过导入测点信息、选择离线数据或在线数据进行极限承载预测,结果区域将展示预测结果(图 13),从而可以实现基于历史或实时测量数据以及仿真分析数据融合信息的贮箱结构承载能力的高效预测。

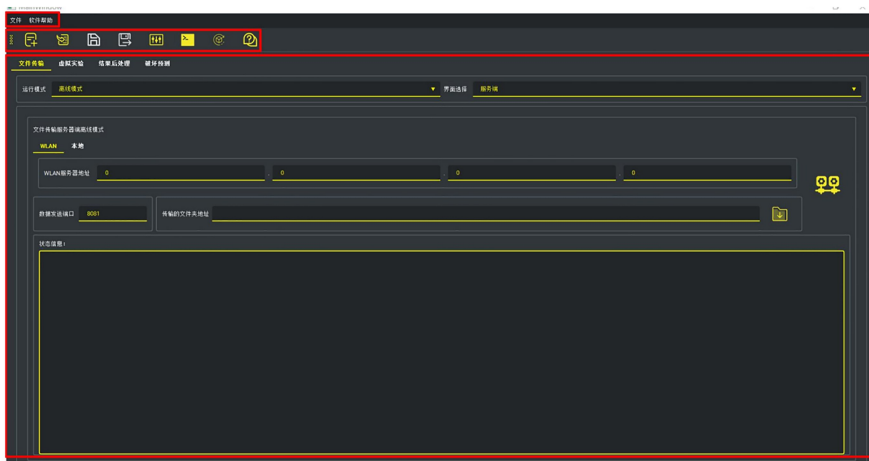


图 12 数字孪生系统主界面

Fig. 12 The main interface of the digital twin system

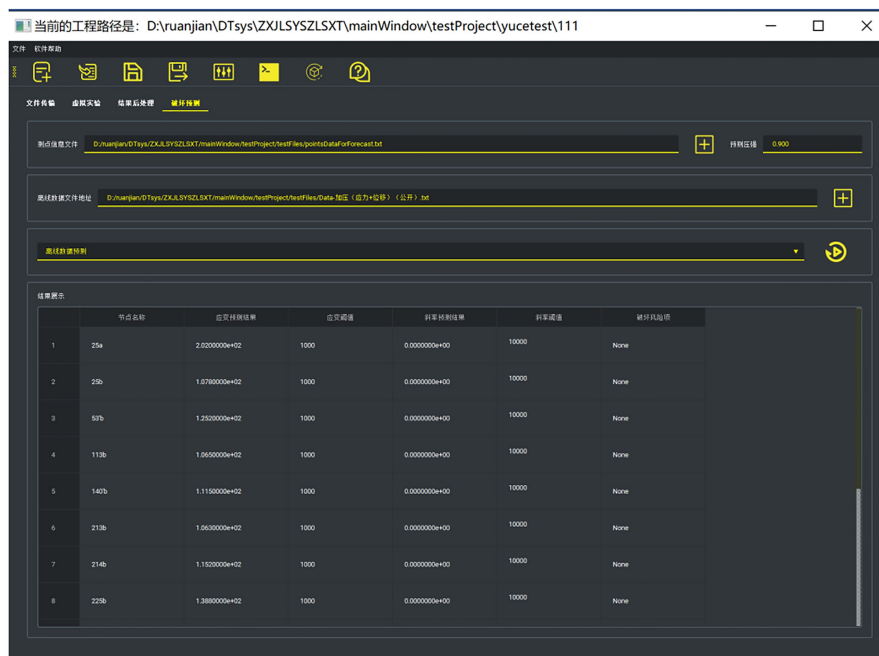


图 13 极限承载预测功能界面

Fig. 13 The forecast function interface of ultimate load-bearing capacities

6 总 结

本文通过构建贮箱结构精细化有限元模型,获得了全场强度特性;然后,处理分析贮箱结构强度试验历史数据,结合虚实对比分析,构建了融合实测数据与仿真数据的数字孪生训练数据集;进而采用 LSTM 模型构建贮箱结构极限承载数字孪生模型,并获得了较高的预测精度;进一步,基于离线交互和在线交互模式,构建了贮箱结构极限承载数字孪生系统;最终形成了航天运载火箭贮箱类结构极限承载数字孪生技术.其较常规基于真实实物试验或仿真虚拟试验的承载能力预测评估相比,具有以下优点:

- 1) 可对基于较低载荷下强度信息的贮箱极限承载进行高效预测;
- 2) 可对具有相似设计形式的贮箱结构极限承载能力进行快速评估;

- 3) 可快速评估不可测工况极限承载能力;
- 4) 可有效降低贮箱结构意外失效的风险和试验成本。

参考文献(References):

- [1] ROSEN R, VON WICHERT G, LO G, et al. About the importance of autonomy and digital twins for the future of manufacturing[J]. *IFAC-Papers on Line*, 2015, **48**(3): 567-572.
- [2] GRIEVES M, VICKERS J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems[M]//*Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*. Switzerland: Springer International Publishing, 2017: 85-113.
- [3] SHAFTO M, CONROY M, DOYLE R, et al. Modeling, simulation, information technology & processing roadmap[R]. National Aeronautics and Space Administration, 2010.
- [4] TUEGEL E J, INGRAFFEA A R, EASON T G, et al. Reengineering aircraft structural life prediction using a digital twin[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2011, **2011**(1): 154798.
- [5] WANG L P, ASHER I, RYAN K, et al. Airframe digital twin (ADT), delivery order 0001: scalable, accurate, flexible, efficient, robust, prognostic, and probabilistic individual aircraft tracking (SAFER-P2IAT), volume 1[R]. 2016.
- [6] WANG L P, ASHER I, RYAN K, et al. Airframe digital twin (ADT), delivery order 0002: scalable, accurate, flexible, efficient, robust, prognostic, and probabilistic individual aircraft tracking (SAFER-P2IAT) full scale wing experiment plans, requirements, and development[R]. 2017.
- [7] LI C Z, MAHADEVAN S, LING Y, et al. Dynamic Bayesian network for aircraft wing health monitoring digital twin[J]. *AIAA Journal*, 2017, **55**(3): 930-941.
- [8] 尹晚, 渠晓溪, 武湛君, 等. 火箭贮箱结构健康监测传感器系统设计[J]. 压电与声光, 2017, **39**(1): 67-71. (YIN Wan, QU Xiaoxi, WU Zhanjun, et al. Design of the structural health monitoring sensor system for the rocket tank[J]. *Piezoelectrics & Acousto-optics*, 2017, **39**(1): 67-71. (in Chinese))
- [9] 王卓群, 郝鹏, 王禹, 等. 网格加筋结构集中力扩散肋的传力机理研究[J]. 导弹与航天运载技术, 2023(3): 44-51. (WANG Zhuoqun, HAO Peng, WANG Yu, et al. Research on concentrated force diffusion through radial ribs in grid stiffened structures[J]. *Missiles and Space Vehicles*, 2023(3): 44-51. (in Chinese))
- [10] 田阔. 基于多保真度建模的多层级筒壳屈曲分析及优化方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2018. (TIAN Kuo. Research on buckling analysis and optimization methods of hierarchical cylindrical shells based on multi-fidelity modeling[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2018. (in Chinese))
- [11] 姜洪开, 张世英, 华明军, 等. 运输环境中火箭贮箱强度可靠性仿真[J]. 上海航天, 2001, **18**(6): 38-41. (JIANG Hongkai, ZHANG Shiyong, HUA Mingjun, et al. Intensity reliability simulation for rocket tank in transportation environment[J]. *Aerospace Shanghai*, 2001, **18**(6): 38-41. (in Chinese))
- [12] 孟松鹤, 叶雨玫, 杨强, 等. 数字孪生及其在航空航天中的应用[J]. 航空学报, 2020, **41**(9): 023615. (MENG Songhe, YE Yumei, YANG Qiang, et al. Digital twin and its aerospace applications[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, **41**(9): 023615. (in Chinese))
- [13] 陈自强. 基于 LSTM 网络的设备健康状况评估与剩余寿命预测方法的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019. (CHEN Ziqiang. Research on equipment health assessment and remaining useful life prediction method based on LSTM[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019. (in Chinese))
- [14] 李杰. 基于 LSTM 的轴承寿命预测方法研究与软件实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2022. (LI Jie. Research and software implementation of bearing life prediction method based on LSTM[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022. (in Chinese))