

基于数字孪生的水润滑轴承试验台状态监控和故障诊断系统研究

张同港¹, 金勇^{2,3}, 阮俊鹏⁴, 朱汉华¹

(1. 武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 湖北 武汉 430063; 2. 武汉理工大学 交通与物流工程学院, 湖北 武汉 430063;
3. 水路交通控制全国重点实验室, 湖北 武汉 430063; 4. 中车株洲电力机车研究所有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘要:针对水润滑轴承试验台在运行过程中的状态监控和故障诊断功能监控角度单一、动态数据监测效果差、故障诊断实时性和精度较差等问题,应用数字孪生技术,提出了基于卷积神经网络的故障诊断模型。首先,以通用数字孪生五维模型为基础,设计了水润滑轴承试验台虚拟模型和虚拟场景,实现了虚拟模型与物理实体的交互;其次,通过故障模拟试验构建故障数据集,采用卷积神经网络构建了故障诊断模型,通过故障模拟试验构建故障数据集。结果表明:数字孪生系统能够实现水润滑轴承试验台物理空间与虚拟空间的数据交互,为后续故障诊断模型提供了数据;基于卷积神经网络的故障诊断模型能够实现对6种工况下(500,800 r/min 2种转速和0,0.5,0.8 MPa 3种载荷的组合)的故障诊断;引入流形学习中的T分布随机邻域嵌入(t-SNE)技术对输出特征数据进行降维可视化,可对不同故障类型的数据进行明显区分。

关键词:水润滑轴承试验台;状态监控;故障诊断;数字孪生

中图分类号:U672 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2025.06.020

[引用本文格式]张同港,金勇,阮俊鹏,等.基于数字孪生的水润滑轴承试验台状态监控和故障诊断系统研究[J].热能动力工程,2025,40(6):172-180. ZHANG Tonggang, JIN Yong, RUAN Junpeng, et al. Research on condition monitoring and fault diagnosis system of water-lubricated bearing testbed based on digital twin[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(6): 172-180.

Research on Condition Monitoring and Fault Diagnosis System of Water-Lubricated Bearing Testbed based on Digital Twin

ZHANG Tonggang¹, JIN Yong^{2,3}, RUAN Junpeng⁴, ZHU Hanhua¹

(1. School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, China, Post Code: 430063; 2. School of Transportation and Logistics Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, China, Post Code: 430063;
3. State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety, Wuhan, China, Post Code: 430063;
4. CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd., Zhuzhou, China, Post Code: 412001)

Abstract: Taking water-lubricated bearing testbed as the research object, a fault diagnosis model based on convolutional neural network (CNN) was proposed by using digital twin technology, aiming at the problems such as single monitoring angle of condition monitoring and fault diagnosis function, poor dynamic data monitoring effect and poor real-time and precision of fault diagnosis during operation process. Firstly, based on the universal digital twin five-dimensional model, the virtual model and virtual scene of the water-lubricated bearing testbed were designed, and the interaction of the virtual model and physical

收稿日期:2024-12-24; 修订日期:2025-03-19

基金项目:国家自然科学基金重点项目(U2341284)

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China (U2341284)

作者简介:张同港(2001-),男,武汉理工大学硕士研究生。

通信作者:金勇(1976-),男,武汉理工大学副教授。

entity was realized. Secondly, the fault data set was constructed by fault simulation test, the fault diagnosis model was constructed by CNN, and the fault data set was constructed by fault simulation test. The results show that the digital twin system can realize the data interaction between the physical space and the virtual space of the water-lubricated bearing testbed, which prepares the data for the subsequent fault diagnosis model. The fault diagnosis model based on CNN can realize the fault diagnosis under 6 working conditions (the combination of 2 speeds and 3 loads, such as 500, 800 r/min and 0, 0.5, 0.8 MPa). By introducing T-distributed random neighborhood embedding (t-SNE) technology in manifold learning, the output feature data can be visualized in dimensionality reduction, and the data of different fault types can be distinguished clearly.

Key words: water-lubricated bearing testbed, condition monitoring, fault diagnosis, digital twin

引 言

水润滑轴承试验台是开展船舶水润滑轴承性能分析的重要手段之一,采用工况试验的方法进行船舶水润滑轴承的运行机理研究,通过传感器采集信号的分析与处理判断台架的状态和水润滑轴承的故障机理。

物联网、网络通讯、大数据等技术是现代科技发展的热点,信息化和数字化的技术与传统工业不断融合发展导致传统工业受到巨大冲击,智能系统应运而生。无论是德国的“工业 4.0”^[1]、日本的“社会 5.0”^[2]、美国的“工业互联网”^[3]以及中国的“中国制造 2025”^[4]等,虽存在部分差异和不同的实施方法,但其核心都聚焦于智能应用。数字孪生(Digital Twins)又称为“数字双胞胎”或“数字化映射”^[5]。在 2017~2019 年,数字孪生技术连续三年被全球最具权威的 IT 公司 Gartner(高德纳)列为十大战略技术趋势^[6]。美国国家航空和航天局(NASA)和美国空军研究实验室(AFRL)将数字孪生定义为利用高保真的物理模型,结合历史数据和实时传输数据进行仿真的过程^[7],将数字孪生的概念引入对飞行系统的健康状态评估中,用于确保飞行系统在寿命期间安全地运行^[8-9]。同时,AFRL 提出利用数字孪生映射物理实体的全生命周期过程,完成对物理实体的健康状态及使用寿命的预测和诊断^[10]。数字孪生是实现物理和信息融合的一种有效手段^[11-12],通过数据驱动、智能算法和物联网为试验人员提供更清晰的试验结果^[13],将物理空间的传感器数据传输至虚拟空间,用数据驱动实

现物理空间和虚拟空间的实时同步^[14],解决试验台采集的数据繁多、数据难以管理和工作量加大的问题。

本文以水润滑轴承试验台为研究对象,针对运行过程中状态监控和故障诊断功能监控角度单一、动态数据监测效果差、故障诊断实时性和精度较差等问题,应用数字孪生技术,提出一种基于卷积神经网络的故障诊断模型,构建了水润滑轴承试验台数字孪生体,验证故障诊断模型的准确率和有效性。

1 系统架构分析

1.1 水润滑轴承试验台

水润滑轴承试验台是一种用于测试船舶水润滑轴承性能的设备,水润滑轴承试验台全称为船舶缩比样机水润滑轴承试验台,该试验台由 4 部分组成:试验台架、可编程逻辑控制器(PLC)控制系统、加载系统和润滑系统,试验台结构如图 1(a)所示。试验台架部分采用倒置式结构模拟船舶尾轴承实际承载状态,实物如图 1(b)所示。

1.2 数字孪生模型架构设计

陶飞等人^[15]提出数字孪生五维模型,其模型架构可表示为:

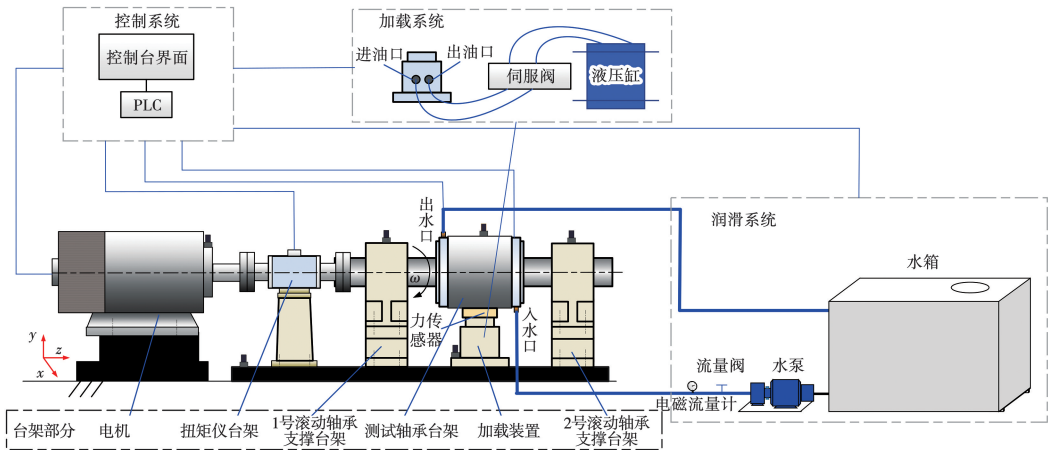
M_{DT} = (PE, VE, DD, Ss, CN) (1)

式中: M_{DT}—数字孪生五维模型; PE—物理实体; VE—虚拟实体; DD—孪生数据; Ss—应用服务; CN—各个组分之间的交互连接^[15]。

基于通用数字孪生五维模型结构,结合系统的需求分析,建立水润滑轴承试验台数字孪生五维模型,如图 2 所示。

根据水润滑轴承试验台状态监控和故障诊断系

统的架构以及实际应用需求,将状态监控与诊断系统模块、故障诊断模块和交互监控模块,系统功能模块框架如图 3 所示。



(a) 试验台结构示意图



(b) SSB-100型船舶水润滑尾轴承试验台实物图

图 1 水润滑尾轴承试验台结构及实物图

Fig. 1 Water-lubricated stern bearing testbed structure and physical photo

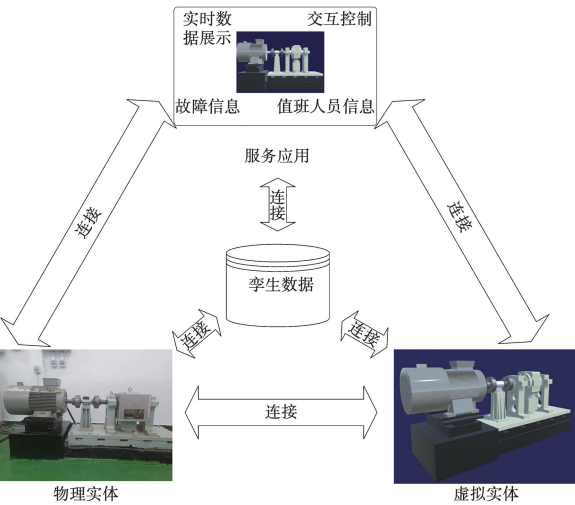


图 2 水润滑轴承试验台数字孪生五维模型

Fig. 2 Digital twin five-dimensional model of water-lubricated bearing testbed

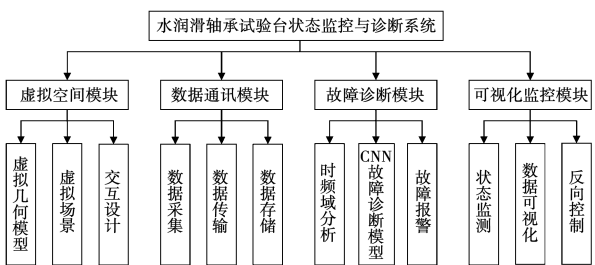


图 3 系统功能模块划分示意图

Fig. 3 System function module division diagram

2 数字孪生系统的数据交互

2.1 系统数据采集的实现

水润滑轴承试验台采用工况测控和轴承振动测试分离的方式,因此数字孪生系统的数据采集方式

主要分为两部分,一部分依靠可编程逻辑控制器(PLC)模块,通过 PLC 模块发出试验台的控制指令并接收试验台工况数据的反馈;另一部分依靠东华数据采集仪(DHDAS)动态信号采集系统,对物理实体试验台的实时数据进行采集和存储。

2.2 系统数据传输

基于系统的数据采集方式和存储方法以及系统的开发平台,对系统的数据传输方案进行选择,主要分为 LabVIEW 采集系统与 MySQL 数据库的数据传输和 Unity3D 平台与 MySQL 数据库的数据传输和 Unity3D 平台与西门子 PLC 的数据传输,数据传输的方案选择如图 4 所示。

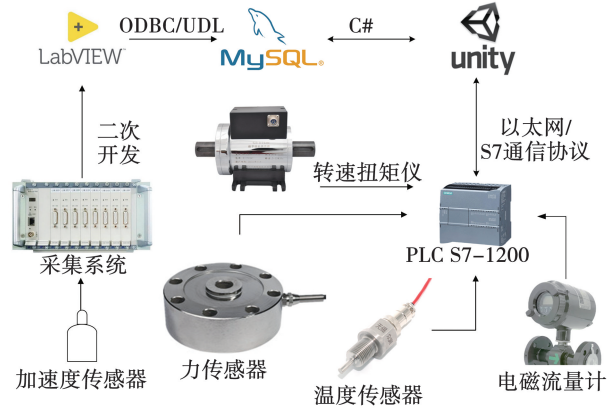


图 4 数据的采集与传输流程

Fig. 4 The process of data collection and transmission

3 基于卷积神经网络的故障诊断模型及结果分析

3.1 孪生数据模型故障诊断分析流程

对于水润滑轴承试验台的信号监测,一方面是对试验台工况状态进行监测,另一方面是对试验台的振动信号进行监测。针对这两方面,进行诊断方法设计。针对试验台工况参数诊断,通过设置运行参数固定阈值进行监测预警;针对试验台振动信号,采用振动信号数据分析方法和基于深度学习的卷积神经网络故障诊断模型进行监测判断。以上两种方法的目的是提高系统的智能化诊断能力,孪生数据模型故障诊断流程如图 5 所示。

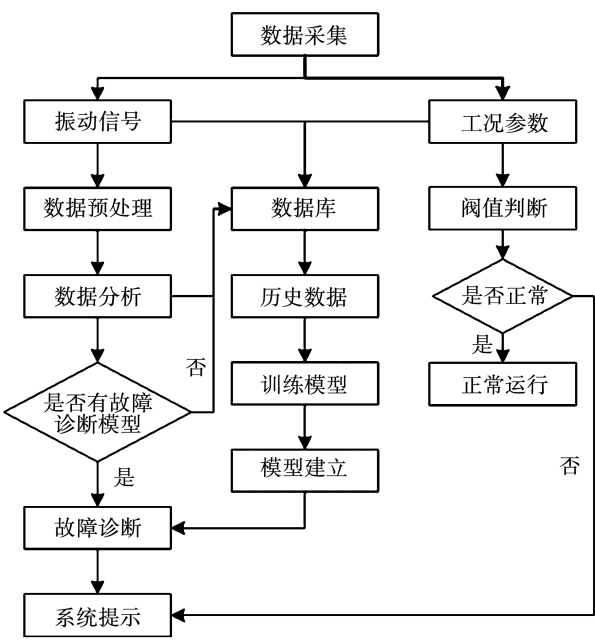


图 5 孪生数据模型故障诊断流程

Fig. 5 Fault diagnosis process of twin data model

3.2 卷积神经网络基本原理

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是一种经典深度学习模型,广泛应用于图像处理、视频分析和自然语言处理等领域,卷积神经网络结构如图 6 所示。

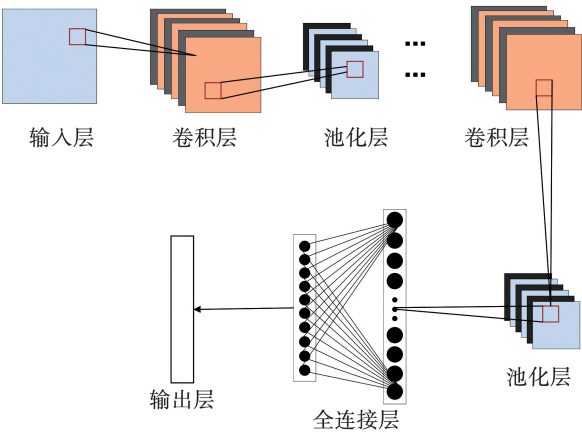


图 6 卷积神经网络结构图

Fig. 6 Convolutional neural network structure diagram

卷积层的运算公式为:

$$y_i^{m+1}(j) = K_i^m \cdot x_i^m(j) + b_i^m \tag{2}$$

式中: $y_i^{m+1}(j)$ —第 $m+1$ 层卷积; K —第 m 层中第 i 个卷积核的权重; $x_i^m(j)$ —第 m 个卷积层中第 j 个进

行卷积操作的区域; b —层处的第 i 个卷积核的偏差。

卷积运算过程如图 7 所示。

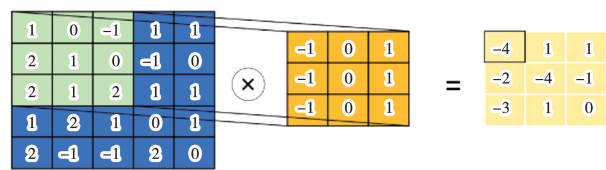


图 7 卷积运算过程示意图

Fig. 7 Schematic diagram of convolution operation process

为了引入非线性,采用 ReLU 函数作为激活函数。

$$\text{ReLU}(x) = \max(0,x) \tag{3}$$

最大池化是一种常用的池化方式,其表达式为:

$$P^n_{ijk} = \max(C^n_{ijk},s) \tag{4}$$

式中: i,j —元素位置; n —池化大小; s —池化区域; P^n_{ijk} —第 n 层中第 k 个池化后的输出; C^n_{ijk} —第 n 层卷积层输出的第 k 个特征图中的元素。

图 8 为最大池化示意图。

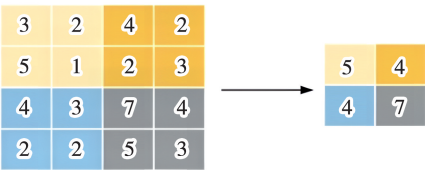


图 8 最大池化示意图

Fig. 8 Schematic diagram of maximum pooling

全连接层将卷积层和池化层处理的特征映射处理为一维向量,通过 Softmax 函数进行分类,其过程可表示为:

$$y_i = \frac{e^{nj}}{\sum_{i=1}^n X_i e^{nk}} \tag{5}$$

式中: y_i —属于类别为 i 的概率; nj —全连接层的输出; e^{nj} —放大特征值的差异; $\sum_{i=1}^n X_i e^{nk}$ —归一化因子。

3.3 孪生数据集构建

孪生数据集来源于水润滑轴承试验台在故障状态下的测试轴承座加速度响应数据,基于此目的设计试验台并进行故障模拟实验,通过采集数据进行故障诊断分析。

根据水润滑轴承试验台历史试验数据,在故障

模拟实验中,选用转速 500 r/min、加载载荷 0.5 MPa 的工况,采样频率为 25.6 kHz,对每种模拟故障下测试轴承座垂向位置进行振动加速度信号数据采集。选取 1 600 个点作为一个样本,每类故障标签采集 500 个样本。将样本数据按 6:3:1 划分为训练集、测试集和验证集,如表 1 所示。

表 1 故障数据集

Tab. 1 Failure data set

故障类型	标签	样本数量	样本尺寸	训练集	测试集	验证集
正常状态	0	500	40 × 40	300	150	50
测试轴承座端盖松动	1	500	40 × 40	300	150	50
基座松动	2	500	40 × 40	300	150	50
联轴器松动	3	500	40 × 40	300	150	50

3.4 孪生数据模型参数选择及结果分析

3.4.1 故障诊断模型的参数选择

输入层是样本长度为 1 600 的振动加速度信号,第 1 层卷积网络卷积核大小为 3 × 3,池化层选用最大池化,其大小为 2 × 2。在第 2 层池化后加入随机失活层(Dropout),系数为 0.5,意味着神经元以 50% 的概率随机失活,迭代次数设置为 100。模型参数如表 2 所示。

表 2 模型参数

Tab. 2 Model parameters

网络层	超参数	输出层
输入层	[batch, 40 × 40, 1]	(batch, 40 × 40, 1)
卷积层 1	[3 × 3, 16], 步长 = [1, 0], ReLU 激活函数	(batch, 40 × 40, 16)
最大池化层 1	[2 × 2], 步长 = [1, 0]	(batch, 20 × 20, 16)
卷积层 2	[3 × 3, 8], 步长 = [1, 0], ReLU 激活函数	(batch, 20 × 20, 8)
最大池化层 2	[2 × 2], 步长 = [1, 0]	(batch, 10 × 10, 8)
Dropout 层	Dropout(0.5)	(batch, 10 × 10, 8)
Flatten 层	dROPOUT(0.5)	(batch, 800)
Dense 层 1	16/Tanh 激活函数	(batch, 16)
Dense 层 2	4/softmax 激活函数	(batch, 4)

表中 batch 为在训练神经网络时输入网络的一组样本;Dropout 是随机失活层;Flatten 是压平层;Dense 是全连接层;ReLU 激活函数引入非线性,使模型能够学习和表达更复杂的特征;Tanh 激

活函数为双曲正切函数;softmax 激活函数为归一化指数函数。

3.4.2 结果分析

训练过程中训练集和预测集的准确率和损失值曲线如图 9 所示。经过大约 50 次迭代后模型开始收敛,训练精度达到 96%,预测集与训练集的诊断精度走势吻合,接近 96%。

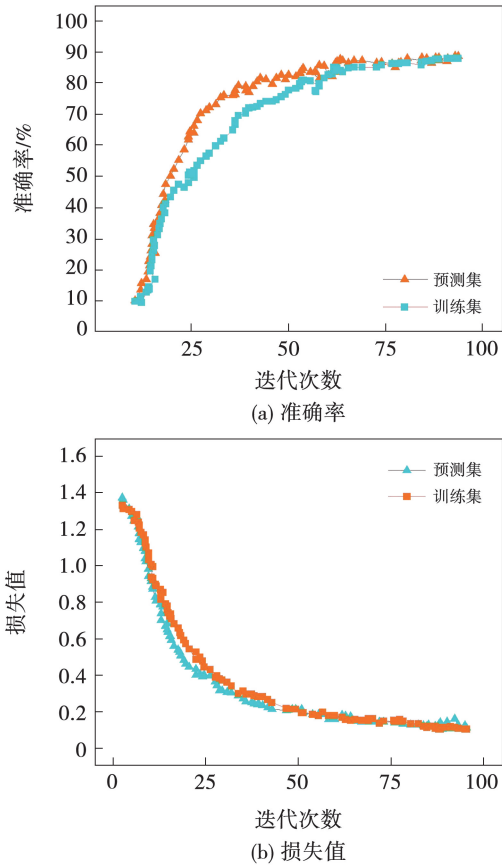


图 9 训练集和预测集的准确率和损失值曲线
Fig.9 Curves of accuracy and loss values of training and prediction sets

为了进一步揭示故障诊断模型对原始故障数据进行特征提取的效果,引入流形学习中的 T 分布随机邻域嵌入(t-SNE)技术对输出特征数据进行降维可视化。将第 8 层中不同模型得到的高维输出(16 维特征)映射为二维。如图 10 所示,测试轴承座端盖松动和基座松动存在小部分重叠,但是总体来看,不同类型故障特征划分清晰,验证了模型提取判别特征方法的有效性。

采用混淆矩阵表示所提模型在 6 种不同工况下的诊断结果,如图 11 所示。

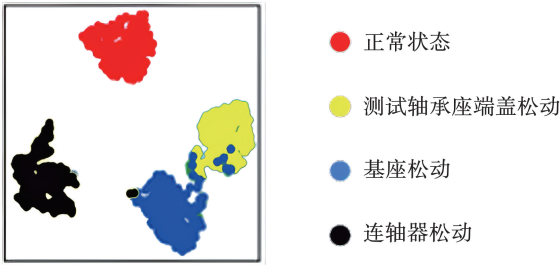


图 10 模型的特征可视化
Fig.10 Visualization of the features of the model

实际标签	N0	F1	F2	F3
	100.0%	2.8%	0.0%	0.0%
	0.0%	93.1%	4.5%	2.1%
	0.0%	4.1%	92.8%	4.6%
	0.0%	0.0%	2.7%	93.3%
预测标签				

(a) 转速500 r/min 载荷0 MPa

实际标签	N0	F1	F2	F3
	100.0%	1.6%	0.0%	0.0%
	0.0%	95.1%	3.5%	2.4%
	0.0%	3.3%	94.6%	3.4%
	0.0%	0.8%	1.9%	94.2%
预测标签				

(b) 转速500 r/min 载荷0.5 MPa

实际标签	N0	F1	F2	F3
	100.0%	1.1%	0.0%	0.0%
	0.0%	97.1%	0.6%	0.0%
	0.0%	1.8%	97.4%	2.7%
	0.0%	0.0%	1.8%	97.3%
预测标签				

(c) 转速500 r/min 载荷0.8 MPa

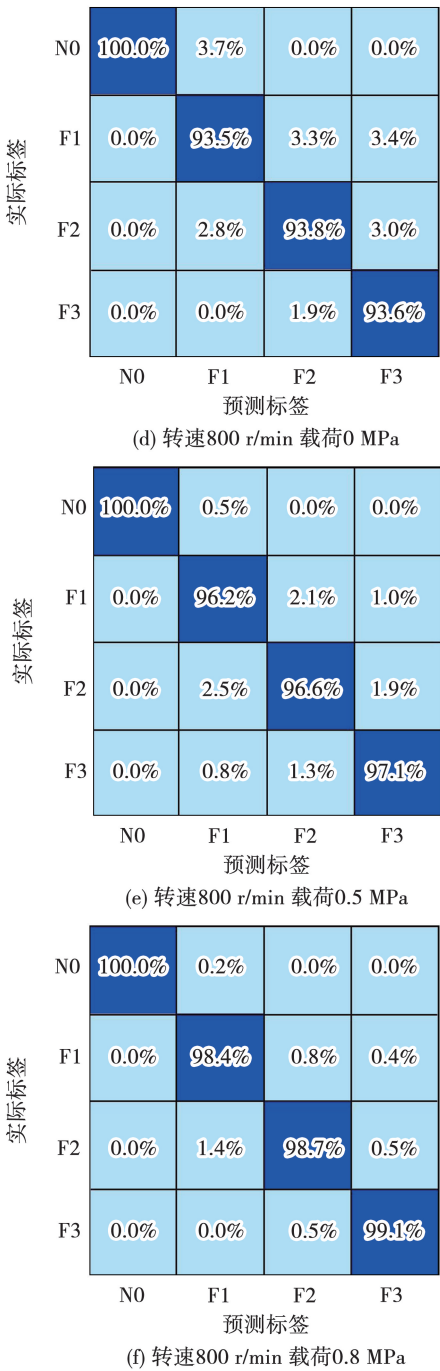


图 11 不同工况条件下模型诊断结果
Fig. 11 Diagnostic results of the model under different working conditions

4 系统功能模块实现及界面设计

基于 Unity3D 中内置的 UGUI 组件设计系统界面,从界面清晰、操作逻辑清楚、界面复杂程度、界面美化 and 界面响应速度等方面,结合系统的功能模块需求进行界面的整体设计,包括设计数据可视化面板、指令按钮、界面显示逻辑和交互逻辑。

4.1 可视化监控模块

可视化监控模块包括数据可视化面板、设备控制面板、数据曲线面板和故障报警面板。通过 PLC 模块传输过来的数据与图表结合,更直观地展示数据变化趋势和幅度,当点击界面按钮时,会弹出对应的折线图,以扭矩为例,工况参数监控服务如图 12(a)所示。当监测工况参数存在异常时,系统弹出警告窗口,设备故障统计图会增加记录,模型会产生高亮效果,提醒用户故障位置,如图 12(b)所示。

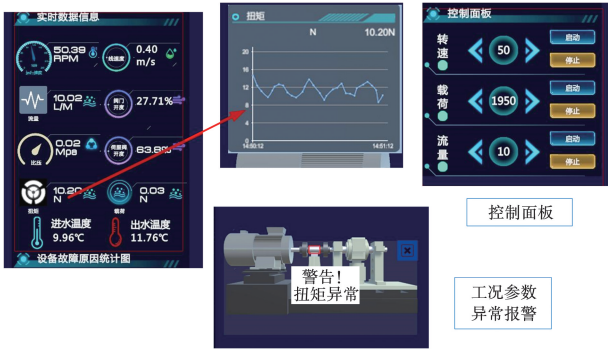


图 12 可视化监控模块界面
Fig. 12 Visual monitoring module interface

设备控制面板主要实现虚实交互控制。通过在设备控制面板上进行工况设定,可以直接对试验台进行指令输出,控制水润滑轴承试验台运行,并且台架是否执行每种指令均可通过信号灯进行反馈。

4.2 虚拟空间模块

虚拟空间模块主要用于向用户提供水润滑轴承试验台的各子系统和设备的查看和介绍,台架的安装和拆卸以及系统的运行流程模拟,如图 13 所示。

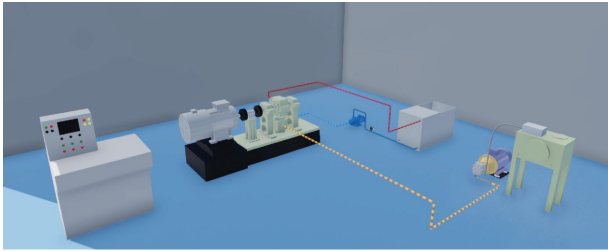


图 13 虚拟空间界面
Fig. 13 Virtual space interface

在 Unity3D 中搭建虚拟场景后,数字孪生系统包括以下功能:

(1) 在虚拟空间界面,用户可以通过键盘和鼠

标对虚拟台架进行移动和缩放,全方位查看试验台。

(2) 添加了设备介绍面板、试验台的安装和拆卸三维流程以及试验台运行流程三维模拟,以此向用户进一步介绍试验台的原理,也可以作为试验台的操作人员培训流程。

4.3 报警设定面板

考虑到不同试验的条件不同,设计报警参数的设置面板,实现自主设定阈值,如图 14 所示。

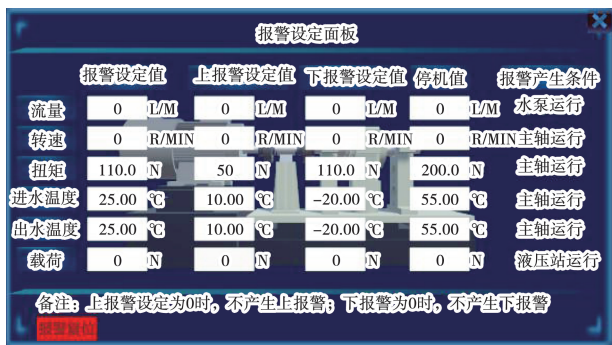


图 14 报警设定面板示意图

Fig. 14 Schematic diagram of alarm setting panel

5 系统运行监测诊断

5.1 系统数据展示

通过水润滑轴承试验台状态监控和故障诊断系统的可视化监控界面,对试验台进行工况设置,结果如图 15 所示。



图 15 可视化监控界面数据显示

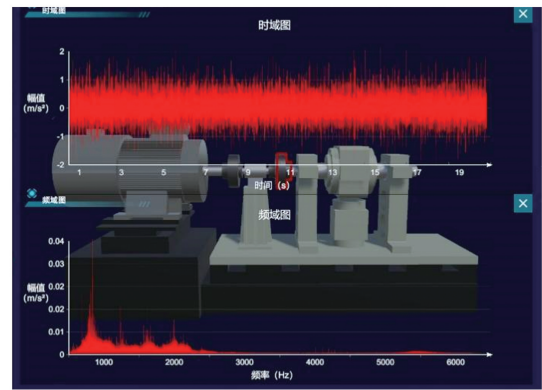
Fig. 15 Data display on visual monitoring interface

5.2 系统故障诊断

系统故障诊断主要用于对采集的振动数据进行监测和分析,通过连接数据库,实时读取数据,选取采集频率,设置采样时间,如图 16(a) 所示,界面也可以展示振动信号的时频域图,如图 16(b) 所示。以联轴器松动故障模拟试验为例,系统通过调用故障诊断算法对数据进行故障诊断。当系统判断出现异常状态时,对应的故障指示灯发出提示,并且在出现异常的位置处有高亮变化,以直观的形式定位故障位置,如图 16(a) 所示。



(a) 故障诊断参数设置



(b) 故障诊断时频域图

图 16 故障诊断界面

Fig. 16 Fault diagnosis interface

6 结 论

(1) 从数据采集、数据传输和数据存储 3 个方面对水润滑轴承试验台状态监控和故障诊断系统进行数据交互,通过传感器、PLC 和 LabVIEW 采集试

验台的工况数据和振动数据,实现了 LabVIEW 与 MySQL 之间的数据传输、Unity3D 与 MySQL 之间的数据传输以及 Unity3D 与西门子 PLC 之间的数据传输。

(2) 基于卷积神经网络,采用振动信号分析技术对水润滑轴承试验台的故障诊断进行了研究。设计了故障模拟试验,构建了数据集,采用卷积神经网络构建了故障诊断模型,并且验证了故障诊断模型的准确率和有效性。

(3) 根据系统需求和功能模块设计,采用 Solid-Works、PiXYZ Studio 和 Unity3D 软件联合建模的方式,构建了水润滑轴承试验台虚拟模型,在 Unity3D 中实现了虚拟场景和虚拟模型的行为驱动与交互设计。

参考文献:

[1] REIMAN A,KAIVO-OJA J,PARVIANEN E,et al. Human factors and ergonomics in manufacturing in the industry 4.0 context – A scoping review[J]. Technology in Society,2021,65;101572.

[2] 丁 曼.“社会 5.0”:日本超智慧社会的实现路径[J]. 现代日本经济,2018,37(3):1–14.

DING Man. "Society 5.0":The way of implementation of Japan's super smart society [J]. Contemporary Economy of Japan,2018,37(3):1–14.

[3] 张志昌. 美国工业互联网的发展及对我国的启示[J]. 科技中国,2023(2):55–58.

ZHANG Zhichang. The development of American industrial internet and its enlightenment to our country [J]. China Scitechnology Think Tank,2023(2):55–58.

[4] 周 济. 智能制造——“中国制造 2025”的主攻方向[J]. 中国机械工程,2015,26(17):2273–2284.

ZHOU Ji. Intelligent mannufacturing——Main direction of “made in China 2025” [J]. China Mechanical Engineering,2015,26(17):2273–2284.

[5] KAHLLEN F J,FLUMERFELT S,ALVES A. Transdisciplinary perspectives on complex systems[M]. Berlin, Germany: Springer International Publishing,2017.

[6] LATTANZI L,RAFFACLI R,PCRUZZINI M,et al. Digital twin forms art manufacturing; A review of concepts towards a practical

industrial implementation [J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing,2021,34(6):567–597.

[7] GLAESSGEN E,STARGEL D. The digital twin paradigm for future NASA and US air force vehicles[C]//53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference 20th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures Conference 14th AIAA,2012;1818.

[8] PIASCIK R,VICKERS J,LOWRY D,et al. Technology area 12: Materials, structures, mechanical systems, and manufacturing road map[J]. NASA Office of Chief Technologist,2010;15–88.

[9] 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(1):154798.

[10] GOCKEL B,TUDOR A,BRANDYBERRY M,et al. Challenges with structural life forecasting using realistic mission profiles[C]//53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference 20th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures Conference 14th AIAA,2012;1813.

[11] TAO F,ZHANG M. Digital twin shop-floor:A new shop-floor paradigm towards smart manufacturing[J]. IEEE Access,2017,5:20418–20427.

[12] 陶 飞,程 颖,程江峰,等. 数字孪生车间信息物理融合理论与技术 [J]. 计算机集成制造系统,2017,23(8):1603–1611.

TAO Fei, CHENG Ying, CHENG Jiangfeng, et al. Theories and technologies for cyber-physical fusion in digital twin shop-floor [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2017,23(8):1603–1611.

[13] KHAN K,SOHAIB M,RASHID A,et al. Recent trends and challenges in predictive maintenance of aircraft's engine and hydraulic system[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering,2021,43;1–17.

[14] NEGRI E,FUMAGALLI L,MACCHI M. A review of the roles of digital twin in CPS-based production systems[J]. Procedia Manufacturing,2017,11;939–948.

[15] 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.

(王治红 编辑)