



机械工程学报  
*Journal of Mechanical Engineering*  
ISSN 0577-6686, CN 11-2187/TH

## 《机械工程学报》网络首发论文

题目: 数字孪生在列车曲线通过性能预测中的应用研究  
作者: 董少迪, 唐兆, 王开云, 王建斌, 黎荣, 张建军  
收稿日期: 2021-11-15  
网络首发日期: 2022-08-25  
引用格式: 董少迪, 唐兆, 王开云, 王建斌, 黎荣, 张建军. 数字孪生在列车曲线通过性能预测中的应用研究[J/OL]. 机械工程学报.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20220825.1308.002.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 数字孪生在列车曲线通过性能预测中的应用研究\*

董少迪<sup>1</sup> 唐 兆<sup>1</sup> 王开云<sup>1</sup> 王建斌<sup>1</sup> 黎 荣<sup>2</sup> 张建军<sup>3</sup>

(1. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都 610031;

2. 西南交通大学机械工程学院 成都 610031;

3. 伯恩茅斯大学 英国国家计算机动画中心 伯恩茅斯 BH12 5BB)

**摘要:** 提出一种基于数字孪生技术的列车曲线通过性实时预测方法, 解决传统动力学仿真方法在列车曲线通过性能分析时, 面临的多自由度耦合模型构建复杂、不确定性因素分析困难等问题, 提高仿真结果的实时性与精确度。构建面向列车曲线通过安全性的数字孪生体, 可视化呈现列车曲线通过时安全性指标的动态变化过程。利用 MQRNN 深度学习算法稳健高效的特点, 对列车曲线通过时的构架横向加速度、轮轴横向力、轮轨垂向力、脱轨系数等安全性指标进行特征提取, 动态仿真以及实时预测, 并将结果与 LSTM 计算结果进行比较。结果表明: 相对 LSTM 方法, 提出的 MQRNN 方法将最大误差, 最大绝对误差分别降低至 0.017, 0.09, 同时具有更好的抗干扰能力, 可以给出置信区间为 90% 的预测结果。本文研究为列车曲线通过数字孪生体的构建及安全性预警奠定了基础。

**关键词:** 列车曲线通过; 数字孪生体; 深度学习; 实时预测

**中图分类号:** U270

## Application of Digital Twin to Curve Negotiation Performance Prediction of Train

DONG Shaodi<sup>1</sup> TANG Zhao<sup>1</sup> WANG Kaiyun<sup>1</sup> WANG Jianbin<sup>1</sup> LI Rong<sup>2</sup>  
ZHANG Jianjun<sup>3</sup>

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031;

2. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031;

3. National Centre for Computer Animation, Bournemouth University, Bournemouth BH12 5BB)

**Abstract:** A digital twin method for predicting the safety performance of train curve negotiation is proposed to overcome these challenges posed by multiple-degree-of-freedom coupling modelling and the uncertainty factors analysis in traditional dynamics simulations, and to become more accurate and real-time. A digital twin for the safety prediction of train curve negotiation is built, and the dynamic safety indicators are visualized when a train passes a curved rail. The robustness and efficiency of the deep learning algorithm of MQRNN are helpful to extract features, simulate and predict the safety indicators of lateral acceleration of the frame, lateral force of the wheel shaft, the vertical force of the wheel and rail, as well as derailment coefficient in real-time. The results show that compared with the LSTM method, the proposed MQRNN method reduces the maximum error to 0.017 and 0.09, respectively, and gives prediction results with a 90% confidence interval, demonstrating its superior anti-interference ability. The proposed method can serve as a foundation for further digital twin-based decision-making of the train curve negotiation.

**Key words:** train curve negotiation; digital twin; deep learning; real-time predicted

## 0 前言

截止 2020 年底, 我国高速铁路运营里程达到 3.8 万 km(占比 26%), 其中时速 300~350 km 的高

铁占比约 41%。运营速度的提高使得列车曲线通过时轮轨间产生的横向互相作用力变大, 严重影响列车安全曲线通过性<sup>[1-2]</sup>, 造成脱轨等事故的时有发生。对此, 国内外学者对曲线通过安全性评估方法展开一系列研究, 其中曲线通过理论模型作为列车曲线通过安全性的基础, 已经经历了早期经典理论、线性稳态曲线通过理论、非线性稳态曲线通过理论

\* 国家重点研发计划项目(2020YFB1711402), 四川省自然科学基金(2022NSFSC0415)。

和非线性动态曲线通过理论四个发展阶段<sup>[3]</sup>。非线性动态曲线通过理论自 1980 年提出以来,便引起大量学者的关注,YUGAT 等<sup>[4]</sup>通过建立四分之一车辆模型分析和轨道相互作用,描述曲线通过时引起的各部件运动姿态;TUDOR 等<sup>[5]</sup>通过分析曲线通过时轮轨纵向力,横向力和自旋蠕滑率力矩,计算摩擦功计算公式;赵国堂等<sup>[6]</sup>通过建立包括 11 个刚体,74 个联结,49 个自由度的车辆模型来研究曲线通过时轮轨侧磨规律;田光荣等<sup>[7]</sup>基于循环变量的模块化方法对重载列车曲线通过安全性能进行研究,解决列车动力学仿真中自由度繁多的问题;毕鑫等<sup>[8]</sup>根据蠕滑理论推导出轮对曲线通过方程,发现限制转向架曲线通过性能最主要因素为一系定位刚度;DENG 等<sup>[9]</sup>研究货运列车在各种货物装载条件下高速行驶曲线通过时的运行安全性;WANG 等<sup>[10]</sup>从曲线通过性能机理、车辆动力性能分析评估以及车辆参数对动力性能的影响等方面阐述了曲线通过性能评估的进展。这些研究为列车曲线通过安全性能评估奠定了基础,但依旧面临的挑战如下所述:① 模型精度提高的同时带来了自由度繁多,建模复杂化等问题,不但使建模过程与模型验证变得更加困难,而且计算效率也大大降低;② 所建立的仿真模型大多依据历史离线数据建立,与实际采集数据分离,造成有效采集信息的脱节<sup>[11]</sup>;③ 鲜有考虑曲线通过过程中不确定性对安全性指标的影响,暂未给出考虑置信区间的实时预测模型。因此,有必要采用新方法对列车曲线通过性能进行深入研究,来充分利用现场采集数据与历史数据,给出相应的预测分析。

人工智能算法在精度、效率、实时性和易用性等方面表现出巨大优势<sup>[12]</sup>,结合这些优势数字孪生技术得到了快速发展<sup>[13-14]</sup>。在这一趋势影响下,各个国家均将智能铁路放在国家铁路发展战略层面的突出位置<sup>[15]</sup>。其中,德国、法国、瑞士、日本、以及美国等相继发布了数字化铁路战略,来提高铁路智能化水平,形成一系列的智能铁路系统<sup>[16-18]</sup>,如日本 Cyber Rail 系统<sup>[19]</sup>、美国智能铁路系统<sup>[20]</sup>、全球铁路移动通信系统等<sup>[21]</sup>。因此,数字化、智能化、信息化逐渐成为智能铁路发展的必经之路,而数字孪生新兴技术作为数字化智能铁路的先决条件,成为当下的研究热点与难点。

为依据数字孪生技术实现铁路车辆安全运行的“虚实结合”,形成真正的基于实际模型及参数提供新的解决方案,史天云等<sup>[22-23]</sup>提出结合物理融合和

数字孪生的智能铁路客运站框架,并提出城轨牵引供电系统数字孪生的高保真的建模方法;西南交通大学的朱庆等<sup>[24-25]</sup>对川藏铁路实景空间信息平台等领域进行了研究与探讨;MENG 等<sup>[26]</sup>针对列车列车自动控制系统建立数字孪生五维模型并进行了仿真可视化研究。这些研究不仅验证了数字孪生技术的可行性,同时促进了数字孪生技术在铁路行业中的研究与应用。然而,将数字孪生技术应用到列车曲线通过性能分析中,不仅体现出列车动力学信息,而且具有数据分析及不确定性实时预测的功能,仍然面临许多关键技术:① 数据处理分析技术,这需要高实时性的数据交互、高置信度的集成仿真、高稳定性的分析计算、高显示度的运动状态展示;② 高精建模技术,数字孪生能不能精准记录、镜像和反映物理实体的运行状态,取决于模型的精度以及模型修正技术;③ 精准预测技术,通过应用深度学习等新兴算法,能不能精确预测物理实体未来一段时间内的运行状态。

本文针对现阶段面临的关键技术,通过实时数据采集和分析,构建列车曲线通过数字孪生体,直观展示列车和关键系统的运行状态、指标预测等信息。首先,根据列车的物理结构关系,建立既能反映车辆外在特性和性质,又能反映真实运行情况的三维模型;然后,通过应用深度学习算法解决复杂结构系统建模难题,以此逼近目标系统的实时状态,并充分结合模型和数据,以自主校正的在线检测方式对建立的模型进行实时更新和完善,以逼近真实运行状态,减小模型仿真的固有误差;最后,采用 3D 可视化技术,交互技术以及不确定分析来预测安全性指标未来状态及相应置信区间,实现数字孪生系统精确实时预测的需求。

## 1 总体框架

将新兴的数字孪生技术应用于列车曲线通过性安全性的预测中,可实现从物理实体到数字孪生模型数据映射,实时在线监测列车的曲线通过性能。同时,借助深度学习实现曲线通过安全性能指标的预测分析。本文依据陶飞<sup>[27]</sup>提出的数字孪生五维模型,来搭建面向列车曲线通过安全性指标实时预测的数字孪生系统,如图 1 所示。



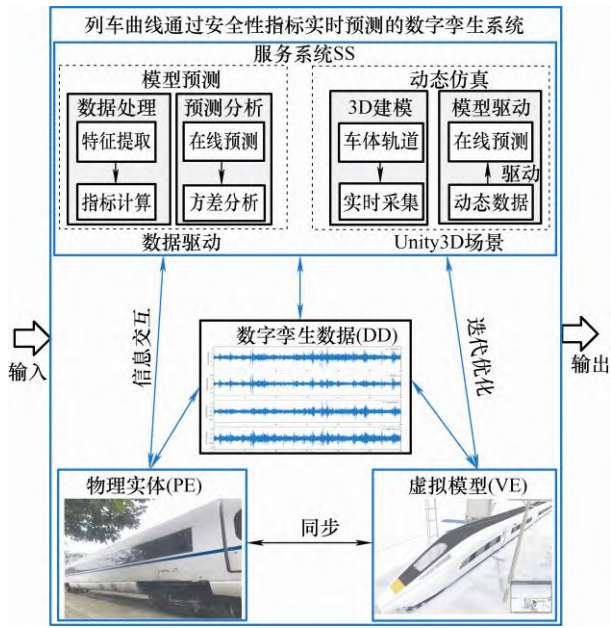


图1 列车曲线通过安全性实时预测数字孪生系统框架

从图1中可知,该框架主要包括五部分:物理实体部分,虚拟模型部分,数字孪生数据部分,服务系统部分,其具体含义如下。

(1) 物理实体(PE):物理实体是构建数字孪生的基础,本文通过对列车曲线通过时的物理结构进行分析,明确系统等级,构建物理关系模型,从而构建相应的虚拟模型。

(2) 虚拟模型(VE):虚拟模型是一种物理实体高保真的数字模型,在数字孪生系统中,虚拟模型主要包括几何模型,物理模型,行为模型和规则模型等。

(3) 服务系统(SS):服务系统是服务层中各个算法和模型的封装,主要包括动态仿真与模型预测两部分功能。本文在 UNITY 3D 场景中构建车辆数字孪生模型,实现动态仿真以及实时预测。

(4) 数字孪生数据(DD):数字孪生数据由物理实体数据、虚拟模型数据、服务系统数据、其他知识数据等部分组成。

(5) 连接系统(CN):连接系统实现了数字孪生的各个部分之间的信息交互,包括服务系统、孪生数据库、物理实体和虚拟模型之间的连接。

在此基础上,数字孪生驱动的高速列车曲线通过安全性在线预测系统实施的具体流程如下:① 首先采集在列车曲线运行过程中轴箱、构架的振动加速度信号,以及轮轨力等信号;② 依据列车本身结构参数以及物理结构关系,利用 MAYA 和 UNITY 3D 平台实现高保真数字孪生模型的构建;③ 将车辆、轨道、黏着状态等参数并入数字孪生数据库中,进而对历史孪生数据进行处理;④ 建立列车曲线通

过安全性指标的深度学习模型,实现曲线安全通过安全性指标的动态仿真以及实时预测;⑤ 构建面向列车曲线通过安全性的数字孪生体,以用于实例验证,实现在线实时仿真及预测。

## 2 功能实现

### 2.1 物理结构分析

列车曲线通过的物理结构关系是建立数字孪生模型的充要条件。为研究列车曲线通过性能,可将列车实际系统抽象为物理或力学模型,然后据此建立对应的数学模型,为求解列车曲线通过的安全性奠定基础。对于整车模型,根据车辆的结构形式和振型特点,考虑车体的沉浮 $Z_c$ 、点头 $\varphi_c$ 、横移 $Y_c$ 、侧滚 $\theta_c$ 和摇头 $\psi_c$ 运动,和前后转向架的沉浮 $Z_{ti(i=1,2)}$ 、点头 $\varphi_{ti(i=1,2)}$ 、横移 $Y_{ti(i=1,2)}$ 、侧滚 $\theta_{ti(i=1,2)}$ 和摇头 $\psi_{ti(i=1,2)}$ 运动,以及每一轮对的沉浮 $Z_{wi(i=1,2,3,4)}$ 、横移 $Y_{wi(i=1,2,3,4)}$ 、侧滚 $\theta_{wi(i=1,2,3,4)}$ 和摇头 $\psi_{wi(i=1,2,3,4)}$ 运动,暂不考虑车辆的纵向运动,其车辆结构模型的自由度,见表1。

表1 车辆结构模型自由度

名称	沉浮	点头	横移	侧滚	摇头
车体	$Z_c$	$\varphi_c$	$Y_c$	$\theta_c$	$\psi_c$
转向架	$Z_{t1}$	$\varphi_{t1}$	$Y_{t1}$	$\theta_{t1}$	$\psi_{t1}$
	$Z_{t2}$	$\varphi_{t2}$	$Y_{t2}$	$\theta_{t2}$	$\psi_{t2}$
轮对	$Z_{w1}$	/	$Y_{w1}$	$\theta_{w1}$	$\psi_{w1}$
	$Z_{w2}$	/	$Y_{w2}$	$\theta_{w2}$	$\psi_{w2}$
	$Z_{w3}$	/	$Y_{w3}$	$\theta_{w3}$	$\psi_{w3}$
	$Z_{w4}$	/	$Y_{w4}$	$\theta_{w4}$	$\psi_{w4}$

为分析列车的动力学性能,需要考虑各个元素形状和位置的物理模型,根据关联数据、相关领域的标准和准则,通过领域知识的整合获得车辆规则模型。并采用本体建模来描述这些相互基于领域知识的运行约束,得到关系模型如图2所示。

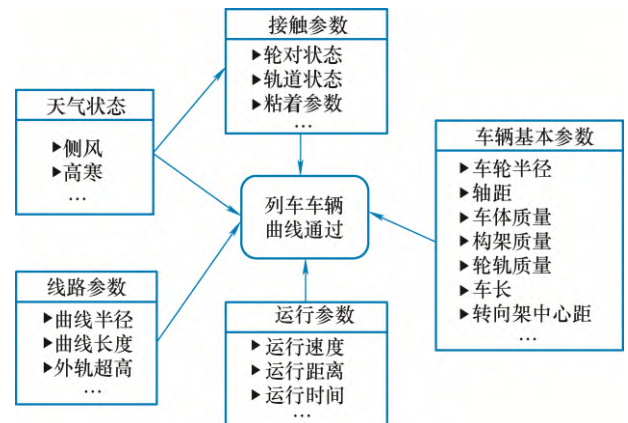


图2 物理结构关系图

为在列车曲线通过过程中表现出必要的精度和准确性,根据物理结果关系可以从必要的数字模型中创建数字孪生单元和模块,在保留正式链接结构的同时正确描述过程和现象,其中轨道主要考虑应用无咋轨道。

## 2.2 孪生模型构建

数字孪生模型作为创建和运行数字孪生的核心技术,是数字孪生系统中实现数据交互融合的基础。高保真数字孪生模型构建的构架主要有两部分组成,第一部分是物理世界,包括模拟的车辆参数,轨道参数,真实场景下的黏着系数等;第二部分是数字世界,包括 UNITY 3D 对象,UNITY 脚本应用程序可编程接口(API)和外部工具,如图 3 所示。

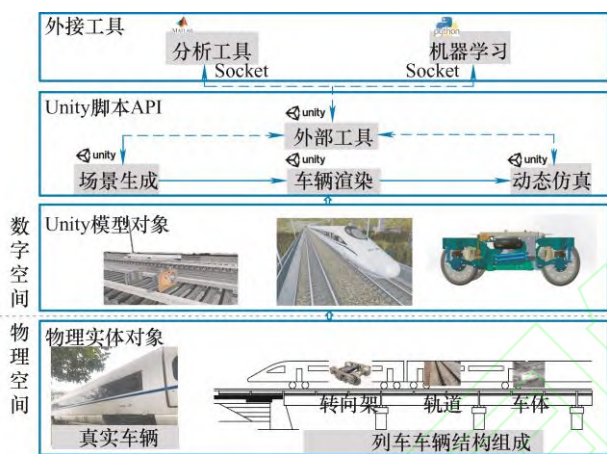


图 3 高保真数字孪生模型构建框架

数字孪生模型的主要优势之一是物理世界中的每个真实物体都将被模拟在数字世界中,如图 3 所示,列车曲线通过数字孪生模型考虑了物理世界中最真实的物体相关的轨道与车辆。对于曲线轨道,考虑了道路中的所有基本元素物理世界,包括缓和和曲线长度,曲线半径,超高等。对于物理世界中的车辆,我们一般考虑编组列车。而数字孪生空间的实现主要采用 UNITY 3D 作为主要平台,该平台具有可图形可视化,可与外部平台集成,丰富的资源等优点,使所建立的孪生模型具有高保真度,同时可以根据需求设置不同的场景,例如晴天与雪天,隧道与高架等,同时 UNITY 3D 为用户提供了一个脚本,即用 C# 编写的 API。从层次上讲,UNITY 3D 脚本 API 有提供访问开发人员的命名空间类、不同对象的命名空间类以及特定功能类等不同的元素。对于列车曲线通过数字孪生模型,五个主要功能包括场景生成、车辆渲染、动态仿真、外部接口和界面交互(可选)。

场景生成:基于关联的对象,模拟需要使用特

定设置生成合成场景。

车辆渲染:渲染模拟中的车辆在所需的动态中,这可以通过关联来实现脚本。

动态模拟:通过外部输入数据,利用自定义的脚本可以实现车辆的动态模拟。

外部工具:通过 UNITY 3D 脚本 API,可以用于增强数字孪生功能的内部工具模拟。具体来说,我们可以将 UNITY 3D 与带有 Python for machine learning 资源连接,并使用网络服务进行计算。

界面交互(可选):用户定义的脚本启用 UNITY 3D 和外部工具之间的通信,输入数据可以通过 TCP/IP 或 UDP 套接字传输在本地机器上。

## 2.3 孪生预测模型

为提高模型的精度,对孪生数据库中采集到的历史孪生数据进行处理,采用深度学习进行特征提取以及降维处理<sup>[28]</sup>,消除数据噪声,优化训练过程以及推理过程,进而避免过拟合,得到孪生预测模型。由于传统的用于时间序列预测模型很难捕捉到一段较长的时间内的数据间的时间相关性,并选择相应的特征数据来进行预测。本文应用一种基于 Seq2Seq 模型(编码器-解码器模型)的时间序列预测方法——MQRNN<sup>[29]</sup>,其结构如图 4 所示

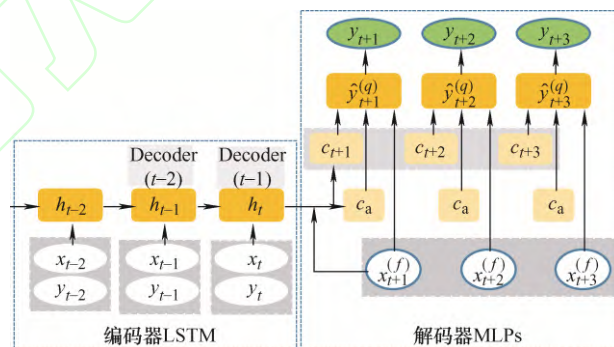


图 4 MQRNN 预测模型内部结构

根据图 4 可知,MQRNN 是模型由编码器和解码器两部分组成,其中编码器采用的是长短期记忆循环神经网络(LSTM),基于历史编码器的时间序列值及特征,解码器采用注意力机制(MLP)预测未来解码器长度的序列值,见式(1)

$$P(y_{t+k}, y_t, \dots, y_{t+1}, y_i | y_x, x_{t,i}^{(h)}, x_{t,i}^{(f)}, x_i^{(s)}) \quad (1)$$

式中,  $y_i$  代表第  $i$  条时间序列;  $x_{t,i}^{(h)}$  代表历史时间特征,同时也是编码器的输入;  $x_{t,i}^{(f)}$  代表未来的时间特征,是解码器的输入;  $x_i^{(s)}$  代表一些静态特征,例如周期性平稳性特征等。

对于 MQRNN 模型中的编码器部分,采用



LSTM 对输入特征进行特征提取，为相关性较高的特征变量赋予更高的权，通过将历史数据输入通过 LSTM 编码得到最终隐层状态值  $h_t$ ，并将输入到模型的解码器部分，其中，编码器的每一个时间点后都接着一个解码器。在解码器部分，采用注意力机制为不同时间点  $t$  的隐藏状态赋予不同的权重，找出时间相关性最大的隐藏层状态。首先分析编码器的输出  $h_t$  和未来特征输入  $c_{t+k}$  和  $c_a$ ， $k$  代表编码长度， $c_a$  是捕捉的信息特征值， $c_{t+1} \dots c_{t+k}$  代表未来每个时间点的特征值，并以此作为解码器每一个时间点的输入，最终得到未来每个时间点在各个分位数上的预测值。此外， $q(\cdot)$  代表分位数，在模型训练时可作为参数传入。结合分位数损失函数的思想，得到 MQRNN 算法的损失函数  $L_q(y, \hat{y}) = q(y - \hat{y}) + (1 - q)(\hat{y} - y)$ ，然后通过最小化总分位数损失  $\sum_t \sum_q \sum_k L_q(y_{t+k}, y_{t+k}^q)$  来训练模型。

通过分析 MQRNN 模型可知,模型中的编码器和解码器分别从时间上来寻找特征表示和目标序列之间的相关性,为不同的特征变量赋予不同的权重,以此来更准确地预测目标序列。最后,为近一步评估预测模型,本文选择最大绝对误差(MAE),误差(MSE)以及  $R^2$  来验证模型的准确性。其评价指标公式分别为

$$\text{MSE}(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2 \quad (2)$$

$$\text{MAE}(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y - \hat{y}| \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

式中,  $N$  为样本数据集数量;  $y$  为实际值;  $\hat{y}$  为预测值;  $y_i$  为第  $i$  个样本的真实值;  $\hat{y}_i$  为第  $i$  个样本的预测值;  $\bar{y}$  代表真实值的平均值。

## 2.4 孪生模型更新

数字孪生技术面临的一个主要挑战是在于如何实现其动态模型更新以及与物理系统的动态响应保持一致。为了使数字孪生模型成为物理实体的精确镜像,本文采用一种基于遗传优化算法的模型更新方案。该数字孪生模型更新方法核心在于将从物理和信息世界两个来源的输出数据进行比较,基于优化算法以二者差距最小为目标函数,以建模参数为寻优参数,完成对数字孪生模型的更新,其模型修正更新流程,如图 5 所示。

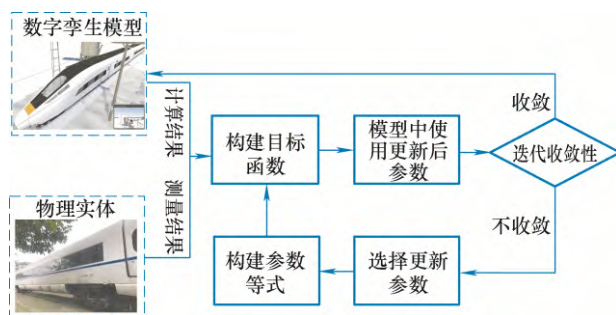


图5 数字孪生模型更新修正流程图

数字孪生模型修正原则是通过迭代法进行模型调整的,并基于孪生模型的计算结果与实际测量结果进行对比,以其差值作为目标优化函数,通过调整车辆基本参数、线路及接触参数等模型参数以得到满意的数字模型。其优化目标函数见式(5)

$$f(y, \hat{y}) = \min |\hat{y}(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_M) - y| \quad (5)$$

式中,  $y$  为测量实际值;  $\hat{y}$  为模型计算值;  $M$  为模型参数数量;  $x_i$  为第  $i$  个模型参数。

对该优化目标函数,本文采用一种收敛速度快,抗干扰能力强的遗传优化算法,保证模型参数可以顺利进行更新。最后使用模型更新之后的参数进行验证,若收敛则将所得到的模型参数带入模型中,若不收敛则重新选择所需更新的参数,构建参数等式,其迭代过程将持续进行,直到产生能够解决问题的数字孪生所需的准确度。上述迭代使创建的数字孪生模型可被认为是真实物理世界发生过程的最充分反映。

## 2.5 孪生体三维可视化

孪生体三维可视化的实现是数字孪生的重要组成部分,在系统和用户之间的交互中,孪生模型发挥着重要作用。本文采用 MAYA 建立几何模型描述几何列车参数及其路线,结合 UNITY3D 与深度学习模型构建高速列车曲线通过安全性的数字孪生系统,如图 6 所示。首先采用 MAYA 对列车的各个部件进行三维建模。然后,根据动态模型和场景,以及计算出来的动态列车模型的速度和位置,实现高速列车曲线通过过程的展示,最后使用 UNITY3D 设计系统和程序的交互,通过 TCP/IP 通信协议将列车曲线通过过程中的数据传送至数字孪生系统,并将数据流数据并存入数据包中,每隔 1s 向孪生数据库中发送一个数据包,数字孪生系统每 1s 解析一个数据包,软件运行帧数设置为 30 fps,其中结合铁路线实时显示界面中的条件,我们提供了一个可视化交互界面,通过数字孪生系统的可视化交互界面可以直观地获取构架横向加速度、脱轨系数、轮轴横向力以及轮轨垂向力等安全性指标的实时信

息, 便于实时预测及预警并提供决策参考。

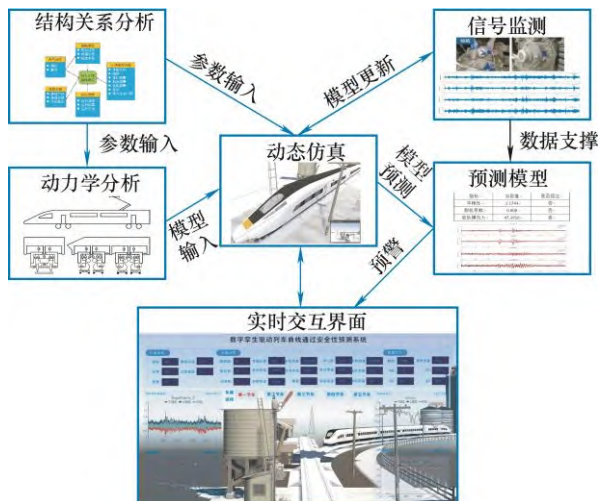


图 6 孪生体三维可视化

### 3 实例验证

数字孪生依托并集成人工智能、大数据等新技术, 与传感器共同在线以保证其保真性、实时性与闭环性。本文以某型动车组为试验对象, 所测试的曲线线路为圆曲线半径 1 300 m, 圆曲线长 145 m, 缓和曲线长 100 m, 外轨超高 100 mm。列车以车速 160 km/h 左右的速度通过该曲线, 进而得到试验采集数据。在所采集的数据的基础上, 搭建列车曲线通过安全性在线监测及预测系统。该系统主要由五部分组成, 即物理车辆、孪生数据库、虚拟车辆模型、服务算法以及连接系统五部分, 五者互联互通。首先通过试验测量, 将采集到的数据上传至数字孪生数据库; 虚拟车辆模型通过处分分析数字孪生中的数据库建立动态仿真以及预测分析, 依据连接系统与服务算法为物理车辆的安全指标进行提前预测, 驱动车辆安全运行, 其计算流程如图 7 所示。

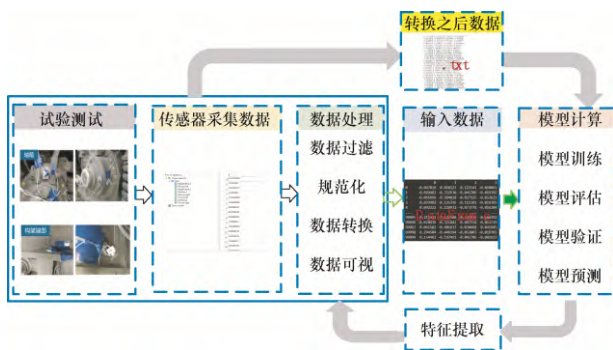


图 7 计算流程

#### 3.1 试验数据采集

实时数据采集是数字孪生系统中最为重要的部

分。首先, 通过对列车关键部件以及铁路运输装备(如果允许)的振动加速度、力、应变等多源数据采集和分析实现列车状态监测。数据采集可以通过振动加速度(或测力轮对)传感器以及数据采集系统实现。传感器主要测点如表 2 所示。

表 2 传感器测点位置分布

测点位置	测量手段	监测对象/目的
构架	加速度传感器	车辆运行平稳性
轴箱	复合传感器(加速度)	轴箱轴承、轮对状态
轮对	测力轮对	轮轨力

根据车辆—轨道耦合动力学理论, 对曲线通过线路的列车进行动力学性能分析, 选择轮轨垂向力、轮轨横向力、构架横向加速度以及脱轨系数作为曲线通过安全性评价指标。

(1) 通过分析构架横向加速度可以判断蛇行运动稳定性, 根据国标 GB5599-2019 标准取  $(12-M_b/5)/2$  作为限值, 转向架质量  $M_b$  约为 2.6 t, 故加速度的限值为  $5.75 \text{ m/s}^2$ 。

(2) 脱轨系数是取实际轮轨横向力和轮轨垂向力之比作为指标值, 并与脱轨系数限值比较来判断脱轨安全性, 根据国标 GB5599-2019 标准, 要求其脱轨系数限值为 0.8。

(3) 轮轨横向力为同一轮轨左右车轮的轮轨横向力, 用于评价车辆在运行过程中, 因横向力过大而导致的线路变形。根据国标 GB5599-2019 标准, 其限值为  $15+P_0/3$ , 静轴重  $P_0=70 \text{ kN}$ , 故轮轴横向力限值为 38.33 kN。

(4) 根据国标 GB5599-2019 标准, 要求轮轨垂向力的限值为  $90+P_1$ , 静轮重  $P_1=70 \text{ kN}$ , 其轮轨垂向力要求小于 160 kN。

#### 3.2 模型预测

根据所采集的数据对曲线通过安全性指标进行预测是整个系统的核心。将实时采集的数据输入数字孪生系统中进行数据处理, 并将处理后的特征输入到 MQRNN 深度学习模型中, 可以实时预测脱轨系数, 轮轨横向力, 构架加速度等安全性指标。

##### 3.2.1 数据集描述

数字孪生数据总数据库  $D=\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6, D_7, D_8\}$ , 其中  $D_1, D_2, D_3, D_4$  分别代表轴箱左、右侧, 构架左、右侧的加速度,  $D_5, D_6, D_7, D_8$  分别代表左、右轮轨横向力与垂向力。加速度以采样频率为 2 000 Hz, 采集时间历程 50 s, 时间步长为 0.000 5 s, 得到  $100\,000 \times 4 = 400\,000$  个数据。以采样频率为 1 200 Hz 对轮轨力进行采集, 采集时长为 50 s, 得



到  $60\,000 \times 4 = 240\,000$  个数据, 并将其数据进行保存为.DHF5 格式。使用 PYTHON 对原始数据按照 DataFrame 格式对数据处理分析。

依据 k 折交叉验证方法, 按照 train60%, valid20%, test20% 的分割, 将训练原始数据输入 MQRNN 网络中, 其中加速度训练输入数据如图 8 所示, 轮轨力训练输入数据如图 9 所示。

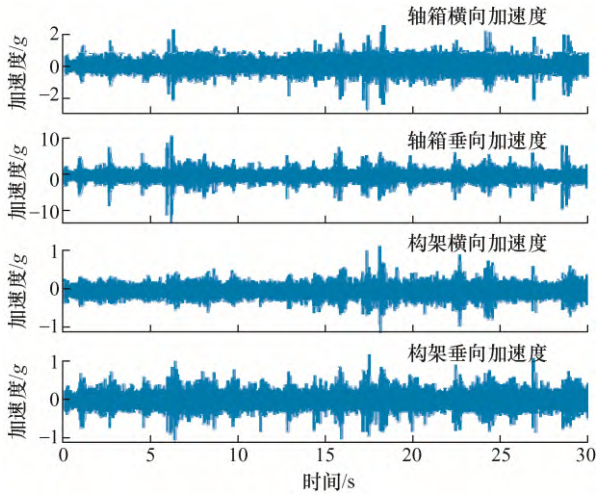


图 8 加速度训练输入数据

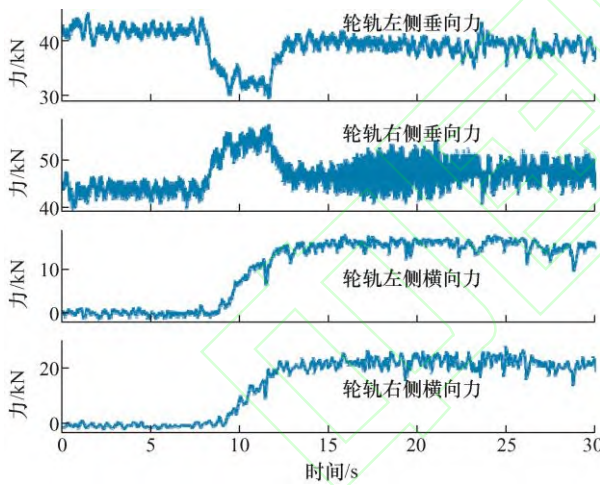


图 9 轮轨力训练输入数据

### 3.2.2 数据处理

在数据分析之前, 需要先将数据归一化 (Normalization), 利用归一化后的数据进行数据分析。数据的归一化是将数据按比例缩放, 使之落入一个小的特定区间, 即将数据统一映射到[0,1]区间上, 便于不同单位或量级的指标能够进行比较和加权, 归一化的另一好处是提高精度, 可以让各个特征对结果做出的贡献相同, 同时保证结果的可靠性。经过上述标准化处理, 原始数据均转换为无量纲化指标测评值  $x^*$ , 即各指标值都处于同一个数量级别上, 进而可以进行综合测评分析。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

式中,  $x$  为样本输入数据;  $x_{\max}$  为样本数据的最大值;  $x_{\min}$  为样本数据的最小值。

### 3.2.3 结果分析

#### 3.2.3.1 训练及验证结果分析

为了进一步验证数字孪生驱动的在线预测模型的准确性, 将数据集的 20% 数据输入上述深度学习模型中, 来测试预测结果。得到训练之后的轴箱垂向加速度、轴箱横向加速度, 构架垂向加速度, 构架横向加速度的训练与验证结果, 如图 10 所示; 以及轮对左侧横向轮轨力、轮对右侧横向轮轨力、轮对左侧垂向轮轨力、轮对右侧垂向轮轨力的对比结果, 如图 11 所示。

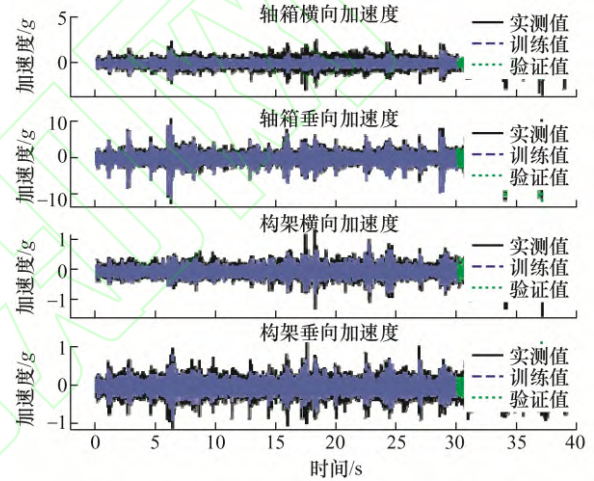


图 10 加速度数据集的训练与验证

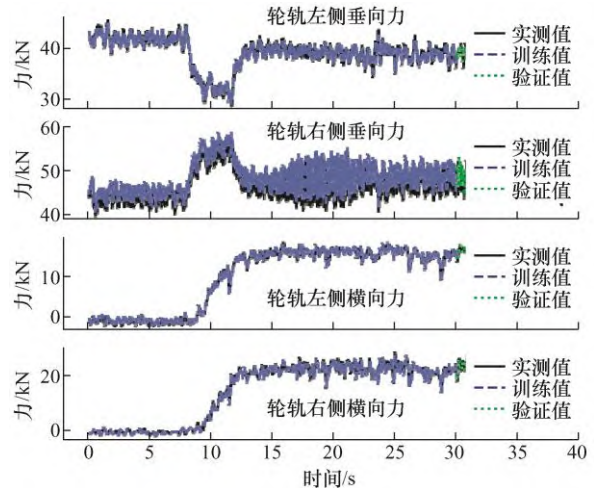


图 11 轮轨力数据集的训练与验证

最后通过应用 MSE, MAE 等评价指标对深度学习模型进行评估, 评估结果见表 3。从表 3 中可知, 通过训练试验测试数据可得到深度学习模型的误差, 其中轴箱垂向加速度、轴箱横向加速度, 构



架垂向加速度, 构架横向加速度的最大绝对误差均不超过 0.03、0.04、0.058、0.09, 而轮对左侧横向轮轨力、轮对右侧横向轮轨力、轮对左侧垂向轮轨力、轮对右侧垂向轮轨力的最大误差不超过 0.017、0.012、0.011、0.01, 说明了模型所得到的误差范围均较小, 精度均较高。此外, 本文可充分结合历史训练数据给出相应置信区间, 提高数字孪生系统中对测试数据的实时预测结果精度。

表 3 评估计算结果

采集信号	训练误差 MSE	训练误差 MAE	验证误差 MSE	验证误差 MAE
轴箱垂向加速度	0.001 7	0.030 0	0.002 2	0.031 5
轴箱横向加速度	0.001 9	0.032 0	0.003 0	0.040 0
构架垂向加速度	0.004 4	0.049 1	0.009 4	0.069 5
构架横向加速度	0.009 0	0.072 5	0.015 1	0.095 3
左侧垂向轮轨力	0.000 3	0.017 2	0.014 8	0.031 5
右侧垂向轮轨力	0.000 2	0.012 0	0.000 1	0.010 3
左侧横向轮轨力	0.000 1	0.010 3	0.000 2	0.011 3
右侧横向轮轨力	0.000 1	0.011 3	0.000 1	0.008 5

分别将 MQRNN 模型与长短期记忆网络(LSTM)模型进行对此分析, 在将数据集进行标准化处理的基础上, 通过对每 10 个数据进行计算, 网络节点数设置为 128, 优化器采用 adam, 学习率为 0.01, LSTM 层数选择为节点为 64 节点的 3 层网络, 经过 100 次迭代计算得到满意的验证与预测值。

表 4 预测模型对比分析

测试信号	方法	时间/s	MSE	MAE	$R^2$
加速度	LSTM	5.576	0.036 6	0.138 0	0.510 0
	MQRNN	4.109	0.014 58	0.090 3	0.815 0
轮轨力	LSTM	3.330	0.000 3	0.013 0	0.950 2
	MQRNN	2.849	0.000 3	0.012 4	0.950 3

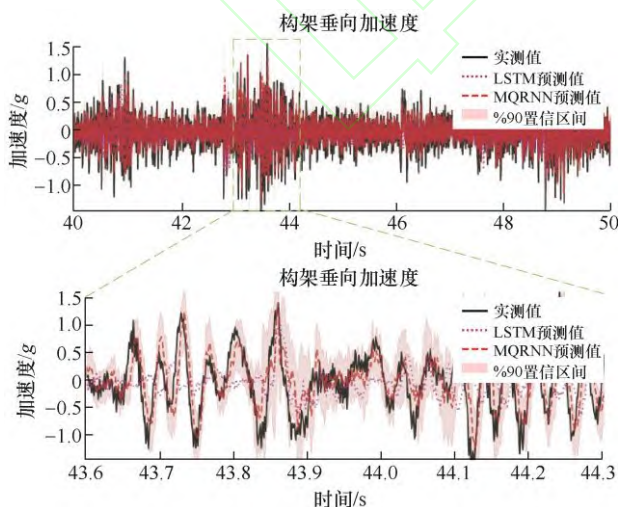


图 12 构架加速度预测结果对比

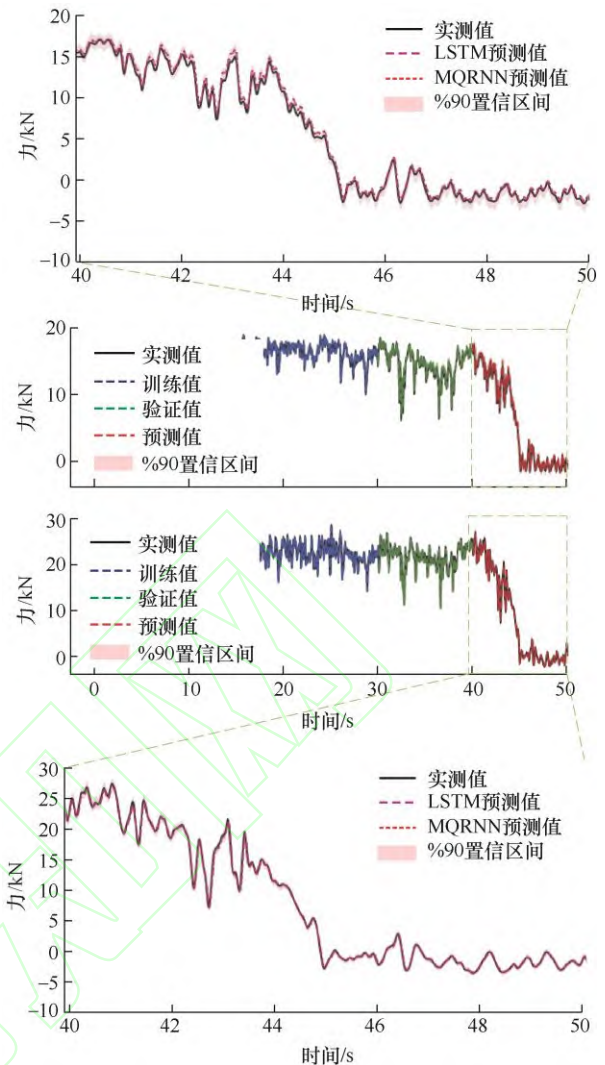
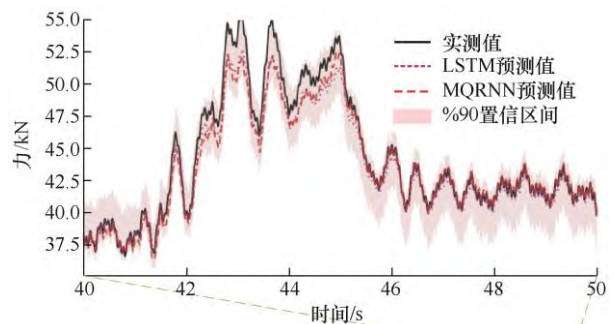


图 13 轮轨横向力预测结果对比

本文方法模型可得到在 90%的置信区间内的预测结果, 结果误差不超过 20%, 在保证置信度的同时提高了预测精度。从上述的图 12~15 对比分析可知, 本文中的模型可以充分挖掘历史数据中的特征等有用信息, 即使实际运行行为数据与预测均值不能实时保持一致, 但是其波动范围均在预测的 90%的置信区间内, 保证并验证了方法的精度。



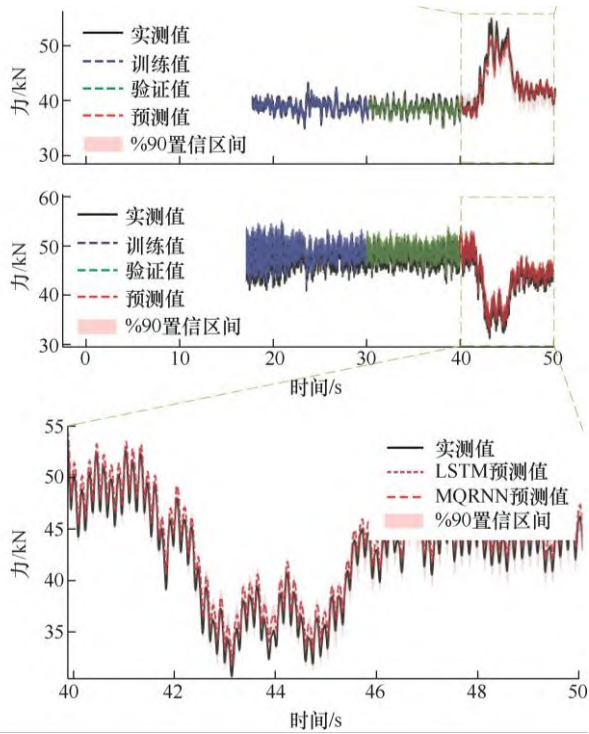


图 14 轮轴垂向力预测结果对比

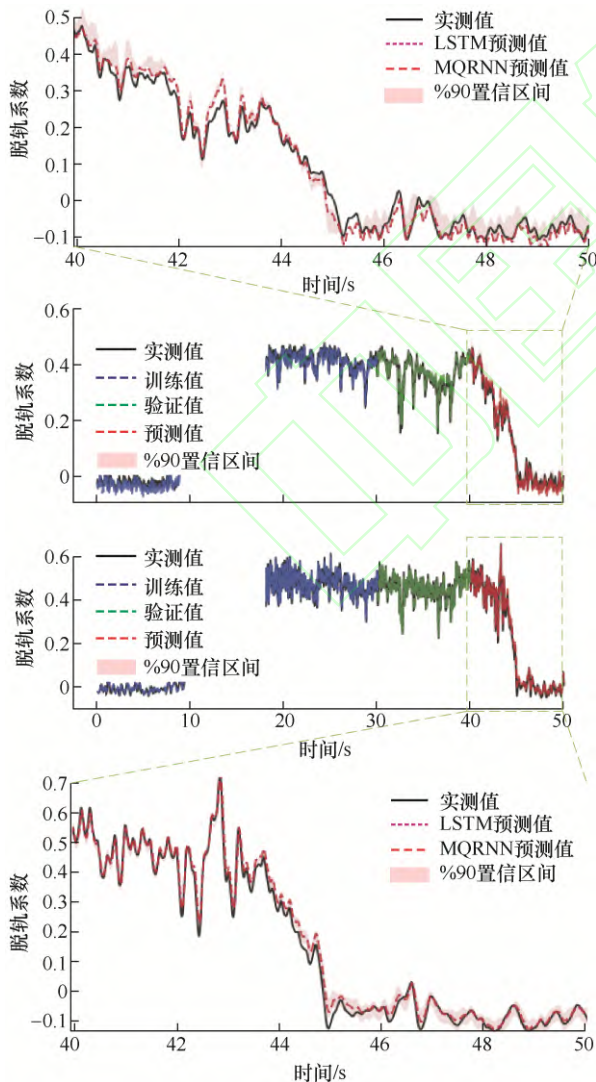


图 15 脱轨系数预测结果对比

最后如表 4 所示, 通过与 LSTM 预测模型的对比分析, 可知该 MQRNN 方法不仅可以满足实时准确预测的需求, 而且充分考虑不确定性所造成的误差区间并给出相应的结果置信区间, 还能够充分应用历史数据, 提高数据的利用效率。

### 3.2.3.2 预测结果可视化

在对预测结果验证分析之后, 将试验数据以及本文 MQRNN 所预测分析得到的结果输入 UNITY 3D 中, 并以此驱动列车按照曲线轨道动态运行, 并将数据结果以数据流的形式, 每隔 1 s 发送一组数据至 UNITY 3D 所开发的客户端中, 数字孪生系统每 1 s 解析一组数据, 软件运行帧数设置为 30 fps, 进而得到包括仿真模型动态运行与预测结果可视化展示的孪生系统界面, 其中预测了时间段为 32 s 的数据, 我们每隔 4s 展示一次数据, 即分 8 次进行展示, 得到的孪生系统可视化展示如图 16 所示。

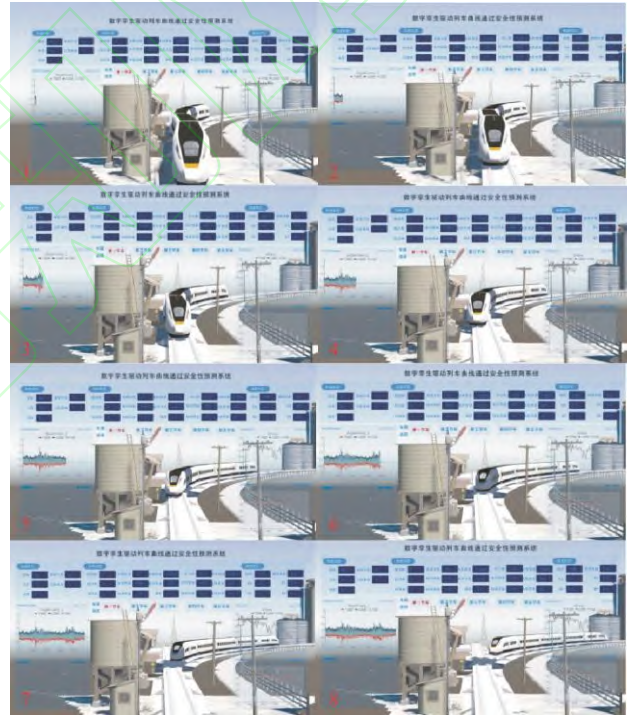


图 16 孪生系统帧序列图

从图 16 中可知, 数字孪生界面中分别展示了列车曲线通过过程中依据的车辆参数、轨道参数以及轮轨黏着参数; 对于车厢选择中, 我们初步展示了第一节车厢的曲线运行状态; 界面左下与右下则分别显示了构架横向加速度、脱轨系数、轮轴横向力以及轮轨垂向力等曲线安全性指标的预测上偏差、下偏差以及均值变化过程, 当检测到安全性指标的预测值达到限制时则会报警, 以便于作出相应的运行决策。



## 4 结论

(1) 提出一种基于数字孪生驱动的列车曲线通过安全性指标实时预测方法。通过建立高保真仿真模型,实现反映实际运行的动态仿真,在此基础上,提出考虑置信区间的深度学习预测模型,实时预测列车曲线通过时的安全性指标,达到提前预警的效果。

(2) 结合建模技术,深度学习算法及实时交互技术来实现基于数字孪生驱动的列车曲线通过安全性预测系统的搭建,该系统不仅展示了列车曲线通过时的运行状态,并给出了安全性指标的预测与变化规律。

(3) 通过将本文 MQRNN 方法与传统 LSTM 方法进行对比可知,该方法在保证精度的同时给出 90% 的置信区间,实现实时仿真预测,且本文方法能够充分利用历史数据提取有效信息,提高了历史数据的利用率,克服了传统动力学方法在利用历史测试数据进行曲线通过性能预测方面的不足。

## 参 考 文 献

- [1] 翟婉明, 赵春发. 现代轨道交通工程科技前沿与挑战[J]. 西南交通大学学报, 2016, 51(2): 209-226.  
ZHAI Waiming, ZHAO Chunfa. Frontiers and challenges of sciences and technologies in modern railway engineering. Journal of Southwest Jiaotong University, 2016, 51(2): 209-226.
- [2] 杨国伟, 魏宇杰, 赵桂林, 等. 高速列车的关键力学问题[J]. 力学进展, 2015, 45: 217-460.  
YANG Guowei, WEI Yujie, ZHAO Guilin, et.al. Research progress on the mechanics of high speed rails[J]. Advances in Mechanics, 2015, 45: 217-460.
- [3] 沈钢. 轨道车辆系统动力学[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2014.  
SHEN Gang. Railway vehicle system dynamics[M]. Beijing: China Railway Publishing House, 2014.
- [4] OTERO Y J, MARTÍNEZ M J, DE I S M. Analytical model of wheel-rail contact force due to the passage of a railway vehicle on a curved track[J]. Revista Facultad de Ingenieria Universidad de Antioquia, 2009, 50: 135-144.
- [5] TUDOR A, TOUNTAS N S E. Wheel/rail friction power in curved track[J]. UPB Sci. Bull, Series D, 2009, 71(3): 75-88.
- [6] 赵国堂, 曾树谷. 曲线半径与过、欠超高对钢轨侧磨的影响[J]. 中国铁道科学, 1995, 16(3): 90-96.  
ZHAO Guotang, ZENG Shugu. Effect of curve radius and off-balance superelevation on side wear of high rail on curved track[J]. China Railway Science, 1995, 16(3): 90-96.
- [7] 田光荣, 张卫华, 池茂儒. 重载列车曲线通过性能研究[J]. 铁道学报, 2009, 31(4): 98-103.  
TIAN Guangrong, ZHANG Weihua, CHI Maoru. Study on curve negotiation performance of heavy-haul train[J]. Journal of The China Railway Society, 2009, 31(4): 98-103.
- [8] 毕鑫, 马卫华, 罗世辉. 机车转向架通过曲线的动态过程分析[J]. 机械工程学报, 2013, 49(22): 150-156.  
BI Xin, MA Weihua, LUO Shihui. Dynamic process analysis of locomotive bogie curve negotiation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(22): 150-156.
- [9] DENG G, PENG Y, YAN C, et al. Running safety evaluation of a 350 km/h high-speed freight train negotiating a curve based on the arbitrary Lagrangian-Eulerian method[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2021, 235(9): 1143-1157.
- [10] WANG K, HUANG C, ZHAI W, et al. Progress on wheel-rail dynamic performance of railway curve negotiation[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2014, 1(3): 209-220.
- [11] GHOSH S, LEE T S. Intelligent Transportation systems: Smart and green infrastructure design[M]. CRC press, 2010.
- [12] JONES M T. Artificial intelligence: A systems approach[M]. New delhi: Laxmi Publications, Ltd., 2008.
- [13] 吴东阳, 窦建平, 李俊. 四旋翼飞行器的数字孪生系统设计[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(16): 237-244.  
WU Dongyang, DOU Jianping, LI Jun. Design of a quadrotor's digital twin system[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(16): 237-244.
- [14] FEI T, HE Z, ANG L, et al. Digital twin in industry: State-of-the-art[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(4): 2405-2415.
- [15] 王富章, 吴艳华, 卢文龙, 等. 复杂艰险山区数字铁路总体方案研究[J]. 中国铁路, 2021(4): 20-26.  
WANG Fuzhang, WU Yanhua, LU Wenlong. et.al. Research on overall scheme of digital railway in complex and dangerous mountainous areas[J]. China Railway, 2021(4): 20-26.

- [16] 聂宁, 官科, 钟章队. 德国铁路 4.0 战略[J]. 中国铁路, 2017(5): 86-90.
- NIE Ning, GUAN Ke, ZHONG Zhangdui. German railway 4.0 strategy[J]. China Railway, 2017(5): 86-90.
- [17] SCHÜPBACH K, CAIMI G, JORDI J, et al. Towards automated capacity planning in railways[M]. Aachen : Universitätsbibliothek der RWTH Aachen, 2018.
- [18] ATHAVALLE J, BALDOVIN A, PAULITSCH M. Trends and functional safety certification strategies for advanced railway automation systems[C]// IEEE Electron Devices Society IEEE Reliability Society. 2020 IEEE International Reliability Physics Symposium (IRPS), April 28-May 30, 2020, Dallas, TX, USA: IEEE, 2020: 1-7.
- [19] 黄爱玲, 张晶, 李平. 日本的智能铁路系统[J]. 铁路计算机应用, 2003, 12(5): 43-45.
- HUANG Ailing, ZHANG Jing, LI Ping. Intelligent railway system of Japan[J]. Railway Computer Application, 2003, 12(5): 43-45.
- [20] LIU Z H, WANG G S, WEI M H. The development of intelligent railway transport system[J]. Control Automation, 2006, 22(7): 16-19.
- [21] YONG Q, JIA L M, ZHANG Y. Railway intelligent transportation system and its applications[J]. Engineering Sciences, 2011, 9(9): 53-59.
- [22] 史天运, 彭凯贝. 增强型智能铁路客运车站架构及关键技术[J]. 铁路信息化, 2021, 4(43): 72-79.
- SHI Tianyun, PENG Kaibei. Overall architecture and key technologies of enhanced intelligent railway station[J]. Railway Transport and Economy, 2021, 4(43): 72-79.
- [23] BAO J, GUO D, LI J, et al. The modelling and operations for the digital twin in the context of manufacturing[J]. Enterprise Information Systems, 2019, 13(4): 534-556.
- [24] HERWIG C, PÖRTNER R, MÖLLER J. Digital twins[M]. Berlin: Springer International Publishing, 2021.
- [25] 朱庆, 李函侃, 曾浩炜, 等. 面向数字孪生川藏铁路的实体要素分类与编码研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(9): 1319-1327.
- ZHU Qing, LI Hankan, ZENG Haowei, et al. Classification and coding of entity features for digital twin Sichuan-Tibet railway[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(9): 1319-1327.
- [26] MENG Z, TANG T, WEI G, et al. Digital twin based comfort scenario modeling of ATO controlled train[C]//Journal of Physics: Conference Series. The 2020 International Conference on Mechatronics Technology and Intelligent Manufacturing (ICMTIM), August 28-30, 2020, Xi'an, China: IOP Publishing, 2020, 1654012071.
- [27] 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.
- [28] 李聪波, 孙鑫, 侯晓博, 等. 数字孪生驱动的数控铣削刀具磨损在线监测方法[J]. 中国机械工程, 2022, 33(1): 78-87.
- LI Congbo, SUN Xin, HOU Xiaobo, et al. Digital twin-driven online monitoring method for NC milling tool wear[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(1): 78-87.
- [29] LIM B, ARIK S Ö, LOEFF N, et al. Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting[J]. International Journal of Forecasting, 2021, 37(4): 1748-1764.

作者简介: 董少迪, 女, 1990 年出生, 博士研究生。主要研究方向为数字孪生在轨道交通中的应用。

E-mail: shaodidong@my.swjtu.edu.cn

唐兆(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士, 副研究员, 硕士研究生导师。主要研究方向为列车系统动力学仿真与可视化研究, 数字孪生在轨道交通中的应用。

E-mail: tangzhao@swjtu.edu.cn