

交通运输工程学报

Journal of Traffic and Transportation Engineering

文章编号:

人工智能算法在铁道车辆动力学仿真中的应用进展

唐兆¹, 董少迪¹, 罗仁¹, 蒋涛¹, 邓锐¹, 张建军²

(1 西南交通大学 牵引动力国家重点实验室, 四川 成都 610031; 2 伯恩茅斯大学 英国国家计算机动画中心, 伯恩茅斯 普尔 BH12 5BB)

摘要: 梳理了人工智能算法在铁道车辆系统动力学仿真中的应用实例和国内外相关文献, 概述了铁道车辆动力学仿真中常用的机器学习和深度学习算法, 归纳和评述了 2 种学习算法在铁道车辆系统动力学建模与仿真中的应用分类; 从铁道车辆系统动力学建模、动力学性能预测与动力学性能优化等方面入手, 详细讨论了人工智能算法应用在力元建模和仿真、轨道不平顺预测、运行平稳性预测、噪声预测、侧风安全性预测、运行安全性预测、悬挂优化、轮轨匹配优化、结构优化以及主动与半主动控制等领域的优势和局限性, 指出了现阶段人工智能算法在动力学仿真应用中主要面临的训练样本缺乏、泛化能力不够、可解释性欠缺等问题; 展望了今后人工智能算法和车辆系统动力学交叉研究的方向和重点研究内容. 研究表明: 融合经典力学和人工智能算法结合的混合建模理论可作为之后的重点研究方向; 人工智能算法对解决随机动力学中的随机不确定性, 提高随机动力学的性能具有较大的应用潜力; 通过人工智能算法与优化算法相结合来实现动力学性能优化, 可充分发挥人工智能算法的优势。

关键词: 车辆工程; 人工智能算法; 动力学建模与仿真; 性能预测; 性能优化; 机器学习; 深度学习

中图分类号: U270.1

文献标志码: A

DOI: 10.19818/j.cnki.1671G1637.2021.01.012

A survey on applications of artificial intelligence algorithms to railway vehicle dynamics simulationTANG Zhao¹, DONG Shao-di¹, LUO Ren¹, JIANG Tao¹, DENG Rui¹, ZHANG Jian-jun²

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China; 2. National Centre for Computer Animation, Bournemouth University, Bournemouth BH12 5BB, Poole, UK)

Abstract: The application examples and domestic and foreign literatures using artificial intelligence algorithm for railway vehicle system dynamics simulation were reviewed. The machine learning and deep learning algorithms commonly used in railway vehicle dynamics simulation were summarized, and the application classifications of the 2 algorithms in railway vehicle system dynamics modelling and simulation were concluded and interpreted. According to railway vehicle system dynamics modelling, dynamics performance prediction and dynamics performance optimization, the advantages and limitations of applying artificial intelligence algorithms in force-elements modelling and simulation, track irregularity prediction, running stability prediction, noise prediction, crosswind safety prediction, running safety prediction, suspension optimization, wheel-rail matching optimization, structure optimization, and active and semi-active control were discussed in detail. The problems of applications of artificial intelligence algorithms in

收稿日期: 2020-09-24

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFB1711402, 2019YFB1405401); 国家自然科学基金项目 (51405402)

作者简介: 唐兆 (1979-), 男, 四川南充人, 西南交通大学副研究员, 工学博士, 从事列车系统动力学仿真和可视化研究。

引用格式: 唐兆, 董少迪, 罗仁, 等. 人工智能算法在铁道车辆动力学仿真中的应用进展[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(1):

Citation: TANG Zhao, DONG Shao-di, LUO Ren, et al. A survey on applications of artificial intelligence algorithms to railway vehicle dynamics simulation[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(1):

railway dynamics simulation were lack of training samples, generalization ability and interpretability. The development directions and key research contents of the interdisciplinary research between artificial intelligence and vehicle system dynamics were given. Research result shows that the hybrid modelling theory combining classical mechanics and artificial intelligence algorithms can be as a key research direction in the future. There is great potential to use the artificial intelligence algorithms to solve the random uncertainty in stochastic dynamics and improve the performance of stochastic dynamics. The artificial intelligence algorithms combined with optimization algorithms can exploit their advantages in the dynamics performance optimization. 5 tabs, 1 2 figs, 7 7 refs

Key words: railway vehicle; artificial intelligence algorithm; performance prediction; performance optimization; dynamics modeling and simulation; machine learning; deep learning

Author resume: TANG Zhao (1979-), male, associate proffessor, PhD, tangzhao@switu.edu.cn.

Foundation items: National Key R&D Program of China (2020YFB1711402, 2019YFB1405401); National Natural Science Foundation of China (51405402)

0 引 言

现代铁路技术的快速发展,使得列车运行速度、载重量和运输网总长度大幅提高,这对列车运行的稳定性、安全性和平稳性提出了更高的要求。一方面,高速列车运行速度的大幅提升需要列车具有更优的蛇行运动稳定性、曲线通过性能,空气与列车的相互作用也成为不可忽视的重要因素;另一方面,重载列车载量的不断提高,导致轮轨动力作用进一步增强,使得运行安全性问题变得较为突出;此外,随着路网总长度的增加,路网分布更加复杂,列车服役环境差异加大,列车长时间稳定安全运行的可靠性问题也亟待解决。

车辆动力学仿真作为一种有效的研究手段被广泛应用来解决上述问题。车辆动力学模型经历了从简单到复杂的演变过程,模型越来越能反映实车状态,能够解决的问题也随之更加广泛。Ahmed 等^[1]最初建立了自由度较少的单轮对或单转向架模型,为揭示蛇行运动机理先后发展了 6、8 和 10 自由度^[2-4]动态模型。车辆横向动力学的经典模型为 17 自由度模型,如 Lee 等^[5]研究了 17 自由度车辆的横向稳定性;Fan 等^[6]研究了 28 自由度模型的动态行为;Kim 等^[7]采用 31 自由度模型研究运动稳定性;Sezer 等^[8]采用 54 自由度模型来解决铁路振动问题;Sayyaadi 等^[9]提出 70 自由度的四轴轨道车辆非线性悬挂模型。倪纯双等^[10]建立的四轴车辆模型包括 43 个物体,288 个连接,213 个自由度,其多体模型如图 1a 所示。

为解决铁道车辆和铁路轨道复杂系统之间的动态相

互作用问题,翟婉明^[11]建立了车辆-轨道耦合动力学理论。基于这一理论框架,国内涌现了大量的相关工作^[12-14]和一系列工程应用实践^[15-18],从最初的垂向耦合动力学到横垂耦合动力学,再到随机振动研究,逐渐形成了完整的车辆-轨道耦合动力学理论体系^[19]。在国际上,有关车辆-轨道相互作用的研究同样十分活跃。Ripke 等^[20]运用转向架—轨道相互作用模型分析比较了弹性车轮与刚性车轮的轮轨垂向动作用力问题。Oscarsson 等^[21]提出了将车辆和轨道作为一个整体系统进行研究,建立了与陈果等^[13]类似的动力学仿真模型,并提出根据实测频响函数确定轨道模型参数的方法。

近年来,随着高速列车运行速度的不断提升,高速列车的空气阻力、气动噪声急剧增大、横风效应、会车效应和气动效应等空气动力学问题日益突出。相关学者通过模型试验、实车测量和数值计算等手段,对高速列车在强风雨^[22-23]和侧风^[24-25]等运行环境下的特性进行了深入研究,考察了列车在交会^[26-29]、通过隧道^[30-34]等情况下的空气动力学效应,探索了基于空气动力学的列车外形优化设计方法^[35-37],为车辆系统动力学引入了新的研究内容。

随着多系统耦合思路的不断发展,以及多学科联合仿真手段的不断普及,Shen 等^[38-39]提出了高速列车大系统动力学这一新学科。以传统的车辆系统动力学为核心,向上通过弓网耦合研究接触网系统的振动问题和接触网与受电弓的匹配关系;向下通过轮轨耦合研究车—线耦合振动问题;周向通过流固耦合研究气流与列车的相互作用;同时考虑牵引供电系统与车辆动力学的机电耦合,

构建了完整的高速列车耦合大系统框架^[40]。该框架融合了车辆-轨道-桥梁耦合关系(图 1b),流固耦合关系(图 1c),综合考虑了弓网耦合,机电耦合等,为高速列车大

系统动力学研究(图 1d)提出了新的方向。总之,随着基础理论不断发展,考虑多系统耦合的大系统理论成为车辆系统动力学进一步发展的方向。

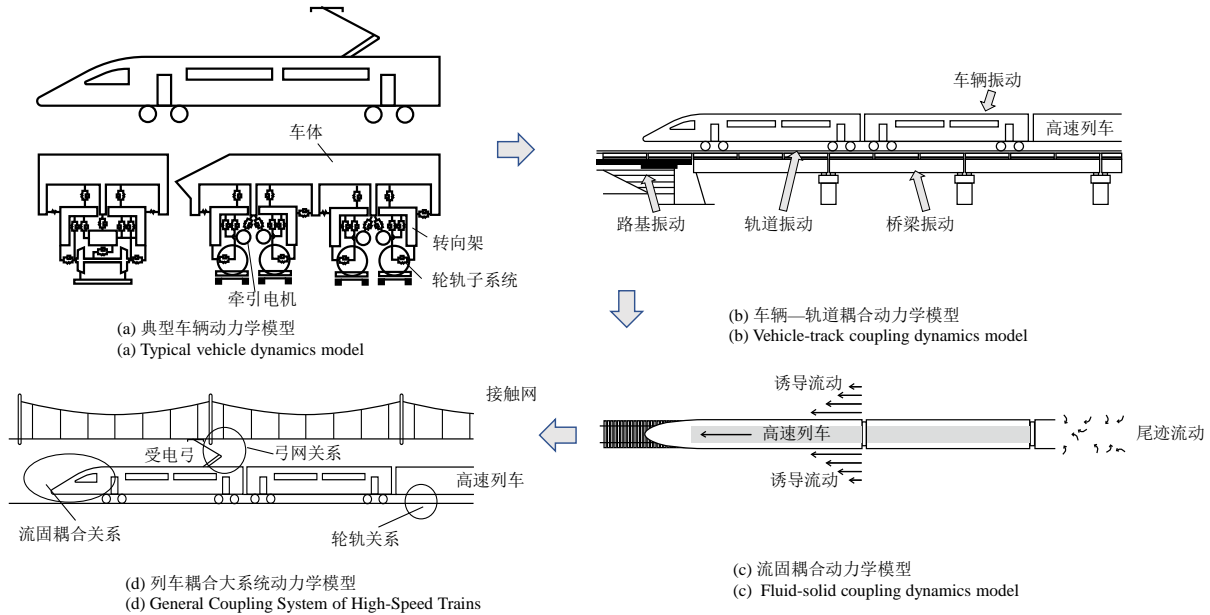


图 1 车辆系统动力学仿真的主要发展历程

Fig. 1 Brief development history of vehicle system dynamics simulation

从几自由度简化模型到成百上千自由度列车动力学模型,从轮轨耦合模型到大系统耦合动力学模型,在模拟精度不断提高的同时,铁道车辆动力学模型也相应地变得越来越复杂,不但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。

近年来以机器学习和深度学习为代表的新一代人工智能技术在有限元仿真等传统学科中的应用取得了快速进展,人工智能算法在精度、效率、实时性和易用性等方面表现出了明显优势。

在这一趋势影响下,在铁路发展的国家战略层面,各大国家均将人工智能放在突出位置。德国于 2016 年发布了铁路数字化(铁路 4.0)战略,将实现智能化机车和提高线路使用效率作为主要发展方向^[41]。中国于 2017 年提出建设智能高铁的发展目标,并正式启动智能京张、智能京雄等重大工程建设^[42]。日本于 2018 年发布 Move up 2027 发展规划,提出自动驾驶、人工智能和大数据深度融合以实现高效运营的目标。在理论研究方面,相关学者也开始逐步探索人工智能算法在车辆系统动力学中的应用。在车辆动力学建模和仿真方面,出现了越来越多的应用案例,展现出强大的应用潜力。

为了进一步深化人工智能算法在铁道车辆系统动力学仿真中的应用,本文在简要总结目前人工智能领域主流算法的基础上,以动力学建模应用、动力学性能预测与评估、动力学控制与性能优化为主要着手点(见图 2),

梳理人工智能经典算法在车辆系统动力学仿真中的研究成果与应用现状,分析人工智能算法在解决车辆系统动力学问题上存在的局限性和共性问题,探讨人工智能算法在车辆系统动力学仿真中新的应用方向,为后续研究提出建议与展望。

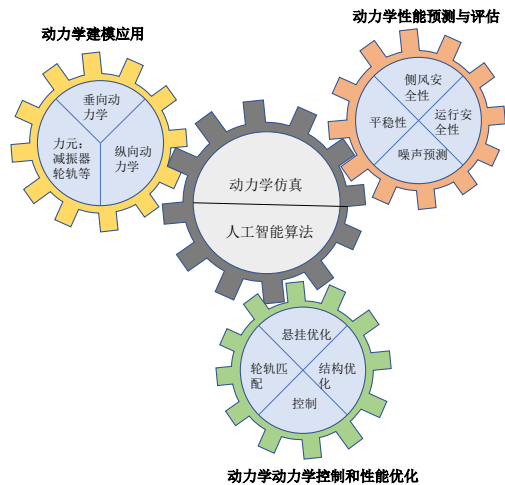


图 2 人工智能算法在动力学仿真应用中的分类
Fig. 2 Framework of applications of intelligent algorithm in vehicle dynamics simulation

1 车辆动力学仿真中常用的人工智能算法

人工智能自 1956 年在达特茅斯会议上正式被提出以来^[43-44],已有 60 余年的发展历史。其发展历程如图

3 所示, 主要经过孕育期、形成期、知识应用期, 期间各个学派分立及综合, 直到近年来深度神经网络^[45]飞跃式的发展促进了人工智能研究的再次活跃。

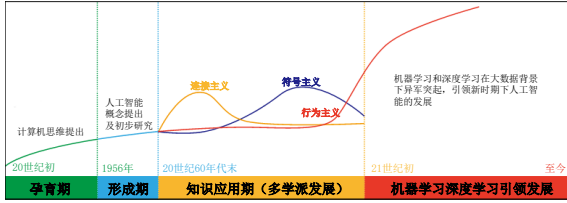


图3 人工智能发展主要历程

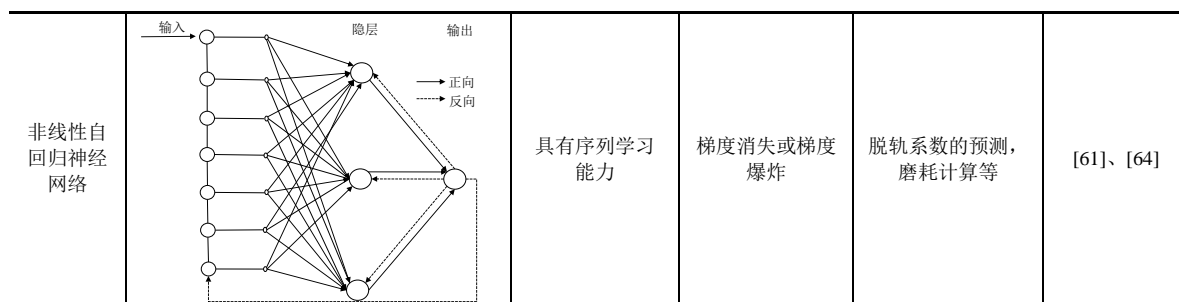
Fig. 3 The brief history of artificial intelligence

以机器学习和深度学习为代表的人工智能算法基于存储、记忆、预训练的应用模式, 为传统学科难题的解决提供了新思路与途径。现阶段在车辆动力学仿真中主要应用的人工智能算法主要包括: 前向反馈神经网络、径向基神经网络、支持向量机、随机森林, Elman神经网络、循环神经网络、非线性自回归神经网络, 表1^[46-76]简要总结了七种算法的基本结构原理、优点、局限性和应用案例。

表1 在车辆动力学常用的人工智能算法

Table 1 Artificial intelligence algorithms used in vehicle dynamics

算法	结构原理	优点	局限性	动力学仿真中的应用	文献
前向反馈神经网络		具有较好的函数逼近能力	网络模型稳定性欠佳	复杂力元仿真、轮轨不平顺、动力学特性预测和主动控制	[54]、[75]、[76]
径向基神经网络		优良的非线性逼近性能	结构庞大、复杂度增加, 运算量增大	随机动力学仿真	[52]
支持向量基		在小样本数据训练集上具有优势	对缺失数据较为敏感, 参数调整复杂	轨道不平顺预测和评估	[60]
随机森林		基于集成算法, 精度高, 支持并行	对噪声容忍度欠佳, 强噪声条件下容易出现过拟合	数据驱动的力元建模	[48]
Elman神经网络		具有适应时变特性的能力	训练速度慢, 易陷入局部最小点	脱轨系数的预测	[53]
循环神经网络		较强的动态行为和计算能力	无法解决长时依赖的问题	脱轨系数的预测	[68]



现阶段的人工智能在算法层面主要依赖机器学习算法和深度学习算法。不同的算法将对识别效果产生不同的影响，其算法主要包含 2 个步骤：（1）学习/训练阶段，主要是通过数据获得模型；（2）识别/测试阶段，主要是根据模型识别目标结果。而经过学习获得的模型通常由决策函数 $y = f(x)$ 或条件概率模型 $y = \arg \max (p(y | x))$ 来描述，其中 x 为输入特征， y 为输出结果， $p(y | x)$ 为学习模型条件概率，其主要学习过程如图 4 所示^[46]。

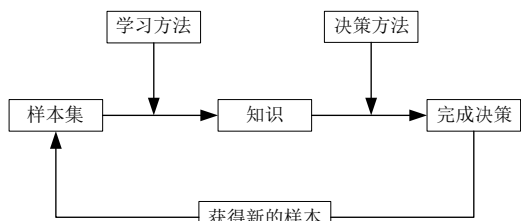


图 4 学习过程
Fig.4 Learning process

2 人工智能算法在动力学建模中的应用

铁道车辆动力学仿真涉及车辆结构、多体系统动力学、数值计算方法和数据处理多个方面。传统基于多体动力学的建模方式在考虑结构特性的基础上，用详细的物理模型来描述，模拟精度与模型复杂度和数值算法紧密相关。为了提高模拟效率，将仿真精度与模型复杂度解耦，基于人工智能算法的数据驱动建模方法逐渐得到重视。本节首先梳理了数据驱动建模方法的类别和一般流程，然后分别对液压减振器、轮轨和整车的纵向、垂向模型的数据驱动建模案例进行详细总结和评述。

2.1 数据驱动建模方法

2.1.1 数据驱动建模方法分类

基于人工智能算法的动力学建模通常通过建立目标函数（见公式（1））来实现。

$$y = f(x) \quad (1)$$

式中： f 为黑箱非线性函数，可以将输入向量 x 转化为输

出向量 y 。

该问题的一般性解决方法是对一组输入 x_1, x_2, \dots, x_n 进行试验或仿真模拟，收集相应的 y_1, y_2, \dots, y_3 ，并在收集的训练数据基础上寻找最优的仿真器 \hat{f} 。

但事实上，在车辆动力学领域， $f(x)$ 一般存在白箱、浅灰、深灰和黑箱模型这 4 种表现形式。

（1）白箱模型：完全已知结构中的物理信息，且已知结构基本参数。

（2）浅灰模型：理论模型的一些参数需要用试验提供的实测数据来估计，又通常被称为物理模型。

（3）深灰模型：过程的确切物理定律未知，通过应用定性系统行为的专家知识来建立模型。

（4）黑箱模型：假设一个不需要物理启发的模型结构，根据实测数据对黑箱模型的参数进行识别。

目前常用结合物理模型和黑箱模型的混合模型。一般存在 2 种物理模型和神经网络相结合的方法：一种是将黑箱模型集成到物理模型中，以覆盖物理描述未知或过于复杂的系统部分；另一种方法是两种模型的结构组合，其中物理模型保持不变，而神经网络用于补偿物理模型的误差。混合模型框架如图 5 所示。

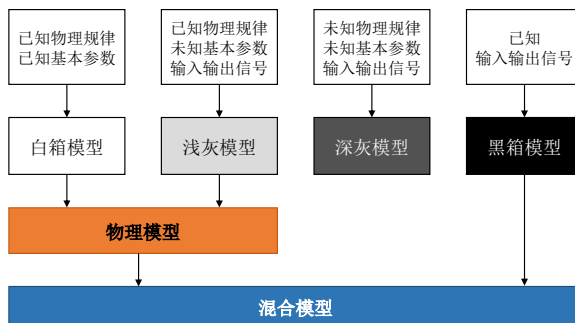


图 5 混合模型

Fig. 5 Hybrid model

2.1.2 数据驱动建模方法一般流程

Nie 等^[48]梳理了典型的数据驱动车辆动力学仿真框架，提出该仿真框架应主要包括四部分：（1）数据收集和特征提取，即通过仿真建模或试验测试等获取初始数据；（2）训练数据采样，从初始数据中提取最能表征原

始信息的数据; (3) 建立代理模型, 通过机器学习算法仿真传统模型效率低的部分; (4) 仿真, 将代理模型嵌入到多体动力学模型中替代传统的部分进行仿真, 如图 6 所示。

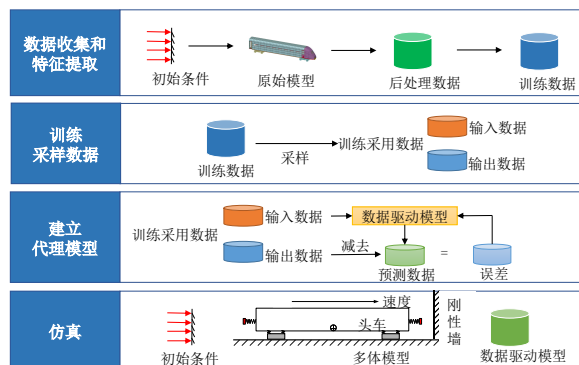


图 6 数据驱动的车辆动力学框架

Fig. 6 Data-driven railway vehicle dynamics simulation framework

在数据收集和特征提取的过程中, 数据来源一般可以分为两类: 第一类是在通过建立仿真模型计算得到仿真数据的基础上, 进行数据驱动人工智能建模方法, 例如 Tang 等^[49]应用数据驱动对列车碰撞进行仿真, 首先通过有限元计算列车碰撞时力-位移曲线, 应用机器学习

中的并行随机森林算法预测在新碰撞初速度条件下的曲线; 第二类则主要是通过现场试验数据建立数据驱动人工智能建模方法, Yim 等^[50-51]通过在风洞试验中进行压力测量, 采集响应数据进而建立神经网络模型, 并通过试验对神经网络模型进行验证。

2.2 数据驱动建模方法在动力学建模中的应用实例

2.2.1 力元建模和仿真

影响列车动力学仿真精度和计算效率的关键是轮轨关系、橡胶件、液压减振器和空气弹簧等强非线性力元的模拟。为了提高力元计算效率, 在车辆动力学仿真中常用的方法是等效建模法, 例如对强非线性力元进行线性化或者分段线性化等效处理。然而这些力元具有明显的频率非线性、幅值非线性、温度非线性或几何非线性等特性, 等效建模法一方面在力元振幅变化较大、主频不单一和极端温度条件下难以获得满意的仿真精度; 另一方面难以考虑力元设计结构差异和定位位置差异等因素对仿真精度的影响。此外, 人工智能算法也被应用于垂向和纵向整车动力学建模中。本节主要对人工智能算法在力元建模中的应用研究进行梳理分析。表 2 总结了算法网络结构、网络类型、算法的训练方法、输入、输出和具体应用。

表 2 人工智能算法在动力学建模中的应用

Table 2 Application of artificial intelligence algorithms in dynamic modeling

应用场景	网络结构	网络类型	训练方法	输入	输出	用途	参考文献
液压减振器	前向反馈神经网络	前馈神经网络	梯度下降法	减振器位移和速度	减振器阻尼力	提高建模精度	[52]
轮轨	Elman 循环神经网络	递归神经网络	梯度下降法	轮轨的垂直和横向轨的相对位移	轮轨力以及脱轨系数	轮轨智能检测	[53]
	循环神经网络	循环神经网络	列文伯格-马夸尔特法	垂向和横向曲率不规则变化	轮轨力	脱轨, 舒适度预测	[54]
	前向反馈神经网络	前馈神经网络	列文伯格-马夸尔特法	不平顺检测数据	应变数据	轮轨横向力测量	[55]
	多层感知机神经网络	前馈神经网络	列文伯格-马夸尔特法	轮轨相对位置 (位移矢量和旋转矩阵)	接触点位置	在线实时仿真	[56]、[57]
垂向动力学	径向基神经网络	前馈神经网络	列文伯格-马夸尔特法	悬架相对位移和速度	悬架力总和	提高计算效率	[58]
纵向动力学	随机森林	随机森林	套袋	仿真出的力-位移曲线	其他工况下力-位移曲线	多体动力学建模	[49]
	卷积长短期记忆生成神经网络	循环神经网络	梯度下降法	列车碰撞非线性特征参数	关键部件的刚度和阻尼特性参数	多体动力学建模	[59]

2.2.1.1 液压减振器

针对液压减振器, Koganci 等^[52]提出了一种混合建模方法: 以减振器的位移和速度为输入, 基于分段线性法建立液压减振器的简化物理模型; 将简化物理模型的输出作为新的参数与位移和速度一起传入建立的前馈神经网络模型。该研究通过六自由度油压减振器试验台的试验数据, 验证了所提出的混合建模模型相较于一般神经网络模型和自回归模型具有更高的仿真精度, 可以很

好地拟合液压减振器的非线性特性。

2.2.1.2 轮轨

尽管各种等效和简化轮轨力计算方法被提出, 轮轨力元的求解仍然是机车车辆动力学耗时较多的部分, 因此加速轮轨力元的计算是建立车辆动力学实时仿真模型的关键。然而轮轨力元具有高度几何非线性特性, 且对于不同实际运行工况模式变化复杂, 更重要的是现有的测试技术无法直接连续测试轮轨系统的输入与输出, 更

无法实时获得轮轨接触点参数。

在轮轨接触力方面, Iwnicki 等^[53]早在 1999 年就提出用神经网络代替耗时的建模软件仿真实现垂向力预测, 以快速分析由轨检车测量的所有轨道数据, 智能维护车辆运行状态; Gualan 等^[54]基于循环神经网络结构, 在隐藏层之间使用了不同的非线性激活函数, 使得建立的神经网络模型不仅可以设置更多的变量, 并且可以更好地拟合强非线性模型, 能够替代多体动力学模型; 在此基础上, Urda 等^[55]提出了一种替代谐波抵消方法, 对不同的神经网络结构和训练函数进行测试, 以找到最快和最精确的网络进行轮轨横向力的预测估计。研究结果表明人工神经网络方法不仅简单、计算效率高, 而且相对于传统建模方法只需要更少的传感器数据就能得到高精度结果。

在轮轨接触点参数计算方面, Falomi 等^[56]基于前馈神经网络提出了一种效率较高且符合多体仿真实时约束的模型半解析方法, 用来预测轮轨接触点的分布, 并与所提出的另一种基于数值分析的半解析方法进行了比较, 结果表明基于神经网络的方法计算时间更短, 可用于在线预测; 随后, Falomi 等^[57]又提出基于神经网络的方法计算车轮踏面和钢轨表面之间距离的局部最小值的位置, 并以此作为轮轨接触点, 通过与商用软件所使用的常规算法进行比较, 证明了所提出模型的可靠性和计算效率优势, 具有良好的适用性。

轮轨力预测一般以轨道几何不平顺作为神经网络的输入, 以轮轨力(包括垂向力和横向力)作为神经网络的输出。利用人工智能算法具有无限存储深度的优点, 快速进行轮轨力预测, 尤其适用于实时计算铁道车辆沿着带有几何扰动的轨道行驶时产生的动态车轮/轮轨力。目前的研究进一步证明利用人工智能算法计算轮轨接触点参数能够提高仿真能力、缩短仿真时间, 适用于在线实时仿真。

2.2.1.3 垂向动力学建模

为了减少多体动力学模拟中悬挂子系统的计算成本, 美国弗吉尼亚理工大学车辆系统和安全中心铁路技术实验室的研究人员 Taheri 等^[58]建立了一种随机模型来拟合机车车辆的悬挂系统输入(悬挂相对位移和速度)与输出(悬挂力)之间的关系, 使用该随机模型代替原有的悬挂子系统可以在保证仿真精度的同时有效提高多体动力学的仿真效率。

Taheri 等^[58]提出的随机建模技术主要分成两个阶段: 训练阶段和预测阶段。在训练阶段, 通过全局优化技术和最大似然估计原理获得输入输出互相关函数的参数。在预测阶段, 在给定互相关函数参数的情况下, 计算使

似然函数最大化的输出值为预测值。并以悬架的垂向和横向相对位移和速度为输入, 以悬架力总和为预测输出, 建立悬挂子系统模型, 将其用于多体动力学仿真中。

这种结合人工智能的悬挂建模方法在保证精度的同时有效提高了多体动力学的仿真效率。该方法一方面应用了最大化训练点数量填充空间的抽样方案来精准描述系统建模的动力学行为, 保证了仿真精度; 另一方面对悬挂子系统进行了简化, 提高了仿真效率, 使其在实时仿真方面与多体动力学模型相比具有极大的效率优势。

2.2.1.4 纵向动力学建模

在纵向动力学建模中, 钩缓力元等非线性力元的模拟影响着整个模型的仿真精度。为此, Nie 等^[48]提出一种在传统多体模型的基础上使用机器学习技术提取关键力元的有限元分析数据, 将结构的非线性特征构造为代理模型来替代原始力元模型进行动力学仿真的方案。该研究分别使用勒让德多项式(Legendre polynomials)回归和克里金法(Kriging)模型对列车的钩缓力元和头车吸能装置进行代理, 研究结果表明在构建代理元素过程中使用勒让德多项式(Legendre polynomials)回归模型可以在不损失精度的前提下大幅减少仿真时间。Tang 等^[49]对整个多体动力学模型进行替换, 使用并行随机森林算法直接从有限元模拟的离线碰撞数据中提取有效的力-位移曲线模式, 以此预测不同速度下的碰撞特性。通过与传统多体动力学模型的对比, 结果表明所提出的机器学习模型不仅精度更高, 而且通过并行计算的方式大幅提高了仿真效率。Dong 等^[59]针对列车前部碰撞的非线性弹簧-质量-阻尼器结构使用卷积长短时记忆生成网络模型进行拟合以研究列车关键部件(头车、防爬吸能装置和钩缓装置)的非线性参数动态变化, 预测在不同碰撞条件下车厢之间的刚度与阻尼特性。该模型的预测结果与有限元分析模型和试验结果展示了良好的一致性, 体现了卷积长短时记忆生成网络模型在非线性和估计中巨大的潜力。

2.2.2 轨道不平顺预测

由于左右钢轨在高低和左右方向上与设计位置几何偏差导致的轨道不平顺是机车车辆动力学系统最重要的外部激励源, 因此轨道不平顺的建模和识别在车辆动力学研究中具有重要的地位。本节梳理了近年来利用人工智能算法进行轨道不平顺的预测和评估的相关文献, 如下表 3 所示。

表 3 人工智能算法在轨道不平顺预测中的应用

Table 3 Application of artificial intelligence algorithms in track irregularity prediction

网络结构	网络类型	训练方法	输入	输出	参考文献
------	------	------	----	----	------

前向反馈神经网络	前馈神经网络	梯度下降法	轨道不平顺检测数据	轨道不平顺参数	[60]
非线性自回归神经网络	循环神经网络	梯度下降法	加速度数据	轨道不平顺参数	[61]
支持向量机	支持向量机	无	轨检车原始检测数据	轨道质量指数	[62]
前向反馈神经网络	前馈神经网络	梯度下降法	轨检车原始检测数据	轨道质量指数	[63]
非线性自回归神经网络	循环神经网络	梯度下降法	2个设计参数和4个轨道不平顺参数	垂向和横向加速度响应	[64]

彭丽宇等^[60]结合神经网络的非线性映射能力, 根据轨道不平顺的变化特点, 分别使用双隐层前馈神经网络、单隐层前馈神经网络和多元多重回归模型对左右高低、左右轨向、轨距、水平、三角坑七项检测数据的区段标准差进行了预测, 结果表明神经网络模型相较于多元回归分析模型具有更高的预测精度; 双隐层神经网络模型相较于单隐层神经网络模型预测精度虽有提高但并不显著, 神经网络单纯增加隐层数不具有明显的价值。Liu 等^[61-62], 使用车辆的加速度作为输入, 分别使用支持向量机模型和前馈神经网络模型来预测轨道的几何不平顺状态, 具体过程为: 利用某一段车辆振动加速度与该点的几何不平顺作为模型的输入与输出, 经过特征提取与网络训练, 估计下一点的轨道几何不平顺, 建立轨道质量指数预测模型, 进而对轨道不平顺进行预测。韩晋等^[63]基于轨道不平顺的发展特性, 首先构建了非等时距加权灰色预测模型, 对原始 TQI(轨道质量指数)序列进行初步处理, 之后引入前馈神经网络模型对 TQI(轨道质量指数)预测的残差序列进行修正, 有效解决了单一模型预测精度问题。Kraft 等^[64]考虑到车辆对轨道缺陷的响应, 采用大量轨道数据开展车辆动力学快速仿真, 建立了如图 7 所示的非线性自回归神经网络的黑箱模型。

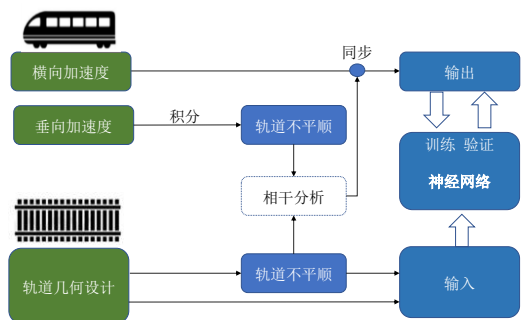


图 7 轨道不平顺建模过程

Fig. 7 Modeling process of track irregularity

在建立轨道几何模型中, 传统方法主要是依据车辆振动加速度等参数来建立轨道几何不平顺的模型。结合人工智能算法的方法相较于传统方法不仅可以精确估计出轨道几何不平顺的趋势, 而且模型有更高的精度和计

算效率。但是目前仍存在缺少精确的测量数据来训练神经网络得到精确轨道几何不平顺模型的问题。

3 人工智能算法在动力学性能预测和评估中的应用

3.1 动力学性能预测与评估

3.1.1 运行平稳性

列车运行平稳性主要通过车身振动加速度来评估, 或者基于乘客舒适度等指标来衡量。以往对运行平稳性的研究主要采用多体动力学仿真, 研究结果依赖于仿真计算结果。但在实际运行中, 列车运行环境较为复杂, 轨道条件存在不确定性。因此, 实际状况与模拟状态之间总是存在一定的差距, 而通过人工智能算法建立的模型能够缩减这种差距。Zhang 等^[65]应用神经网络模型提出了一种接近实际情况的车体振动加速度模型。该模型通过多个传感器采集铁路参数数据, 以车体振动加速度为输入, 基于多种训练算法和神经网络结构建立车体振动加速度预测模型。该算法主要根据皮尔逊相关系数和斯皮尔曼等级相关系数, 对与轨道和车辆相关的各种参数进行过滤, 选择与目标函数紧密相关的参数作为预测变量, 构建了三种不同的前向反馈神经网络结构的预测模型。

Shafiqullah 等^[66]使用十种流行的回归算法预测了前后车身垂直加速度, 并对比了不同算法的优缺点, 最后该模型成功地应用于同一铁路不同路段的车体振动加速度预测试验中。

3.1.2 噪声预测

在低频率下, 列车运行产生的噪音主要由转向架和车轮的机械振动产生, 因此对车体、转向架和轮对振动加速度的计算是噪声预测的前提。Kun 等^[67]提出利用神经网络技术建立列车振动的预测模型, 通过 SIMPACK 软件构建的轨道-列车动态系统获取大量数据用于神经网络模型的训练, 建立了基于非线性自回归神经网络和多体动力学模型的高速列车振动加速度预测模型。模型输入为轨道不平顺(不平顺谱等), 输出为列车振动加速度, 即

$$x(k) = [x(k), \dots, x(k-R)] \quad (2)$$

$$o(k) = g_1(x(k)w_1 + b_1) \quad (3)$$

$$y(k) = g_2(o(k)w_2 + b_2) \quad (4)$$

式中: $x(k)$ 为时间序列 k 时的输入; $x(k-R)$ 为时间序列 k 延迟 R 时的输入; $o(k)$ 为时间序列 k 时的隐藏层节点数; b_1 为隐藏层偏置; b_2 为输出层偏置; w_1 为延迟层到隐藏

层的连接权重； w_2 为隐藏层到输出层的连接权重， g_1 为隐藏层神经元的激活函数； g_2 为输出层的激活函数。

通过将神经网络计算的振动加速度与 SIMPACK 计算的振动加速度进行比较，证明了神经网络算法与传统多体动力学的一致性。将神经网络模型计算得到的振动加速度导入有限元网格和边界单元网格的耦合模型中，得到高速列车前部的噪声。将计算结果与试验值进行了比较，两者结果吻合较好。

采用神经网络算法来预测振动加速度的方法在保证计算效率的同时提高了计算精度，验证了利用人工智能算法来计算振动噪声的这一方法的可靠性，为进一步评估列车的振动噪声提供新的研究思路与途径。

3.1.3 侧风安全性

对于在侧风环境下行驶的车辆，常使用特征风曲线来评判倾覆安全性，它主要根据车辆的动力学参数和空气动力特性，确定车辆在不同工况(直线、曲线、列车速度等)下能够承受的最大风速。神经网络可根据自身优势建立线性或非线性模型，用于预测评估运行车辆承受的侧风状态。Federico 等^[51]开发了一种测量装置，测量靠近列车头部的车体表面压力，以此估计运行列车上的侧风方向和速度。首先通过风洞试验中采集的实验数据，训练多层感知机神经网络来估计速度和攻角，随后使用基于多层感知机神经网络的评估算法对车辆表面进行压力测试来评估侧风速度，该方法得到的风速误差为 1m/s，风向误差约为 1 度，具有较高的精度。

应用结果表明了人工智能算法中的前馈神经网络模型对侧风预测的准确性以及计算能力，未来研究可在此基础上进一步考虑沿线、温度、湿度以及海拔等环境条件，更为精确地评估侧风安全性。

3.1.4 运行安全性

列车运行安全性的预测和评定高度依赖于轮轨接触状态。研究轮轨接触的传统方法通过建立复杂的多体模型来计算车辆动态响应的各项参数，如轮轨接触点位置，粘着系数，轮轨接触力等。而人工智能算法中的人工神经网络在解决该复杂问题时体现出巨大的效率优势，被广泛应用于预测脱轨安全性，运行平稳性和轮轨磨损等场景。

Gualano 等^[54]基于循环神经网络结构，以轨道的垂向和横向曲率变化为输入，预测列车运行过程中的轮轨相互作用力，进而评估车辆的脱轨安全性。研究结果表明，采用列文伯格-马夸尔特法(Levenberg-Marquadt)算法训练出的神经网络模型在多种模型评估分析方法下均获得了理想的结果，可以有效用于车辆的脱轨预测。Iwnicki 等^[53]用 Elman 神经网络模型预测车辆一段时间内轮轨垂向力，发现所提出的模型相较于传统方法具有巨大的效率优势，可以用于快速评估车辆的脱轨安全性。Kraft 等^[64]为了分析车辆在具有几何缺陷的轨道上的动态响应，提出使用黑盒建模方法代替传统的多体模拟，并比较了使用线性和非线性黑盒模型在预测垂向和横向加速度响应时的表现。试验结果表明，线性黑盒模型可以很好地模拟垂向加速度响应，但不适用于高度非线性的横向加速度响应；基于非线性自回归循环神经网络的非线性黑盒模型在预测横向加速度响应时的表现优于传统的多体仿真。该研究充分体现了神经网络等黑盒模型在同等精度下的性能优势，但是也暴露出模型预测精度高度依赖于车辆、线路类型以及训练数据的问题。Timothy 等^[68]以真实测量的轨道几何参数为输入，将多体动力学仿真软件的计算结果用于训练典型的循环神经网络模型，从而预测轮轨垂向力和横向力。最终，训练得到的神经网络模型成功运用到轨检车以实时评估轨道的几何状态和不平顺状况，体现了神经网络模型应用于实时安全检测的巨大潜力。Shebani 等^[69]建立了带外源输入的非线性自回归神经网络模型，并分别在干燥、潮湿、润滑和撒砂条件下对车轮和钢轨的磨损进行了预测，证实了基于具有良好泛化性能的神经网络模型，即使使用模型材料和轮廓仪搜集的磨损数据也能有效评估轮轨的磨损情况。

相关论文中机器学习算法的网络结构、网络类型、算法的训练方法、输入、输出和用途等详见表 4。相关学者的研究及实际应用表明，人工智能算法简化了复杂模型(如轮轨模型)数值积分的过程，极大地提高了仿真效率，初步解决了轮轨接触仿真中实时计算能力不足等问题，在智能检测、实时评估和安全维护等方面具有广泛的实际应用价值。

表 4 人工智能算法在运行安全性中的应用

Table 4 Application of artificial intelligence algorithms in operational safety

应用	网络结构	网络类型	训练方法	输入	输出	用途	参考文献
轮轨接触力，脱轨系数预测	Elman 循环神经网络	递归神经网络	梯度下降法	时间序列(轮轨的垂向和横向位移)	轮轨力以及脱轨系数	轮轨智能检测	[53]
	循环神经网络	循环神经网络	列文伯格-马夸尔特法	垂向和横向曲率不规则变化	轮轨相互作用力	评估动力学特性	[54]
运行平稳性预测	非线性自回归神经网络	循环神经网络	梯度下降法	2 个设计参数和 4 个轨道不平顺参数	垂向和横向加速度响应	轮轨几何检测及评价	[64]

	循环神经网络	循环神经网络	梯度下降法	轨道几何图形 (21 个)	垂直力和侧向力	轮轨力实时预测	[68]
轮轨磨耗计算	非线性自回归神经网络	循环神经网络	列文伯格-马夸尔特法	载荷、速度、轮轨轮廓线等	轮轨磨耗程度	预测维护, 降低成本	[69]

3.2 考虑随机因素的动力学性能预测

随机动力学一直是铁路车辆的热点研究内容, 随机动力系统的建模、计算和分析往往需要复杂的模型框架。随着模型复杂度和计算精度要求的提高, 随机动力系统的计算成本大幅增大, 计算效率十分低下。对此现状, 可应用神经网络映射能力构建基于数据的动态系统改善计算效率。Zeng 等^[70]研究如何将神经网络运用于随机动力学之中, 使该算法在铁路车辆中得到合理应用。考虑到刚度与阻尼的不确定性, 分析车辆动力学公式, 以刚度、阻尼、质量的随机分布等作为输入, 随机激励下的位移、速度、加速度等作为输出, 来预测随机动力学性能, 其框架图如图 8 所示。

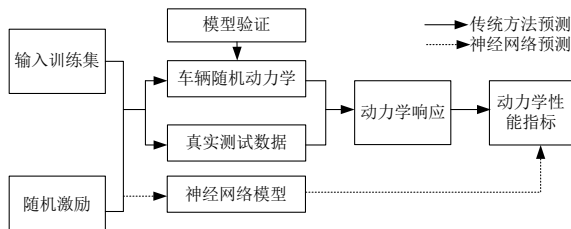


图 8 考虑随机因素的动力学预测框架图

Fig. 8 Dynamics prediction framework considering random factors

其主要步骤为:

步骤 1: 根据高速列车的运营数据构建输入训练集;

步骤 2: 采用神经网络进行动态性能预测;

步骤 3: 然后根据响应得到若干动态性能指标, 建立动态模型;

步骤 4: 通过提出的随机重复方案, 验证了神经网络对各种随机悬架动力学的映射能力, 并将这种强大的计算工具用于预测运行中的高速列车的动态性能, 提高铁路车辆的安全性和可靠性。

Taheri 等^[58]则建立了随机模型, 主要是通过 RBF 的核函数计算相关系数, 应用最大似然估计得出训练样本的均值与方差, 然后根据最大似然估计与输入预测值估计输出预测值; 并使用所建立的随机模型来替换动力

学模型中涉及复杂计算的部分, 进而提高多体动力学仿真的效率。

这种随机方法充分考虑多种因素耦合的动态性能评价, 通过实现动力学性能的健康管理和状态检修来提高铁道车辆的安全性和可靠性。同时该方法对于需要实时仿真、要求精度较高、复杂度较大的模型有极大的潜力与优势, 同时也是未来需要继续重点研究的内容。

4 人工智能算法在动力学控制和性能优化中的应用

在铁道车辆动力学中, 如何将多学科或多准则优化方法应用于动力学系统的复杂工程问题中, 并有效地求得最优解一直是研究热点。目前许多工程设计的优化方法依赖于复杂数值技术, 但是运行大型分析集所需的成本和时间仍然不容小觑。且对于具有许多设计变量和准则的复杂设计问题, 很难在整个设计空间上生成全局最优设计。人工智能算法结合自身的优势可以建立高度非线性系统的模型, 为优化车辆动力学性能提供了新的研究思路与手段。本节归纳了应用于动力学控制和性能优化的人工智能算法, 详见表 5。其优化过程基本可以分为 5 部分内容: 1 确定优化的结构; 2 根据优化参数确定网络结构; 3 建立动力学模型; 4 应用优化算法对模型进行优化; 5 实现铁路车辆的动力学控制以及性能优化, 具体如图 9 所示。

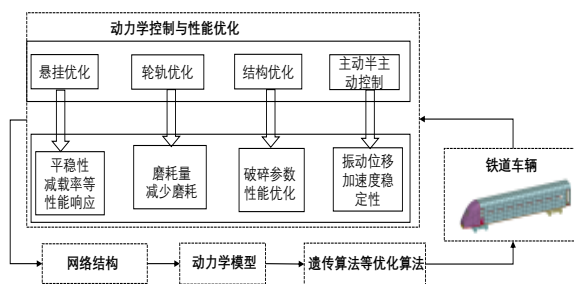


图 9 动力学控制与性能优化过程

Fig. 9 Dynamics control and performance optimization process

表 5 人工智能算法在动力学控制与性能优化中的应用

Table 5 Application of artificial intelligence algorithms in dynamic control and performance optimization

应用场景	网络结构	训练方法	输入	输出	用途	参考文献
悬挂优化	遗传算法+差分进化	梯度下降法	悬挂参数等 29 个设计变量	平稳性, 减载率等 46 个响应	优化动力学性能	[70]
轮轨匹配优化	人工神经网络+遗传算法	梯度下降法	需优化的点	磨耗量	减少磨耗	[71]
结构优化	人工神经网络+遗传算法	梯度下降法	尺寸比和材料	破碎参数	性能优化	[72]

主动控制	BP 神经网络	列文伯格-马夸尔特法	悬挂力	振动位移响应	提高动力学性能	[73]
	BP 神经网络	列文伯格-马夸尔特法	悬挂控制力	振动加速度响应	提高稳定性	[74]
半主动控制	BP 神经网络	梯度下降法	悬挂力	振动加速度响应	提高横向稳定性	[76]
	非线性自回归模型	列文伯格-马夸尔特法	位移、速度	阻尼力	非线性仿真	[77]

4.1 悬挂优化

悬挂系统作为高速列车中的关键系统，对车辆的运行平稳性、运行安全性、运动稳定性等方面都具有重要影响。Kim 等^[71]对高速列车悬挂系统进行了优化设计，利用神经网络和试验设计(DOE)建立了具有 29 个设计变量(包括一系悬挂，二系悬挂等参数)和 46 个响应的非线性多响应系统模型。通过采用分数因子设计和最优性设计相结合的方法进行试验设计，以将训练次数减少到实际可操作的水平，并采用差分演化对悬挂系统进行优化设计。其中，基于神经网络模型和差分演化的多准则优化流程，如图 10 所示。

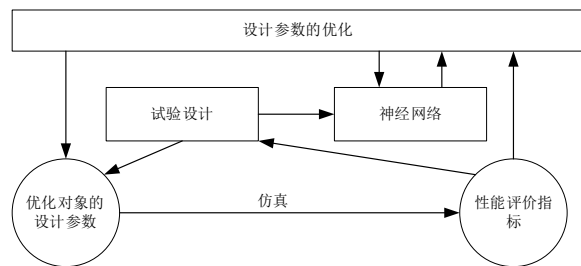


图 10 多准则优化流程

Fig. 10 Multi-criteria optimization process

通过实验设计，将 46 个响应分为四类动力学特性，利用神经网络对各指标组建立了模型。最后通过差分进化实现多准则优化。该方法使其高速列车在平稳性、减载率和稳定性指标方面都有很大的改进。

神经网络与优化算法相结合的方法，不仅减少了神经网络中所需的迭代时间，而且可以使不同初始条件下的设计变量优化值分散在很宽的范围上，并将所需优化的成本控制在一定范围内，进而快速可靠地实现动力学性能的优化。

4.2 轮轨匹配优化

高铁列车的轮轨磨损对铁路运行安全和乘坐舒适性以及铁路的维护都产生了负面影响。钢轨磨损的根本原因是轮轨廓形匹配问题，轮轨廓形会直接影响轮轨之间的相互作用。为进一步解决这一问题，几年来人工智能算法逐渐应用到轮轨廓形设计中，代替传统的试错法(即依靠专家的经验进行轮轨廓形设计的方法)。Jiang 等^[72]从钢轨磨耗的角度出发，建立了钢轨断面优化的神经网络-遗传(ANN-GA)算法耦合模型，对钢轨轮廓进行优化设计，如图 11 所示。

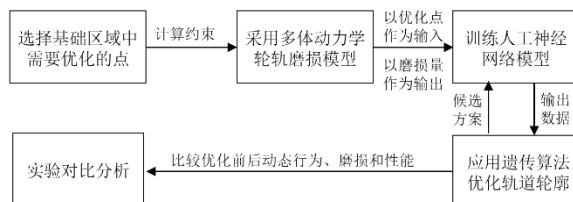


图 11 轮轨匹配优化架构图

Fig. 11 The framework of wheel-rail matching optimization

Jian 等^[72]主要通过将训练好的神经网络模型与遗传算法模型相结合，建立了具有多重非线性约束的神经网络模型。该模型将遗传算法的候选解输入到训练好的神经网络模型中，并将训练好的神经网络模型输出作为遗传算法的目标函数，通过对神经网络-遗传(ANN-GA)耦合模型进行双向迭代，直到得到目标函数的最小值。相较于分析模型，模型误差为 1.28%。优化后的钢轨断面改善了轮轨接触条件，使其不仅在轮轨磨损条件下具有优越的性能，而且能保持良好的动态性能。

将神经网络与优化算法的相结合的方法，可精确快速地设计轮轨廓形，减少钢轨磨耗，为高速铁路钢轨的设计和预防性打磨钢轨提供了理论基础和实践依据。

4.3 结构优化

高速列车的快速发展对动力学的性能提出了更高的要求，结构优化的相关应用也越来越多。但是一般的优化方法是一种要求用数学方法描述设计目标和约束，用设计变量和参数定义设计空间的搜索方法。鉴于人工智能算法具有结构参数更复杂和非线性的优势，Marzbanrad 等^[73]应用神经网络方法研究了薄壁圆形铝管在轴向冲击载荷作用下的破碎行为，并通过采用显式有限元法对其进行建模和分析，来提高优化过程的准确性。主要计算步骤是：

步骤 1：利用神经网络和遗传算法寻找目标函数的最优维数比；

步骤 2：实现了不同重量的优化，表明了各破碎参数在百分比中的重要性。

步骤 3：研究了管材尺寸比和材料类型等重要参数对破碎的影响；

步骤 4：对具有矛盾效应的多个破碎参数的进行了多目标耐撞性优化；

步骤 5：在轴向冲击条件下模拟了一系列铝圆柱管，对数值解进行了试验验证。

将人工智能算法中的人工神经网络与遗传算法相结合进行多目标优化是一个较为热门的课题, 该方法可用于列车车辆中的结构优化设计。未来可在数值模拟计算结果的基础上, 通过用人工神经网络在一些妥协的参数之间进行权衡, 实现优化过程。

4.4 主动及半主动控制

我国高速及准高速列车存在横向平稳性能不佳的问题, 在横向悬挂系统中采用主动或半主动控制技术是解决这一问题的重要途径。列车悬挂系统是一个含有非线性、时变等多种不确定因素的非线性动力系统, 因此, 采用常规控制方法控制横向悬挂有其局限性。结合人工智能算法的神经网络控制方法以其强有力的非线性映射能力, 可实现对控制对象特性的学习和记忆, 无需对实际的悬挂作线性化处理, 非常适用于作为列车主动和半主动的控制方法。

在主动控制方面, Kumar 等^[74]在主动控制器设计中采用基于神经网络和模糊逻辑相结合的控制算法, 提出了一种用于主动悬架的自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 控制器, 来处理主动悬架的参数不确定性, 提高悬架的动力学性能; Choromański 等^[75]采用神经网络对所选参数进行自适应控制, 仿真结果显示该神经网络控制器比一般控制器更能提升悬架力学性能, 提高车辆在直线轨道上的蛇行运动稳定性和在曲线上的导向性能。

在半主动控制方面, 针对列车横向半主动悬架系统, 可描述为单输入单输出非线性系统即

$$\begin{aligned} v(k) &= t[v(k-1), \dots, v(k-n)], \\ F(k-1), \dots, F(k-m)], \quad k &= 1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $v(k)$ 为时间序列 k ($k=1, 2, 3, \dots, n$) 时车体质心横向振动加速度; $F(k)$ 为时间序列 k ($k=1, 2, 3, \dots, m$) 时悬架系统对车体控制力; t 为被控制车辆的非线性函数。

丁问司等^[76]在保证行车安全性的前提下, 提出了一种列车横向半主动悬挂系统, 通过神经网络辨识器和控制器, 建立了半主动悬挂非线性神经网络控制模型, 如图 12 所示。这种采用非线性神经网络自适应的控制方法能较好地解决列车横向半主动悬挂阻尼力的控制问题。采用神经网络控制时车体的横向加速度峰值明显下降, 改善了列车横向平稳性。

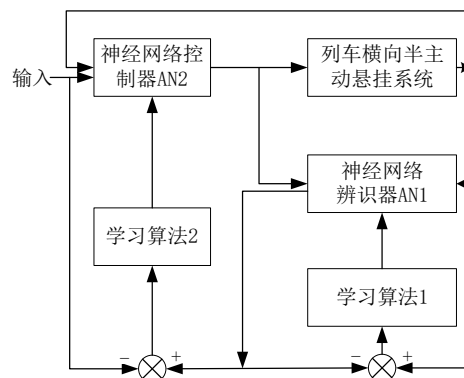


图 12 非线性神经网络控制图

Fig. 12 Non-linear neural network control

Tud'on-Mart'inez 等^[77]提出了一种基于人工神经网络的磁流变阻尼器静态模型, 该模型仅需要一个附加传感器就能实现可靠的拟合。与其他两种商用磁流变阻尼器参数模型相比, 误差信号比分别减少 29% 和 40%。基于人工神经网络的建模方法能够很好反应阻尼器的非线性特性, 并具有很好的可扩展性, 精度满足半主动悬挂控制的需要, 提高车辆的动力学性能。

主动和半主动控制是改善高速列车横向振动性能的主要手段, 而人工智能算法能够通过其映射任意精度的非线性函数的潜力解决许多主动和半主动控制中耦合非线性的参数优化问题。这一方法在铁道车辆动力学控制中的应用逐渐增多, 仍是未来需要继续研究的方向。

5 研究展望

5.1 面临的问题

以机器学习和深度学习为代表的人工智能算法是目前人工智能领域最受关注的研究方向之一, 将人工智能算法用以解决动力学建模与仿真的难题具有显著的学术和应用前景, 但同时也衍生出一系列亟待解决的问题。

5.1.1 训练样本缺乏

当前以机器学习和深度学习为代表的人工智能技术具有较强的非线性映射能力, 可利用大量的真实数据对算法进行训练, 实现对非线性模型的高精度逼近和拟合。然而, 一般铁道车辆动力学试验成本高昂, 而且在不同的车辆、轨道上得到的铁道车辆动力学数据有巨大差异, 这使得训练机器学习算法时难以获得足够的满足要求的训练数据。其次, 无论是仿真生成的训练样本, 还是试验测试得到的训练样本都存在一定的不确定性和误差, 基于这些样本训练所得算法难以满足高精度的动力学需求, 如何减少这些误差, 获取带有标签的高可信度的数据是待解决的关键问题之一。

5.1.2 泛化能力

人工智能当前仍处于计算智能阶段, 训练好的神经

网络只是在训练集范围内具有可靠的表现,目前范围外的推演能力较弱。而车辆动力学中大部分非线性问题与特定的对象高度关联,如具体的车型、部件类型、轨道类型等,训练好的神经网络在数据集范围外的效果并不能保证。因此,如何构建问题及确定训练集的边界,保证训练数据的覆盖性也是未来研究的重要议题,即人工智能算法在泛化性上还有很大的提高空间。

5.1.3 工程应用

目前在动力学建模与仿真中实际应用的人工智能算法大多为代理模型,基于大数据的,以机器学习和深度学习为代表的新一代人工智能算法建立的动力学模型尚处于理论研究阶段,且理论研究已大幅领先工程实践。然而,当前的研究案例多针对特定对象或实验室环境,缺少大规模在实际工程任务中的验证,亟需进一步的研究证明这些算法在工程中应用的可行性和价值。

5.2 展望

5.2.1 数据样本获取

针对真实训练样本缺乏的问题,未来研究应根据车辆和轨道类型进行数据积累和标记,逐步获得海量带标识的有效样本。此外,为获得更多的训练样本,可应用迁移学习等小样本技术方法进行算法的训练,例如,首先根据大量现有的高精度仿真数据样本对模型进行训练,然后引入数量较少的真实数据样本,利用迁移学习识别样本间的差异,建立新的模型,从而利用更少的样本完成模型的训练。

5.2.2 人工智能算法可移植性

目前人工智能算法在铁道车辆动力学领域的应用都是针对特定问题选用特定算法,算法的可移植性很差。在图像识别等人工智能算法得到高度运用的领域,同一算法可以解决领域内的多方面问题,这大大提高了算法的可用性和效率。类比于图像识别,发展出在铁道车辆动力学领域具有高可移植性的模型和算法值得期待。

5.2.3 网络结构和参数选择理论

目前在铁道车辆动力学领域,算法结构和训练方式的选取多采用经验试错法,这阻碍了人工智能算法在铁道车辆动力学方面的广泛应用。未来通过研究分析铁道车辆动力学不同任务下的人工智能算法的最优性问题,可以总结归纳出针对不同任务中的最优人工智能算法。在此基础上对铁道车辆动力学领域算法的选择方法进行系统研究,例如对深度神经网络的隐含层数量、节点数量和节点间的传递函数以等超参数需要进行最优性分析。因此,给出特定问题的网络结构和参数选择准则值得进一步研究。

5.2.4 可解释性

可解释性一直是影响人工智能算法可信度和可用性的关键问题。结合力学模型和铁道车辆的固有动力学特性,开发出可利用海量数据的人工智能算法,在此基础上开发出数据模型和物理模型相结合的,具有可解释性的铁道车辆混合动力学模型具有重要的研究前景。

6 结语

(1)在总结两种主要的动力学建模方法,即数据驱动建模方法和结合物理模型的混合建模方法的基础上,着重介绍了动力学建模中的悬挂子系统模型,轮轨子系统模型,轨道几何模型,整车模型等,分析了人工智能算法在动力学建模中的优点以及局限性,并指出围绕经典动力学、新兴人工智能算法结合的混合模型可作为之后的重点研究方向,为之后研究探索提供建议与思路。

(2)通过将人工智能算法在动力学性能预测的应用分为常规动力学性能预测和随机动力学性能预测两方面,具体总结了人工智能算法在运行平稳性、侧风安全性、运行安全性等方面应用进行了分析梳理,指出未来需要进一步结合人工智能算法的优势去解决随机动力学中的随机不确定性,提高随机动力学的性能,给出未来需要重点研究的内容。

(3)总结了人工智能算法在动力学性能优化中的应用,主要包括悬挂优化,轮轨匹配优化,结构优化,主动控制以及半主动控制等,总结了现阶段应用在动力学性能优化中的主要算法,即通过人工智能算法与优化算法相结合来实现,为之后的研究提供思路,以便充分发挥人工智能算法的优势。

(4)通过总结梳理可知,现阶段已有越来越多的研究将人工智能算法中的机器学习和深度学习应用于铁道车辆动力学建模与仿真中,本文则对此具体分析了人工智能算法在铁道车辆动力学建模与仿真具体应用中的优势与局限性,发现在样本、算法、最优性以及可靠性等四方面因素依旧制约着人工智能算法在实际工程任务中的应用,在此基础上,探索了未来需进一步研究的重点课题,例如混合模型的研究以及随机动力学相关研究等。因此,可以判断人工智能算法在铁道车辆动力学建模与仿真中仍处于初期探索阶段,未来的发展值得期待。

参考文献:

Reference:

- [1] AHMED A K W, SANKAR S. Lateral stability behavior of railway freight car system with elasto-damper coupled wheelset: part 1—wheelset model[J]. Journal of Mechanisms, Transmissions, and Automation in Design, 1987, 109(4): 493-499.
- [2] WICKENS A H. Static and dynamic stability of unsymmetric two-

- axle railway vehicles possessing perfect steering[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1982, 11(2): 89-106.
- [3] LEE S, CHENG Y. Influences of the vertical and the roll motions of frames on the hunting stability of trucks moving on curved tracks[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 294(3): 441-453.
- [4] LEE S, CHENG Y. Hunting stability analysis of high-speed railway vehicle trucks on tangent tracks[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2005, 282(3-5): 881-898.
- [5] LEE S, CHENG Y. Nonlinear analysis on hunting stability for high-speed railway vehicle trucks on curved tracks[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2005, 127(4): 324-333.
- [6] FAN Yang-Tsai, WU Wen-Fang. Stability analysis and derailment evaluation of rail vehicles[J]. *International Journal of Heavy Vehicle Systems*, 2006, 13(3): 194-211.
- [7] KIM P, JUNG J, SEOK J. A parametric dynamic study on hunting stability of full dual-bogie railway vehicle[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2011, 12(3): 505-519.
- [8] SEZER S, ATALAY A E. Application of fuzzy logic based control algorithms on a railway vehicle considering random track irregularities[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2011, 18(8): 1177-1198.
- [9] SAYYAADI H, SHOKOUHI N. A new model in rail-vehicles dynamics considering nonlinear suspension components behavior[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2009, 51(3): 222-232.
- [10] 倪纯双, 贺启庸, 洪嘉振. 铁路车辆多体动力学综述[J]. *中国铁道科学*, 1996, 17(4): 1-11.
- NI Chun-shuang, HE Qi-yong, HONG Jia-zhen. Review of railway multibody dynamic systems[J]. *China Railway Science*, 1996, 17(4): 1-11. (in Chinese)
- [11] 翟婉明. 车辆-轨道垂向系统的统一模型及其耦合动力学原理[J]. *铁道学报*, 1992, 14(3): 10-21.
- ZHAI Wan-ming. The vertical model of vehicle-track system and its coupling dynamics[J]. *Journal of the China Railway Society*, 1992, 14(3): 10-21. (in Chinese)
- [12] 梁波, 蔡英, 朱东生. 车-路垂向耦合系统的动力分析[J]. *铁道学报*, 2000, 22(5): 65-71.
- LIANG Bo, CAI Ying, ZHU Dong-sheng. Dynamic analysis on vehicle-subgrade model of vertical coupled system[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2000, 22(5): 65-71. (in Chinese)
- [13] 陈果, 翟婉明, 左洪福. 车辆—轨道耦合系统随机振动响应特性分析[J]. *交通运输工程学报*, 2001, 1(1): 13-16.
- CHEN Guo, ZHAI Wan-gming, ZUO Hong-fu. Analysis of the random vibration responses characteristics of the vehicle-track coupling system[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2001, 1(1): 13-16. (in Chinese)
- [14] 苏谦, 蔡英. 高速铁路路基结构空间时变系统耦合动力分析[J]. *西南交通大学学报*, 2001, 36(5): 509-513.
- SU Qian, CAI Ying. A spatial time-varying coupling model for dynamic analysis of high speed railway subgrade[J]. *The Journal of Social Sciences of Southwest Jiaotong University*, 2001, 36(5): 509-513.
- [15] 翟婉明, 任尊松. 提速列车与道岔的垂向相互作用研究[J]. *铁道学报*, 1998, 20(3): 33-38.
- ZHAI Wan-ming, REN Zun-song. An investigation on vertical interactions between speed-raising trains and turnouts[J]. *Journal of the China Railway Society*, 1998, 20(3): 33-38. (in Chinese)
- [16] 翟婉明, 韩卫军, 蔡成标, 等. 高速铁路板式轨道动力特性研究[J]. *铁道学报*, 1999, 21(6): 65-69.
- ZHAI Wan-ming, HAN Wei-dong, CAI Cheng-biao, et al. Dynamic properties of high speed railway slab tracks[J]. *Journal of the China Railway Society*, 1999, 21(6): 65-69. (in Chinese)
- [17] 蔡成标, 翟婉明, 王其昌. 高速列车与高架桥上无碴轨道相互作用研究[J]. *铁道工程学报*, 2000(3): 29-32.
- CAI Cheng-biao, ZHAI Wan-ming, WANG Qi-chang. Research on vertical interactions between high-speed train and ballastless track on bridge[J]. *Journal of Railway Engineering Society*, 2000(3): 29-32. (in Chinese)
- [18] 王其昌, 蔡成标, 罗强, 等. 高速铁路路桥过渡段轨道折角限值的分析[J]. *铁道学报*, 1998, 20(3): 109-113.
- WANG Qi-chang, CAI Cheng-biao, LUO Qiang, et al. Allowable values of track deflection angles on high Speed railway bridge-subgrade transition sections[J]. *Journal of the China Railway Society*, 1998, 20(3): 109-113. (in Chinese)
- [19] 翟婉明. 车辆-轨道耦合动力学[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- ZHAI Wan-ming. *Vehicle-Track coupling dynamics*[M]. Beijing: Science Press, 2015. (in Chinese)
- [20] RIPKE B, KNOTHE K. Simulation of high frequency vehicle-track interactions[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1995, 24(sup1): 72-85.
- [21] OSCARSSON J, DAHLBERG T. Dynamic train/track/ballast interaction - computer models and full-scale experiments[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1998, 29(sup1): 73-84.
- [22] 于梦阁, 李海庆, 刘加利, 等. 强风雨环境下高速列车空气动力学性能研究[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(4): 185-192.
- YU Meng-ge, LI Hai-qing, LIU Jia-li, et al. [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(4): 185-192. (in Chinese)
- [23] 于梦阁, 李田, 张骞, 等. 强降雨环境下高速列车空气动力学性能[J]. *交通运输工程学报*, 2019, 19(5): 96-105.

- YU Meng-ge, LI Tian, ZHANG Sai, et.al. Aerodynamic performance of high-speed train under heavy rain condition[J]. Journal of traffic and transportation engineering, 2019, 19(5): 96-105. (in Chinese)
- [24] 于梦阁,张继业,张卫华.侧风下高速列车车体与轮对的运行姿态[J].交通运输工程学报, 2011,11(4):48-55.
YU Meng-ge, ZHANG Ji-ye, ZHANG Wei-hua. Running attitudes of car body and wheelset for high-speed train under cross wind[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2011, 11(4): 48-55. (in Chinese)
- [25] 成楠.侧风作用下的高速列车空气动力学研究[D].成都:西南交通大学, 2017.
CHENG Nan. Study on aerodynamic characteristics of a high speed train under cross wind[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017. (in Chinese)
- [26] 李雪冰,侯传伦,张曙光,等.高速列车交会时的风致振动研究[J].振动与冲击, 2009,28(7):81-84.
LI Xue-bing, HOU Chuan-lun, ZHANG Shu-guang, et.al. Flow-induced vibration of high-speed trains in passing events[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(7): 81-84. (in Chinese)
- [27] 李雪冰,张继业,张卫华.高速列车交会时气流诱发振动的仿真研究[J].铁道车辆,2009,47(12):9-12.
LI Xue-bing, ZHANG Ji-ye, ZHANG Wei-hua. Simulation research on vibration caused by airflow while high speed trains passing each other [J]. Rolling Stock, 2009, 47(12): 9-12. (in Chinese)
- [28] 田红旗.列车交会空气压力波研究及应用[J].铁道科学与工程学报, 2004,1(1):83-89.
TIAN Hong-qi. Research and applications of air pressure pulse from trains passing each other[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2004, 1(1): 83-89. (in Chinese)
- [29] 田红旗,许平,梁习锋,等.列车交会压力波与运行速度的关系[J].中国铁道科学, 2006,27(6):64-67.
TIAN Hong-qi, XU Ping, LIANG Xi-feng, et.al. Correlation between pressure wave of train passing and running speed[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2006, 27(6): 64-67. (in Chinese)
- [30] 王英学,高波,骆建军,等.高速列车进入隧道空气动力学模型实验分析[J].空气动力学学报, 2004,22(03):346-351.
WANG Ying-xue, GAO Bo, LUO Jian-jun, et.al. Model experiment and numeral simulation of the aerodynamics character of high-speed train entering tunnel[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2004, 22(03): 346-351. (in Chinese)
- [31] 万晓燕,吴剑.时速 200km 动车组通过隧道时空气动力学效应现场试验与研究[J].现代隧道技术,2006,43(1):43-48.
WAN Xiao-yan, WU Jian. In-situ test and study on the aerodynamic effect of the rolling stock passing through tunnels with a speed of 200km/h[J]. Modern Tunnelling Technology, 2006, 43(1): 43-48. (in Chinese)
- [32] 骆建军,姬海东.高速列车进入有缓冲结构隧道的压力变化研究[J].铁道学报,2011,33(9):114-118.
LUO Jian-jun, JI Hai-dong. Study on changes of pressure waves induced by a high-speed train entering into a tunnel with hood[J]. Journal of the China Railway Society, 2011, 33(9): 114-118. (in Chinese)
- [33] 赵晶,李人宪.高速列车进入隧道的气动作用数值模拟[J].西南交通大学学报,2009,44(1):96-100.
ZHAO Jing, LI Ren-xian. Numerical analysis of aerodynamics of high-speed trains running into tunnels[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2009, 44(1): 96-100. (in Chinese)
- [34] 刘凤华,余以正.地铁列车隧道气动力学试验与仿真[J].大连交通大学学报,2013,34(4):7-11.
LIU Feng-hua, YU Yi-zheng. Comparison of subway train tunnel aerodynamic test and simulation analysis[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2013, 34(4): 7-11. (in Chinese)
- [35] 田红旗,梁习锋,许平.列车空气动力性能研究及外形,结构设计方法[J].中国铁道科学, 2002,23(5):138-141.
TIAN Hong-qi, LIANG Xi-feng, XU Ping. Research on the aerodynamic performance of train and its configuration and structure design method[J]. China Railway Science, 2002, 23(5): 138-141. (in Chinese)
- [36] 梁习锋,张健.工业造型和空气动力学在流线型列车外形设计中的应用[J].铁道车辆, 2002,40(7):5-7.
LIANG Xi-feng, ZHANG Jian. Application of industrial visual design and aerodynamics in streamlined train contour design[J]. Rolling Stock, 2002, 40(7): 5-7. (in Chinese)
- [37] 罗洁,张继业.高速列车气动性能研究及结构优化设计[C]//张继业.第十届动力学与控制学术会议摘要集.成都(举办城市):中国力学学会, 2016:224-225.
LUO Hao, ZHANG Ji-ye. High-speed train aerodynamic performance research and structural optimization design [C]//ZHANG Ji-ye. Abstracts of the 10th Symposium on Dynamics and Control.Chengdu: Chinese Society of Theoretical and Applied Mechanics, 2016: 224-225. (in Chinese)
- [38] SHEN Z Y, HEDRICK J K, ELKINS J A. A comparison of alternative creep force models for rail vehicle dynamic analysis[J]. Vehicle System Dynamics, 1983, 12(1-3): 79-83.
- [39] 张卫华,张曙光.高速列车耦合大系统动力学及服役模拟[J].西

- 南交通大学学报, 2008, 43(2): 147-152.
- ZHANG Wei-hua, ZHANG Shu-guang. Dynamics and service simulation for general coupling system of high-speed trains[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2008, 43(2): 147-152. (in Chinese)
- [40] 沈志云. 论我国高速铁路技术创新发展的优势[J]. 中国科学, 2012, 57(8): 594-599.
- SHEN Zhi-yun. The superiorities in innovatively developing high-speed train technology in china[J]. Science China, 2012, 57(8): 594-599. (in Chinese)
- [41] 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 Zhang-dui. German railway 4.0 strategy [J]. China Railway, 2017(5): 86-90. (in Chinese)
- [42] 王同军. 中国智能高铁发展战略研究[J]. 中国铁路, 2019(1): 9-14.
- WANG Tong-jun. Study on the development strategy of china intelligent high speed railway[J]. China Railway, 2019(1): 9-14. (in Chinese)
- [43] 王燕鹏, 韩涛, 王学昭. G20 国家人工智能科技发展态势分析[J]. 科学观察, 2019, 14(1): 20-32.
- WANG Yan-peng, HAN Tao, WANG Xue-zhao. The development trend of artificial intelligence in the group 20[J]. Science Focus, 2019, 14(1): 20-32. (in Chinese)
- [44] 王万森. 人工智能原理及其应用(第 4 版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018.
- WANG Wan-sen. Artificial intelligence(AI) & applications [M]. Beijing: Electronics Industry Publishing House, 2018. (in Chinese)
- [45] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [46] ALPAYDIN E. Introduction to machine learning[M]. MIT press, 2014.
- [47] HENNING H O, CHRISTOPH H, ROLF I. Vehicle dynamics based on hybrid simulation modeling[C]//IEEE/ASME. International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Atlanta: IEEE, 1999, 1014-1019.
- [48] NIE Yin-yu, TANG Zhao, LIU Feng-jia, et al. Data-driven dynamics simulation for railway vehicles[J]. Vehicle System Dynamics, 2018, 56(3): 406-427.
- [49] TANG Zhao, ZHU Yun-rui, NIE Yin-yu, et al. Data-driven train set crash dynamics simulation[J]. Vehicle System Dynamics, 2017, 55(2): 149-167.
- [50] YIM Y U, OH S Y. Modeling of vehicle dynamics from real vehicle measurements using a neural network with two-stage hybrid learning for accurate long-term prediction[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(4): 1076-1084.
- [51] CHELI F, ROCCHI D, SCHITO P, et al. Neural network algorithm for evaluating wind velocity from pressure measurements performed on a train's surface[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2015, 230(3): 961-970.
- [52] KOGANEI R, SASAKI K, WATANABE N. Characteristic identification of oil dampers for railway vehicles using Neural Networks[J]. WIT Transactions on The Built Environment, 2008, 103: 725-733.
- [53] IWNICKI S D, STOW J, PARKINSON H. Assessing railway vehicle derailment potential using Neural Networks[J]. The Rail Technology Unit, 1999: 1-11.
- [54] GUALANO L, IWNICKI S D, PONNAPALLI P V S, et al. Prediction of wheel-rail forces, derailment and passenger comfort using artificial neural networks[C]// ASER. EURNEX-ŽEL 2006 - 14th International Symposium. Žilina: ASER, 2006, 1-10.
- [55] URDA P, ACEITUNO J F, MUÑOZ S, et al. Artificial neural networks applied to the measurement of lateral wheel-rail contact force: A comparison with a harmonic cancellation method[J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 153: 1-18.
- [56] FALOMI S, MALVEZZI M, MELI E, et al. Determination of wheel-rail contact points: comparison between classical and neural network based procedures[J]. Meccanica, 2009, 44(6): 661-686.
- [57] FALOMI S, MALVEZZI M, MELI E. Multibody modeling of railway vehicles: Innovative algorithms for the detection of wheel-rail contact points[J]. Wear, 2011, 271(1-2): 453-461.
- [58] TAHERI M, AHMADIAN M. Machine learning from computer simulations with applications in rail vehicle dynamics[J]. Vehicle System Dynamics, 2016, 54(5): 653-666.
- [59] DONG Shao-di, TANG Zhao, YANG Xiao-song, et al. Nonlinear spring-mass-damper modeling and parameter estimation of train frontal crash using CLGAN model[J]. Shock and Vibration, 2020, 2020: 1-19.
- [60] 彭丽宇, 张进川, 苟娟琼, 等. 基于 BP 神经网络的铁路轨道几何不平顺预测方法[J]. 铁道学报, 2018, 40(9): 154-158.
- PENG Li-yu, ZHANG Jin-chuan, GOU Juan-qiong, et al. Prediction method of railway track geometric irregularity based on bp neural network[J]. Journal of The China Railway Society, 2018, 40(9): 154-158. (in Chinese)
- [61] LIU Song, PANG Xue-miao, JI Hai-yan, et al. Prediction of track irregularities using NARX neural network[C]//IEEE. 2010 Second

- Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and System (PACCS). Beijing: IEEE, 2010.
- [62] 于瑶,刘仍奎,王福田.基于支持向量机的轨道不平顺预测研究[J].铁道科学与工程学报,2018,15(7):1671-1677.
YU Yao, LIU Reng-kui, WANG Fu-tian. Prediction for track irregularity based on support vector machine[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15(7): 1671-1677. (in Chinese)
- [63] 韩晋,杨岳,陈峰,等.基于非等时距加权灰色模型与神经网络的轨道不平顺预测[J].铁道学报,2014,36(1):81-87.
HAN Jin, YANG Xue, CHEN Feng, et al. Prediction of track irregularity based on non-equal interval weighted grey model and neural network[J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(1): 81-87. (in Chinese)
- [64] KRAFT S, CAUSSE J, MARTINEZ A. Black-box modelling of nonlinear railway vehicle dynamics for track geometry assessment using neural networks[J]. Vehicle System Dynamics, 2018, 57(9): 1241-1270.
- [65] ZHENG Shu-bin, ZHONG Qian-wen, CHAI Xiao-dong, et al. A novel prediction model for car body vibration acceleration based on correlation analysis and neural networks[J]. Journal of Advanced Transportation, 2018, 2018: 1-13.
- [66] SHAFIULLAH G M, ALI A B M S, THOMPSON A, et al. Predicting vertical acceleration of railway wagons using regression algorithms[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(2): 290-299.
- [67] KUN Qian, JIE Liang, GAO Yin-han. The prediction of vibration and noise for the high-speed train based on neural network and boundary element method[J]. Journal of Vibroengineering, 2015, 17(8): 1-13.
- [68] TIMOTHY P. MARTIN K, ALI T. Using a multibody dynamic simulation code with neural network technology to predict railroad vehicle-track interaction performance in real time[C]//Design Engineering Division and Computers and Information in Engineering Division. Proceedings of the ASME 2007 International Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference. Nevada: Design Engineering Division and Computers and Information in Engineering Division, 2007: 1881-1891.
- [69] SHEBANI A, IWNICKI S. Prediction of wheel and rail wear under different contact conditions using artificial neural networks[J]. Wear, 2018, 406-407: 173-184.
- [70] ZENG Yuan-chen, ZHANG Wei-hua, SONG Dong-li, et al. Response prediction of stochastic dynamics by neural networks: theory and application on railway vehicles[J]. Computing in Science & Engineering, 2019, 21(3): 18-30.
- [71] KIM Y, PARK C, HWANG H. Design optimization for suspension system of high speed train using neural network[J]. Jsme International Journal, 2003, 46(2): 727-734.
- [72] JIANG Han-wen, GAO Liang. Optimizing the rail profile for high-speed railways based on artificial neural network and genetic algorithm coupled method[J]. Sustainability, 2020, 12(2): 1-23.
- [73] MARZBANRAD J, EBRAHIMI M R. Multi-objective optimization of aluminum hollow tubes for vehicle crash energy absorption using a genetic algorithm and neural networks[J]. Thin-Walled Structures, 2011, 49(12): 1605-1615.
- [74] KUMAR P S, SIVAKUMAR K, KANAGARAJAN R, et al. Adaptive neuro fuzzy inference system control of active suspension system with actuator dynamics[J]. Journal of Vibroengineering, 2018, 20(1): 541-549.
- [75] CHOROMANŃSKI W. Application of neural network for intelligent wheelset and railway vehicle suspension designs[J]. Vehicle System Dynamics, 1996, 25(1): 87-98.
- [76] 丁问司,卜继玲.基于非线性神经网络的列车半主动悬挂系统[J].华南大学学报(自然科学版),2005,33(12):75-77.
DING Wen-si, BU Ji-ling. Semi-active suspension system of train based on nonlinear neural networks[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2005, 33(12): 75-77. (in Chinese)
- [77] TUDÓN-MARTÍNEZ J C, LOZOYA-SANTOS J J, MORALES-MENENDEZ R, et al. An experimental artificial-neural-network-based modeling of magneto-rheological fluid dampers[J]. Smart Materials and Structures, 2012, 21(8): 1-16.