

# 高速列车牵引传动系统运行状态监测技术综述

钟麦英<sup>1</sup>,王 钦<sup>1</sup>,彭 涛<sup>2</sup>,席霄鹏<sup>1</sup>,杨 超<sup>2</sup>,薛 婷<sup>1</sup>

(1.山东科技大学 电气与自动化工程学院,山东 青岛 266590;

2.中南大学 自动化学院,湖南 长沙 410083)

**摘要:**高速列车牵引传动系统是典型的机电耦合闭环系统,牵引变压器、牵引变流器、牵引电机等关键部件之间密切相关,存在复杂的能量与信息变换、传递。牵引传动系统运行状态监测是保障高速列车安全运行的关键核心技术。受复杂服役工况、多物理场耦合作用、强环境干扰等不确定因素影响,闭环结构下的牵引传动系统运行状态监测存在性能退化/失效机理复杂、数据样本不充分等挑战性难题,已成为制约高速列车智能化发展的技术瓶颈。本研究针对高速列车牵引传动系统运行状态建模、异常状态监测、性能退化趋势分析及剩余寿命预测等相关方法进行了调研,分析了牵引传动系统运行状态监测技术现状和尚待解决的问题。

**关键词:**高速列车;牵引传动系统;运行状态监测;闭环系统;性能退化

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

## Review of running status monitoring techniques for traction drive systems of high-speed trains

ZHONG Maiying<sup>1</sup>, WANG Qin<sup>1</sup>, PENG Tao<sup>2</sup>, XI Xiaopeng<sup>1</sup>, YANG Chao<sup>2</sup>, XUE Ting<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

2. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China)

**Abstract:** The traction drive system of high-speed trains is an electromechanical coupling closed-loop traction drive system, and there are complex energy transformation and information transmission between such components as the traction transformer, the traction converter and the traction motor. Running status monitoring for traction drive system is one of the core and key technologies to ensure the safety of high-speed trains. Affected by complex operating conditions, multi-physical field coupling effects and strong environmental disturbances, the running status monitoring of closed-loop traction drive system has to solve the problems of intricate performance degradation/failure mechanism and insufficient abnormal data samples, which have become the technical bottleneck constraining the intelligent development of high-speed trains. This paper made an investigation of the development status of traction drive systems modeling, abnormal condition monitoring, performance degradation trend analysis, and remaining useful life prediction. It also analyzes the research status and challenges in the running status monitoring for traction drive systems of high-speed trains.

**Key words:** high-speed train; traction drive system; running status monitoring; closed-loop system; performance degradation

高速列车作为我国轨道交通装备的重要组成部分,是支撑我国高铁“走出去”战略、“一带一路”建设的关键和基础。我国高速列车经过长期发展,技术和应用水平均居世界领先地位。在高速列车全生命周期链中窗口期最长的运行服役阶段,任何微小的故障或隐患,若不能被及时诊断出来并得到有效处理,都可能引发

收稿日期:2022-08-11

基金项目:国家自然科学基金项目(61873149,61733009);山东省泰山学者特聘教授人才团队资助项目

作者简介:钟麦英(1965—),女,山东博兴人,教授,博士生导师,主要研究方向为故障诊断与容错控制。

E-mail:myzhong@sdust.edu.cn

重大事故,甚至造成灾难性后果。例如,1998年6月3日发生的由德国慕尼黑开往汉堡的ICE884高速列车特大事故,因列车车轮外钢圈疲劳积累而突然爆裂,引起设备故障的传播扩散与连锁反应,致使列车在高速行驶中脱轨,导致101名乘客丧生;2008年6月29日,某CRH2-063号列车因牵引变流器元器件老化失效致使列车失去动力,造成突然停车事故;2011年7月23日发生在我国的甬温线特大高速铁路交通事故,造成40多人死亡、170多人受伤,是由于列车信号设备出现故障以及后续应急处置不力造成的。因此,高速列车的安全运行关乎国计民生,是高速铁路(简称高铁)技术发展的第一要务。我国现行高速列车遵循“故障导向安全机制”,容易导致“过度保护”(过度停车或较高的不必要停车率)和“过度维护”(增加运营和维修成本),已不适应高速列车智能化发展的安全保障要求<sup>[1-3]</sup>,解决这一问题的有效方案是将系统安全保障机制由被动型转为主动型。高速列车运行状态监测的核心任务是在线监测关键部件性能退化从量变到质变、从微小异常征兆到故障的演变过程,并通过异常状态监测进行故障预警,把故障扼杀在萌芽之中。以运行状态监测为主体的主动安全保障技术已成为当前国际轨道交通装备智能化发展的前沿技术。我国“十四五”铁路科技创新规划和“中国制造2025”也将轨道交通装备主动安全防控技术和体系化安全保障技术列为需要重点突破的国际前沿技术。

高速列车能量供给、转换和传递是保障列车安全可靠运行的前提。高速列车主要由牵引供电系统、牵引传动系统、制动控制系统等关键子系统组成。其中,牵引传动系统由牵引变压器、牵引变流器、牵引电机以及齿轮箱等关键部件组成,被称为“高铁心脏”,是高速列车动力之源,也是高速列车故障的主要来源之一<sup>[1-2]</sup>。图1、图2分别为高速列车牵引传动系统关键部件组成和信号流向示意图。

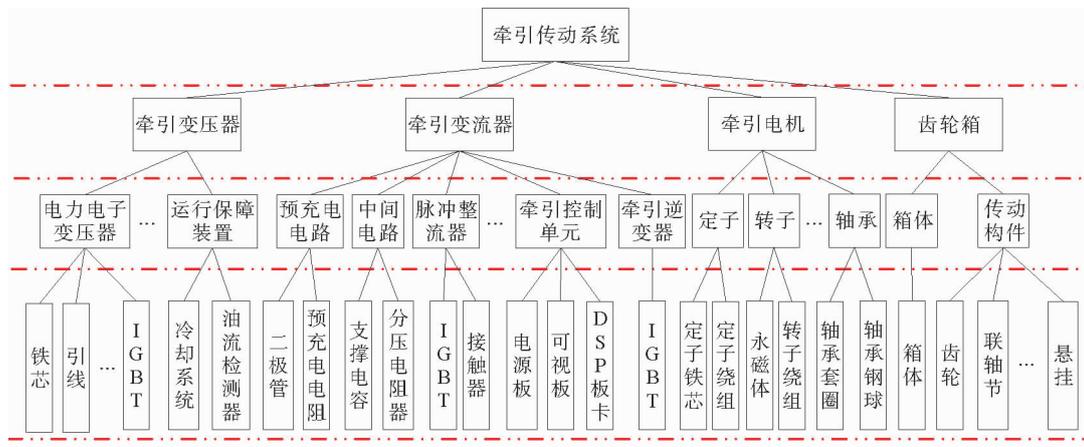


图1 高速列车牵引传动系统关键部件组成图

Fig. 1 Key components composed of high-speed train traction drive system

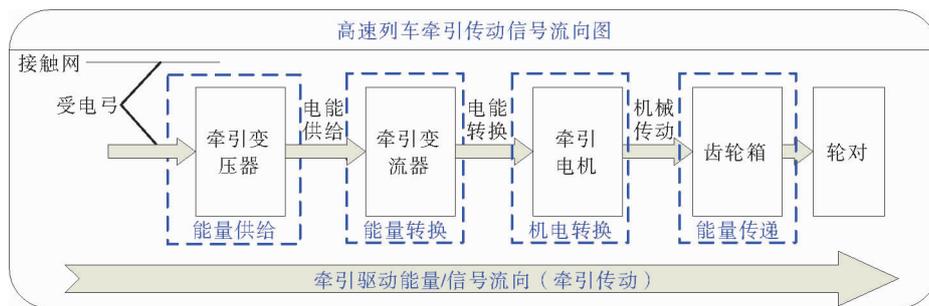


图2 高速列车牵引传动系统信号流向示意图

Fig. 2 Signal flow graph of high-speed train traction drive system

牵引传动系统运行状态由其关键部件的健康状况决定,按照持续应对所处服役工况和完成规定任务的能

力程度,关键部件健康状况可分为“正常”“性能退化”和“失效”三种。若系统运行状态变化不能被及时监测到,将造成关键部件自身性能退化加速、服役寿命缩短甚至失效,给系统乃至整车运行带来严重安全隐患。统计显示<sup>[4]</sup>,牵引传动系统故障占高速列车故障的32.33%,其中牵引变流器故障和牵引电机故障分别占牵引传动系统故障的55.17%和10%。因此,牵引传动系统运行状态监测技术是保障高速列车安全运行的关键。

随着我国高铁运营里程和运营速度不断提高,可行驶时空跨度不断扩大,高速列车长期处于恒速、启动、牵引加速、制动减速状态及不同状态的频繁切换中,并受恶劣天气、自然灾害等外部环境的影响,服役工况复杂多变。高速列车牵引传动系统是典型闭环控制系统,各关键部件之间密切相关,存在复杂的能量与信息变换、传递,在电、热、力、磁等多物理场耦合作用下,关键部件性能退化状态演化规律与失效机理复杂多变,严重影响性能退化状态估计的精确性。闭环反馈调节作用下,难以检测性能退化初期的微弱异常征兆,严重影响异常征兆监测的正确性;闭环信息传播又使得异常状态难以分析定位,严重影响异常状态识别的准确性。此外,高速列车运行过程中采集到的大多数为健康状态数据,异常状态数据样本量不足、类别不平衡。

总之,受复杂服役工况、多物理场耦合作用、闭环反馈、强外部环境干扰等多重不确定因素影响,高速列车牵引传动系统运行状态监测面临严峻挑战,已成为制约高速列车牵引传动系统安全运行与服役能力提升的技术瓶颈。面向主动安全保障的高速列车运行安全性与可靠性技术是解决该瓶颈的关键,复杂服役工况多物理场作用下牵引传动系统运行状态监测与验证技术是其中的研究重点。

## 1 国内外研究现状及存在问题

针对高速列车牵引传动系统运行状态监测的研究尚不成熟,已有成果大致可分为牵引传动系统运行状态建模、牵引传动系统异常状态监测与故障诊断、关键部件性能退化趋势及剩余寿命预测、牵引传动系统运行状态监测的测试与验证等四个方面。

### 1.1 牵引传动系统运行状态建模

高速列车牵引传动系统关键部件运行状态建模是实现状态监测的基础和前提,模型的准确性直接影响状态监测的准确性和有效性。在机理建模方面,已有研究主要是描述正常运行状态以及不同物理场变化,且仅考虑了特定类型性能退化/失效情况的系统局部运行状态。文献[5]建立了齿轮箱正常运行时在各振动方向的物元模型;文献[6]研究了IGBT(insulated gate bipolar transistor)功率器件三维电热动态模型和二维电热力动态模型的构建问题;文献[7]建立了牵引电机的三维电磁模型和温度场动态模型;文献[8-10]针对高速列车牵引传动系统关键部件典型故障,开展了故障建模、注入与模拟的初步研究。但是,关键部件发生性能退化/失效后,会通过控制器的反馈调节作用,沿着闭环传递路径影响系统中所有关键部件运行状态,而现有模型大多没有考虑反馈调节对系统关键部件的影响,导致关键部件发生性能退化后对系统运行状态和行为描述不完备。

在数据驱动建模方面,关键部件运行数据的丰富性及多样性对于深度学习训练至关重要,数据量越充分,获得的深度模型泛化能力越强。然而,高速列车大部分服役时间处于正常运行状态,获得的性能退化/失效样本数据主要是在特定工况、特定故障达到一定严重程度时采集的,具有样本小、不平衡的特点,无法覆盖不同服役工况、不同物理场作用下的不同类型、不同程度性能退化/失效情况。在实际操作过程中,数据驱动状态监测与预测方法受到性能退化/失效样本数据量的制约。因此,研究构建性能退化、故障数据增广模型,对构建牵引传动系统多物理场运行状态模型并进行状态监测具有重要意义。

### 1.2 牵引传动系统异常状态监测与故障诊断

#### 1) 高速列车牵引传动系统故障诊断

国外学者在德国西门子(Siemens)、日本川崎(Kawasaki)、法国阿尔斯通(Alstom)、西班牙国家铁路建设公司(CAF)等世界知名高铁装备制造商的资助和需求牵引下,开展了一系列高速列车牵引传动系统故障诊断研究。文献[11]在Alstom资助下研究了高速列车齿轮箱故障诊断;文献[12]在CAF资助下研究了高速列车传感器故障诊断;文献[13]将核主元分析与随机森林方法结合用于牵引变压器油故障诊断。在国家基金委重大项目支持下,清华大学、南京航空航天大学和中南大学等联合中车株洲电力机车研究所有限公

司、中车青岛四方车辆研究所有限公司,针对恒速运行工况下高速列车制动和牵引控制系统关键部件典型故障开展建模与诊断研究,取得大量研究成果<sup>[14-29]</sup>。文献[19]将支持向量机方法应用于牵引变压器故障诊断与预测;文献[20]提出一种基于电压差分残差的变流器开路故障检测方法;文献[24-25]将模型故障诊断方法应用于牵引变流器故障诊断;文献[26-27]在数据驱动框架下,研究了牵引变流器 IGBT 故障诊断与预测方法;文献[28]基于 ToMFIR 残差理论和鲁棒观测器方法研究了牵引电机故障诊断;文献[29]针对牵引电机微小故障提出基于滑模观测器的故障诊断方法。

此外,在牵引传动系统机车轴承故障诊断方面,主要采用神经网络、深度学习、随机森林、支持向量机等方法<sup>[30-33]</sup>。文献[30]采用连续隐马尔可夫模型进行自动分类,实现了轴承故障诊断和性能评估;文献[31]利用卷积神经网络实现了轴承故障智能诊断;文献[32]提出一种堆栈式消噪自编码机的深度学习方法,适用于含有噪声的工作环境及服役工况波动情况下的旋转机械故障诊断;文献[33]研究了基于随机森林的旋转机械滚动轴承故障诊断。

目前,高速列车牵引传动系统故障诊断研究主要针对单一服役工况下关键部件典型故障,未考虑不同服役工况下牵引传动系统的故障诊断问题,受复杂服役工况、多物理场耦合作用以及闭环故障传播等因素影响,现有方法难以满足高速列车牵引传动系统运行状态监测的需求,系统层故障诊断尚待深入研究。

## 2) 数据驱动故障诊断方法

与基于解析模型的方法相比,数据驱动方法无需建立系统的解析模型,可运用信号处理、数据挖掘、统计分析等技术,从过程数据中挖掘隐含的系统故障信息,主要包括多元统计分析、子空间辨识、机器学习等方法。其中,多元统计分析方法旨在利用多个变量之间的相关性,通过对多变量样本空间降维得到反映空间变化的统计量,然后利用特征统计量判断数据是否异常<sup>[34-35]</sup>。文献[36]针对传感器和执行机构故障,将基于子空间的残差产生与等价空间方法相结合,实现了数据驱动的鲁棒故障检测与分离。近年来,随着人工智能技术的迅猛发展,基于机器学习的故障诊断成为自动控制领域前沿研究热点之一,代表性方法主要基于  $K$ -近邻<sup>[37]</sup>、贝叶斯网络<sup>[38]</sup>、支持向量机<sup>[39]</sup>、神经网络<sup>[31-32]</sup>、深度学习<sup>[40-41]</sup>和随机森林<sup>[33]</sup>等方法。文献[22]较全面地分析了数据驱动高速列车动态牵引系统的故障诊断技术及特点,并利用牵引系统传感器数据,提出一种基于改进支持向量机的最优故障检测与诊断方法。

但是,由于不同服役工况、多源不确定性扰动以及样本数据不充分等因素的影响,数据驱动方法仅适用于特定运行工况下所采集数据的故障诊断,对于实际运营车载故障数据的作用极为有限,难以覆盖不同服役工况、不同应力作用、不同类型和不同程度性能退化/失效状态,不能有效解决牵引传动系统异常状态的实时监测问题。

## 3) 基于模型的控制系统故障诊断方法

基于模型的控制系统故障诊断方法通常将发生的故障归结为加性故障和乘性故障两类,而按照残差产生方式的不同,又分为状态估计方法、等价空间方法和参数估计方法<sup>[42]</sup>。与开环系统相比,闭环反馈系统变量间强耦合、故障传播演化等特点给故障诊断带来诸多挑战,目前取得的研究成果主要包括观测器方法、主动故障检测方法、残差产生器与反馈控制器集成设计方法等<sup>[43]</sup>。文献[44]提出一种将解析模型与机器学习相结合的故障诊断方法;文献[45]提出一种基于未知输入观测器的故障检测方法;文献[46]提出一种非线性动态突变系统的多模型自适应故障补偿方法;文献[47]提出一种传递函数矩阵互质分解和间隙度量的故障检测方法;文献[48]讨论了现有加性故障模型与故障诊断方法的局限性,提出基于  $v$ -间隙度量的闭环控制系统故障诊断框架。此外,文献[49-50]针对含不确定性的闭环控制系统乘性故障,利用反馈控制器的 Youla 参数化表示及其观测器实现,提出一种基于稳定核表征与稳定像表征的性能驱动闭环故障检测与容错控制方法,通过建立乘性故障与闭环反馈控制系统稳定性之间的映射关系,提出基于解析模型的故障检测系统与容错控制器的集成设计框架。但是,已有成果主要是在线性定常系统乘性故障、时变系统加性故障等特定情况下获得,闭环控制系统故障诊断的研究尚不成熟,关于线性时变与非线性闭环控制系统元器件故障诊断的研究成果尚未见报道。

### 1.3 牵引传动系统性能退化趋势及剩余寿命预测分析

#### 1) 性能退化状态估计与趋势分析方法

目前,性能退化状态估计及趋势预测方法主要包含基于失效机理模型方法和数据驱动方法两大类。其中,数据驱动方法的过程可归纳为数据获取、性能指标构建、退化阶段划分及趋势预测4个阶段<sup>[51]</sup>。文献[52]提出一种基于 Siamese 网络的健康表征学习方法,通过引入多任务学习策略提升了样本不足时的预测鲁棒性;文献[53]通过集成退化机制和监测数据,设计一种数据增强算法,提高了小样本情况下预测的可靠性;文献[54]提出一种基于多种群差分进化的虚拟样本生成方法;文献[55]提出一种多物理场建模框架,可为基于机器学习技术的电池荷电状态估计生成更为真实的训练数据;文献[56]结合深度学习、稀疏学习、张量分析等技术研究了基于复杂劣化信号的预测健康指数构造问题。然而,上述方法均未考虑不同工况对系统性能退化/失效演化过程的影响,无法完成关键部件潜在退化状态和性能退化趋势的精确估计、快速泛化及有效迁移。

#### 2) 剩余寿命预测方法

针对多工况下的轴承剩余寿命预测问题,文献[57]提出一种基于深度子域自适应回归网络的预测方法;文献[58]利用双向门控循环单元驱动的迁移学习方法,优化了不同工况下轴承剩余寿命的估计结果;文献[59]提出一种基于综合健康指数的健康状态、退化过程及剩余寿命联合估计方法;文献[60]将统计过程控制应用于轴承退化阶段划分环节,并求解得到不同阶段下的剩余寿命分布;文献[61]建立了涵盖部件间差异性和隐退化状态的非线性退化过程模型,能够自适应地更新系统剩余寿命的概率分布;文献[62]提出一种考虑控制系统闭环反馈作用的剩余寿命预测方法。但上述方法均依赖大量统计特征相似的性能退化数据,难以用于样本不充分、模态不唯一、状态不可测等复合条件下的剩余寿命预测,无法有效解决不同服役工况、多物理场作用下的牵引传动系统关键部件运行状态评估问题。

### 1.4 牵引传动系统状态监测的测试与验证技术

测试与验证是理论与技术研究不可或缺的重要手段。为确保高速列车运行的安全性,降低研发成本,缩短研制周期和车上调试、验证时间,所有车载技术在投入实际运行之前,必须通过实验室的仿真实验测试、试验验证和评估。验证平台技术最先应用于武器装备和航空航天领域,例如,美国科斯林航空航天公司开发的健康和使用管理系统,通过机载传感器和计算机网络自动监测数百个飞机信号,综合分析来自发动机、转子和驱动系统的飞行数据,跟踪飞机及其主要部件的使用情况和健康状况,提高飞机运行安全性、降低运营成本、节省维护资源。

为满足高速列车安全可靠运行需求,我国自主研发的高速列车运行状况监测和健康管理系统已初步应用。文献[63]介绍了一种交流传动系统半实物仿真平台;文献[64]搭建了高速列车行走部安全性态评估仿真平台,但主要针对正常(健康)运行系统进行测试验证。在故障测试平台方面,青岛会视通信息技术有限公司为中国中车四方所构建了集合大数据整合挖掘、典型部件故障诊断、故障预测以及运行数据展示等功能的动车组故障预测与健康管理系统;中南大学研究团队针对高速列车信息控制系统故障测试与验证仿真平台开展了大量研究,研制的平台可实现36种单故障、17种复合故障的注入与模拟以及实时故障诊断算法的测试、验证等功能<sup>[65-66]</sup>,但主要针对系统电气性能测试与验证,未考虑多物理场作用下牵引传动系统性能退化、故障状态监测等功能需求;2018年,中车株洲电力机车研究所推出一体化智能运维平台 FORE-SEE<sup>[67]</sup>,可实现车辆实时数据与离线数据的关联分析、故障诊断、故障原因快速定位,但主要针对系统中关键部件的失效及其诊断,未考虑多服役工况、多应力作用下闭环系统关键部件性能退化的模拟、监测和评估算法测试等工作,难以满足对牵引传动系统运行状态监测方法的测试与验证需求。

## 2 牵引传动系统运行状态监测面临的挑战性难题

目前我国轨道交通车辆采用故障导向安全机制,缺乏面向主动安全保障的运行状态监测系统性研究,牵引传动系统运行状态监测已成为制约高速列车牵引传动系统运行可靠性提高的瓶颈,研究牵引传动系统运行性能监测及其实现技术迫在眉睫。但是,关键部件性能退化/失效类型繁多、机理复杂,不同系统拓扑结

构、控制策略、服役工况、应力作用下,不同关键部件性能退化演化规律/失效机理呈现不同的初期微弱性、状态多样性、后期急变性特点,对关键部件运行性能的影响不同,造成关键部件运行状态变化规律也不同。在这些具有隐蔽性、潜伏性、复杂性特点的运行性能中,挖掘、感知、判断和推测多服役工况、多应力作用下各关键部件性能退化/失效的类型、严重程度及其对系统运行性能(尤其是安全性、可靠性)的影响异常困难,使得对关键部件运行状态、牵引传动系统运行性能的监测极具挑战性。如何从中挖掘、感知和诊断出多服役工况、多物理场耦合作用下牵引传动系统异常状态的发生,并准确识别性能退化程度及演变规律十分困难,多重不确定因素影响下闭环牵引传动系统运行状态监测仍然面临诸多挑战性难题。主要体现在:

1) 在各种环境因素和电、热、力、磁等物理场共同作用下,若高速列车牵引传动系统不能保持理想运行状态,会严重影响系统性能,无法保障列车安全运行,必须对系统的运行状态进行实时监测。揭示关键部件性能退化/失效机理是运行状态监测的基础。但多物理场耦合作用下关键部件性能退化/失效机理复杂,闭环系统变量间强耦合使故障传播演化过程、性能退化状态演化过程更加复杂多变,导致对牵引传动系统运行状态行为机理的描述与表征十分困难,给牵引传动系统异常状态监测及退化状态评估带来极大挑战。

2) 牵引传动系统运行状态监测是通过安装各类车载检测设备和传感器采集数据,利用特征提取和信息处理等技术,实现对系统健康状况实时诊断,其核心任务包括异常征兆检测、异常状态溯源分析和性能退化/失效状态估计。然而,高速列车运行过程中采集到的大多为健康的运行状态数据,实物试验仅能获取特定工况下的少量故障类型和单一性能退化/失效的不充分数据,运行状态监测的异常状态数据呈现小样本(可训练、有标签的数据少)、不平衡(类别、程度)、坏数据(异常、噪声)等特点,使系统运行状态建模、异常状态监测以及退化/失效状态评估等极其困难。

3) 高速列车运行速度快、服役环境复杂,长期运行中既要承受列车自身振动、碰撞、冲击等引起的结构部件疲劳损伤,还要受恶劣天气、自然灾害、人为操控失误等外因影响。同时,高速列车长期处于恒速、启动、牵引加速、制动减速及状态频繁切换等复杂服役工况下,多重随机不确定性因素严重影响牵引传动系统异常状态的实时监测性能,性能退化/失效状态呈现出多样性、随机性等特点,不同服役工况下性能退化规律的时变不确定性严重影响性能退化/失效状态评估的精确性,导致误报率和漏报率高。

因此,面向高速列车安全运行和智能化发展需求,不同服役工况、多物理场耦合作用下的高速列车牵引传动系统运行状态监测与测试验证仍面临许多技术瓶颈。为全面提升我国高速列车安全运行与服役能力,亟待解决的前沿学术问题主要包括:①多服役工况、多物理场耦合作用下闭环牵引传动系统运行状态行为建模;②数据不充分条件下牵引传动系统关键部件异常状态智能监测;③多服役工况下闭环牵引传动系统异常状态实时监测;④多物理场耦合作用下牵引传动系统关键部件潜在退化状态估计;⑤多服役工况下牵引传动系统运行状态智能评估;⑥牵引传动系统运行状态监测的测试与验证技术。

### 3 结论

高速列车制造企业采用各种先进的状态监测技术,来应对复杂服役工况下多应力作用对高速列车安全可靠运行提出的挑战,但这些技术往往忽略了对关键部件不同性能退化、不同运行状况与不同系统性能、整车可靠性安全性保障性能、服役寿命间的关联性和相互影响的分析,仍存在准确性低、有效性差等问题,最终导致这些技术无法达到预期效果,面向多服役工况闭环牵引传动系统运行状态监测的系统性理论成果尚未见诸公开报道。高速列车牵引传动系统运行状态监测技术的研究,既源于国家重大需求牵引,又立足国际学术研究前沿。牵引传动系统运行状态监测是提升高速列车安全运行水平、增强服役能力、保障高速列车智能化发展迫切需要解决的技术瓶颈,对于填补国内技术空白,打破国外技术垄断具有重要意义。相关研究成果及推广应用将为推动我国高速列车实现主动型安全保障机制、提高高速列车智能制造国际竞争力,提供重要的理论基础和技术支撑。

#### 参考文献:

- [1] 姜斌,吴云凯,陆宁云,等.高速列车牵引传动系统故障诊断与预测技术综述[J].控制与决策,2018,33(5):841-855.

- JIANG Bin, WU Yunkai, LU Ningyun, et al. Review of fault diagnosis and prognosis techniques for high-speed railway traction system[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(5): 841-855.
- [2] 秦勇, 马慧, 贾利民. 先进轨道交通系统发展趋势与主动安全保障技术[J]. *中国铁路*, 2015(12): 77-81.  
QIN Yong, MA Hui, JIA Limin. Development trend of advanced rail transit system and active security technology[J]. *China Railway*, 2015(12): 77-81.
- [3] 林鹏, 田宇, 袁志明, 等. 高速铁路信号系统运维分层架构模型研究[J]. *自动化学报*, 2022, 48(1): 152-161.  
LIN Peng, TIAN Yu, YUAN Zhiming, et al. Operation and maintenance of high-speed railway signaling system: Hierarchical structure model[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 152-161.
- [4] 刘诗佳. 动车组牵引系统故障统计分析[J]. *铁道机车车辆*, 2013, 33(5): 80-85.  
LIU Shijia. Statistics and analysis of traction system faults for electric multiple unit[J]. *Railway Locomotive and Car*, 2013, 33(5): 80-85.
- [5] 刘玉梅, 赵聪聪, 熊明焯, 等. 可拓学在高速轨道车辆齿轮箱运行状态监测中的应用[J]. *北京理工大学学报*, 2015, 35(11): 1135-1139.  
LIU Yumei, ZHAO Congcong, XIONG Mingye, et al. Application of extension theory to monitoring the running state of the high-speed railway's gearbox[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2015, 35(11): 1135-1139.
- [6] TANG Y Y, MA H. Dynamic electrothermal model of paralleled IGBT modules with unbalanced stray parameters[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2017, 32(2): 1385-1399.
- [7] XU X, GE B J, TAO D J, et al. 3D temperature field of high-temperature gas cooled reactor cooling medium drive motor and ventilation structure improvement[J]. *IET Electric Power Applications*, 2018, 12(7): 1020-1026.
- [8] YANG C H, YANG C, PENG T, et al. A fault-injection strategy for traction drive control systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(7): 5719-5727.
- [9] 杨超, 彭涛, 陶宏伟, 等. 高速列车信息控制系统故障注入研究进展[J]. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(4): 465-482.  
YANG Chao, PENG Tao, TAO Hongwei, et al. Review of recent research on fault injection for high-speed train information control systems[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2020, 50(4): 465-482.
- [10] PENG T, TAO H W, YANG C, et al. A uniform modeling method based on open-circuit faults analysis for NPC-three-level converter[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2019, 66(3): 457-461.
- [11] BUSTOS A, RUBIO H, CASTEJÓN C, et al. EMD-based methodology for the identification of a high-speed train running in a gear operating state[J]. *Sensors*, 2018, 18(3): 793-809.
- [12] FERNANDO G, JON D O, JAVIER P, et al. Integral sensor fault detection and isolation for railway traction drive[J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1543-1562.
- [13] DAI C X, LIU Z G, HU K T, et al. Fault diagnosis approach of traction transformers in high-speed railway combining kernel principal component analysis with random forest[J]. *IET Electrical Systems in Transportation*, 2016, 6(3): 202-206.
- [14] 周东华, 纪洪泉, 何潇. 高速列车信息控制系统的故障诊断技术[J]. *自动化学报*, 2018, 44(7): 1153-1164.  
ZHOU Donghua, JI Hongquan, HE Xiao. Fault diagnosis techniques for the information control system of high-speed trains[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(7): 1153-1164.
- [15] WANG S, CHEN M W, LI Q Z, et al. A unified fault-location method of autotransformer traction network for high-speed railway[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2021, 36(6): 3925-3936.
- [16] 刘丽. 高速列车牵引传动系统健康状态监测与预警方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.  
GAO Li. Research on monitoring and early-warning method of health status of high-speed train traction transmission system[D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- [17] 尹进田, 谢永芳, 陈志文, 等. 基于故障传播与因果关系的故障溯源方法及其在牵引传动控制系统中的应用[J]. *自动化学报*, 2020, 46(1): 47-57.  
YIN Jintian, XIE Yongfang, CHEN Zhiwen, et al. Fault tracing method based on fault propagation and causality with its application to the traction drive control system[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(1): 47-57.
- [18] 陶宏伟, 彭涛, 杨超, 等. 高速列车牵引整流器多类故障联合诊断方法[J]. *自动化学报*, 2019, 45(12): 2294-2302.  
TAO Hongwei, PENG Tao, YANG Chao, et al. Joint fault diagnosis method of multiclass faults for traction rectifier in high-speed train[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(12): 2294-2302.

- [19] 王秀丽,姜斌,陆宁云.基于相关向量机的高速列车牵引系统剩余寿命预测[J].自动化学报,2019,45(12):2303-2311.  
WANG Xiuli,JIANG Bin,LU Ningyun.Relevance vector machine based remaining useful life prediction for traction systems of high-speed trains[J].Acta Automatica Sinica,2019,45(12):2303-2311.
- [20] YANG C,GUI W H,CHEN Z W,et al.Voltage difference residual-based open-circuit fault diagnosis approach for three-level converters in electric traction systems[J].IEEE Transactions on Power Electronics,2019,35(3):3012-3028.
- [21] 郭天序,桑建学,陈茂银,等.一种高速列车制动系统故障检测方法[J].中国科学:信息科学,2020,50(4):483-495.  
GUO Tianxu,SANG Jianxue,CHEN Maoyin,et al.A fault detection method for a braking system of high-speed trains[J].Scientia Sinica Informationis,2020,50(4):483-495.
- [22] 姜斌,陈宏田,易辉,等.数据驱动高速列车动态牵引系统的故障诊断[J].中国科学:信息科学,2020,50(4):496-510.  
JIANG Bin,CHEN Hongtian,YI Hui,et al.Data-driven fault diagnosis for dynamic traction systems in high-speed trains[J].Scientia Sinica Informationis,2020,50(4):496-510.
- [23] CHEN H T,JIANG B,LU N Y.A newly robust fault detection and diagnosis method for high-speed trains[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2019,20(6):2198-2208.
- [24] ZHANG K,JIANG B,YAN X,et al.Sliding mode observer based incipient sensor fault detection with application to high-speed railway traction device[J].ISA Transactions,2016,63:49-59.
- [25] ZHANG K,JIANG B,YAN X,et al.Incipient voltage sensor fault isolation for rectifier in railway electrical traction systems[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2017,64(8):6763-6774.
- [26] CHEN H T,JIANG B,LU N Y,et al.Deep PCA based real-time incipient fault detection and diagnosis methodology for electrical drive in high-speed trains[J].IEEE Transactions on Vehicular Technology,2018,67(6):4819-4830.
- [27] CHEN H T,JIANG B,DING S X,et al.Probability relevant incipient fault detection and diagnosis methodology with applications to electric drive systems[J].IEEE Transactions on Control Systems Technology,2019,27(6):2766-2773.
- [28] 吴云凯,姜斌,朱志宇,等.高速列车牵引系统的早期故障诊断[M].北京:化学工业出版社,2019.
- [29] ZHANG K K,JIANG B,YAN X G,et al.Incipient fault detection for traction motors of high-speed railways using an interval sliding mode observer[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2019,20(7):2703-2714.
- [30] JIANG H M,CHEN J,DONG G M,et al.Study on Hankel matrix-based SVD and its application in rolling element bearing fault diagnosis[J].Mechanical Systems and Signal Processing,2015,52:338-359.
- [31] LU Q D,YANG R,ZHONG M Y,et al.An improved fault diagnosis method of rotating machinery using sensitive features selection and RLS-BP neural network[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2020,69(4):1585-1593.
- [32] LU C,WANG Z Y,QIN W L,et al.Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked diagnosing autoencoder-based health state identification[J].Signal Processing,2017,130:377-388.
- [33] CHEN S Z,YANG R,ZHONG M Y.Graph-based semi-supervised random forest for rotating machinery gearbox fault diagnosis[J/OL].Control Engineering Practice,2021,117.DOI:10.1016/j.conengprac.2021.104952.
- [34] DING S X.Data-driven design of fault diagnosis and fault-tolerant control systems[M].London:Springer-Verlag,2014.
- [35] QIN S.Survey on data-driven industrial process monitoring and diagnosis[J].Annual Reviews in Control,2012,36(2):220-234.
- [36] WANG Y L,MA G F,DING S X,et al.Subspace aided data-driven design of robust fault detection and isolation systems[J].Automatica,2011,47:2474-2480.
- [37] ZHOU Z,WEN C L,YANG C J.Fault isolation based on k-nearest neighbor rule for industrial processes[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2016,63(4):2578-2586.
- [38] CAI B P,LIU Y,XIE M.A dynamic-Bayesian-network-based fault diagnosis methodology considering transient and intermittent faults[J].IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,2017,14(1):276-285.
- [39] YIN Z Y,HOU J.Recent advances on SVM based fault diagnosis and process monitoring in complicated industrial processes[J].Neurocomputing,2016,174:643-650.
- [40] LI J P,HUANG R Y,HE G L,et al.A deep adversarial transfer learning network for machinery emerging fault detection[J].IEEE Sensors Journal,2020,20(15):8413-8422.
- [41] 毛文涛,田思雨,窦智,等.一种基于深度迁移学习的滚动轴承早期故障在线检测方法[J].自动化学报,2022,48(1):302-

314.  
MAO Wentao, TIAN Siyu, DOU Zhi, et al. A new deep transfer learning-based online detection method of rolling bearing early fault[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 302-314.
- [42] DING S X. Model-based fault diagnosis techniques: Design schemes, algorithms, and tools[M]. London: Springer, 2013.
- [43] 周东华, 刘洋, 何潇. 闭环系统故障诊断技术综述[J]. *自动化学报*, 2013, 39(11): 1933-1943.  
ZHOU Donghua, LIU Yang, HE Xiao. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1933-1943.
- [44] ZHONG M Y, XUE T, SONG Y, et al. Parity space vector machine approach to robust fault detection for linear discrete-time systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(7): 4251-4261.
- [45] LIU Y, WANG Z, HE X, et al. A class of observer-based fault diagnosis schemes under closed-loop control: Performance evaluation and improvement[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2017, 11(1): 135-141.
- [46] 文利燕, 陶钢, 姜斌, 等. 非线性动态突变系统的多模型自适应执行器故障补偿设计[J]. *自动化学报*, 2022, 48(1): 207-222.  
WEN Liyan, TAO Gang, JIANG Bin, et al. A multiple-model based adaptive actuator failure compensation scheme for nonlinear systems with dynamic mutations[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 207-222.
- [47] WANG Y F, HE P, SHI P, et al. Fault detection for systems with model uncertainty and disturbance via coprime factorization and gap metric[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(8): 7765-7775.
- [48] 周克敏. 故障诊断与容错控制的一个新框架[J]. *自动化学报*, 2021, 47(5): 1035-1042.  
ZHOU Kemin. A new framework for fault diagnosis and fault tolerant control[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(5): 1035-1042.
- [49] LI L L, LUO H, DING S X, et al. Performance-based fault detection and fault-tolerant control for automatic control systems[J]. *Automatica*, 2019, 99: 308-316.
- [50] LI L L, DING S X. Gap metric techniques and their application to fault detection performance analysis and fault isolation schemes[J]. *Automatica*, 2020, 118: 109-119.
- [51] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 104: 799-834.
- [52] JANG J, KIM C O. Siamese network-based health representation learning and robust reference-based remaining useful life prediction[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(8): 5264-5274.
- [53] PAN Y, JING Y T, WU T H, et al. Knowledge-based data augmentation of small samples for oil condition prediction[J/OL]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2022, 217. DOI: 10.1016/j.ress.2021.108114.
- [54] ZHANG M, KANG G Q, WU L F, et al. A method for capacity prediction of lithium-ion batteries under small sample conditions[J/OL]. *Energy*, 2022, 238. DOI: 10.1016/j.energy.2021.122094.
- [55] RAGONE M, YURKIV V, RAMASUBRAMANIAN A, et al. Data driven estimation of electric vehicle battery state-of-charge informed by automotive simulations and multi-physics modeling[J/OL]. *Journal of Power Sources*, 2021, 483. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2020.229108.
- [56] 王峰. 面向复杂劣化信号的预测健康指数构造方法研究及应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.  
WANG Feng. Research and application on methods for constructing prognostic health index with complicated degradation signals[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [57] DING Y Y, JIA M P, CAO Y D. Remaining useful life estimation under multiple operating conditions via deep subdomain adaptation[J/OL]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70. DOI: 10.1109/TIM.2021.3076567.
- [58] CAO Y D, JIA M P, DING P, et al. Transfer learning for remaining useful life prediction of multi-conditions bearings based on bidirectional-GRU network[J/OL]. *Measurement*, 2021, 178. DOI: 10.1016/j.measurement.2021.109287.
- [59] WANG C S, ZHU Z H, LU N Y, et al. A data-driven degradation prognostic strategy for aero-engine under various operational conditions[J]. *Neurocomputing*, 2021, 462: 195-207.
- [60] LIU S J, FAN L X. An adaptive prediction approach for rolling bearing remaining useful life based on multistage model with three-source variability[J/OL]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2022, 218. DOI: 10.1016/j.ress.2021.108182.
- [61] PANG Z N, SI X S, HU C H, et al. An age-dependent and state-dependent adaptive prognostic approach for hidden nonlin-

- ear degrading system[J].IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica,2022,9(5):907-921.
- [62] 施权,胡昌华,司小胜,等.考虑执行器性能退化的控制系统剩余寿命预测方法[J].自动化学报,2019,45(5):941-952.  
SHI Quan,HU Changhua,SI Xiaosheng,et al.Remaining useful lifetime prediction method of controlled systems considering performance degradation of actuator[J].Acta Automatica Sinica,2019,45(5):941-952.
- [63] 丁荣军,桂卫华,陈高华.电力机车交流传动系统的半实物实时仿真[J].中国铁道科学,2008,29(4):96-102.  
DING Rongjun,GUI Weihua,CHEN Gaohua.HIL Real-time simulation of electric locomotive AC drive system[J].China Railway Science,2008,29(4):96-102.
- [64] 李晓,石国良,苟先太,等.高速列车走行部安全性态评估仿真平台设计[J].系统仿真学报,2014,26(10):2340-2344.  
LI Xiao,SHI Guoliang,GOU Xiantai,et al.High-speed trains running Bioge system security state assessment simulation platform[J].Journal of System Simulation,2014,26(10):2340-2344.
- [65] YANG X Y,YANG C H,PENG T,et al.Hardware-in-the-loop fault injection for traction control system[J].IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Power Electronics,2018,6(2):696-706.
- [66] 杨超,彭涛,阳春华,等.高速列车牵引传动系统故障测试与验证仿真平台研究[J].自动化学报,2019,45(12):2218-2232.  
YANG Chao,PENG Tao,YANG Chunhua,et al.Fault testing and validation simulation platform for traction drive system of high-speed trains[J].Acta Automatica Sinica,2019,45(12):2218-2232.
- [67] 冯江华.轨道交通装备技术演进与智能化发展[J].控制与信息技术,2019(1):1-6.  
FENG Jianghua.Technical evolution and intelligent development of rail transit equipments[J].Control and Information Technology,2019(1):1-6.

(责任编辑:傅 游)