DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2024.01.001

# 轨道交通列车新一代健康管理系统架构研究

秦　勇[1]，丁　奥[1]，王　彪[1]，刘　汉[1,2]，徐　磊[2]，蔡昌俊[3]，常振臣[4]
（1.北京交通大学 先进轨道交通自主运行全国重点实验室，北京 100044；
2.中车青岛四方机车车辆股份有限公司，山东 青岛 266111；
3.广州地铁集团有限公司，广东 广州 510000；
4.中车长春轨道客车股份有限公司，吉林 长春 130062）

**摘　要：**科学维护运营车辆、保障列车运行安全一直以来都是轨道交通领域的核心问题。近年来，随着列车预测性维修和无人驾驶等重大需求的提出，迫切需要实现全息状态感知、精细诊断预测、及时反馈处置的列车健康管理功能。现有系统架构存在着感知低效、融合深度不足、模型优化动态差、计算协同弱、自主化决策水平低等问题，先进的物联网、大数据、人工智能、数字孪生等技术的发展，推动了列车健康管理系统架构向更高水平智能化演进。文章对列车健康管理系统技术发展阶段进行了梳理划分，在此基础上提出了基于泛在感知与协同计算的轨道交通列车健康管理系统4.0架构，详细阐述了其内涵概念、系统架构和关键技术，归纳出泛在感知、协同计算与健康管理深度融合的解决途径、技术手段和预期效果，明确了现阶段技术攻关的主要方向，进而支撑列车安全保障和运维品质的提升。

**关键词：**轨道交通；列车健康管理4.0系统；泛在感知；协同计算；智能运维；无人驾驶

**中图分类号：**U279　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-128X（2024）01-0001-10

## 0　引言

轨道交通因其便捷、舒适、高效、安全和环保等优点，成为旅客出行和货物运输的首选，为国民经济的高速发展提供了有力支撑。根据国家统计局公布的数据显示，截至2022年，全国铁路营业里程达到15.49万km，年客运量16.73亿人次，年货运量49.84亿t[1]。以CRH380、CR400动车组为标志，我国轨道交通列车自主制造实现重要突破，技术水平跻身世界前列。同时，随着列车运营速度和强度的提升、服役车辆型号的增加，加之动态多变的运行环境影响，使得科学维护数量众多的运营车辆、保障列车运行安全成为了当前的重要问题。因此，列车健康管理相关的理论研究、技术创新和工程应用具有重要意义[2]。

健康管理是在“状态修”基础上发展而来的装备运维系统性解决方案，其特点是利用感知设备采集对象状态信息，通过对状态信息的分析处理，实现精确的健康状态评估、故障诊断和寿命预测，为应急处置、维修维护提供决策支持。健康管理的概念源自上世纪70年代NASA开发的航天器综合健康管理系统。20世纪90年代末，美国空军在JSF项目中正式建立了完整的全寿命周期健康管理体系，为健康管理的应用实践奠定了扎实基础[3]。此后，健康管理技术在航空航天、军工装备、汽车制造、能源工业、交通运输等领域蓬勃发展。其中，面向轨道交通的健康管理工程应用取得了丰硕成果，比如法国阿尔斯通公司推出了集成有Train Tracer、Track Tracer、Train Scanner等功能产品的智能化PHM（prognostics and health management）平台HealthHub，该平台已累计服务40余个国家高铁、城轨

**基金项目：**国家重点研发计划（2022YFB4300601）
**通信作者：**秦　勇（1971—），男，博士，教授，博士生导师，主要从事轨道交通主动安全保障与运输组织、智能交通系统方面的研究；E-mail: yqin@bjtu.edu.cn
**引用格式：**秦勇, 丁奥, 王彪, 等. 轨道交通列车新一代健康管理系统架构研究[J]. 机车电传动, 2024(1): 1-10.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2024.01.001.
**Citation：**QIN Yong, DING Ao, WANG Biao, et al. Research on the new generation framework of PHM systems for railway trains[J]. Electric drive for locomotives,2024(1): 1-10.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2024.01.001.

系统的30 000余列列车。其他国际知名轨道交通装备制造、线路运营和技术服务企业也纷纷在列车健康管理领域发力。比如，德国铁路股份公司正在推动基于数字孪生铁路系统的设备运维、应急救援应用开发，日本日立铁路公司提出了基于无线数字系统的转向架健康监测和维修解决方案等。

随着我国铁路信息化的全面铺开，积累了海量服役数据，为我国列车健康管理技术的智能化转型提供了有利条件。我国轨道交通列车健康管理系统的发展可以划分为4个阶段[4]：

①列车健康管理1.0阶段：2010年之前，随着列车速度的不断提升，我国列车健康管理技术处于早期起步发展阶段。车载监控点位较少、数据采集密度较低、监测数据分析基本空白；轨旁监控依赖铁路车辆运行安全监控（5T）系统模式。健康管理功能简单，主要以超限报警为主。检修方面则完全遵循周期性运用修和高级修。

②列车健康管理2.0阶段：2011年随着京沪高铁的开通，高速列车大规模应用，我国轨道交通行业对列车健康管理的理解逐步深化，相关研究和应用取得积极进展。针对牵引、供电、走行等列车关键系统的车载感知问题，摸索出了可行的系统性解决方案。列车健康管理功能向诊断和预测拓展，修程修制得到科学优化。

③列车健康管理3.0阶段：2017年北京地铁燕房线、上海地铁浦江线无人驾驶列车投入运营，在无人驾驶需求的驱动下，对列车健康状态的及时监测处置和全寿命周期管理都提出了更高的要求。在大数据、人工智能、新一代移动通信技术的赋能下，智能化的列车全寿命周期健康管理体系形成雏形。列车感知测点数量进一步增加，比如CRH380动车组的感知测点超过2 500个。列车感知测点与轨旁监测系统组成了交叉互补的感知体系，感知–分析–决策的健康管理闭环逐渐打通。云存储、云计算为海量数据分析处理提供了有力支撑，人工智能技术深入到状态监测、诊断预警、应急处置、维修决策等方方面面，部分部件的预测性维护得到示范性应用和推广。

④列车健康管理4.0阶段：随着列车运营智能化水平和列车全寿命周期综合效能的逐步提升，列车健康管理对全息状态感知、精细诊断预测、时效反馈处置的要求不断提高，传统架构存在着感知低效、融合深度不足、模型优化动态差、计算协同弱以及自主化决策水平低等问题。全天候、全方位、多模态的泛在感知，“端–边–云”集群的协同计算，智能、高效的自主决策将会成为列车健康管理4.0阶段最显著的特点，引领列车安全保障和运维品质的升级。

本文综合现有相关经验和前沿技术，提出基于泛在感知与协同计算的轨道交通列车健康管理4.0系统架构，并且将详细阐述其内涵概念、系统架构和关键技术，在此基础上总结未来几年技术攻关的重点方向。

## 1 轨道交通列车健康管理4.0系统架构的内涵概念

在提出的轨道交通列车新一代健康管理系统架构中，引入了泛在感知、协同计算等概念，本章将详细阐述其内涵。

### 1.1 泛在感知

泛在感知是一个涉及多个学科和研究领域的前沿概念，从不同角度出发其内涵也有所不同。文献[5]从传感网络部署方式角度给出了泛在感知的解释，即传感器群可按照任务的需要进行方便的部署，其信号传输的路径不受有线接线的约束。文献[6]则从泛在计算角度给出了另一种解读，认为泛在感知是实现泛在计算的重要手段，为泛在计算提供感知的能力，而又不增加用户的负担。从更直观的角度讲，泛在感知通过各类感知设备对人、物、环境等对象进行全面、灵活、现场条件适配的实时监测，供泛在计算进行分析、识别和解读[7]。

在轨道交通列车健康管理领域，泛在感知有着更具象的意义，即通过列车和轨旁部署的多物理量传感器、摄像头、激光雷达等感知设备灵活地组成感知网络，实现列车服役状态全天候、全方位、多模态的感知，以及数据匹配和前置处理。在此基础上，泛在智能感知通过智能算法使能硬件为泛在感知赋予了智慧属性，感知节点除了基本功能外，还拥有感知策略自适应、数据清洗、感知压缩和超轻量化健康管理等能力。

### 1.2 协同计算

随着万物互联时代到来，数据和计算规模呈爆炸式增长，具备处理能力的边缘设备被广泛应用。在这样的背景下，将部分计算任务从云端下沉到边缘和终端可以有效缓解云计算平台负载，得到更快的服务响应，“端–边–云”共同承担计算任务，即为协同计算[7]。在轨道交通列车健康管理场景下，“端”特指终端感知设备，“边”特指车载健康管理智能主机或智能路由，“云”特指列车健康管理云服务器。状态监测、故障诊断、寿命预测、应急处置和运维决策等任务被合理分配给“端–边–云”体系的各层次节点。相较于传统的云中心服务架构，可以提供更为迅捷的反馈处置。此外，在协同计算基础上，列车健康管理系统架构还演化出新的能力：

①集群协同学习：“端”“边”设备可面向不同部件、不同工况和不同环境，利用源源不断的流式感知数据对其部署的智能健康管理模型进行自主持续学习。

在此基础上，“云”“端”统筹各“端”“边”设备的自主学习经验，总结通用模型，传播和迁移知识。最终，通过集群协同学习支撑运维安全保障水平的持续提升。

②自适应资源分配：针对不断变化的监测需求、设备负载、网络资源，“端–边–云”集群可以自适应地配置感知策略、任务分发和通信拓扑等，进而实现健康管理系统内感知、计算、存储、通信资源的高效运筹。

## 2　轨道交通列车健康管理4.0系统架构

列车健康管理系统的代际演化主要体现在感知、分析和决策的技术迭代和功能完善，图1简要总结了列车健康管理各阶段的特点和代表性产品。本文提出的基于泛在感知与协同计算的新一代轨道交通列车健康管理体系由过往技术和经验的积累发展而来，利用新技术赋能的硬件和软件架构实现列车服役状态泛在感知、“端–边–云”集群智能协同计算、自主化决策反馈、及时应急处置与运维管理的完整功能闭环，如图2所示。列车健康管理4.0系统架构最显著的特点就是泛在感知和协同计算概念和技术的引入。其中，泛在感知提供了完备的服役状态信息来源和开放的数据接入接口，而协同计算则为智能分析、决策和学习提供了丰富的计算资源，通过灵活地组合和引入节点可以有效满足不断涌现的新需求。下文将从系统结构角度剖析列车健康管理4.0系统的组成和特点。

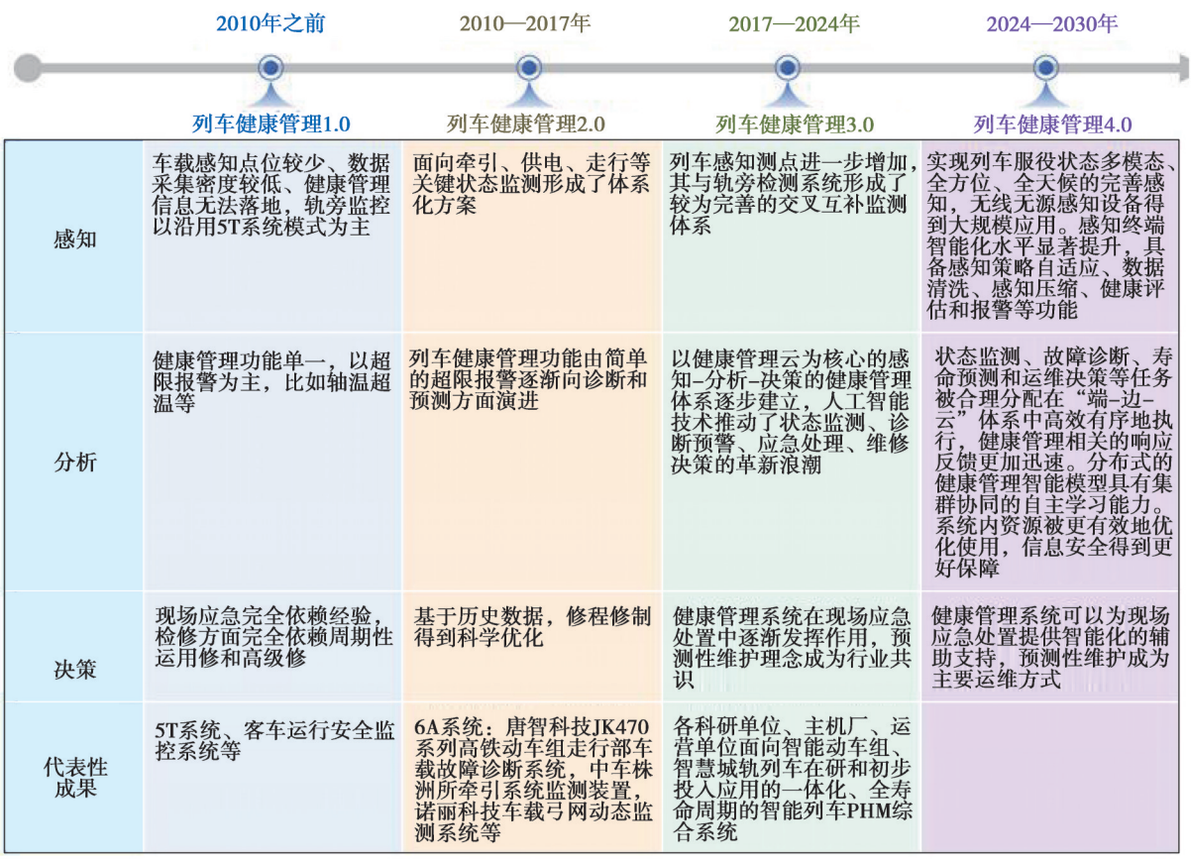



图1　列车健康管理系统在各阶段的演化过程

Fig. 1　Evolution of PHM systems for railway trains at each stage

### 2.1　轨道交通列车健康管理4.0系统硬件架构

列车健康管理4.0体系以全维度时空感知、智能化集群处理、敏捷性实时响应为核心，推动列车日常运维和安全保障工作由被动处置向主动预防的全面升级。新一代系统由“端–边–云”三级结构构成，分别对应终端泛在感知层、边缘智能计算层和云端自主决策层，如图3所示。

终端泛在感知层由部署于车辆或轨旁的各类传感器、摄像头、激光雷达等智能感知设备组成。例如，列车走行系统的感知设备包括在轴箱、齿轮箱、电机、构架上安装的振动传感器、温度传感器、速度传感器、转速传感器、电压传感器等，以及轨旁轴温监测系统、轨旁声学监测系统等，这些设备和系统共同实现走行系统完备服役状态的联合感知。在新一代健康管理系统架构中终端泛在感知层在现有感知方案基础上，更强调全面、灵活、智慧的属性。具体而言，状态感知设备集成度更高、信息感知维度更多样，各类设备交叉配合形成感知网络，以精准匹配和刻画感知对象的多模态时空状态。无线无源传感器和新一代物联网技术使得感知设备的部署和组网更加灵活，而终端算力的提升使得感知设备在具备基本的数据采集功能外还

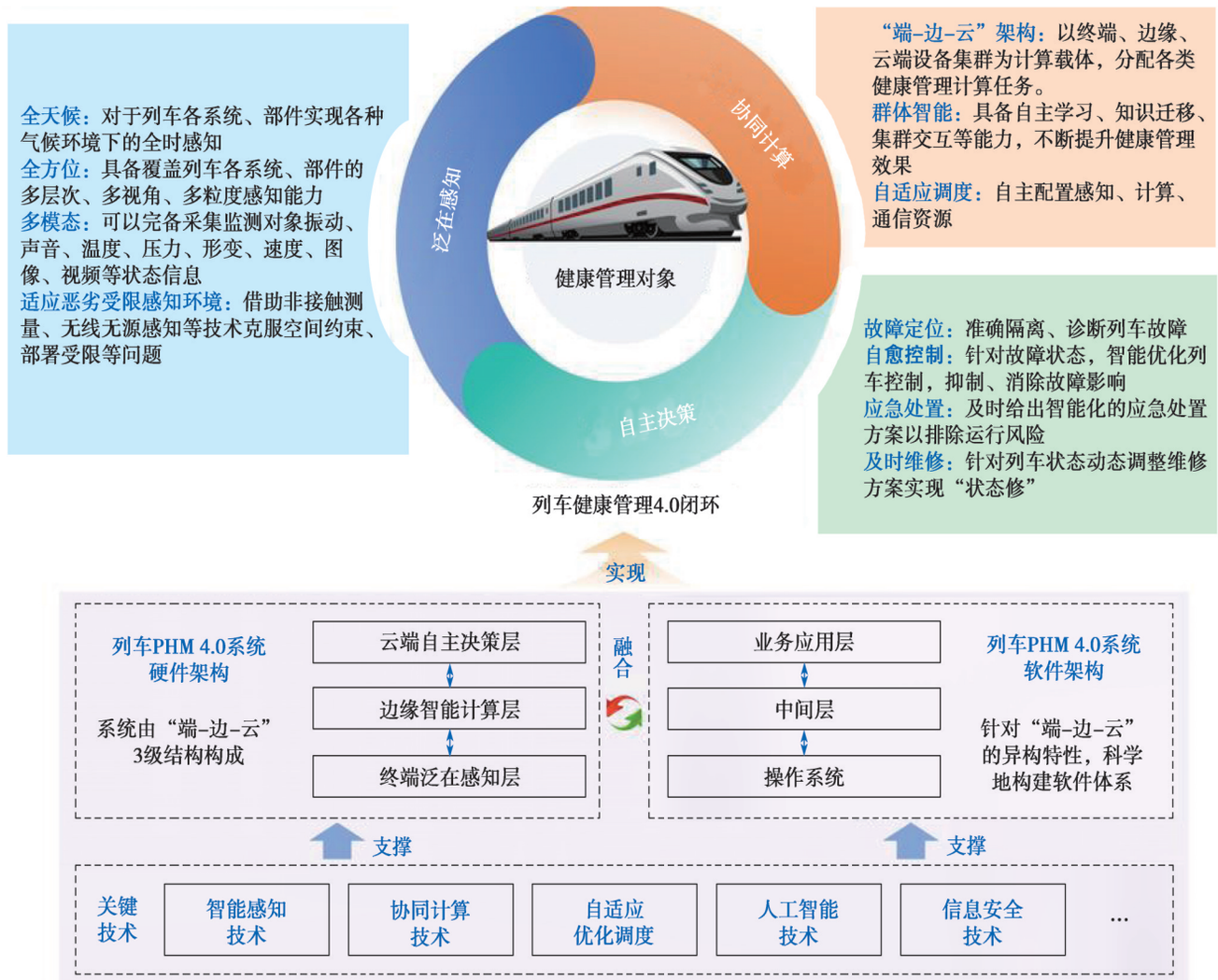



图2　基于泛在感知与协同计算的列车健康管理4.0系统总体逻辑

Fig. 2　Global logics of PHM systems for railway trains based on ubiquitous sensing and cooperative computing

拥有了超轻量化模型的部署和运行能力，因而部分健康管理任务得以下放到终端泛在感知层。对于终端泛在感知层与边缘智能计算层的交互，感知设备不再上传低信息密度的原始数据，而是上传经过处理的异常报警信息、高凝练度感知信息、感知设备信息等，从而有效降低通信成本。同时，终端泛在感知层设备接收边缘智能计算层发出的调度指令和泛化知识，实现感知策略和算法参数的动态调整。

边缘智能计算层由车载健康管理智能主机或智能路由组成，其算力介于终端泛在感知层和云端自主决策层之间。在列车健康管理4.0系统中，边缘智能计算层承担着数据缓存、云边协同计算、边端协同计算、集群协同学习、感知调度等任务，是减小处理时延、提供实时诊断和预测的关键。与现有的车载健康管理主机相比，边缘智能计算层设备集成了智能化的故障诊断、寿命预测、应急辅助、自愈控制模型，并支持本地化的模型自主持续学习。比如，当列车某系统或部件发生预期外的故障或退化模式时，部署在边缘设备上的健康管理模型可以自发地对其进行学习，达到不断提升诊断/预测效果的目的。对于边缘智能计算层与云端自主决策层的交互，仅需上传诊断预测信息、个体自主学习信息和边缘设备信息等，使得云端计算和存储负载压力显著降低。同时，云端自主决策层作为健康管理体系的中枢，将统筹调度指令、泛化健康管理知识下发到各边缘设备，使得健康管理经验在边缘设备集群间高效传播。

云端自主决策层主要指路局、运营商、主机厂等搭建的列车健康管理云服务器，其在列车健康管理4.0系统中扮演着超级大脑的角色。由于边端设备对计算和存储负载的分担，云服务器不再接入和处理繁杂的低质量原始数据，因而可以专注于高质量历史数据的存储和挖掘、边缘设备的优化调度、集群学习的协同统筹、运行风险智能评估和运维决策辅助支持等。

综上所述，“端–边–云”协同可以概括为实时响应要求高、计算复杂度低的任务下沉到终端泛在感知层和边缘智能计算层，实时响应要求低、计算复杂度高的任务则由云端自主决策层执行，各层级间协同交互形成高效、有序的健康管理体系。

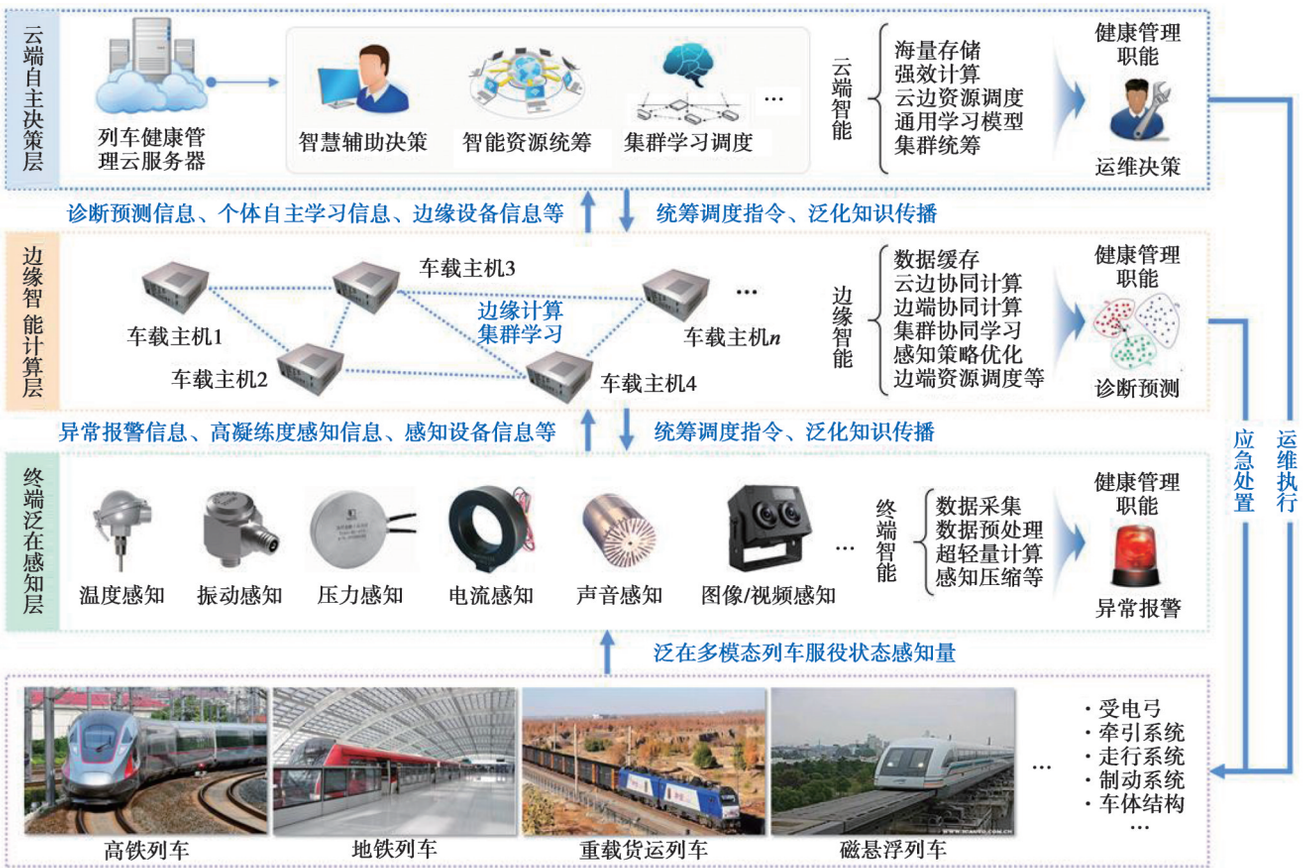



图3　基于泛在感知与协同计算的轨道交通列车健康管理4.0系统硬件架构

Fig. 3　Hardware framework of PHM 4.0 systems for railway trains based on ubiquitous sensing and cooperative computing

## 2.2　轨道交通列车健康管理4.0系统软件架构

智能化的软件系统为轨道交通列车健康管理4.0架构注入了智慧化属性，是软件定义系统的深刻体现，是列车健康管理迈向自主系统的关键[8]。针对“端–边–云”设备的异构特性，科学地构建软件体系，为设备和应用之间提供便利的互操作能力，使不同设备各司其职地执行智能感知、智能连接、智能计算等任务显得尤为重要。本节通过介绍物联网场景下的操作系统、支撑健康管理任务的中间件和实现健康管理功能的业务应用3个层次详细描述基于泛在感知与协同计算的轨道交通列车健康管理系统的软件架构。图4展示了软件架构的层次结构。

操作系统是协调和控制硬件与软件资源的底层程序。对于终端泛在感知层，嵌入式感知终端承载了越来越复杂的健康管理功能，面向嵌入式环境的操作系统可以显著提升开发和管理效率，目前主流的嵌入式操作系统包括FreeRTOS、μC/OS、RTX、RT-thread、Huawei Lite OS等。对于边缘智能计算层，车载智能主机或智能路由可采用面向便携智能终端的通用操作系统，如Windows、Linux、Android、Harmony OS等。对于云端自主决策层，健康管理云服务器通常选择专用的操作系统，比如Windows Server、Cent OS等。为适应不同操作系统的差异性，软件设计应充分考虑多

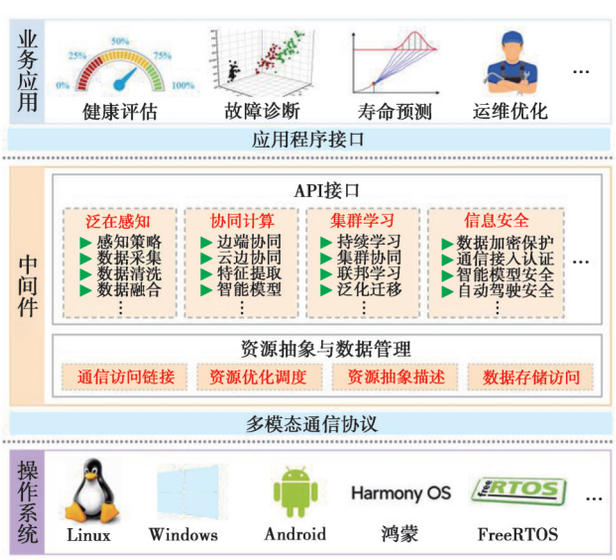



图4　基于泛在感知与协同计算的轨道交通列车健康管理4.0系统软件架构

Fig. 4　Software framework of PHM 4.0 systems for railway trains based on ubiquitous sensing and cooperative computing

样化的系统环境，确保软件具备足够的兼容性和互通性。此外，选择的操作系统都应具备人工智能模型部署和集成的便捷框架。

中间件位于操作系统和健康管理应用之间，直接为健康管理应用提供运行和开发环境。在新一代列车健康管理系统中，硬件设备获取海量数据，并进行多

层次协同处理与分析。设备资源描述与数据管理是构建中间件的基础，其可以进一步细化为资源注册与访问、资源抽象描述、资源优化调度、数据存储访问等。在此基础上，将泛在感知、通信组网、协同计算、集群学习、信息安全等功能进行单元化细分，并以容器形式封装。通过合理的功能划分和规范的接口设计，提高组成单元内聚性，可以有效提升健康管理应用开发、运行的调用效率。

业务应用层是软件系统直接面向使用者的交互载体，边端应用的使用者多为列车司机、随车机械师、现场运维人员，云端应用的使用者多为运维调度和管理人员，因而人机界面应根据不同交互对象有针对性地进行设计。此外，业务应用层还负责实现具体的健康管理功能，包括健康状态监测、异常状态报警、智能故障诊断、剩余寿命预测、应急处置支持、安全风险评估、运维辅助决策、协同训练学习等。其借助应用程序接口可以直接调用中间件，通过应用程序接口的抽象和建模弱化底层硬件概念，并隔离硬件差异性。因此，应用程序具有良好的可移植性和兼容性，这对于“端–边–云”的协同具有重要意义。

## 3 轨道交通列车健康管理4.0系统关键技术

新一代轨道交通列车健康管理系统架构中泛在感知、协同计算、集群学习等新特性给其技术实现带来了新的挑战，本章节将细致梳理亟待突破的关键技术。

### 3.1 泛在智能感知技术

泛在智能感知技术是实现在动态多变、恶劣受限的复杂运行场景下列车服役状态全天候、全方位、多模态完备获取的关键技术。以声发射技术、毫米波雷达技术、激光点云技术、量子传感技术等为代表的先进感知手段是实现泛在智能感知技术的基础。此外，无线无源自供能传感器通过低功耗无线通信与环境耗散能收集的深度融合，能克服传统有线传感器布线受限和无线传感器供能困难的问题，在列车健康管理领域的应用值得期待。进一步地，感知策略自适应技术可以有效降低感知功耗和设备负载，特别适用于无线无源感知终端，其通过智能分析感知对象的运行机制和故障/退化原理，基于实时状态和寿命阶段动态调整感知策略，实现被动感知到主动感知的跨越。在先进感知设备支持下，感知测点优化和多源异构数据融合等技术可以有效提升感知品质，进而为健康管理提供高质量的数据源。

### 3.2 “端–边–云”协同计算技术

“端–边–云”协同计算技术是列车健康管理4.0系统实现高效健康管理和反馈响应的关键。一方面，针对智能健康管理模型计算复杂度高、内存占用大的问题，需要在保证健康管理功能和效果基础上，深入研究基于网络剪枝、参数量化、知识蒸馏和轻量化结构等技术的适配嵌入式环境的轻量化、超轻量化健康管理模型，通过化繁为简提升智能模型在“端”“边”环境下的可用性[9]；另一方面，借助“端–边–云”协同计算框架，通过自主学习实现健康管理效果的动态提升以满足不断涌现的新需求，这尤其重要。其中，自主学习体现在2个层面——个体学习和集群学习。个体学习主要指分散部署于各“端”“边”设备的健康管理模型自发地从在线样本汲取知识以持续提升任务表现，强调学习应面向列车运行环境和工况的差异性；集群学习则指云服务器基于各“端”“边”设备个体学习结果的挖掘和传播泛化经验，强调共性知识对个体性能提升的贡献。对于个体学习，关键技术在于根据不同健康管理对象、模型类型和计算环境，灵活地融合参数正则化、样本回放、知识蒸馏、模型结构化拓展等策略[10]，均衡健康管理模型的“可塑性–稳定性”，进而在保持既有性能的基础上，利用源源不断的在线样本驱动健康管理模型的动态进化。集群学习在个体学习基础上，充分发挥云端信息集中的优势，凝练并传播共性知识，从而突破个体学习瓶颈，其关键技术包括联邦学习[11]、同伴学习[12]、多智能体深度强化学习[13]、跨域知识迁移[14]等。

### 3.3 自适应资源优化调度

在实际的列车健康管理中，由于监测需求、设备负载和网络资源的动态变化，因此自适应地调整感知策略、分配计算任务、配置网络拓扑，可以优化健康管理系统感知、计算、存储和通信资源的使用。对于感知策略自适应调整，可以根据健康管理对象的实时服役状态和性能退化阶段主动地调整感知唤醒间隔、采样频率等参数，以降低感知终端负载和功耗。计算任务的动态分配面向“端”“边”设备线程挤占等特殊场景，通过合理的任务拆分并将部分任务移交上级设备执行，以提升时效性。网络资源自适应指借助强化学习、神经网络等方法，学习不同性能指标对网络性能的影响，利用学习到的经验降低通信时延，提升通信可靠性，有效应对通信敝障、拓扑变化和节点移动等带来的影响[15]。此外，充分考虑列车复杂的电磁环境，针对无线无源自供能传感器进行功率优化、频谱管理也是自适应资源优化调度的关键技术项点。

### 3.4 人工智能与信息安全

在“端–边–云”协同的列车健康管理4.0系统架构中，人工智能模型广泛部署、信息流通更为便捷、设备组网更为灵活，随之而来的信息安全挑战也比以往更为严峻。基于人工智能的健康管理方法通常使用黑

箱模型，这导致其在自主学习和执行任务过程中被攻击从而泄露信息或输出错误结果的行为难以辨识和控制，增加了安全风险。因此，研究智能健康管理模型的综合防御技术以应对对抗攻击、数据投毒和模型窃取等威胁具有重要意义。提升模型的可解释性、泛化能力和鲁棒性等都是保障人工智能信息安全的有效手段[16]。除此之外，在列车健康管理4.0系统的“端–边–云”协同模式下，数据汇集和处理过程中语义信息更为明确，系统内信息除了用于健康管理外还涉及到与自动驾驶、列车调度等外部系统的交互，这会导致数据窃取、篡改和误用等带来的风险被放大，因此将区块链技术引入列车健康管理系统，通过对数据和行为溯源确保数据一致性、可靠性并保护数据隐私值得关注。设备灵活组网也使得传统的集中式信任认证机制难以实施，埋下了未知设备接入和恶意攻击的隐患，因此设计面向“端–边–云”的多级分布式认证体系也是保障信息安全的必要手段[17]。

## 4　未来研究方向

作为技术的最新演化方向，泛在感知和协同计算技术在智慧城市、自动驾驶、智能制造等领域得到越来越多的应用。一些前沿感知、通信和计算技术也被引入到轨道交通健康管理中，列车健康管理向4.0阶段跃迁蓄势待发，本章将就未来几年有望实现技术创新和工程应用的相关重点方向进行讨论。

### 4.1　无线无源自供能感知

无线无源自供能感知技术是环境能源领域的新兴方向，通过捕捉和存储环境中的耗散能，为智能传感器提供稳定而持续的能量来源。已有案例将相关技术应用到列车健康监测中，如英国的Perpetuum公司研发了具备能量收集功能的无线传感节点以实现列车轴箱轴承振动状态的长期跟踪；天津大学王炜团队设计了一种“T”形超低频宽带压电能量收集器，可安装在货车轴箱，用于收集转向架的横向振动能量[18]；西南交通大学张祖涛教授团队开发了一种基于摩擦纳米传感器的能量自洽系统，可在提供电能的同时检测列车的运行状态[19]；笔者团队目前正在推进基于双稳态的电磁式振动能量收集器研究[20]，旨在收集列车振动能量为城轨列车、高速列车和重载货运列车的走行部健康监测无线传感器供能，其结构如图5所示。然而，在以磁悬浮为代表的复杂电磁环境下，无线无源自供能感知技术的可用性和稳定性仍然需要进一步深入研究。随着相关技术的发展，无线无源自供能技术有望为新一代列车健康管理的泛在感知提供有力支撑。

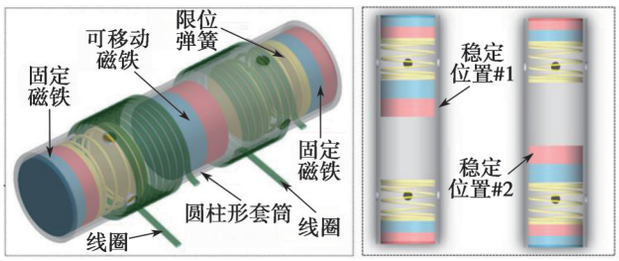
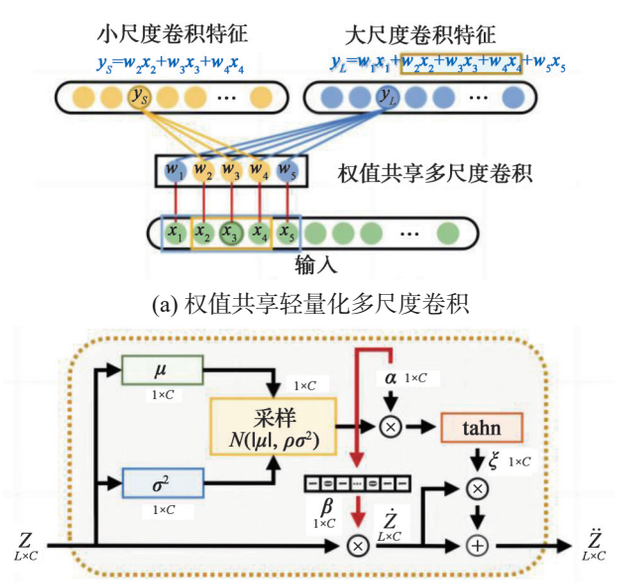



图5　基于双稳态的电磁式振动能量收集器

Fig. 5　Electromagnetic vibration energy harvester based on bi-stable

### 4.2　资源适配的智能健康管理

尽管嵌入式“端”“边”设备性能不断提高，但在面对大规模人工智能模型处理高密度列车实时状态数据时，仍然难以提供足够的计算资源和存储资源。一方面，部署于“端”“边”设备的智能健康管理模型应充分适配现场资源，基于智能模型的参数冗余原理，尽可能地降低模型复杂度以满足受限的部署和运行条件。目前，轻量化深度网络、网络剪枝技术等已被应用到基于振动信号的城轨列车走行部智能诊断和基于图像的高铁受电弓智能监测研究中[7, 21]。其中，笔者团队提出的基于自适应剪枝的轻量化、多尺度智能轴承诊断网络已适配多种嵌入式平台，其核心技术如图6所示，成果得到了国内外学者的广泛认可[21]。另一方面，采用软硬协同的智能解决方案也是解决资源适配问题的可行途径，专门为嵌入式设备定制深度计算框架、加速器，以及设计智能健康管理算法的FPGA专用芯片前景广阔。




(a) 权值共享轻量化多尺度卷积

(b) 动态剪枝模块

图6　基于自适应剪枝的轻量化多尺度智能轴承诊断创新技术

Fig. 6　Novel techniques of intelligent lightweight multi-scale algorithms for bearing fault diagnosis based on adaptive pruning

### 4.3 健康管理模型集群自主学习

近年，在机械健康管理领域已有一些学者对牵引电机、减速齿轮箱、轴箱智能诊断模型、寿命预测模型的持续学习问题开展研究[22-24]。其中，笔者团队率先提出了针对牵引电机智能诊断模型的弹性可拓展持续学习策略，并取得了良好的效果[24]，如图 7 所示。然而，现有研究多为面向健康管理模型的个体学习，没有充分考虑“端–边–云”体系内的集群协同效益，这主要是由于现有车辆网络、车地网络的带宽限制，以及行车安全考量，导致集群学习的知识传播和协同调度链路没有顺畅打通。此外，不同的列车型号、行驶环境和运行工况下的健康管理知识泛化依旧有待工程检验，能否将京沪线路积累的丰富应用示范经验有效应用到川藏线路运维条件相对特殊的线路尚待论证。随着新一代人工智能技术的发展、5G 一些先进通信技术在轨道交通领域的运用，以及台架/线路试验测试条件的日趋成熟，对于健康管理模型的集群自主学习技术有机会在近几年内实现关键性突破。

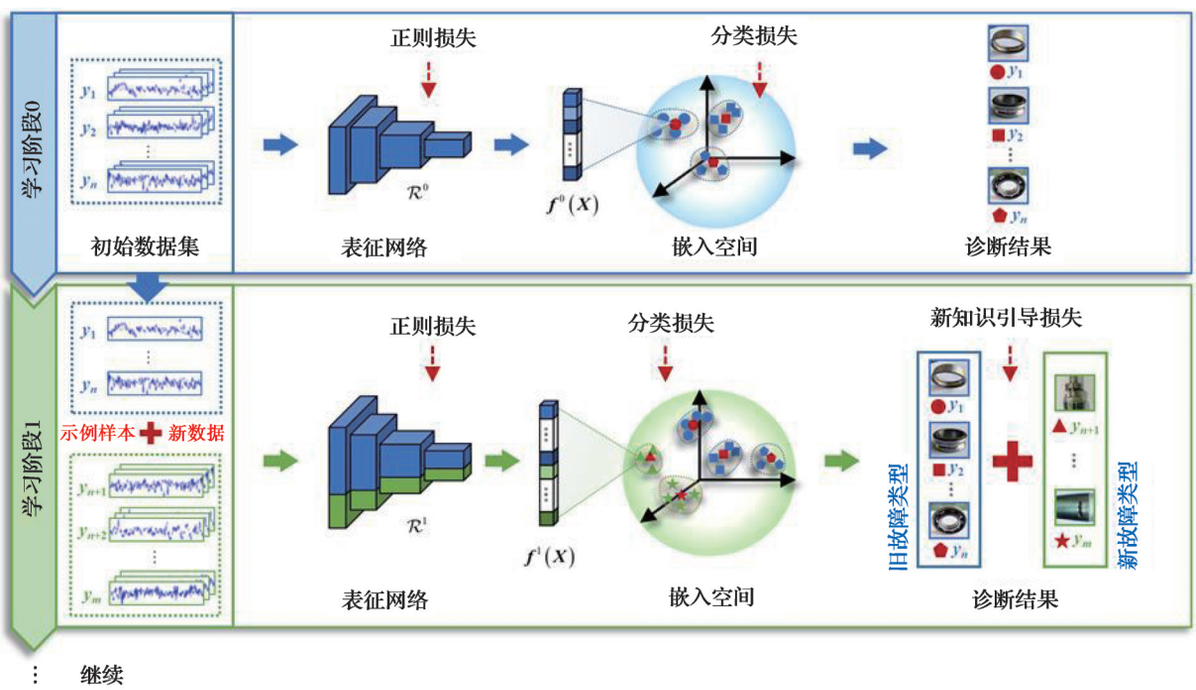



图 7 牵引电机智能诊断模型的弹性可拓展持续学习策略

Fig. 7 Elastic expandable strategy of continual learning for the intelligent diagnosis models of traction motors

## 5 结束语

本文在对列车健康管理系统技术发展阶段的梳理分析基础上，提出了基于泛在感知与协同计算的轨道交通列车健康管理 4.0 系统架构。该架构通过引入泛在感知、协同计算、集群学习等前沿概念和技术，有效克服当前架构感知低效、融合深度不足、模型优化动态差、计算协同弱以及自主化决策水平低等问题。在此基础上，介绍了包括无线无源自供能感知、资源适配的智能健康管理和健康管理模型集群自主学习等潜在技术突破方向，以支撑全天候、全方位、多模态和适应恶劣受限环境的列车服役状态感知、“端–边–云”计算架构下的算法部署运行以及健康管理模型的集群自主动态升级的实现，从而推动新一代轨道交通列车健康管理系统技术成熟和落地应用，为引领该领域研究的国际发展方向和打造源于中国的解决方案做出贡献。

**参考文献：**

[1] 国家统计局. 铁路行业年度数据[EB/OL]. (2022-12-31) [2023-11-18]. https://data.stats.gov.cn/search.htm?s=铁路.
National Bureau of Statistics. Annual data for the railway industry[EB/OL]. (2022-12-31) [2023-11-18]. https://data.stats.gov.cn/search.htm?s=铁路.

[2] 顾晓辉, 杨绍普, 刘文朋, 等. 高速列车轴箱轴承健康监测与故障诊断研究综述[J]. 力学学报, 2022, 54(7): 1780-1796.
GU Xiaohui, YANG Shaopu, LIU Wenpeng, et al. Review of health monitoring and fault diagnosis of axle-box bearing of high-speed train[J]. Chinese journal of theoretical and applied mechanics, 2022, 54(7): 1780-1796.

[3] 刘国桐. 基于 PHM 技术的和谐型机车主变压器故障诊断研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2022.
LIU Guotong. Research on fault diagnosis of main transformer of HX locomotive based on PHM[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2022.

[4] 王军, 丁荣军. 中国高速列车健康监测与管理: 进展及展

望[J]. 中国工程科学, 2023, 25(2): 232-242.
WANG Jun, DING Rongjun. Prognostics and health management of high-speed trains in China: progress and prospect[J]. Strategic study of CAE, 2023, 25(2): 232-242.

[5] 彭瑜. 我国发展无线技术工业应用的机遇和对策[J]. 中国仪器仪表, 2008(增刊1): 59-63.
PENG Yu. Development opportunity and countermove for Chinese industrial application of wireless technology[J]. China instrumentation, 2008(Suppl 1): 59-63.

[6] ESSA I A. Ubiquitous sensing for smart and aware environments[J]. IEEE personal communications, 2000, 7(5): 47-49.

[7] 郭斌, 刘思聪, 刘琰, 等. 智能物联网: 概念、体系架构与关键技术[J]. 计算机学报, 2023, 46(11): 2259-2278.
GUO Bin, LIU Sicong, LIU Yan, et al. AIoT: the concept, architecture and key techniques[J]. Chinese journal of computers, 2023, 46(11): 2259-2278.

[8] 高晗, 田育龙, 许封元, 等. 深度学习模型压缩与加速综述[J]. 软件学报, 2021, 32(1): 68-92.
GAO Han, TIAN Yulong, XU Fengyuan, et al. Survey of deep learning model compression and acceleration[J]. Journal of software, 2021, 32(1): 68-92.

[9] CHEN Hualong, WEN Yuanqiao, ZHU Man, et al. From automation system to autonomous system: an architecture perspective[J]. Journal of marine science and engineering, 2021, 9(6): 645.

[10] 李文斌, 熊亚锟, 范祉辰, 等. 持续学习的研究进展与趋势[J/OL]. 计算机研究与发展: 1-19. (2023-10-13) [2023-11-26]. https://link. cnki. net/urlid/11.1777. TP. 20231012.1035.002
LI Wenbin, XIONG Yakun, FAN Zhichen, et al. Advances and trends of continual learning[J/OL]. Journal of computer research and development: 1-19. (2023-10-13) [2023-11-26]. https://link.cnki.net/urlid/11.1777.TP.20231012.1035.002.

[11] YANG Qiang, LIU Yang, CHEN Tianjian, et al. Federated machine learning: concept and applications[J]. ACM transactions on intelligent systems and technology, 2019, 10 (2): 12.

[12] ZHANG Ying, XIANG Tao, HOSPEDALES T M, et al. Deep mutual learning[C]//IEEE. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT：IEEE, 2018: 4320-4328.

[13] VINYALS O, BABUSCHKIN I, CZARNECKI W M, et al. Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning[J]. Nature, 2019, 575(7782): 350-354.

[14] 肖玲. 动车组实时监测图像中的异常目标检测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.
XIAO Ling. Research on abnormal target detection method in real-time surveillance images of electric multiple unit[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.

[15] ZHAO Liang, ZHAO Weiliang, HAWBANI A, et al. Novel online sequential learning-based adaptive routing for edge software-defined vehicular networks[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(5): 2991-3004.

[16] CHIO C, FREEMAN D. Machine learning and security: protecting systems with data and algorithms[M]. Sebastopol, CA: Oreilly & Associates Inc, 2018.

[17] XIAO Liang, WAN Xiaoyue, LU Xiaozhen, et al. IoT security techniques based on machine learning: how do IoT devices use AI to enhance security?[J]. IEEE signal processing magazine, 2018, 35(5): 41-49.

[18] WANG Zhixia, WANG Wei, TANG Lihua, et al. A piezoelectric energy harvester for freight train condition monitoring system with the hybrid nonlinear mechanism[J]. Mechanical systems and signal processing, 2022, 180: 109403.

[19] FANG Zheng, TAN Xing, LIU Genshuo, et al. A novel vibration energy harvesting system integrated with an inertial pendulum for zero-energy sensor applications in freight trains[J]. Applied energy, 2022, 318: 119197.

[20] LIU Mengzhou, ZHANG Yuan, FU Hailing, et al. A seesaw-inspired bistable energy harvester with adjustable potential wells for self-powered internet of train monitoring[J]. Applied energy, 2023, 337: 120908.

[21] DING Ao, QIN Yong, WANG Biao, et al. Lightweight multiscale convolutional networks with adaptive pruning for intelligent fault diagnosis of train bogie bearings in edge computing scenarios[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2023, 72: 1-13.

[22] CHEN Bojian, SHEN Changqing, WANG Dong, et al. A lifelong learning method for gearbox diagnosis with incremental fault types[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2022, 71: 1-10.

[23] LIU Siyuan, HUANG Jinying, MA Jiancheng, et al. Class-incremental continual learning model for plunger pump faults based on weight space meta-representation[J]. Mechanical systems and signal processing, 2023, 196: 110369.

[24] DING Ao, QIN Yong, WANG Biao, et al. An elastic expandable fault diagnosis method of three-phase motors using continual learning for class-added sample accumulations[J/OL]. IEEE transactions on industrial electronics. (2023-08-15) [2023-11-26]. https://ieeexplore. ieee. org/abstract/document/10219046.

# Research on the new generation framework of PHM systems for railway trains

**QIN Yong[1], DING Ao[1], WANG Biao[1], LIU Han[1,2], XU Lei[2], CAI Changjun[2], CHANG Zhenchen[3]**

(1. State Key Laboratory of Advanced Rail Autonomous Operation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. CRRC Qingdao Sifang Co., Ltd., Qingdao, Shandong 266111, China; 3. Guangzhou Metro Group Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510000, China; 4. CRRC Changchun Railway Vehicles Co., Ltd., Changchun, Jilin 130062, China)

**Abstract:** Scientific maintenance of operating vehicles and ensuring the safety of train operations have always been the core issues in the field of rail transit. In recent years, with the major demands of predictive maintenance and unmanned driving, there is an urgent need to realize the PHM (prognostics and health management) functions of holographic state perception, elaborate diagnosis and prediction, and timely feedback and disposal for railway trains. The existing system frameworks suffer from perception inefficiency, insufficient fusion, poor model optimization dynamics, weak computational synergy, and low levels of autonomous decision-making, etc. The development of advanced IoT, big data, artificial intelligence, digital twins, and other technologies has pushed the PHM system frameworks of railway trains to evolve to a higher level of intelligence. In this paper, the technical development stage of PHM systems of railway trains is reviewed and categorized. Furthermore, the PHM 4.0 framework for railway systems, which leverages ubiquitous sensing and collaborative computing, has been introduced. This framework is described in detail, elucidating its foundational principles, system structure, and key technologies. The paper also outlines the approaches, techniques, and anticipated outcomes associated with the deep integration of ubiquitous sensing, collaborative computing, and health management. Additionally, it clarifies the primary focus of current technological research, supporting enhanced safety and maintenance quality in railway operations.

**Keywords:** rail transit; prognostics and health management 4.0 systems for railway trains; ubiquitous sensing; collaborative computing; intelligent operation and maintenance; unmanned driving

收稿日期：2023-12-09；修回日期：2023-12-26