

融合 RCM、PHM 和数据挖掘的城市轨道交通车辆维护决策技术研究*

高明亮¹ 高珊^{1**} 于闯¹ 石海明¹ 刘德权¹ 邵俊捷¹
贾颜菽² 唐玉清¹ 莫柳松³

(1. 中车长春轨道客车股份有限公司国家轨道客车工程研究中心, 130062, 长春;

2. 北京化工大学信息科学与技术学院, 102299, 北京; 3. 北京明略科技软件系统有限公司, 100193, 北京//第一作者, 高级工程师)

摘要 提出了一种用于轨道交通车辆系统维修决策的 RCM(以可靠性为中心的维修)可靠性评估的新方法。针对轨道交通车辆系统故障机理复杂, 影响因素冗多, 提出基于 RCM、PHM(故障预测与健康管理和数据挖掘算法相融合的方法来构建系统的维护决策模型。与传统方法的区别在于, 该方法能够更精准地定义维护模型, 并获得系统的最优维护间隔, 计算效率高, 适用于复杂状态系统的可靠性计算。该方法可有效降低传统 RCM 的维护不足现象, 降低运维成本, 具有一定的推广应用价值。

关键词 城市轨道交通车辆; 维护决策技术; 故障预测与健康管理和数据挖掘; 以可靠性为中心的维修; 数据挖掘

中图分类号 U279

DOI: 10.16037/j.1007-869x.2021.02.016

Research on Urban Rail Transit Vehicle Maintenance Decision-making Technology Integrating RCM, PHM and Data Mining

GAO Mingliang, GAO Shan, YU Chuang, SHI Haiming, LIU Dequan, SHAO Junjie, JIA Yanshu, TANG Yuqing, MO Liusong

Abstract A new method of RCM reliability assessment for rail transit vehicle system maintenance decision-making is proposed. The fault mechanism of rail transit vehicle system is complicated, and the influencing factors are redundant. A method based on the integration of RCM, PHM and data mining algorithms is proposed to construct a system maintenance decision-making model. The difference with conventional method is that the proposed improved maintenance decision-making method can define the maintenance model with higher accuracy and acquire the optimal maintenance interval of the

system. The calculation is highly efficient and applicable for the reliability calculation of complex state system. This method can effectively reduce the under maintenance situation of conventional RCM, and reduce operation and maintenance costs, possessing certain promotion and application value.

Key words urban rail transit vehicle; maintenance decision-making technology; prognostic health management (PHM); reliability centered maintenance (RCM); data mining

First-author's address CRRC Changchun Railway Vehicles Co., Ltd., 130062, Changchun, China

0 引言

在城市轨道交通快速发展的过程中, 列车速度等级和乘客数量的上升引起相关系统以及零件的故障率逐年增加, 从而对列车的安全性、舒适性、平稳性和可用性提出了严格的经济性要求。因此, 具有经济性和精准度的维护对提高工厂产品生产的可用性、降低停机成本和提高列车运行可靠性越来越重要。

RCM(以可靠性为中心的维修)方法是一种系统工程, 亦是一种先进的维修管理机制, 通常用于确定设备的预防性维护要求并优化维护系统。实践证明: RCM 技术如能正确地被应用到现行的维护中, 在保证生产安全性和设备可靠性的前提下, 可将日常的维护工作量降到 40%~70%。国内外许多学者对 RCM 方法的应用做了众多深入的研究。文献[2]率先提出了将 RCM 理论引入设备维护管理中的建议。文献[3]将 RCM 方法应用于电力系统, 并提出推行 PHM(故障预测与健康管理和数据挖掘)/RCM 的建议, 更系统、全面地认识 RCM 方法的必要性和途

* 中国博士后基金项目(2020M670823)

** 通信作者

径,提出了评估 RCM 经济效益的一种更加准确可靠的方法,充分验证了 RCM 分析方法在电力维护系统中应用的可行性。文献[4]以北京大兴国际机场线的直线电机车辆为研究对象,开展了采用 RCM 方法研究最佳维护机器设备的方案,设计开发了一款维护决策系统,并说明了 RCM 方法的有效性。尽管 RCM 方法得到了广泛应用,但 RCM 逻辑判断是基于 FMECA(故障模式、影响和危害性分析)结果的故障模式分析和 FTA(故障树分析)故障模式逻辑图,该决策不涉及系统的生命周期,当使用 RCM 方法进行设备的预防性维护时,将导致获得的维护周期超出设备的可靠使用寿命范围,并增加了设备故障的可能性。

传统维护包括纠正性维护和预防性维护两种主要类型。故障发生后或发现明显故障后,应进行纠正性维护。然而,最好的纠正性维护只能用于非关键区域,这些区域的资本成本很小,故障后果很小,没有立即的安全风险,并且可以快速进行故障

识别和快速故障修复。

预防性维护以预定的时间间隔或根据规定的标准执行,旨在减少物品失效或功能下降的可能性。预防性维护分为预定计划修维护和基于状态的维护(CBM)两种类型。预定计划修维护不会发生任何监视活动。CBM 不按照固定的维护间隔和计划来执行维护活动,相反它监视系统和组件的运行状况来编制动态的预防维护计划。随着传感器技术和人工智能的发展,CBM 逐渐过渡到 PHM。

基于 OSA(开放系统架构)-CBM 的 PHM 系统包括 7 个不同的层,其技术模块如图 1 所示。在 PHM 的维护决策架构中,PHM 核心功能主要为状态监测、健康评估和故障预测功能^[5]。其中,状态监测功能对系统部件的实时运行特征参数进行监测与预警;健康评估功能对系统部件的特征进行提取,通过数据算法构建评估模型来评价系统部件的健康度;故障预测功能根据系统部件的参数退化规律进行寿命预测,以解决故障发生时间和故障模式的预测问题。

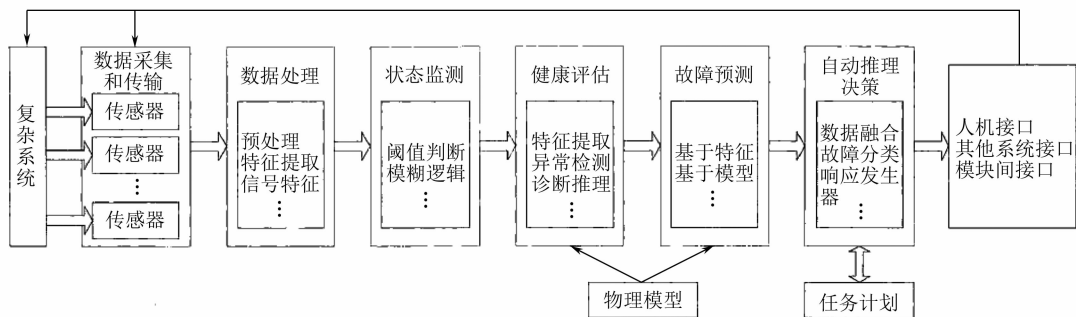


图 1 基于 OSA-CBM 的 PHM 系统架构

PHM 预测后期研究的主要任务是评估系统及部件生命周期的健康状况并估算剩余的使用寿命(RUL)。然而,实现可靠和有效的 PHM 面临众多难点。第一,通常需增加众多传感器从而导致成本增高,因此,应详细分析设备的投资经济可行性。第二,PHM 的目标是精确维护,但需要监控的参数较复杂,例如环境的复杂性、设备的内部结构及模糊的故障机制等,在实际应用中不易实现。

考虑到车辆维护的经济性,最好在先进的维护管理机制下实施 PHM。尤其是同时考虑确定系统组件的功能及其重要性时,RCM 方法是最佳的选择。RCM 方法的目的是在保证系统可靠性的前提下,确保维护成本、人力及经济最优化,提高车辆的可用性和上线率^[6]。在 RCM 的维护管理机制流程下,为了更精确地进行 PHM 维护,建议使用包含信

号层、特征层和决策层的数据挖掘技术^[7]。近年来,将数据挖掘技术应用于工程实践已受到越来越多的关注。特别是随着先进的传感器和信号处理技术的飞速发展,使得融合大量的交互信息进行数据挖掘成为可能,从而可获得更精准的 PHM 维护决策结果。本文提出了一种新的维护策略技术,该维护策略在 RCM 管理框架内将数据挖掘技术与传统 PHM 融合,能够更精准地定义维护模型,并获得系统的最优维护间隔,计算效率高,且适用于复杂状态系统的可靠性计算。

1 基于 RCM、PHM 和数据挖掘的维护决策技术

本文提出的维护决策技术如图 2 所示。该维护决策技术基于 RCM 维护管理流程,结合 PHM,可精

准地编制维护计划和任务,PHM 通过集成数据挖掘算法,实现更精准地监视、诊断和预测,以提高维护决策预测精度。

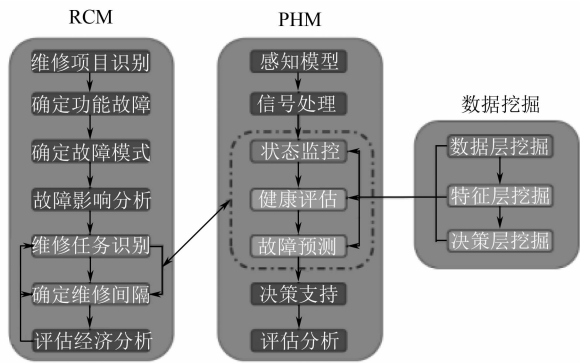


图2 基于RCM、PHM和数据挖掘的维护决策技术

1.1 集成 PHM 和 RCM 的高效经济维护

维护的主要目的是节约成本。复杂设备维护成本巨大,RCM 可以有效地组织 PHM 来优化解决方案以达到目标,因此,RCM 分析在轨道交通车辆维护领域中显示出越来越大的重要性。

RCM 分析的总体业务流程如图 3 所示。

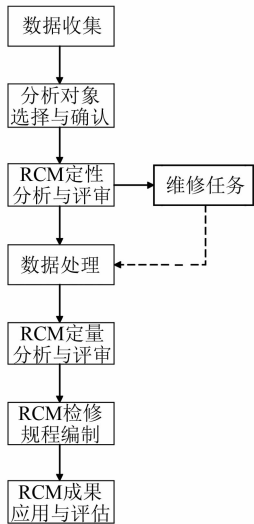


图3 RCM 分析的总体业务流程

RCM 分析的总体业务流程说明如下：

- 1) 数据收集。为 RCM 分析提供输入,包括但不限于工程设计数据、故障及检修数据及费用数据等。其中,工程设计数据包括产品结构数、系统原理及部件说明、线路图及原理图、接口文件、司机操作手册、途中应急故障处理手册等;故障数据包括运用故障和检修故障数据,如维护时间、维护人数等;费用数据包括部件采购价格、部件修理费用等。
- 2) 分析对象选择,确定 RCM 分析对象。基于

轨道车辆的产品结构在各层级执行分析对象决策,判断是否为重要维护项目(MSI),并通过 RCM 评审组确认。

3) RCM 定性分析,确定维护任务。从 MSI 功能出发,明确功能故障、故障影响及故障原因,通过故障后果为导向的任务决断逻辑及任务规划策略,定义维护任务。RCM 定性分析结果应通过 RCM 评审组确认。

4) 数据处理。执行数据清洗,供数据分析使用。收集与任务相关的故障及检修数据,并进行数据可用性评估(F3 评估)、数据整合、数据查重、数据拆分、数据标志、异常值剔除、数据映射、维护时间统计等数据清洗工作。

5) 数据分析。基于故障数据确定维护间隔。数据分析包括样本量评估、分布识别、回归分析和数据模型计算(物理风险模型、经济性模型、可用度模型)。基于数据分析结果,结合维护间隔框架,综合决策任务间隔,形成修成优化项点。

6) RCM 数据处理与数据分析过程应通过 RCM 评审组确认。

7) 基于经评审的 RCM 定性与定量分析结果,编制 RCM 检修规程。

8) RCM 成果应用与评估。建立合理的 RCM 检修规程应用验证方案,通过修程优化前后车辆及部件的可靠性分析与评估,判断 RCM 检修项点及间隔的合理性,确保 RCM 修程应用不会对安全及服务可靠性造成不可接受的影响。

1.2 PHM 与 RCM 之间的关系

RCM 分析方法可帮助维护管理者确定潜在的故障并提供可行的维护方案,有助于定义最佳的故障管理策略。PHM 建立在 RCM 方法论的基础上。PHM 本身不是一个过程。通过融合二者,形成一种综合维护策略,从而使维护管理者能够以最优成本效益的方式提高系统和设备的维护水平。同时,PHM 决策包括了许多功能和举措、程序和技术,可以提高基本 RCM 的执行任务。RCM 将部件故障模式与功能故障相关联,赋予风险属性(故障影响类别),为 PHM 监测对象选择提供决策依据。RCM 形成的功能故障、故障后果及故障原因的故障关联图谱,为 PHM 机理模型的构建提供支持。RCM 任务执行层级规划(车辆/系统/部件),为 PHM 监控层级定义提供支持。任务检查性能指标即 P-F 指标,为 PHM 特征参数的提取提供依据。该指标是

衡量从潜在故障到功能故障的表征参数。其中:P点为潜在故障点,F点为功能故障点。RCM数据处理为PHM提供经处理的可用的潜在故障和功能故障数据,为故障预测提供数据支持。精准的PHM监控和预测模型可用于替代RCM物理检查任务,这样PHM可以有效促进RCM分析。

1.3 融合PHM和数据挖掘的精准维护决策

为了使PHM实现精准地预测、诊断、评估,本文融合数据挖掘算法,通过采集信号层、特征层和决策层的信息,构建更加准确的监控诊断评估模型,从而产生精确的维护决策。

1.3.1 基于数据挖掘的PHM维护策略

基于数据挖掘的PHM系统主要包括挖掘诊断、监控、预测等3个方面,流程如图4所示。首先,通过感知器收集原始信号并进行信号预处理;然后,通过相关数据算法计算并提取适当的特征,这些特征会给出有关运行状态的信息;最后,PHM能够清晰识别不同故障的特征并进行诊断分析,同时对设备健康状况退化趋势的特征进行监视和预测。

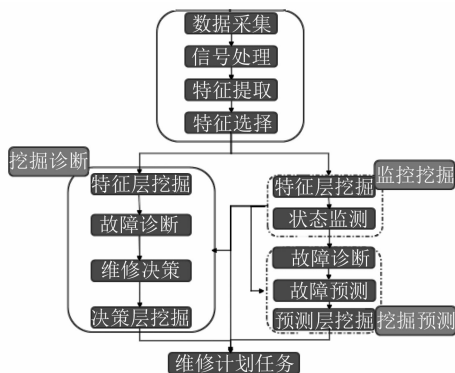


图4 基于数据挖掘的PHM维护决策流程

首先,对特征层直接挖掘出的故障特征进行精准识别与诊断,通过决策层挖掘,最终形成维护计划任务。针对识别故障特征特点,提出了两套维护策略,分别为挖掘故障诊断策略和挖掘监控、预测策略。

针对系统功能部件健康退化的规律,某些特征值只能表示一段时间或者某一时刻的故障情况。不同的特征值反映的情况有可能不一致,这样就容易导致多种故障决策,因此,可以考虑将多个指标进行融合并进行挖掘统计分析,形成更加精准可靠的维护决策特征值选择方法,当监视的指标超过预定量时,将触发诊断和预测过程。直接从源数据进行特征的提取往往取得的结果不是很准确,可以考

虑从特征层和决策层进行特征的深度挖掘,从而获得更加精准的诊断结果,以及制定最佳的维护的计划。

1.3.2 挖掘诊断决策技术研究

挖掘诊断决策技术是指针对系统组件故障特征明显或者确定的情况,使用特征提取器提供故障的特征向量,然后经过分类器进行故障的精准定位。在整个故障诊断过程中,持续监控提取故障信号,并及时预警相应的故障。在图4所示的挖掘诊断决策中,系统部件的运行状态参数信号被收集的同时进行特征提取。通过及时提取的特征可以清楚地区分不同故障。然后将这些生成的特征以某种方法进行组合,例如,利用神经网络或在特征层级别进行聚类分析。最后利用分类器对计算出的特征或挖掘特征进行分类诊断评估。来自所有分类器的诊断决策将作为决策向量分组,并发送到特定的决策层挖掘算法中,以获取更可靠的诊断决策。

1.3.3 挖掘监控和预测维护决策技术

近年来,挖掘诊断决策技术研究在PHM上虽然取得了很大的进步。但在车辆状态监测和预测上仍然存在许多基本问题:①需要开发用于准确状态监测和预测的指标;②目前PHM方法通常集中在解决故障诊断问题上,系统性的健康评估和对退化规律的预测尚未得到很好的解决;③已实现的健康评估和预测算法往往仅适用于固定的应用场景。

基于以上问题,本文提出了一个基于数据挖掘的状态监视和预测维护决策。状态监测是PHM的主要功能之一。状态监测可以通过实时监测系统及部件的状态来定义维护计划任务以避免故障,但是监控参数是不全面的,而且有特定的环境适用性,难以满足精准监控维护的目的,因此,需要将监控的指标参数进行深度数据挖掘,以确定监测系统部件的退化规律信息。在本文提出的监控和预测维护技术中,采集运行的系统部件的状态参数,提取退化规律的监控特征,然后将这些特征挖掘归一化分类为特征层挖掘算法的输入,同时考虑在特征提取和挖掘过程中进行消噪处理,以期获得明晰的部件退化规律趋势。最后,将运行状态监测参数与挖掘模型确定的最优警报阈值和趋势值进行持续比较,当达到预警值时,将触发数据驱动的预测层决策模块,以进行预测层的深度挖掘。

预测层挖掘是通过评估系统中部件运行报警

值偏离正常运行状况的程度来预测产品未来可靠性的过程。传统的方法往往是将非线性问题线性化,或者拟合为类线性进行分析。本文使用了基于深度学习的数据驱动方法。轨道交通车辆系统部件性能往往呈非线性或多元混沌形式,基于深度学习的数据驱动方法可有效解决非线性拟合和高维计算问题,从而实现预测精度的提高。最后通过评估系统部件剩余使用寿命的可靠性、维护经济性,制定最优的维护计划任务,为维护人员提供最优的维护间隔、任务和资源分配,从而实现高水平的经济可靠性预防维护。

2 结语

本文提出了一种先进的维护决策技术,该技术集成了 RCM 方法以进行维护决策机制管理,并采用数据挖掘策略来提高预防性维护的监控预测诊断精度。本文提出的维护决策技术主要存在如下优势:

1) 精益成本。整套维护策略是在 RCM 架构下构建的,可帮助维护业主确定关键组件及其潜在故障、最优的维护任务以及最佳的维护间隔。整套策略支持自适应和动态维护策略,从而达到降本增效的目的。

2) 预测维护精准。通过 PHM 的运行监控、健

康评估及故障预测等功能,实现精准的预防修计划编制,使得车辆维护趋于经济、可靠、安全。通过集成数据挖掘技术实现多级挖掘以及深度挖掘,在整个维护策略中,采用基于深度学习的架构,构建数据挖掘模型,有效地解决非线性和高维灾难问题,从而实现智能诊断与精准预测。

参考文献

- [1] GUPTA G, MISHRA R P, MUNDRA N. Development of a framework for reliability centered maintenance[C]//IEOM Society International. Proceedings of International Conference on Industrial Engineering and Operations Management. Bandung, Indonesia: IEOM Society International, 2018.
- [2] 蒋太立. 基于 RCM 理论的维修决策研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2006.
- [3] 吕一农. 以可靠性为中心的维修(RCM)在电力系统中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- [4] 陈佳槟. 基于 RCM 的直线电机车辆维修决策系统研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [5] 陈琛. 基于 PHM 技术的风电机组状态监测与故障诊断方法研究[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2019.
- [6] NIU G, PECHT M. A framework for cost-effective and accurate maintenance combining CBM RCM and data fusion[C]//IEEE. The 8th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety. New York: IEEE, 2009.

(收稿日期: 2020-09-05)

(上接第 63 页)

簧上支承面。建议在后续的产品设计和试验中,应对上述参数予以重点关注。

4) 车辆悬挂非线性特性对仿真结果有较大影响,尤其是一系垂向刚度、二系垂向和横向刚度的非线性特性。

参考文献

- [1] IWNIKI S. Handbook of railway vehicle dynamics[M]. Boca Raton: CRC Press, 2006.
- [2] 罗仁, 石怀龙. 高速列车系统动力学[M]. 成都: 西南交通大学, 2019.
- [3] 李学良. 轨道车辆的柔性系数研究[J]. 铁道车辆, 2011(8): 4.
- [4] 张晓明. 基于动力学仿真的地铁车辆动态包络线计算方法[J]. 城市轨道交通研究, 2012(3): 38.
- [5] CENELEC. Railway applications — Testing and simulation for the acceptance of running characteristics of railway vehicles — Running behavior and stationary tests; EN 14363—2016[S].

Brussels: CENELEC, 2016.

- [6] UIC. Railway transport stock rolling stock construction gauge: UIC 505 - 1—2006 [S]. Paris: International Union of Railways, 2006.
- [7] UIC. History, justification and commentaries on the elaboration and development of UIC leaflets of the series 505 and 506 on gauges: UIC 505 - 5—2010 [S]. Paris: International Union of Railways, 2010.
- [8] Rail Safety and Standards Board Limited. Recommendations for vehicle static testing; GM/RC 2641—2009[S]. London: RSSB, 2009.
- [9] 沈文林. 动车组参数灵敏度分析及参数优化[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [10] 段亮. 动力学参数对出口铁路客车扭曲试验的影响[J]. 机械工程学报, 2019(6): 116.
- [11] 姚金山. 车辆强度和动力性能测试技术[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1993.

(收稿日期: 2020-09-05)