

高速列车牵引系统故障诊断与预测技术综述

姜斌[†], 吴云凯, 陆宁云, 冒泽慧

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106)

摘要: 高速列车因其舒适、便捷、安全和准时, 已成为我国主流的城际间交通工具. CRH (China railway high-speed) 动车组高速列车是一个大型复杂的机电耦合系统, 作为其重要组成部分, 牵引控制系统的可靠性对于高速列车的安全运行至关重要. 随着在轨运行时间的增长, 牵引控制系统中的很多部件都会发生不同程度的性能衰退, 并引发各种故障, 给高速列车的安全运行带来潜在的危險. 鉴于此, 针对牵引变压器、牵引变流器(整流器、逆变器)、牵引电机、转向架系统、牵引/制动控制单元等与高速列车牵引系统相关的重要部件和单元的故障诊断、容错控制与预测方法进行现状调研和分析, 并对每种方法的基本思路、现阶段进展以及适用条件等进行了介绍, 最后陈述了高速列车牵引控制系统故障诊断与预测领域尚待解决的问题.

关键词: 高速列车; 牵引系统; 故障检测; 故障隔离; 故障估计; 容错控制; 故障预测

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Review of fault diagnosis and prognosis techniques for high-speed railway traction system

JIANG Bin[†], WU Yun-kai, LU Ning-yun, MAO Ze-hui

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Due to its comfort, convenience, safety and punctuality, high-speed train has become a prior intercity transportation way in China. The traction system, the core of the high-speed trains, is a complex electromechanical coupling system, whose reliability is of critical importance to the safety of the entire train. Along with the growth of running time, some components in the traction system degrade with age and may cause various kinds of faults. Thus, fault diagnosis and prognosis are urgently demanded in high-speed railway traction systems. The domestic and foreign development status of research and analysis for high-speed railway traction systems, including fault diagnosis, fault tolerant control and fault prognosis for the traction transformer, traction converter, traction motor, suspension system and tracking/braking unit are introduced. Furthermore, the basic ideas, research progresses and application conditions of each approach are discussed in details. Finally, some open problems and challenges in the area of fault diagnosis and prognosis of high-speed railway traction systems are also introduced.

Keywords: high-speed train; traction system; fault detection; fault isolation; fault estimation; fault tolerant control; fault prognosis

0 引言

我国的高速铁路发展迅猛, 已经建成了世界上规模最大、运营速度最快的高速铁路干线网. CRH (China railway high-speed) 系列动车组列车是我国高速铁路干线网上主要的运载车辆, 绝大部分在轨时间都处于高速运行状态, 且与旅客的人身、财产安全息息相关, 因此其在系统可靠性方面的要求非常严苛. 列车信息控制系统是高速列车的核心, 而牵引系统则是高速列车信息控制系统的“心脏”. 因此, 围绕

高速列车牵引控制系统展开故障诊断和预测的研究, 对于提高高速列车的运行可靠性有着极其重要的意义. CRH 高速列车信息控制系统如图1所示.

CRH 动车组列车采用交流传动系统, 主要部件包括受电弓、牵引变压器、牵引变流器、牵引电机和齿轮传动等, 其中牵引变流器由单相三电平脉冲整流器、中间直流电路、三电平逆变器、真空交流接触器等主电路设备以及牵引控制装置、控制电源等设备组成^[1]. 牵引电机采用三相鼠笼式异步电机, 由

收稿日期: 2017-10-30; 修回日期: 2017-12-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61490703).

作者简介: 姜斌(1967—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断及容错控制等研究; 吴云凯(1989—), 男, 博士生, 从事高速列车牵引系统微小故障诊断与预测技术的研究.

[†]通讯作者. E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn

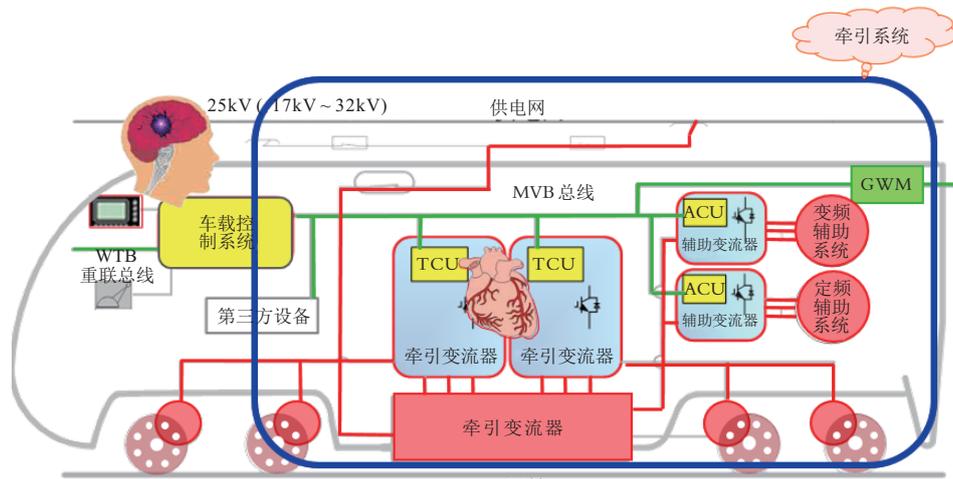


图1 CRH高速列车信息控制系统^[1]

定子、转子、轴承和通风系统组成,并采用转向架架悬的方式与车体连接. 根据权威的数据统计,变压器、单相三电平脉冲整流器、三电平逆变器以及感应电机故障为高速列车牵引控制系统的主要故障,占到所有牵引系统故障类型的90%以上. 其中:冷却单元、保护电路、连接组件以及绕组故障是变压器故障的主要因素,累积故障百分比达到81.87%;牵引控制单元TCU、四象限整流器以及PWM逆变器故障是高速列车变流器故障的主要因素,累积故障百分比达到92.05%;速度传感器、电机轴承、温度传感器以及定/转子故障是高速列车牵引电机的主要故障类型,累积故障百分比达到83.18%^[2].

本综述论文基于高速列车牵引控制系统的组成结构,依次按照牵引变压器、整流器及中间直流回路、牵引逆变器、牵引电机、转向架系统、牵引/制动控制单元的顺序,从牵引系统关键部件到整车,展开故障诊断、容错控制与故障预测研究的综述. 在方法阐述上,按照由定量方法(基于解析模型的方法、基于数据驱动的方法以及基于信号处理的方法)到定性方法(基于图论的方法,例如故障树分析和符号有向图)的顺序进行结构的组织. 同时,高速列车牵引

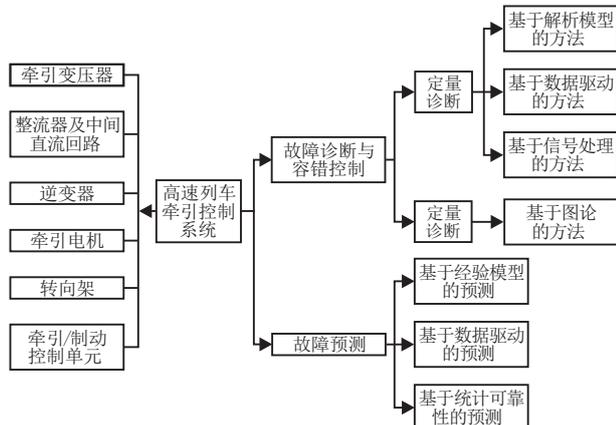


图2 高速列车牵引系统故障诊断及预测方法分类示意图

控制系统的故障预测方法,按照基于经验模型、基于数据驱动和基于统计可靠性的顺序进行内容的编排(见图2). 最后,基于国家自然科学基金重大项目(61490703)的相关研究成果,提出若干应用展望.

1 牵引变压器故障诊断及预测技术

牵引变压器是动车组牵引系统的重要组成部分(ATM9型牵引变压器如图3所示),用以把接触网中的25 kV 高压电转换为供给牵引变流器及其他电气设备工作所需要的电压. 牵引变压器在结构、工作环境、运行方式等方面均与地面变压器有所不同,且时有过压、过流、超载等恶劣的运行工况,使得机车牵引变压器出现诸多故障甚至击穿烧损^[3]. 按照故障性质,可分为热故障和电故障;按变压器本体,可分为内部故障和外部故障;按照回路可分为电路故障、磁路故障和油路故障^[4-6]. 目前,牵引变压器故障诊断及预测技术主要有基于人工智能与专家系统的方法、基于数据驱动的方法以及基于信息理论与信号处理的方法.

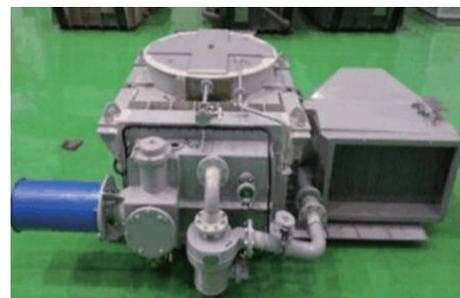


图3 ATM9型牵引变压器实物图^[1]

牵引变压器发生故障的部位多,故障原因及表征复杂,在故障诊断中需要对变压器的多种特征信号进行综合处理和协同分析. 文献[7]提出了一种基于人工神经网络(ANN)的变压器故障诊断方法. 该方法可以检测故障,估计故障边界,识别故障类型和辨

识故障相. 首先输入预处理数据, 然后设计 ANN 用于检测故障并确定故障边界, 最后设计两层诊断系统, 每层系统由 1 个 ANN 与 4 个并联的 ANN(对应 4 种故障类型) 串联. 文献[8]提出了一种基于混合自适应训练的 RBF(Radial basis function) 神经网络的变压器故障诊断方法. 该方法基于 FCM(Fuzzy *c*-means) 和 QPSO(Quantum-inspired particle swarm optimization) 构造 RBF 神经网络模型, 该模型能够自动配置网络结构并获得模型参数, 例如可以自动计算神经元的数量、中心、隐藏层的半径以及输出联结权重等.

文献[9]针对现有专家系统在牵引变压器故障诊断中存在的问题, 将故障分为潜伏性故障和电气回路故障两类. 对于前者, 将专家系统与基于模型的诊断方法相结合, 充分利用两者的优势对牵引变压器故障进行诊断, 并给出具体的工程实现过程; 对于后者, 直接利用基于模型的诊断方法, 建立以电压、电流为变量的变压器结构、功能两层抽象模型, 利用观测位置的不变性, 将诊断分为离线和在线诊断两部分, 对牵引变压器故障进行包括多个故障参数在内的诊断, 比如故障严重程度、故障种类以及故障位置等. 文献[10]基于专家系统, 通过脉冲测试, 提出了一种绕组绝缘层故障诊断的方法. 为了辨识和定位故障, 基于知识库提供的规则和多种数据处理技术, 发展出一种推理机, 该专家系统包含对于故障的时域和频域分析, 向非专家提供必要的信息和故障诊断依据. 文献[11]通过 ANN 和 EPS 相结合的方法, 设计了变压器故障诊断方法, 其专家知识来源于 IEEE 和 IEC DGA 标准以及专家的故障诊断经验. 人工神经网络的拓扑结构和训练数据集的选择能够揭示已知的和未知的隐藏故障关系. 通过结合 ANN 和 EPS, 能够最大限度地提升牵引变压器故障类型的诊断精度.

鉴于牵引变压器信息的不完备及复杂性, 文献[12]基于粗糙集理论提出了一种能够较好处理不完备信息的变压器故障诊断模型, 同时基于对大量变压器故障征兆及故障类型的分析统计, 利用粗糙集进行约简以获取诊断规则, 即使缺少某些关键信息, 该模型也能够结合欧氏距离、神经网络和模糊数学 3 种方法对约简规则进行综合匹配, 再根据相应的约简规则集作出故障诊断. 该模型还可通过丰富训练样本、修正决策表等自我完善方法使诊断效果进一步提高. 文献[13]基于智能互补融合的思想, 将粗糙集理论与贝叶斯网络有机结合在一起, 提出了一种变压器故障诊断的新思路, 即利用粗糙集信息表约简技术

来实现对专家知识的简化与故障特征的压缩, 获得最简诊断规则. 基于最简诊断规则的贝叶斯网络模型可以有效降低网络结构的复杂性与故障特征获取的难度. 同时, 利用贝叶斯网络实现概率推理, 便于描述故障特征的变化及对变压器故障原因的快速分析.

支持向量机(SVM)是 20 世纪 90 年代由 Vapnik 等提出的一种新的机器学习方法, 由于可以有效地解决小样本、非线性分类问题, 在变压器故障诊断中取得了较好的应用. 文献[14]将 SVM 技术用于建立变压器的多层故障分类器, 成功地分离了正常状态和 6 个故障状态, 此方法的缺点是参数的选择对于 SVM 分类精度具有重要影响, 且不易选择到合适的 SVM 参数. 针对这一问题, 文献[15]将遗传算法(GA)用于选择合适的 SVM 参数中, 该方法对变压器油中溶解气体的浓度进行预测有助于及时预测变压器的故障. 文献[16]提出了一个基于 SVM 的变压器故障组合预测模型, 并给出了求解步骤. 在预测过程中, 首先利用多个单一预测模型(如线性模型、指数模型、乘幂模型、非等间隔灰色 GM(1,1) 模型和非等间隔灰色 Verhulst 模型) 构成预测模型群, 对原始变压器油中溶解气体数据进行拟合; 然后, 将预测模型群的拟合结果作为支持向量机回归模型的输入进行二次预测, 形成变权重的组合预测. 该文对基于 SVM 的组合预测过程和参数计算进行了详细的探讨, 通过实例证明了所提出的组合预测模型能够较好地平衡拟合和外推, 在某种程度上解决了传统方法拟合优而外推差的问题. 此外, 通过与多种预测方法进行比较, 基于支持向量机的变压器故障组合预测模型的预测精度明显优于单一预测模型和其他的组合预测模型.

频域响应分析(Frequency response analysis, FRA)是一种强大的故障测试技术, 例如测量变压器绕组在多种频率下的阻抗并与参考集进行比较, 进而表征变压器的损坏与否^[17]. 为了解决每相的宽频率响应问题, 文献[18]提出了一种综合谱分析方法, 该方法增广了信号中的低频和中频部分, 将合成的曲线频域区间等价成对数频域. 文献[19]将不完备信息系统规则的提取与 Petri nets (PNs) 有机结合在一起进行变压器故障诊断, 利用不完备的信息规则提取信息表, 进行知识的简化与故障特征的压缩, 获得最简诊断规则, 并利用此规则建造 PNs 的模型, 同时利用 PNs 进行并行推理, 实现了对变压器故障的快速分析. 由于变压器故障具有互补性、冗余性和较强的不确定性等特点, 文献[20]将信息融合的基本思想引入到变

压器的故障诊断中. 在信息融合的基本框架下, 利用反向传播人工神经网络和证据推理技术, 建立了一种新型的油浸式变压器故障综合诊断的多级决策融合模型. 该模型将变压器油中溶解气体的成分分析与常规电气试验的结论紧密结合起来, 并充分借鉴现场的运行、诊断和维修经验, 具有较强的对不确定性的处理能力. 文献[21]引入信息理论来研究和处理牵引系统故障过程中存在的不确定性, 针对电力牵引系统的故障工况, 建立了故障诊断的信道模型, 并基于信息损失最小原理, 提出了适用于大规模系统不确定性的故障诊断决策思路, 该思路将故障诊断问题转化为求取最小信息损失的组合优化问题, 进一步研究了通过信息损失来计算故障诊断解空间的概率分布方法, 并针对大规模系统给出了近似解空间概率分布的求解方法.

2 整流器及中间直流回路的故障诊断与预测技术

高速列车变压器牵引绕组输出单相交流电(1 500 V, 50 Hz), 通过三电平PWM脉冲整流器变化为直流电(2 600~3 000 V), 经中间直流回路将直流电输出给牵引逆变器, 牵引逆变器输出电压、频率可调的三相交流电(0~2 300 V, 0~220 Hz)驱动牵引电机. 动车组的脉冲整流器部分由单相三电平电压型PWM脉冲整流器和交流接触器构成, 根据图4所示的权威故障统计分析, 四象限脉冲整流器的故障是动车组变流器中最常发生的故障, 其故障类型主要包括功率器件故障和传感器故障, 而功率器件故障主要有IGBT开路故障和反串联二极管故障. IGBT开路故障对脉冲整流器而言, 将导致网侧电流畸变、功率因数下降、直流侧电压幅值降低和脉动增大. 中间直流回路是四象限脉冲整流器和牵引逆变器的连接纽带, 主要包括串联谐振电路、支撑电路和保护电路. 其中, 主要故障类型包括谐振电感开路/短路故障、谐振电容开路/短路故障、持续放电电阻开路/短路故障、接地检测电阻开路/短路故障.

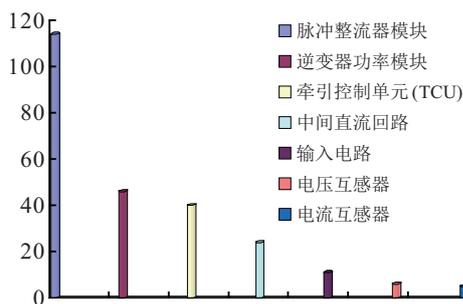


图4 CRH3型动车组列车牵引变流器故障分布统计^[2]

根据四象限脉冲整流器其拓扑结构的对称性, 以及整流器对角线IGBT模块开路故障的特征, 文献[22]通过建立四象限脉冲整流器的数学模型, 提出了一种基于模型的IGBT模块开路故障诊断方法. 同时, 该文献针对四象限脉冲整流器中间直流侧电压传感器, 建立了中间直流侧电压状态观测器, 通过对状态估计误差的评价, 在线诊断故障传感器. 进一步通过检测中间直流侧脉动电压含量, 可在线诊断谐振电感故障, 并在故障诊断的基础上, 提出了一种通过补偿牵引电机定子频率的容错控制方法, 在降低谐波电流的同时, 保证系统仍能在谐振电感故障下安全运行. 文献[23-24]通过建立网侧电流和中间直流侧电压状态观测器, 并结合自适应观测器理论和决策论规则, 可同时检测速度传感器、中间直流侧电压传感器和逆变器三相电流传感器的故障, 同时利用状态观测器输出信号代替故障传感器输出信号, 完成故障下的容错控制. 文献[25]将基于混杂系统模型(MLD, 混合逻辑动态)的思路运用到高速列车整流器的故障诊断中, 通过电流残差与阈值的比较, 以及注入特殊开关信号的方法, 可以实现单相两电平PWM整流器IGBT开路故障的检测和隔离定位. 文献[26]设计了一种特殊的故障检测滑模观测器, 该观测器参数的设计依据LMI(Linear matrix inequation)技术以及线性滤波器技术, 保证残差对于系统不确定的鲁棒性, 同时保证故障情况下, 滑动模态不被破坏; 然后基于降阶的滑模运动, 提出了3个水平的自适应阈值, 该阈值能够有效地提升微小故障的检测能力, 此方法已成功应用于CRH2型动车组列车整流模块的传感器微小故障的检测. 文献[27]针对CRH2型动车组列车牵引系统中的单相三电平整流器提出了一种电压传感器微小故障隔离的方法. 首先, 建立具有非线性故障参数的不同故障模态的统一模型; 然后, 结合滑模技术和非线性参数化自适应估计技术, 提出了一种新的传感器故障隔离方法; 最后, 设计了一组用于产生隔离阈值和隔离残差的自适应滑模观测器, 并对该隔离机制的隔离能力以及隔离条件进行了研究. 基于相同的高铁牵引系统单相三电平整流器模型, 文献[28]运用广义系统理论研究了执行器和传感器故障并发下的故障重构问题, 并基于线性矩阵不等式优化问题给出了既定约束条件下的信号最优估计方案.

高速列车整流器电路和中间直流回路易于获得丰富的电流和电压信号, 因此基于信号处理的故障诊断方法也有十分广泛的应用. 第一, 基于电流信号的方法. 文献[29]结合整流器工作特点以及平均电流

的思想,通过分析网侧电流平均值来诊断四象限脉冲整流器中的IGBT模块开路故障,其缺点是无法精确定位发生故障的IGBT模块;类似地,文献[30]提出了一种基于电流再采样的单相PWM整流器IGBT开路故障诊断方法.第二,基于电压信号的方法.文献[31]用整流器线电压残差间接表示极电压残差,从而得到功率管的状态,再与正常工况下功率管的状态比较,从而判断功率管故障与否.由于此种方法需要较多的电压传感器,增加了驱动电路的复杂程度,文献[32]基于三相桥式整流电路,利用光耦合器获得全部的续流二极管与晶闸管的端电压,控制触发晶闸管导通的脉冲信号,并获得最终的诊断结果.文献[33]分析了整流器桥臂损坏后的容错过程,给出了具有容错能力的三相PWM整流器拓扑结构,并对结构重构之后的三相PWM整流器特性以及影响其性能的电容电压波动问题进行了讨论.谱分析是另外一种应用广泛的基于信号处理的故障诊断方法,文献[34]利用傅里叶变换将晶闸管的故障信息从时域变换到频域,从而方便故障类型的判别以及故障源的定位.基于改进的谱分析故障诊断方法,文献[35]将故障模式定义为一种“面积”的概念,以方便根据特征值进行故障的诊断和定位.

目前,专门针对整流器及中间直流侧回路故障预测的研究较少.在高铁牵引系统中,故障经过逐级传递、演变最终可能对系统造成很大的损坏,因此需要对系统进行故障传播分析,以便更好地了解系统故障特性,同时为故障预测和诊断提供帮助.文献[36]基于高速列车牵引系统的键合图模型,提出了一种基于灰色关联度的定量故障传播分析方法,通过绝对灰色关联度计算,判断受故障影响的节点,并与邻接矩阵相结合,搜寻受故障影响最大的路径.运用类似的建模手段,文献[37]基于CRH2型动车组列车牵引系统的固有物理结构,构造基于键合图的系统模型,实现了机电耦合系统的统一建模;借助键合图模型辅助确定贝叶斯网络的结构,并针对完备数据集和不完备数据集,分别通过不同的参数学习方法得到贝叶斯网络的条件概率表;最后根据确定的多层贝叶斯网络结构,采用多树传播的推理算法,实现了高速列车整流器IGBT功率器件的故障预测.文献[38]通过对变流器工作机制的梳理,以及对过电流故障、过电压故障、欠电压故障、过热故障、过载故障等影响的分析,利用贝叶斯网络的参数学习并结合模糊理论,强化其推理能力,实现对功率管故障概率的预测.总体而言,针对电力电子电路重要部件的故障预测研究目

前还处于起步阶段,文献[39]提出了一种新的复杂性分析方法,可以实现功率器件非破坏条件下的可靠性预测;文献[40]通过加速试验,获取电子产品在加速应力下的全寿命故障规律,然后推导出正常应力下的全寿命故障规律并用于故障预测;类似地,文献[41]提出了基于剩余寿命预测模型的电子器件故障预测方法.

3 逆变器的故障诊断与预测技术

高速列车牵引逆变器的作用是将中间直流回路输出的直流信号转化成频率和电压任意可调的交流电,实现对牵引电机的调速控制.根据图4所示的权威故障统计分析,牵引逆变器故障在整个变流器故障中所占比例也很大.由于二极管可靠性相对较高,且承受电热压力相对较小,IGBT模块的故障是逆变器最主要的故障类型.据权威统计,IGBT故障占比为38%^[42-43].具体故障类型包括IGBT开路故障^[44]、IGBT短路故障^[45]以及间歇性的IGBT门极信号丢失故障^[46].以其中最常见IGBT开路故障为例,对于整个牵引逆变器而言,会导致三相电流不平衡、谐波含量增大,最终导致感应电机的输出电磁转矩降低且脉动过大.此外,相对于滤波电路而言,逆变器回路中的传感器也很容易发生故障^[47].本节根据逆变器的故障诊断方法,将其分为3类进行总结,即基于信号处理的故障诊断方法、基于解析模型的故障诊断方法以及基于数据驱动的故障诊断方法,并概述了逆变器的故障预测方法.

基于信号处理的方法,主要根据逆变器中传感器收集的电流和电压信号来分析采集数据的均值、频率、谐波、幅值等关键信息,进而提取故障特征^[48].在基于信号处理的故障诊断方法中,最经典的是基于快速傅里叶变换(FFT)与基于小波变换(WT)的故障诊断方法.根据采集电流信号的频谱,文献[49]基于FFT方法讨论了IGBT的开路故障诊断问题;文献[50]将FFT与数据驱动的方法进行结合,研究了不同位置IGBT的开路故障;基于传统的WT技术,文献[51]提出了一种用于检测传感器突变故障的小波算法;在此基础上,文献[52]将小波变换与数据融合技术相结合,提出了改进的WT算法用于检测传感器故障.基于人工智能的故障诊断算法不需要准确的逆变器数学模型,且大多数算法需要对采集的信号进行处理和分析,故本章将其归纳为基于信号处理的故障诊断方法,主要依赖的技术有神经网络、模糊逻辑、专家系统等^[53].文献[54]用WT提取了三相电流中的故障特征,然后利用BP神经网络辨识故障模态

和正常的运行状态;文献[46]利用模糊逻辑研究了逆变器中IGBT门极信号丢失的故障;文献[55]提出了一种基于专家系统的在线故障诊断方案,可以用来检测与定位逆变器中的传感器故障。

基于解析模型的故障诊断主要根据逆变器的运行机理建立其数学解析模型,进而通过构建残差信号来进行故障检测与诊断。在已知牵引逆变器系统状态空间方程的基础上,文献[56]提出了一种故障检测与定位的算法,利用多个故障指示器实现高效的故障诊断。文献[57]针对列车逆变器电路中的传感器,设计了具有容错能力的控制器,用以保证故障下电气系统的性能。针对同样的传感器故障,文献[58]设计了一种基于速度与负载转矩的观测器,用以实现逆变器的在线故障诊断。文献[59]根据CRH2动车组列车逆变器的物理参数进行建模,随后基于该模型检测和诊断逆变器的IGBT开路故障。文献[60]针对逆变器系统中的传感器故障,提出了基于Luenberger观测器的故障诊断方法。文献[61]针对电压与电流传感器故障,提出了一种基于模型的快速诊断方法。文献[62]针对高铁牵引系统三相PWM逆变器,提出了传感器微小故障估计和故障调节的方法。该文首先建立了逆变器和电压传感器微小故障的动态模型;然后将逆变器模型与传感器微小故障增广,并基于该增广模型设计了最优自适应未知输入观测器估计逆变器电压、电流以及传感器的故障值,该观测器设计可以保证估计误差能够收敛到最小不变椭球;最后基于内膜原理设计了故障调节器,保证了d-q电压能够跟踪上参考电压值,并同时保证跟踪误差收敛到最小不变椭球。

随着传感器技术、计算机技术的快速发展,基于数据驱动的故障诊断方法逐步被应用到CRH动车组牵引逆变器中^[63]。文献[64]根据电流信号的相位角,将信号分为不同的模态。相似地,文献[45]根据CRH5型动车组列车逆变器IGBT门极触发信号,将采集的数据划分为6种不同的模态,并指出针对PWM调制的牵引系统可以根据过零点的方式划分系统的模态。文献[45]从数据驱动的角度,研究了高铁牵引系统中的IGBT故障,包括IGBT微小故障和IGBT短路故障。对于上述两类IGBT故障,可以通过改变IGBT开通与关断状态的阻值进行人为模拟。由于高速列车牵引逆变器系统具有复杂的非线性动态,基于线性数据降维的技术很难处理,此外系统本身还存在明显的切换特性,因此文献[45]提出了基于多模态的Kernel PCA故障检测方法,用于解决IGBT功率

管微小故障的检测问题。文献[47]从数据驱动的角度,研究了高铁牵引系统传感器故障的估计问题。该方法的主要创新点包括:1) 为了处理逆变器系统中的非高斯问题,首次提出了旋转的主元空间与旋转的残差空间;2) 为了更加有效地估计故障,提出了与故障幅值相关的敏感度指标,并可以充分反应出微小故障的演变趋势。文献[50]采用PCA进行逆变器故障数据的降维,并使用SVM技术进行了故障模式的分类和识别。

目前,高速列车逆变器系统故障预测理论的研究与应用仍处于起步阶段,有价值的文献很少。逆变器系统的故障预测主要根据历史数据来预测逆变器相关电气器件、功率开关管的剩余寿命、失效时间以及故障的演变趋势等。文献[65]提出了一种基于条件监测的逆变器故障预测策略(预测IGBT剩余寿命)。为了提高牵引系统的安全性,文献[66]提出了一种用于预测逆变器输出电压开路故障的方法。

4 牵引电机故障诊断与预测技术

牵引电机是高速列车动力单元的重要组成部分,负责动能的输出,完成电能到机械能的转变。常见的牵引电机故障包括转子断条故障、气隙偏心故障、端环故障和轴承故障等。高速列车牵引电机故障诊断与预测是系统可靠性设计、智能维修与寿命管理等诸多方面的技术融合,对提高牵引系统的可靠性、降低系统运行和维护成本具有重要意义。常见的牵引电机故障诊断及预测方法分为基于解析模型的故障诊断及预测方法、基于数据的故障诊断及预测方法以及基于统计的故障诊断及预测方法。

感应电机的机理模型不仅精度较高,而且能够准确地反映物理模型中的非线性动态,因此在高速列车牵引电机控制中被广泛采用。机理模型通常分为定性模型和定量模型,基于定性模型的故障诊断及预测方法一般依赖于键合图理论,由键合图获取系统变量的因果关系,根据因果逻辑诊断、推测感应电机的故障;基于定量模型的故障诊断及预测方法则利用系统数学模型设计观测器或滤波器,通过残差分析实现感应电机故障的诊断和预测。文献[67]考虑建模过程中的非线性及系统不确定性,建立了牵引系统的键合图模型,并利用残差敏感性诊断出感应电机的3种机械故障。观测器设计理论被广泛应用于故障诊断过程中的残差生成,然而残差不仅受故障影响,还受到干扰和模型不确定性的影响。为了避免误报和高故障漏报率,在感应电机故障的检测和隔离过程中,文献[68]针对干扰和模型的不确定性,设计了增广观

测器,用来估计未知输入的分布矩阵,并产生残差用于故障诊断. 同样,针对观测器残差在微小故障诊断中会产生大量的误报和漏报问题,文献[69]结合滑模观测器和ToMFIR(Total measurable fault information residual)残差理论,成功解决了高速列车牵引电机驱动电路微小故障的检测、隔离和估计问题. 文献[69]的作者将ToMFIR残差理论进一步向非线性系统进行拓展,并针对传感器故障并发问题,成功解决了高速列车牵引电机控制系统中速度传感器、电流传感器微小故障并发下的故障检测和定位^[70]. 文献[71]借助转子电阻观测器和磁通观测器,提出了一种在线检测、定位异步电机转子断条故障的方法,避免了繁琐的频域分析. 文献[72]提出了一种鲁棒观测器的设计方法,该方法不仅对未知输入扰动具有良好的鲁棒性,而且对感应电机的定/转子绕组故障具有很高的灵敏度.

常见的基于数据驱动的牵引电机故障诊断及预测方法有神经网络、支持向量机、经验模式分解和粒子滤波等. 以过程数据为基础,通过数据采集、处理与分析,挖掘出数据中隐含的有用信息,为牵引电机的故障诊断及预测提供理论支撑. 在诸多牵引电机的故障诊断方法中,基于神经网络的方法方兴未艾,涌现出大量的研究成果^[73-75]. 结合基于支持向量机的方法,可进一步提高基于神经网络的故障诊断的精度和效率. 文献[76]基于人工神经网络和支持向量机,研究了滚动轴承故障的诊断策略. 文献[77]首先利用反向传播神经网络,获取判别信息并提取故障特征,然后将学习的故障特征输入到支持向量机分类器中,成功识别了6种不同的感应电机故障. 经验模式分解是一种先进的信号处理技术,但其也具有一定的局限性,即只适用于单信号的情况. 文献[78-79]提出了一种利用改进的经验模式分解方法提取故障信息的策略,克服了经验模式分解在处理多源数据时的局限性. 粒子滤波方法广泛应用于牵引电机的故障预测中,一般而言,首先构建一个健康指数用以评估当前轴承的健康状态,然后利用粒子滤波来预测电机或其他电气元器件的剩余使用寿命^[80-82]. 基于神经网络的方法也常用于感应电机的故障预测,并且出现了一些算法的有机组合,例如文献[83]利用改进的小波神经网络建立预测模型,用于动车组牵引电机的故障趋势预测,其中小波神经网络就是一种基于小波变换理论而构造的前馈神经网络.

基于统计的牵引电机故障诊断及预测方法,是指利用数理统计以及随机过程的相关知识,对感应电

机故障进行诊断或预测,此类方法的优势是充分考虑随机过程的不确定性. Bayesian推理是一种应用于不确定性条件下的决策统计方法,文献[84]针对三相感应电机的故障诊断问题,提出了一种基于广义贝叶斯网络模型和内部故障检测的新思路. 文献[85]针对感应电机系统中的非线性特性和未知噪声可能导致分类错误,并且难以保证诊断精度的问题,给出了一种提取统计特征的新方法. 文献[86]提出了一种基于非线性退化模型的滚动轴承剩余寿命的预测方法. 在随后的研究中又提出了一些改进的基于退化过程的故障预测算法^[87-88].

5 转向架系统故障诊断技术

动车组转向架主要由构架、轮对组成、轴箱装置、一系悬挂、二系悬挂、牵引装置、驱动装置以及基础制动装置构成. 动车转向架严格来说不属于高速列车牵引控制系统的范畴,但是由于CRH动车组列车的牵引电机采用如图5所示的转向架架悬方式,转向架部件的故障会对牵引控制系统的运行品质造成影响,因此转向架系统的故障诊断对于整车牵引系统的安全运行也至关重要.

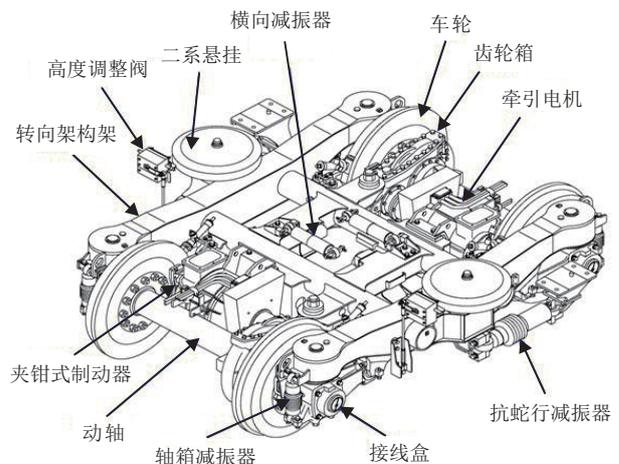


图5 CRH动车转向架结构图^[1]

为了保证运行品质,高速列车悬挂系统通常采用闭环的控制结构,而闭环反馈会对故障产生补偿作用,当故障特征微弱时,容易产生故障的漏报. 因此,文献[89]基于ToMFIR残差早期故障检测理论,针对CRH高速列车悬挂控制系统中,主动式作动器小幅度作动效能丧失的早期微小故障进行检测. 同时,此方法也为悬挂系统中其他类型的微小故障,例如螺旋弹簧细微开裂、避震器轻微漏油/漏液、空气弹簧轻度漏气等的检测和诊断提供了新的思路. 高速列车悬挂系统的动态解析模型已有较为成熟的研究成果,因此基于观测器和滤波器的故障诊断方法是主流的研究手段.

针对主动式悬挂系统中电磁式执行器具有动态不确定性的特点,文献[90]将执行器的动态分解为一阶和二阶的动态模型,设计了故障诊断观测器用于故障的估计,利用估计得到的故障信息和自适应控制技术设计鲁棒容错控制器,用以保证执行器故障下悬挂系统的动态性能.同时,该文的作者在文献[91]中针对被动悬挂系统传感器的故障检测问题,将原系统状态和随机噪声信号增广为新的系统状态,利用测量输出和奇异系统理论设计了故障检测观测器,并给出了故障的可检测性条件.针对悬挂系统的非线性模型,文献[92]设计了一种基于混合扩展卡尔曼滤波器的故障检测和隔离机制,用于横向和抗蛇形减震器的故障诊断.文献[93]基于交互多模型的方法,并结合卡尔曼滤波器对故障模式概率和系统状态进行估计,可有效解决列车悬挂系统中弹簧故障、减震器故障以及加速度计故障的检测.文献[94]提出了一种基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波器的参数估计方法用于列车悬挂系统的状态监控,与传统的基于扩展卡尔曼滤波器和机器学习的方法相比,其无需计算解析偏导数(例如雅可比行列式),且对于系统参数的先验知识也无特定要求.

文献[95]提出了一种新颖的传感器配置结构用于列车悬挂系统的故障诊断,即只在车体的4个顶角和动车/拖车转向架上安装加速度传感器,并基于此硬件配置结构,全方位比较了基于模型(鲁棒观测器、卡尔曼滤波器结合广义似然比检验)和基于数据驱动(动态主元分析、标准变量分析)的悬挂系统故障诊断方法.在多体仿真软件 Simpack 中的仿真结果表明,基于数据驱动的故障诊断方法在响应速度方面具有明显的优势.基于文献[95]中所提出的传感器配置结构,文献[96]针对横向悬挂系统的每一个传感器信号提出了4个时域故障特征以及3个频域故障特征,综合比较了 D-S 证据理论、Fisher 判别分析以及支持向量机这3种基于数据驱动的方法.仿真结果表明,基于 D-S 证据理论的故障诊断策略在横向悬挂系统的故障隔离问题中具有最优异的性能.文献[97-98]针对垂向悬挂系统中的元器件故障检测以及状态监控问题,提出了基于转向架加速度计测量值的交叉相关检测机制,所提出的故障检测方法不仅对模型的非线性动态具有较强的鲁棒性,且与基于模型的方法相比,弱化了对于系统模型精确度的要求.因为此机制对于车身结构和传感器的配置没有要求,所以也可广泛应用于一系悬挂、二系悬挂以及横向悬挂系统中.

6 牵引/制动控制单元故障诊断与容错技术

文献[99]以动车组纵向动力学模型为研究对象,通过自适应补偿技术解决了执行器故障下的整车容错问题;文献[100]考虑了高速列车建模中存在的耦合非线性特征,并在此基础上设计了故障检测滤波器;文献[101]研究了基于模糊预测模型的高速列车容错控制算法,该控制器主要由故障检测、隔离以及模型预测控制两大模块组成,该方法对高速列车的高精度动态控制具有重要意义;文献[102]提出了一种在不确定非线性和执行器故障下高速列车位置和速度跟踪控制的自适应容错控制方案,即将有自组织能力的神经网络集成到控制器设计中,实现了神经元数目的可在线自动调整,不仅避免了固定结构的神经网络中所存在的问题,而且可以消除非线性对容错控制效果的影响;文献[103]研究了一类具有未知执行器故障和控制输入饱和的高速列车位置和速度跟踪的控制问题;文献[104]提出了在执行器故障、未知非线性动态和外部干扰下的一种高速列车动态自适应模糊容错控制方法;文献[105]利用广义参数估计误差和虚拟重组的概念,提出了一种仅利用局部信息交换的分布式容错控制设计方法,并应用于牵引/制动故障下高速列车整车动态的跟踪控制;文献[106]基于高速列车纵向动力学模型,研究了牵引/制动故障下基于虚拟参数的列车位置、速度跟踪控制方案;文献[107]研究了高速列车执行器故障和参数不确定性的鲁棒容错控制问题,在执行器故障和参数不确定性模型的基础上,进行了鲁棒容错控制器的设计;文献[108]研究了在外界干扰和执行器故障下的高速列车位置和速度的跟踪控制,根据3种不同的运行工况,提出了一种新的滑模神经自适应控制策略;文献[109]提出了适应性 PID 容错控制算法,用以解决存在不确定性、外部干扰以及未知牵引/制动特性的高速列车位置和速度的跟踪控制问题,该方法与传统的 PID 控制相比,能够处理未知的系统参数非线性和执行器故障,同时不需要任何先验知识来确定 PID 增益.

文献[110]提出了一种基于贝叶斯网络的高速列车控制系统故障诊断与视情维修的机制,首先从故障列表中生成贝叶斯网络故障模型,再通过贝叶斯网络的反向推理能力推导出最可能的故障原因;文献[111]提出了一种基于深度学习的高速列车车载设备自诊断方案,其诊断准确性比反向传播的人工神经网络方法提高了90%左右;文献[112]提出了一种基于 D-S 证据理论和证据冲突理论相结合的多准则特征

排序算法,提高了特征选择结果的分类性能,针对列车故障数据集得到了很高的分类精度;文献[113]研究了通过钩挂机制连接的多列车位置、速度跟踪控制问题,针对系统不确定性的影响以及执行器故障设计了有效的自适应容错控制算法;文献[114]提出了一种基于经验模态分解和模糊熵的高速列车故障信号特征提取技术,将列车在不同运行状态下采集的振动信号分解为若干固有的模态函数,计算所有模态函数的模糊熵的均值,并作为信号的特征进行故障模式的识别。

7 总结与展望

高速列车牵引系统故障诊断现有方法的优缺点总结起来可以概括如下:基于解析模型的方法,诊断速度快,但是对于模型的精度要求较高,并且对系统参数的摄动敏感,导致诊断策略的鲁棒性不高。在基于信号处理的方法中,基于电流信号的方法无需增加新的硬件,但是诊断机制的快速性不够,并且系统噪声、负载扰动以及空载和轻载的工况都可能给诊断带来不确定性,造成较高的误报、漏报率;而基于电压信号的方法,虽然诊断速度快、精度高,但是需要电路系统新增配置电压传感器,从而增加了诊断系统的成本和运行开销。基于数据驱动的诊断方法在处理复杂系统的故障诊断问题时,不需要获得精确的系统解析模型,具有先天优势,但由于计算量大,对故障的响应速度普遍较慢。

本文在高速列车牵引系统故障诊断方法的论述中,有相当的篇幅是围绕整流器和逆变器展开的,而针对这两者的故障诊断,其重中之重是功率器件IGBT的故障诊断。总体而言,尽管通用变流器IGBT模块的故障诊断已有较为丰富的研究成果,但是针对电力牵引变流器IGBT模块和传感器模块故障诊断的研究还较少,特别是单相四象限脉冲整流器,由于其IGBT模块故障特征与三相整流器不同,相关研究成果则更少。另外,针对中间直流回路,目前还很少有针对LC谐振回路的故障诊断方法的研究。

高速列车牵引系统故障隔离是主动容错控制的前提,目前变流器的故障隔离主要通过快速熔丝和半导体开关器件实现。而就容错控制方面总体而言,由于高速列车牵引控制系统无论是控制器、传感器还是功率器件等发生故障,都会造成较大的影响,因此难以利用被动容错的策略来保障牵引系统的性能,只能采用主动容错控制机制。针对高速列车变流器系统,目前主要采用控制律重新调度的方式完成主动容错控制设计;针对功率器件等执行器的故障,目前主

要通过冗余拓扑来实现主动容错,其中针对通用变流器的主动容错拓扑结构有双绕组冗余拓扑、桥臂冗余拓扑、开关冗余拓扑以及三相四桥臂冗余拓扑。总结而言,双绕组冗余拓扑和桥臂冗余拓扑结构简单、容错性能好,但是体积大、硬件成本高。三相四桥臂冗余拓扑和两相四开关的拓扑结构需要感应电机中性点连接,由于感应电机绕组结构的限制,暂时还无法用在高速列车牵引系统中。三相四开关由于受拓扑结构的限制,直流侧电压的利用率较低,且电流输出中含有较大的谐波,会对其余变流单元和高铁牵引供电网产生不良影响。

高速列车牵引系统是一个大型复杂的机电耦合系统,部件种类繁多,因此分系统、各部件故障的类型和特性也是多种多样,这就需要在研究故障诊断、容错控制以及故障预测的时候,更多地关注故障本身以及控制结构的特性。例如:1)如何在牵引系统故障特征微弱的情况下,增强残差内的故障信息,并有效抑制系统扰动对于早期微小故障检测的影响;2)如何针对牵引系统闭环控制结构对故障的补偿作用提出有效的解决方案;3)如何解决多故障并发下的牵引系统故障检测和诊断;4)针对复杂机电耦合系统,如何解决跨域的系统建模问题,并提出统一的故障预测架构;5)牵引系统的电气故障往往还会呈现间歇发生的情况,且间歇的特性很容易与系统中的随机扰动信号混淆,因此如何还原间歇故障的本征并加以检测和诊断将会是一个新的挑战课题,具有很强的工程实用意义。此外,针对高速列车牵引控制系统不同部件的故障诊断和预测问题,本文具体提出了如下的若干展望。

1) 高速列车牵引变压器的故障诊断和分析需要结合机车运行状态来综合分析故障现象。变压器短路、放电、击穿烧损等故障,除变压器自身质量原因外,还与机车高压、过流、过载等恶劣工况息息相关。牵引变压器的检修不仅要恢复原有产品的机械强度、电气性能、耐热强度等各种性能,还要对变压器潜伏性故障或隐性故障进行分析、判断、处理和修复。同时,提高变压器在线监测系统的可靠性和变压器故障诊断的准确率在今后相当长的一段时间内都将是研究的热点。随着计算机技术、通信技术和电力系统自动化水平的不断发展,以及新的智能化理论和技术的出现,同时基于牵引变压器结构的复杂性以及故障机理和故障征兆之间的多样性、随机性和模糊性,绝缘故障诊断还有以下几方面值得重视:

i) 为了进一步分析和校验变压器的状态信息以

及故障诊断情况,可以结合变压器的维修记录和运行环境,以及变压器设备的相关参数值(出厂值、交接值和历次试验值等),将这些值与标准值、历史数据值相比较,也可与相同型号设备的物理量相比较来作出最终的维修决策。

ii) 对于支持向量机回归模型在变压器故障诊断中的应用,首先要解决模型参数的选择问题。对于惩罚因子和核函数参数的选择,目前还没有统一的方法,作为具体应用也只是采用最常用的模型参数,因此研究惩罚因子和核函数参数的选择也是下一步研究的工作重点。

iii) 组合预测模型在变压器油中溶解气体浓度预测中的应用,可以将更多的预测方法进行组合,以进一步提高变压器油中溶解气体浓度预测的精度,为变压器的故障预测提供理论支撑。

iv) 在变压器故障诊断与状态评估领域中,多重故障(复合故障)诊断的研究,以及状态评估与维修策略的定量关系研究也将是新的热点。

2) 整流器的故障诊断、容错控制和故障预测。

i) 高速列车运行环境复杂,且易受到电磁干扰和恶劣气象等因素的影响,因此电力牵引整流器故障具有多样性和复合性,需进一步研究整流器不同故障机理和精确动态建模理论。

ii) 研究电力牵引整流器轻载、空载工况下的故障诊断技术,进一步提高工程化应用价值。

iii) 考虑到高速列车在轨运行的不间断性(除重大故障之外,列车电气设备的维修、更换应在技检站内完成),相较于故障诊断技术的研究,电力牵引整流器功率模块故障容错控制技术具有更强的实用价值。

iv) 运用贝叶斯网络处理高速列车整流器的故障预测问题仍处于起步阶段,且贝叶斯网络方法本身也存在诸多有待改善的地方。例如贝叶斯网络的建立对各节点的独立性有较高要求,而高速列车整流器系统是一复杂的机电耦合系统,故寻求最精准的解耦方式或另辟蹊径的机电系统建模方式,在贝叶斯网络的研究中会越来越重要。另外,贝叶斯网络结构的学习是一种数据驱动的方法,具有很强的适应性。如何从数据中学习得到符合实际情况的网络结构是今后的研究重点。

3) 现有的针对逆变器故障的诊断方法都有其自身的局限性,从实际应用角度出发,以FFT和WT为代表的故障诊断方法仍需要进一步地拓展,因为常见的故障很容易体现在信号的频域上。而在时域内,基于数据驱动的故障诊断方法仍将是研究的重点,原因

如下:第一,这类算法完全不依赖于系统的数学模型,极大地避免了因为模型不确定性所带来的诊断精度问题;第二,以PCA、PLS、ICA等为代表的线性数据降维技术,具有极高的计算效率,很容易满足系统在线故障诊断的要求。基于此,未来值得重点关注的逆变器故障诊断研究方向如下。

i) FFT和WT与数据驱动的故障诊断相结合:基于FFT和WT的故障诊断方法是很成熟的技术,其本身可以有效监测信号的频域变化,这是基于数据驱动的故障诊断方法很难做到的。将FFT和WT与数据驱动的方法结合起来,可以更加全面地分析采集到的信号,从而提高故障诊断能力。

ii) 人工智能技术与数据驱动的故障诊断相结合:虽然人工智能可以对信息进行自主学习与决策,但是该方法未能完全利用或者很少能利用信号的有效信息。但对基于数据驱动的技术而言,其可以充分利用信号中的低阶统计量和高阶统计量等信息,同时也能兼顾到算法的优化问题,能够更加科学地表征信息特征。因此,将人工智能技术与数据驱动技术相结合,可以充分利用两者的优势来获得更加高效的故障诊断方法。

iii) 多元概率统计与数据驱动的故障诊断相结合:数据驱动的方法主要依赖于数据分析技术,该理论的一个重要分支就是与概率统计相结合的方法。但是总体而言,两者相互渗透的还不够充分。未来,数据驱动与多元概率统计相结合的故障诊断方法,需要更进一步的研究。

4) 感应电机的故障诊断、容错控制和故障预测。

i) 在感应电机故障诊断及预测中,历史信息 and 当前信息的不确定性是必须要解决的问题。无论采取基于模型的方法还是基于数据驱动的方法,故障诊断及预测不可避免地要处理模型的不确定性问题或数据的不确定性问题(这里统称为不确定信息),只有充分考虑并正确处理信息的不确定性,才能获得良好的诊断和预测能力,为高速列车牵引控制系统的视情维修提供可靠的决策依据。相较于突变故障,不确定信息对微小故障诊断及预测的影响更加明显,基于不确定信息的微小故障诊断及预测是该领域的难点问题。

ii) 感应电机的故障在实际应用中大多体现在频域信号中,而在大多数理论研究中,多采用时域分析的方法。目前,虽然一些研究人员开始关注时频分析方法,甚至是频域方法,但也仅仅局限于故障诊断的研究。由于故障预测是基于时间轴进行的预测,利用频域信号进行故障预测具有一定的挑战性。

iii) 现有的故障诊断及预测算法主要针对单个电机, 高速列车是多电机协同的系统, 考虑多电机系统级的故障诊断及预测更具有理论挑战性和工程应用价值。

iv) 随着高速列车在轨运行时间的增长, 感应电机工作温度会逐步提高, 进而导致基于解析模型的诊断方法中模型参数的变化, 因此在现有的感应电机故障诊断及预测方法中考虑温度的影响是十分必要的。

5) 牵引/制动控制单元的故障诊断与容错控制。

i) 静态贝叶斯网络可以解决由故障定位引起的不确定性问题, 动态贝叶斯网络的维修模型可用于监测和最优化维修策略。因此, 可以采用静态贝叶斯和动态贝叶斯网络相结合的方法, 对列车的动态牵引控制系统进行故障定位, 并提出最佳的视情维修策略, 减少故障的周期性维护成本并提高维护效率。

ii) 目前, 针对高速列车的速度和位置跟踪的容错控制算法需要列车的速度和位置信息, 但是随着车载设备自动故障诊断的要求日益提高, 未来可以通过深度学习等大数据分析手段对大量数据进行无监督数据分析和学习, 实现车载设备的自动故障诊断, 特别对于部分状态不可测的系统(整车的动态跟踪控制中, 常常受制于传感器架构的限制, 造成部分系统状态的不可测或未知)将具有及其重要的意义。

参考文献(References)

- [1] 张曙光. CRH2型动车组[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2008.
(Zhang S G. CRH2 series high-speed railway vehicle[M]. Beijing: China Railway Publishing, 2008.)
- [2] 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 S J. Statistics and analysis of traction system faults for electric multiple unit[J]. Railway Locomotive & Car, 2013, 33(5): 80-85.)
- [3] 任建华, 李兴钊. 电力机车牵引变压器故障解析[J]. 铁道机车车辆, 2012, 32(1): 73-76.
(Ren J H, Li X Z. Fault diagnosis and analysis of electric locomotive traction transformer[J]. Railway Locomotive & Car, 2012, 32(1): 73-76.)
- [4] 武中利. 电力变压器故障诊断方法研究[D]. 保定: 华北电力大学电气与电子工程学院, 2013: 6-7.
(Wu Z L. Research on fault diagnosing methods for power transformers[D]. Baoding: School of Electrical & Electronic Engineering, North China Electric Power University, 2013: 6-7.)
- [5] 陈金强. 牵引变压器绝缘RIMER故障诊断与TOPSIS状态预测研究[D]. 成都: 西南交通大学电气工程学院, 2014: 61-73.
(Chen J Q. Research on the RIMER fault diagnosis and TOPSIS state forecasting of traction transformer insulation[D]. Chengdu: School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, 2014: 61-73.)
- [6] 赵文清. 基于数据挖掘的变压器故障诊断和预测研究[D]. 保定: 华北电力大学电气与电子工程学院, 2009: 25-45.
(Zhao W Q. Study for transformer fault diagnosis and forecast based on data mining[D]. Baoding: School of Electrical & Electronic Engineering, North China Electric Power University, 2009: 25-45.)
- [7] Mohamed E A, Abdelaziz A Y, Mostafa A S. A neural network-based scheme for fault diagnosis of power transformers[J]. Electric Power Systems Research, 2005, 75(1): 29-39.
- [8] Meng K, Zhao Y D, Wang D H, et al. A self-adaptive RBF neural network classifier for transformer fault analysis[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2010, 25(3): 1350-1360.
- [9] 高松, 刘志刚, 徐建芳, 等. 基于模型诊断和专家系统的牵引变压器故障诊断研究[J]. 铁道学报, 2013, 35(7): 42-49.
(Gao S, Liu Z G, Xu J F, et al. Research on fault diagnosis for traction transformer on the basis of model based diagnosis and expert system[J]. J of the China Railway Society, 2013, 35(7): 42-49.)
- [10] Purkait P, Chakravorti S. Time and frequency domain analyses based expert system for impulse fault diagnosis in transformers[J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation, 2002, 9(3): 433-445.
- [11] Wang Z Y, Liu Y L, Griffin P J. A combined ANN and expert system tool for transformer fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1998, 13(4): 1224-1229.
- [12] 莫娟, 王雪, 董明, 等. 基于粗糙集理论的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 162-167.
(Mo J, Wang X, Dong M, et al. Diagnostic model of insulation faults in power equipment based on rough set theory[J]. Proc of the CSEE, 2004, 24(7): 162-167.)
- [13] 王永强, 律方成, 李和明. 基于粗糙集理论和贝叶斯网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(8): 137-141.
(Wang Y Q, Lv F C, Li H M. Synthetic fault diagnosis method of power transformer based on rough set theory and Bayesian network[J]. Proc of the CSEE, 2006, 26(8): 137-141.)
- [14] Bacha K, Souahlia S, Gossa M. Power transformer fault diagnosis based on dissolved gas analysis by support vector machine[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 83(1): 73-79.
- [15] Fei S W, Zhang X B. Fault diagnosis of power transformer based on support vector machine with genetic algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(8): 11352-11357.
- [16] 赵文清, 朱永利, 张小奇. 应用支持向量机的变压器故障组合预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(25): 14-19.

- (Zhao W Q, Zhu Y L, Zhang X Q. Combinational forecast for transformer faults based on Support Vector Machine[J]. Proc of the CSEE, 2008, 28(25): 14-19.)
- [17] Ryder S A. Diagnosing transformer faults using frequency response analysis[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(2): 16-22.
- [18] Kim J W, Park B K, Jeong S C. Fault diagnosis of a power transformer using an improved frequency-response analysis[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2005, 20(1): 169-178.
- [19] 荣雅君, 赵杰, 王健. 基于不完备信息系统规则提取和 Petri Nets 的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 18: 1-4.
(Rong Y J, Zhao J, Wang J. Fault diagnosis of transformer based on incomplete information system rule extraction and Petri Nets[J]. Power System Protection and Control, 2009, 18: 1-4.)
- [20] 尚勇, 闫春江, 严璋, 等. 基于信息融合的大型油浸电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 115-118.
(Shang Y, Yan C J, Yan Z, et al. Synthetic insulation fault diagnostic model of oil-immersed power transformers utilizing information fusion[J]. Proc of the CSEE, 2002, 22(7): 115-118.)
- [21] 汤磊, 孙宏斌, 张伯明, 等. 基于信息理论的电力系统在线故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7): 5-11.
(Tang L, Sun H B, Zhang B M, et al. Online fault diagnosis for power system based on information theory[J]. Proc of the CSEE, 2003, 23(7): 5-11.)
- [22] 苟斌. 电力牵引变流器故障诊断与容错控制技术研究[D]. 成都: 西南交通大学电气工程学院, 2016: 48-72.
(Gou B. Fault diagnosis and fault-tolerant control technology of railway electrical traction converter[D]. Chengdu: School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, 2016: 48-72.)
- [23] Najafabadi T A, Salmasi F R, Jabehdar-Maralani P. Detection and isolation of speed-, DC-Link voltage-, and current-sensor faults based on an adaptive observer in induction-motor drives[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1662-1672.
- [24] Youssef A B, Khil S K E, Slama-Belkhdja I. State observer-based sensor fault detection and isolation, and fault tolerant control of a single-phase PWM rectifier for electric railway traction[J]. IEEE Trans on Power Electronics, 2013, 28(12): 5842-5853.
- [25] Gou B, Ge X L, Wang S L, et al. An open-switch fault diagnosis method for single-phase PWM rectifier using a model-based approach in high-speed railway electrical traction drive system[J]. IEEE Trans on Power Electronics, 2016, 31(5): 3816-3825.
- [26] Zhang K K, Jiang B, Yan X G, et al. Sliding mode observer based incipient sensor fault detection with application to high-speed railway traction device[J]. ISA Trans, 2016, 63: 49-59.
- [27] Zhang K K, Jiang B, Yan X G, et al. Incipient voltage sensor fault isolation for rectifier in railway electrical traction systems[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2017, 64(8): 6763-6774.
- [28] Wu Y K, Jiang B, Lu N Y. A descriptor system approach for estimation of incipient faults with application to high-speed railway traction devices[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, DOI: 10.1109/TSMC.2017.2757264.
- [29] Mendes A M S, Rocha R F, Marques Cardoso A J. Analysis of a railway power system based on four quadrant converters operating under faulty conditions[C]. IEEE Int Electric Machines & Drives Conf. Niagara Falls: IEEE, 2011: 1019-1024.
- [30] Ge X L, Pu J K, Liu Y C. Online open-switch fault diagnosis method in single-phase PWM rectifiers[J]. Electronics Letters, 2015, 51(23): 1920-1922.
- [31] Caseiro L A, Mendes A S. Real-time IGBT open-circuit fault diagnosis in three-level neutral-point-clamped voltage-source rectifiers based on instant voltage error[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1669-1678.
- [32] Wikstrom P, Terens L A, Kobi H. Reliability, availability, and maintainability of high-power variable-speed drive systems[J]. IEEE Trans on Industry Applications, 2000, 36(1): 231-241.
- [33] 杨坤, 赵金, 王瑞, 等. 桥臂损坏下三相 PWM 整流器的容错及其控制策略[J]. 电气传动, 2010, 40(8): 42-45.
(Yang K, Zhao J, Wang R, et al. Tolerance and its control strategies of three-phase PWM rectifier after the damage to bridge leg[J]. Electric Drive, 2010, 40(8): 42-45.)
- [34] 徐德洪, 程肇基, 崔学军. 用傅里叶分析法诊断电力电子电路的故障[J]. 浙江大学学报, 1994, 28(6): 666-674.
(Xu D H, Cheng Z J, Cui X J. Fault diagnosis of power electronic circuits with discrete fourier transform[J]. J of Zhejiang University, 1994, 28(6): 666-674.)
- [35] 陈如清, 李强. 一种基于 DSP 的电力电子电路在线故障诊断方法[J]. 电气传动自动化, 2004, 26(3): 44-48.
(Chen R Q, Li Q. A fault diagnosis method of power electronic circuits based on DSP[J]. Electric Drive Automation, 2004, 26(3): 44-48.)
- [36] Xu X, Lu N Y, Yong J Q, et al. Fault propagation analysis of IGBT fault in CRH5 traction system based on signed directed graph[C]. Prognostics and System Health Management Conf. Chengdu: IEEE, 2016: 1-6.
- [37] Wu Y K, Jiang B, Lu N Y, et al. Bayesian network based fault prognosis via bond graph modeling of high-speed railway traction device[J]. Mathematical Problem in Engineering, 2015: 1-11.
- [38] 王飞月. 基于贝叶斯网络的机车牵引变流器故障预测[D]. 北京: 北京交通大学电子信息工程学院, 2011: 42-52.
(Wang F Y. Fault prediction based on Bayesian

- network for traction converter[D]. Beijing: School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, 2011: 42-52.)
- [39] 吴为麟, 朱宁. 复杂性测度分析在电力电子电路故障预测中的应用[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(5): 677-682.
(Wu W L, Zhu N. The application of complexity measure analysis to fault prediction in power electronic circuit[J]. *J of Electronics and Information Technology*, 2003, 25(5): 677-682.)
- [40] 李刚, 蔡金燕, 梁四洋. 获取全寿命故障规律进行电子产品故障预测的方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(1): 34-37.
(Li G, Cai J Y, Liang S Y. Electronic product fault prediction method based on all lifetime fault rule[J]. *J of Electronic Measurement and Instrument*, 2008, 22(1): 34-37.)
- [41] 孙博, 赵宇, 黄伟, 等. 电子产品健康监测和故障预测方法的案例研究[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(6): 1012-1016.
(Sun B, Zhao Y, Huang W, et al. Case study of prognostic and health management methodology for electronic[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(6): 1012-1016.)
- [42] Yang S, Xiang D, Bryant A, et al. Condition monitoring for device reliability in power electronic converters: a review[J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 2010, 25(11): 2734-2752.
- [43] Lu B, Sharma S K. A literature review of IGBT fault diagnostic and protection methods for power inverters[J]. *IEEE Trans on Industry Applications*, 2009, 45(5): 1770-1777.
- [44] Ribeiro R L A, Jacobina C B, Silva E R C, et al. Fault detection of open-switch damage in voltage-fed PWM motor drive systems[J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 2003, 18(2): 587-593.
- [45] Chen H T, Jiang B, Lu N Y, et al. Multi-mode KPCA based incipient fault detection for PWM inverter of CRH5[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, DOI: 10.1177/1687814017727383.
- [46] Zidani F, Diallo D, Benbouzid M E H, et al. A fuzzy based approach for the diagnosis of fault modes in a voltage-fed PWM inverter induction motor drive[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2008, 55(2): 586-593.
- [47] Chen H T, Jiang B, Lu N Y. Data driven incipient sensor fault estimation with application in inverter of high-speed railway[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, DOI: 10.1155/2017/8937356.
- [48] Ren L, Xu Z Y, Yan X Q. Single-sensor incipient fault detection[J]. *IEEE Sensors J*, 2011, 11(9): 278-287.
- [49] Campos-Delgado D U, Pecina-Sánchez J A, Espinoza D R, et al. Diagnosis of open-switch faults in variable speed drives by stator current analysis and pattern recognition[J]. *IET Power Applications*, 2013, 7(6): 509-552.
- [50] Wang T, Qi J, Xu H, et al. Fault diagnosis method based on FFT-RPCA-SVM for cascaded-multilevel inverter[J]. *ISA Trans*, 2016, 60: 156-163.
- [51] Zhang H Q, Yan Y. A wavelet-based approach to abrupt fault detection and diagnosis of sensors[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2001, 50(5): 1389-1396.
- [52] Xu L, Zhang J Q, Yan Y. A wavelet-based multisensor data fusion algorithm[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2004, 53(6): 1539-1545.
- [53] Awadallah M A, Morcos M M. Application of AI tools in fault diagnosis of electrical machines and drives—An overview[J]. *IEEE Trans Energy Conversion*, 2003, 18(2): 245-251.
- [54] Charfi F, Sellami F, Al-Haddad K. Fault diagnosis in power system using wavelet transforms and neural networks[C]. *Proc of IEEE Int Symposium on Industrial Electronics*. IEEE, 2006: 1143-1148.
- [55] 周桂法, 陈特放, 崔晓庆. 机车在线故障诊断专家系统的研究[J]. 长沙铁道学院学报, 2002, 20(1): 105-112.
(Zhou G F, Chen T F, Cui X Q. Research on locomotive line failure examination system[J]. *J of Changsha Railway University*, 2002, 20(1): 105-112.)
- [56] Meinguet F, Sandulescu P, Kestelyn X, et al. A method for fault detection and isolation based on the processing of multiple diagnostic indices: application to inverter faults in AC drives[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2013, 62(3): 995-1009.
- [57] Bennett S M, Patton R J. Sensor fault-tolerant control of a rail traction drive[J]. *Control Engineering Practice*, 1999, 7: 217-225.
- [58] Guzinski J, Abu-Rub H, Diguët M, et al. Speed and load torque observer application in high-speed train electric drive[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2010, 57(2): 565-574.
- [59] 戴晨曦, 刘志刚, 胡轲珽. 关于高铁CRH2型动车组逆变器故障诊断研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(4): 217-222.
(Dai C X, Liu Z G, Hu K T. Research of fault diagnosis for the high-speed railway CRH2 EMUs inverters[J]. *Computer Simulation*, 2016, 33(4): 217-222.)
- [60] Rothenhagen K, Fuchs F W. Current sensor fault detection, isolation, and reconfiguration for doubly fed induction generators[J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 2009, 56(10): 4239-4245.
- [61] Berriri H, Naouar M W, Slama-Belkhdja I. Easy and fast sensor fault detection and isolation algorithm for electrical drives[J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 2012, 27(2): 490-499.
- [62] Zhang K K, Jiang B, Yan X G, et al. Incipient sensor fault estimation and accommodation for inverter devices in electric railway traction systems[J]. *Int J of Adaptive Control and Signal Processing*, 2017, 31(5): 785-804.
- [63] Chen H T, Jiang B, Lu N Y, et al. Data-based incipient actuator fault detection and diagnosis for three-phase

- PWM voltage source inverter[C]. Proc of the 35th Chinese Control Conf. Chengdu: IEEE, 2016: 6443-6448.
- [64] Zhang J, Zhao J, Zhou D, et al. High-performance fault diagnosis in PWM voltage-source inverters for vector-controlled induction motor drives[J]. IEEE Trans on Power Electronics, 2014, 29(11): 6087-6099.
- [65] Babel A, Muetze A, Seebacher R, et al. Condition monitoring and failure prognosis of IGBT inverters based on on-line characterization[C]. Proc of Energy Conversion Congress and Exposition. Pittsburgh: IEEE, 2014: 3059-3066.
- [66] Strangas E, Aviyente S, Neely J, et al. Improving the reliability of electrical drives through failure prognosis[C]. Proc of Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics & Drives. Bologna: IEEE, 2011: 172-178.
- [67] Djeziri M A, Merzouki R, Bouamama B O, et al. Robust fault diagnosis by using bond graph approach[J]. IEEE/ASME Trans on Mechatronics, 2007, 12(6): 599-611.
- [68] Wang Z, Schittenhelm R S, Borsdorf M, et al. Application of augmented observer for fault diagnosis in rotor systems[J]. Engineering Letters, 2013, 21(1): 10-17.
- [69] Wu Y K, Jiang B, Shi P. Incipient fault diagnosis for T-S fuzzy systems with application to high-speed railway traction devices[J]. IET Control Theory & Applications, 2016, 10(17): 2286-2297.
- [70] Wu Y K, Jiang B, Lu N Y, et al. Multiple incipient sensor faults diagnosis with application to high-speed railway traction devices[J]. ISA Trans, 2017, 67: 183-192.
- [71] Baccarini L M R, Caminhas W M, De Menezes B R, et al. Sliding mode observer for rotor faults diagnosis[C]. Proc of the 32nd Annual Conf on Industrial Electronics. Paris: IEEE, 2006: 1345-1350.
- [72] 张昌凡, 黄宜山, 邵瑞. 基于观测器的感应电机故障检测方法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6): 1337-1343.
(Zhang C F, Huang Y S, Shao R. Fault detection method and application of induction motor based on observer[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2011, 32(6): 1337-1343.)
- [73] 杨伟, 顾明星, 彭静萍. 证据理论在电机故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(2): 64-67.
(Yang W, Gu M X, Peng J P. Application of evidence theory in fault diagnosis for electric machine[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(2): 64-67.)
- [74] Seera M, Lim C P, Ishak D, et al. Application of the fuzzy min-max neural network to fault detection and diagnosis of induction motors[J]. Neural Computing & Applications, 2013, 23(1): 191-200.
- [75] Palacios R, Silva I, Goedel A, et al. Diagnosis of stator faults severity in induction motors using two intelligent approaches[J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2017, 13(4): 1681-1691.
- [76] Kankar P K, Sharma S C, Harsha S P. Fault diagnosis of ball bearings using machine learning methods[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38: 1876-1886.
- [77] Sun W J, Zhao R, Yan R Q, et al. Convolutional discriminative feature learning for induction motor fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1350-1359.
- [78] Li M, Li F, Jing B, et al. Multi-fault diagnosis of rotor system based on differential-based empirical mode decomposition[J]. J of Vibration & Control, 2015, 21(9): 1821-1837.
- [79] Zhao X M, Patel T H, Zuo M J. Multivariate EMD and full spectrum based condition monitoring for rotating machinery[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2012, 27: 712-728.
- [80] Tse P W, Wang D. State space formulation of nonlinear vibration responses collected from a dynamic rotor-bearing system: an extension of bearing diagnostics to bearing prognostics[J]. Sensors, 2017, 17(2): 1-16.
- [81] Climente-Alarcon V, Antonino-Daviu J A, Strangas E G, et al. Rotor-bar breakage mechanism and prognosis in an induction motor[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1814-1825.
- [82] Seera M, Lim C P, Nahavandi S, et al. Condition monitoring of induction motors: A review and an application of an ensemble of hybrid intelligent models[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41: 4891-4903.
- [83] 刘峰, 刘海生. 基于改进小波神经网络的动车组牵引电机故障趋势预测[J]. 制造业自动化, 2017, 39(7): 15-18.
(Liu F, Liu H S. Fault trend prediction of EMU traction motor based on improved wavelet neural network[J]. Manufacturing Automation, 2017, 39(7): 15-18.)
- [84] Booma D S, Tak S C, Ming C D, et al. Hierarchical bayesian fuzzy inference nets for internal fault diagnosis of three-phase squirrel cage induction motor[J]. Int J of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2010, 18(1): 53-68.
- [85] Li W, Zhu Z C, Jiang F, et al. Fault diagnosis of rotating machinery with a novel statistical feature extraction and evaluation method[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 50/51: 414-426.
- [86] Lei Y G, Li N P, Jia F, et al. A nonlinear degradation model based method for remaining useful life prediction of rolling element bearings[C]. Proc of Prognostics and System Health Management Conf. Beijing: IEEE, 2016: 1-8.
- [87] Lei Y G, Li N P, Gontarz S, et al. A model-based method for remaining useful life prediction of machinery[J]. IEEE Trans on Reliability, 2016, 65(3): 1314-1326.
- [88] Lei Y G, Li N P, Lin J. A new method based on stochastic process models for machine remaining useful life prediction[J]. IEEE Trans on Instrumentation & Measurement, 2016, 65(12): 2671-2684.
- [89] Wu Y K, Jiang B, Lu N Y, et al. ToMFIR-based incipient

- fault detection and estimation for high-speed rail vehicle suspension system[J]. *J of The Franklin Institute*, 2015, 352(4): 1672-1692.
- [90] Mao Z H, Wang Y, Jiang B, et al. Fault diagnosis for a class of active suspension systems with dynamic actuators' faults[J]. *Int J of Control, Automation and Systems*, 2016, 14(5): 1160-1172.
- [91] Mao Z H, Zhan Y H, Tao G, et al. Sensor fault detection for rail vehicle suspension systems with disturbances and stochastic noises[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2017, 66(6): 4691-4705.
- [92] Jesussek M, Ellermann K. Fault detection and isolation for a nonlinear railway vehicle suspension with a hybrid extended Kalman filter[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2013, 51(10): 1489-1501.
- [93] Hayashi Y, Tsunashima H, Marumo Y. Fault detection of railway vehicle suspension systems using multiple-model approach[J]. *J of Mechanical Systems for Transportation and Logistics*, 2008, 1(1): 88-99.
- [94] Li P, Goodall R, Weston P, et al. Estimation of railway vehicle suspension parameters for condition monitoring[J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(1): 43-55.
- [95] Wei X K, Jia L M, Liu H. A comparative study on fault detection methods of rail vehicle suspension systems based on acceleration measurements[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2013, 51(5): 700-720.
- [96] Wei X K, Jia L M, Guo K, et al. On fault isolation for rail vehicle suspension systems[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2014, 52(6): 847-873.
- [97] Mei T X, Ding X J. A model-less technique for the fault detection of rail vehicle suspensions[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2008, 46(S1): 277-287.
- [98] Mei T X, Ding X J. Condition monitoring of rail vehicle suspensions based on changes in system dynamic interactions[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2009, 47(9): 1167-1181.
- [99] Mao Z H, Tao G, Jiang B, et al. Adaptive compensation of traction system actuator failure for high-speed trains[J]. *IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems*, 2017, DOI: 10.1109/TITS.2017.2666428.
- [100] Bai W Q, Yao X M, Dong H R, et al. Mixed H_2/H_∞ fault detection filter design for the dynamics of high speed train[J]. *Sci China Inf Sci*, 2017, 60(4): 048201.
- [101] Tao T, Xu H Z. Fuzzy predictive model based high speed train fault tolerant control method[J]. *Int J of Digital Content Technology and its Applications*, 2013, 7(2): 583-590.
- [102] Gao R Z, Wang Y J, Lai J F, et al. Neuro-adaptive fault-tolerant control of high speed trains under traction-braking failures using self-structuring neural networks[J]. *Information Sciences*, 2016, 367: 449-462.
- [103] Tao T, Xu H. Adaptive fault-tolerant cruise control for a class of high-speed trains with unknown actuator failure and control input saturation[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- [104] Guo X G, Wang J L, Liao F. Adaptive fuzzy fault-tolerant control for multiple high-speed trains with proportional and integral-based sliding mode[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2016, 11(8): 1234-1244.
- [105] Wang Y, Song Y, Gao H, et al. Distributed fault-tolerant control of virtually and physically interconnected systems with application to high-speed trains under traction/braking failures[J]. *IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(2): 535-545.
- [106] Song Y D, Song Q, Cai W C. Fault-tolerant adaptive control of high-speed trains under traction/braking failures: A virtual parameter-based approach[J]. *IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(2): 737-748.
- [107] Tao T, Xu H Z. Fault-tolerant control of high-speed trains with parameter uncertainty[C]. *Applied Mechanics and Materials*. Trans Tech Publications, 2013, 325: 1099-1105.
- [108] Lin X, Dong H, Yao X, et al. Neural adaptive fault-tolerant control for high-speed trains with input saturation and unknown disturbance[J]. *Neurocomputing*, 2017, 26: 32-42.
- [109] Song Q, Sun T. Neuroadaptive PID-like fault-tolerant control of high speed trains with uncertain model and unknown tracking/braking actuation characteristics[C]. *Int Symposium on Neural Networks*. Cham: Springer, 2017: 318-325.
- [110] Yu C, Xu T H, Yang L B. Bayesian network based fault diagnosis and maintenance for high-speed train control systems[C]. *Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering(QR2MSE)*. Chengdu: IEEE, 2013: 1753-1757.
- [111] Yin J, Zhao W. Fault diagnosis network design for vehicle on-board equipments of high-speed railway: A deep learning approach[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 56: 250-259.
- [112] Du J, Jin W, Cai Z, et al. A new feature evaluation algorithm and its application to fault of high-speed railway[C]. *Proc of the 2nd Int Conf on Intelligent Transportation*. Singapore: Springer, 2017: 1-14.
- [113] Song Q, Song Y D. Data-based fault-tolerant control of high-speed trains with traction/braking notch nonlinearities and actuator failures[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2011, 22(12): 2250-2261.
- [114] Zhao J, Yang Y, Li T, et al. Application of empirical mode decomposition and fuzzy entropy to high-speed rail fault diagnosis[M]. *Foundations of Intelligent Systems*. Berlin: Springer, 2014: 93-103.