

高速列车走行部监测系统全冗余技术方案研究

董 威, 王云飞, 张晓宁, 朱慧龙

(中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 山东 青岛 266111)

摘 要: 为保障列车走行部轴承关键部件的可靠监测, 确保列车安全稳定运营, 文章提出一种高速列车走行部监测系统全冗余架构, 其采用“双智能诊断单元+双通道传感器”方案, 解决了传统列车走行部监测系统监测盲区问题。基于全冗余架构, 根据地面、车载数据特点、平台特点和应用场景的不同, 文中给出相应的诊断模型。其中, 地面模型以趋势预测为主, 基于“深度神经网络+循环神经网络”的模型框架, 利用海量历史数据提取时序特征参数, 建立早期故障检测模型; 车载模型以实时诊断为主, 通过双通道波形检测的交互判断, 实时对车辆级、列车级双通道传感器波形一致性进行诊断识别, 并结合时速为 350 km 的动车组进行实际应用。应用结果表明, 采用全冗余技术可以降低误报传感器故障的风险, 提高诊断系统的可靠性, 保障列车安全稳定运行。

关键词: 列车走行部监测; 数据挖掘; 全冗余; 车地一体化; 诊断模型; 趋势预测; 深度神经网络; 循环神经网络

中图分类号: U279.5

文献标识码: A

文章编号: 2096-5427(2020)06-0077-06

doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2020.06.014

Research on Full Redundancy Technology Scheme of Running Gear Monitoring System for High Speed Train

DONG Wei, WANG Yunfei, ZHANG Xiaoning, ZHU Huilong

(CRRC Qingdao Sifang Co., Ltd., Qingdao, Shandong 266111, China)

Abstract: In order to ensure the reliable monitoring of key components of train running gears and ensure safe and stable operation of a train, a full redundancy architecture of a running gear monitoring system for high-speed train was proposed. The scheme of “dual intelligent diagnosis unit + dual channel sensor” is adopted in the architecture, which solves the problem of monitoring blind area caused by single diagnosis unit or single channel sensor failure. Based on the full redundancy architecture, a corresponding diagnosis model was proposed, according to the characteristics of ground and vehicle data, platform characteristics and application scenarios. The ground model is based on trend prediction; based on the model framework of “deep neural network+recurrent neural network”, the characteristic parameters of time series are extracted from massive historical data, and the early fault detection model is established. The onboard model is mainly based on real time diagnosis, and is easy to implement through the interactive judgment of dual channel waveform detection, the waveform consistency of dual channel sensors at vehicle level and train level can be diagnosed and identified in real time, combined with the practical application of a EMU of 350 km/h. The application results show that the full redundancy technology can reduce the risk of false alarm of sensor fault, improve the reliability of the diagnosis system, and ensure the stable and safe operation of the train.

Keywords: train running gear monitoring; data mining; full redundancy; train-ground integration; diagnosis model; trend prediction; deep neural network; recurrent neural network

0 引言

对于长期处于高速运行环境中的高速列车, 其走行

部的连续稳定工作对列车安全运行至关重要。走行部作为列车的关键部件, 承载着列车自重和轮轨横向力等载荷, 是列车最容易发生故障的部件之一^[1-4]。一方面, 高速列车运营速度快, 在线行驶时容易受到线路不平顺因素的激扰, 走行部传动系统间会产生一定的相对运动, 导致轴承类部件在服役期间易发生疲劳损坏, 需要对其

收稿日期: 2019-12-22

作者简介: 董威(1988—)男, 硕士, 工程师, 从事高速动车组车载安全监测系统故障诊断与健康管理工作。

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB1201103)

轴承关键部件进行温度、振动等信号的监测。另一方面, 高速列车运行环境复杂, 同一列车横向区域可跨越不同海拔, 纵向区域可跨越不同季节, 对走行部和监测系统本身的可靠性、稳定性都提出了较高要求。此外, 高速列车运营里程长、途中停靠站少, 走行部作为关键部件, 在途中需及时发现和防止其故障的发生和扩大, 以保证列车的安全运行。因此, 对高速列车的走行部进行安全、可靠、实时的状态监测和故障诊断, 指导司机、机械师及时应急处理, 对保障列车安全运行具有非常重要的现实意义^[5-7]。

传统的监测手段多为故障后监测, 如人工监测异常振动或异音、熔断式继电器被用于监测有无异常情况, 却无法实时有效地进行故障诊断, 增加了列车应急处理和检修维护的难度。目前, 列车走行部大多利用对温度、振动等进行监测的手段对其健康状态进行评估, 许多文献报道了对走行部监测系统的设计和诊断方法的研究情况^[8-10]。文献[8]提出了一种高速动车组轴承温度监测系统的基本结构, 其由温度诊断单元和温度传感器组成, 并介绍了主机参数和预警、报警值, 但文中未对监测系统的冗余架构和故障诊断算法展开详细阐述。文献[9]提出了基于传感器双通道冗余设计的温度监测系统报警控制逻辑, 其在温度合理的前提下, 利用温差、阈值等诊断来实现对轴承温度升高、热轴预警、热轴报警等状态的判断, 但并未提及对两个冗余通道合理性判断的逻辑。文献[10]提出一种基于冗余技术的温度跳变监测识别算法, 其通过实时比较自身监测到的两路温度值来剔除监测到的异常温度, 降低温度传感器误报率。该算法虽能识别跳变导致的误报, 并将传感器判断为故障, 不再取信其温度数据; 但实际应用中, 由于线路、列车运行等工况复杂, 可能会频繁出现非传感器自身故障导致的异常温度跳变, 若简单地将其判断为故障, 会致使该轴承失去温度监测实际效果, 存在影响行车秩序和安全的隐患。

本文在传统列车走行部监测系统架构的基础上, 以保障走行部可靠诊断和列车安全运营为目标, 提出一种全冗余走行部监测系统架构, 实现传感器和监测单元的全冗余; 基于冗余架构, 针对地面和车载数据特点、平台特点和应用场景, 分别提出诊断模型, 以最大限度地保证列车稳定安全运行。

1 走行部监测系统全冗余架构

目前列车走行部监测系统大部分为非全冗余设计, 当监测单元或传感器故障时, 整节车或某一位置会出现监测盲区, 导致走行部轴承等关键部件的工作状态无法

被获知, 进而无法保证列车处于安全稳定的运行状态, 影响运营安全和运营秩序。为此, 本文提出一种走行部监测系统全冗余架构, 用以解决非冗余和部分冗余导致的监测盲区问题, 从而进一步保障列车安全稳定运行。

全冗余走行部监测系统架构由多监测单元和多通道传感器构成, 综合考虑列车的经济成本及配电柜安装空间等实际应用情况, 本文采用“双监测单元+双通道传感器”架构, 具体如图1所示。

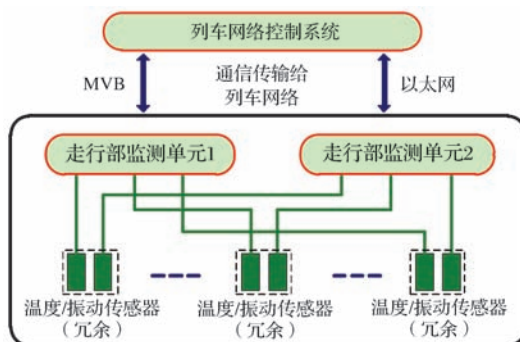


图1 走行部监测系统全冗余架构
Fig. 1 Full redundancy architecture of a running gear monitoring system

列车走行部的关键部件包括轴箱、齿轮箱及牵引电机等, 每一个监测位置均采用双通道温度/振动传感器进行数据采集, 实现了监测点的冗余(图2)。

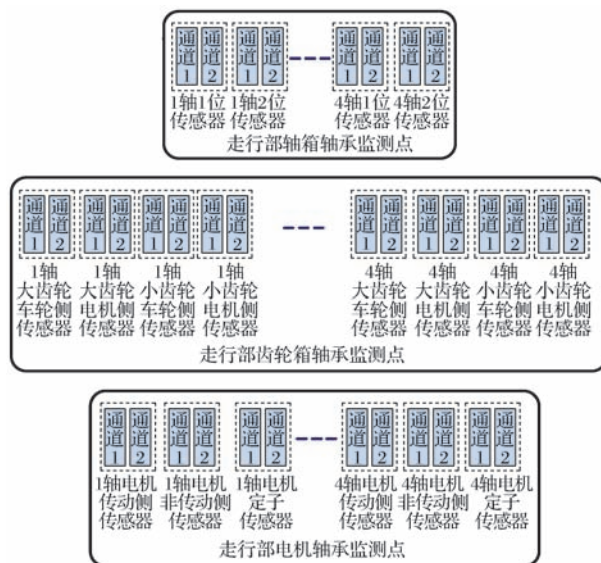


图2 走行部冗余监测点位置
Fig. 2 Location of redundant monitoring points of a running gear

监测单元由两台相同配置、相同功能的主机组成, 即走行部监测单元1和走行部监测单元2。两个监测单元具备相互独立的采集模块、通信模块、控制模块和电源模块, 实现了监测单元的冗余。

同一监测点的两个冗余传感器通道(通道1和通道2)采集的数据被分别送至两个监测单元(监测单元1和

监测单元2)；两个监测单元根据判断逻辑优先进行独立诊断，之后再通过多功能车辆总线(multifunction vehicle bus, MVB)或以太网总线进行数据交互及双监测单元交互判断，从而实现走行部监测系统的全冗余。

该全冗余走行部监测系统，以最大程度保障列车安全运行为前提，可实时监测转向架走行部轴承等关键部件状态。当单个监测单元故障时，可通过另一冗余监测单元实时监测，从而避免整节车走行部轴承关键部件出现监测盲区。当单个传感器通道故障时，可通过另一冗余通道实时监测，进而避免走行部轴承关键部件某个监测点出现监测盲区。

2 走行部监测系统全冗余诊断模型

列车走行部监测系统包括车载和地面两部分，其中车载部分采用图1所示全冗余架构，通过制定诊断状态的互锁和解锁机制，给出分层级健康状态评估的诊断模型，以降低诊断系统传感器故障误报率；地面部分通过车-地无线传输系统进行远程监控，并基于海量历史数据提取特征值，构建早期故障诊断模型，全冗余走行部监测系统车-地一体化架构如图3所示。

2.1 地面诊断模型

地面诊断通常以历史正常数据的特征为依据，对此类无监督条件下的异常检测和诊断问题进行建模分析，进而诊断系统潜在的故障。按照智能诊断和故障预测的一般流程，可采用基于神经网络的方法进行检测和诊断，但需解决早期故障特征的提取以及时序信号特征等关联耦合的问题。对此，本文采用“特征提取+时序信号建模”的模式描述轴承变化趋势，达到异常检测的目的。特征提取方法主要是用于从采集的信号中剔除噪声数据，从而提取轴承早期故障特征；而时序信号建模则用于对信

号变化规律进行建模，从而以分析系统一段时间内的行为变化为依据来判断是早期故障的出现还是仅仅是观测值的浮动。

在这样的解决思路下，本文以“深度神经网络(deep neural network, DNN)+循环神经网络(recurrent neural network, RNN)”的模型框架(图4)为基础，提出一种基于深度神经网络+长短周期记忆网络(long short term memory network, LSTM)的早期故障检测模型(early fault detection with deep architecture, FDDA)。其中DNN用于提取特征，而LSTM用来预测被测系统的行为变化。

在模型构建阶段，特征提取模块首先从历史原始数据(时间序列)中提取可以有效表达数据特点的特征，经过数据信息化、信息知识化过程后再提取时序特征；然后利用所提取的时序特征建立趋势预测模型，从而获得系统正常工作时数据隐含的时序特征。

在模型应用阶段，首先将实测数据输入至特征提取模块并提取相应的数据特征，然后再将实测数据的特征表输入趋势预测模型，以判断该实测数据特征是否符合正常数据的预测趋势；最后根据判定结果对所监测的部位是否预警做出决策。

所提出的FDDA模型优点主要体现在：

- (1) LSTM结构经过修改后，其网络参数的调整只与正常数据有关，这样一方面可以简化运算，另外一方面也可以使LSTM变成一个单纯的正常时序样本的序列生成模型，从而可以对出现的异常数据有比较敏感的反应；
- (2) 选用更适合长周期特征模式建模的LSTM模型代替RNN模型来构建时序信号的关联模型；
- (3) 在保证及时故障预警的前提下，为降低故障

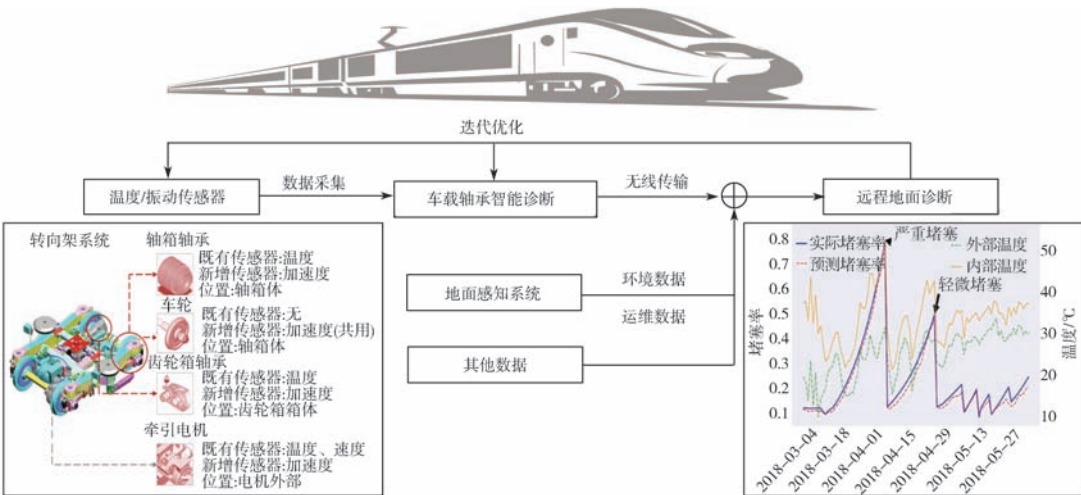


图3 车-地一体化架构
Fig. 3 Train-ground integration architecture

误报率，提出一种循环间接式故障评估策略（circular indirect alarm assessment strategy, CIAS）来计算故障发生的置信度。

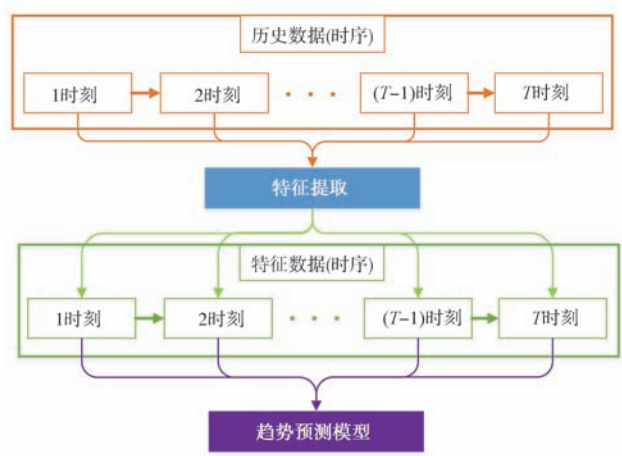


图4 “特征提取+趋势预测模型”架构
Fig. 4 Architecture of “feature extraction + trend prediction model”

FDDA 模型架构及其工作流程如图 5 所示，其主要包括 FDDA 模型的离线构建阶段及在线监测阶段。

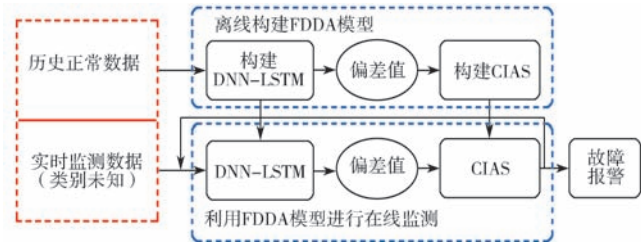


图5 FDDA 模型架构
Fig. 5 Architecture of FDDA model

在离线模型构建阶段，利用收集到的历史正常数据来构建基于 DNN 的特征提取器以及对应的基于 LSTM 的序列生成器。为了方便表述，记这部分结构为 DNN-LSTM。DNN-LSTM 将输入的重构误差记为偏差值，从而来描述系统状态的变化。随后这些偏差值被用来确定 CIAS 模块中的相关参数。

在线监测阶段，对系统运行时产生的实时数据进行

监测，利用 DNN-LSTM 部分生成偏差值，并将偏差值输入 CIAS 模块来进行评估是否为故障的征兆。

2.2 车载诊断模型

2.2.1 车载诊断模型架构

海量历史数据依托地面大数据中心服务器进行模型训练，训练成熟后的模型经轻量化后被部署到车载监测单元。车载诊断模型依托全冗余架构，利用传感器感知轴承温度、振动等状态信息，并通过对双通道波形一致性的判断实现实时数据融合、清洗及特征提取，状态特征和预处理结果通过车地数据传输系统反馈到远程地面诊断系统。

车载诊断模型架构如图 6 所示，车载监测单元（即车载智能诊断单元）采用全冗余架构，分别进行独立诊断和交互诊断。其中，交互诊断采用双通道波形检测模型，实时对双通道车辆级、列车级的波形一致性进行诊断，诊断状态包括正常、临时故障、故障 3 个层级。该状态根据模型诊断结果实时切换，进而降低传感器误报率。而非冗余架构下的诊断单元，一般仅包括正常和故障 2 个层级，一旦传感器被诊断为故障，则该传感器的采集状态不可信，监测位置将出现盲区。

该算法在基于地面大量历史数据的基础上，通过提取特征值，构建趋势预测模型，并轻量化应用于“双智能诊断单元+双通道传感器”架构的列车走行部监测系统。其中，诊断状态在传统的正常和故障间，新增临时故障状态，通过两个智能诊断单元的数据交互判断，制定互锁、解锁机制，提升了传感器数据的有效监测和诊断识别，降低误报传感器故障的风险，提高了监测系统的可用性，进一步保证了列车稳定安全运行。

2.2.2 车载诊断模型方案

针对全冗余架构的轴承温度监测诊断算法，详细流程如下：

- (1) 两个温度监测单元分别采集温度数据。
- (2) 单温度监测单元优先根据传感器故障判断机

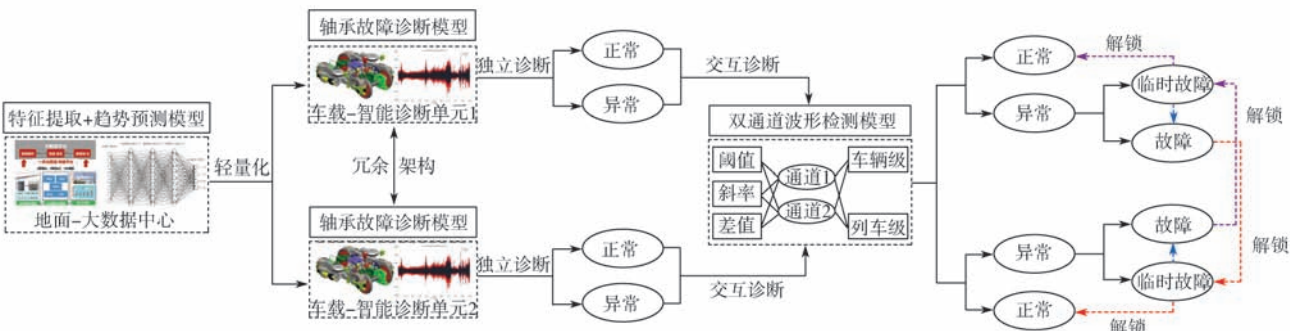


图6 车载诊断模型架构
Fig. 6 Architecture of train diagnosis model

制(短路、开路等)进行数据处理,滤除温度跳变的异常情况信息。此处判断的传感器故障由单温度监测单元锁死,即传感器自锁。

(3)对单温度监测单元同侧传感器温度进行比较,当列车处于静止状态时,该通道温度与同侧温度平均值之差超过设定值,则判定为传感器故障(此处判断的传感器故障由单温度监测单元锁死,即传感器自锁)。

(4)对双通道温度进行比较

①同一位置两通道温度差值 $\leq Y$ (Y 为整套温度监测系统精度,其包括温度传感器精度和温度监测单元精度),则判定传感器两个通道工作正常。

②同一位置两通道温度差值 $> Y$,则根据故障导向安全原则,设温度值高的传感器为正常;温度值低的传感器由温度监测单元判定为传感器临时故障,即传感器互锁,此时临时状态不锁死,监测单元记录故障信息并通信传输给网络。

③当高值温度传感器被单温度传感器监测单元判断为故障状态或高值温度监测单元通信故障时,低值温度传感器状态恢复正常,即传感器解锁。

算法流程图如图7所示。

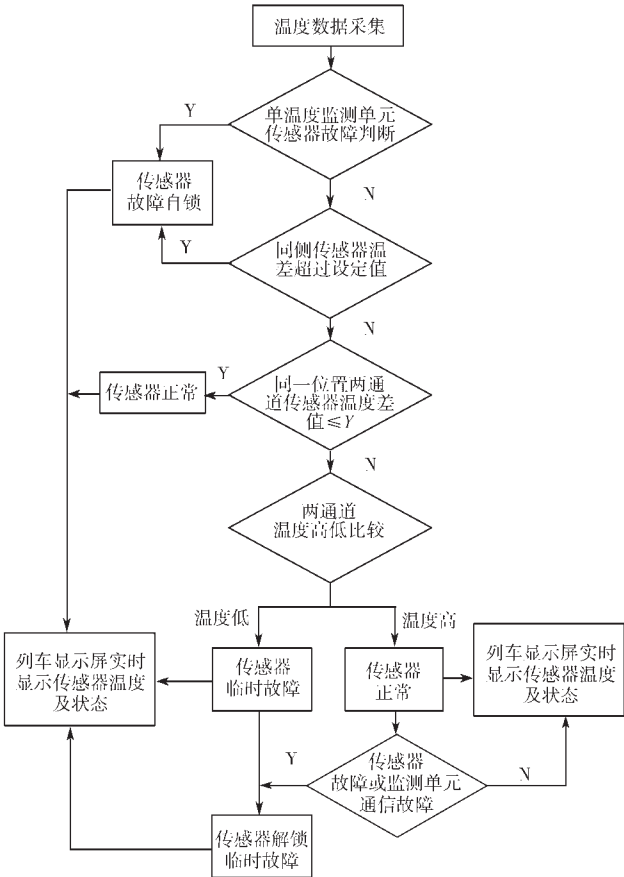


图7 冗余架构轴承温度监测诊断算法流程
Fig. 7 Flow chart of bearing temperature monitoring and diagnosis algorithm for the system with redundant architecture

3 全冗余轴承诊断系统应用

基于冗余算法的列车轴承温度监测系统搭载于某型动车组实际应用,列车时速为350 km,监测范围为轴箱、齿轮箱、电机轴承等36个监测点,本文分别选取两个监测单元一天的正常和异常数据进行分析。

列车温度诊断单元1和温度诊断单元2工作正常时,相同监测点温度曲线趋势一致,无异常跳变,系统运行稳定,温度曲线如图8和图9所示。

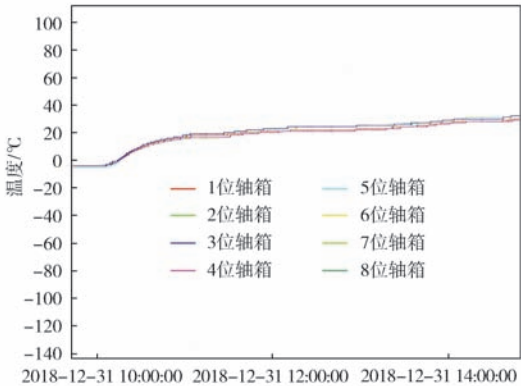


图8 温度诊断单元1温度曲线
Fig. 8 Temperature curves of the temperature diagnosis unit 1

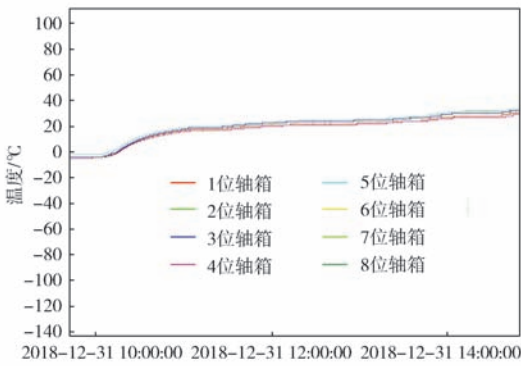


图9 温度诊断单元2温度曲线
Fig. 9 Temperature curves of the temperature diagnosis unit 2

列车温度诊断单元出现故障时,由正常单元进行实时温度监测。如图10和图11所示,温度诊断单元1工作正常,温度曲线一致。温度诊断单元2工作异常,各监测位置温度曲线不再变化。列车通过冗余诊断算法,屏蔽温度诊断单元2温度数据,取信温度诊断单元1数据,保障了列车稳定运行。

通过以上测试结果可知,采用全冗余技术后,系统能够通过冗余算法识别高速列车运行过程中的系统异常并进行屏蔽,同时采用冗余机制可以通过另一监测单元实时正常监测走行部关键部件状态信息,保证列车的安全运行。

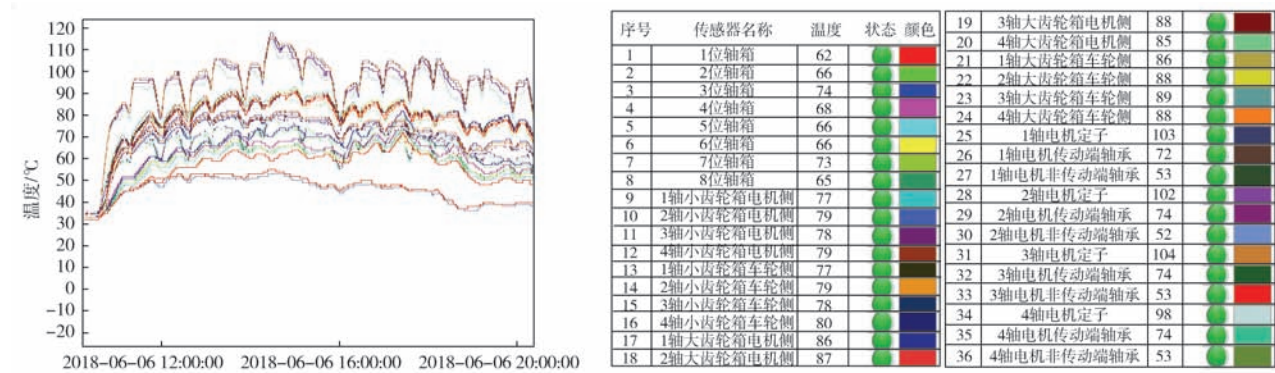


图 10 温度诊断单元 1 温度曲线

Fig. 10 Temperature curves of temperature diagnosis unit 1

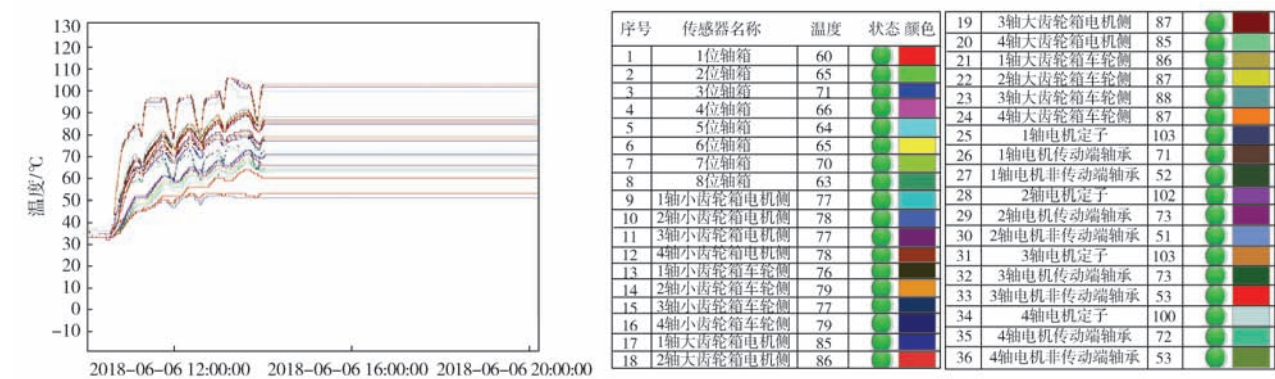


图 11 温度诊断单元 2 温度曲线

Fig. 11 Temperature curves of temperature diagnosis unit 2

4 结语

本文以保障列车安全稳定运行为目标，开展了高速列车走行部的可靠监测和诊断技术研究。基于传统列车走行部监测系统架构，提出了“双智能诊断单元 + 双通道传感器”的全冗余架构，解决了单诊断单元或单通道传感器故障导致的监测盲区问题；并基于全冗余架构，根据地面及车载数据特点、平台特点和应用场景的不同，提出相应的诊断模型。采用该诊断模型可以提高诊断系统的可靠性，进一步保证了列车的安全稳定运行。未来，随着大数据、人工智能、机器学习等技术的不断成熟和深化应用，结合列车及关键部件的全寿命周期数据的全面覆盖，通过全过程的实时交互和虚实映射，构建部件级、系统级数字孪生模型，刻画整车数字画像，实时评估车辆健康状态及部件剩余寿命，实现车辆全寿命周期的自感知、自诊断、自决策、自修复，打造智慧型列车。

参考文献:

[1] CHEN J L, LI Z P, PAN J, et al. Wavelet transform based on inner

product in fault diagnosis of rotating machinery: A review [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70-71:1-35.

[2] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Tribology International, 2016,96:289-306

[3] AL-BUGHARBEE H, TRENDAFILOVA I. A fault diagnosis methodology for rolling element bearings based on advanced signal pretreatment and autoregressive modelling[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 369:246-265.

[4] 缪炳荣, 张卫华, 池茂儒, 等. 下一代高速列车关键技术特征分析及展望 [J]. 铁道学报, 2019,41(3):58-70.

[5] 孟祥春. 中国高速列车技术创新历程及成功的原因分析 [J]. 理论学习与探索, 2018(4):45-48.

[6] 熊庆. 列车滚动轴承振动信号的特征提取及诊断方法研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2015.

[7] 费继友, 贾勇, 李花, 等. 动车组转向架关键部件温度无线监测系统设计 [J]. 大连交通大学学报, 2017,38(4):164-168.

[8] 田鹏, 张永明, 刘斌普, 等. 某型动车组新型实时轴温检测系统的设计与应用 [J]. 铁道车辆, 2016, 54(11):13-16.

[9] 王士强. CRH3C 型动车组转向架轴承温度检测系统介绍 [J]. 内燃机与配件, 2017(19):20-21.

[10] 杨军, 孙文斌. CRH5 型动车组轴温检测系统改进方案探讨 [J]. 大连交通大学学报, 2013,34(5):37-41.