

文章编号: 1674—8247(2024)03—0055—07

DOI:10.12098/j.issn.1674-8247.2024.03.011

高速铁路列控车载设备故障诊断的研究及应用

王亭岭¹ 赵君¹ 查园园² 郑炳校¹

(1. 华北水利水电大学, 郑州 450045; 2. 北京交通大学, 北京 100044)

摘要: 列控系统中车载设备故障具有复杂性和不确定性,且数据记录非文本化,传统的基于专家知识的诊断方法效率低下且精确度不佳。贝叶斯网络(BN)在处理不确定性和相关复杂性问题方面具有显著优势,本文以CTCS3-300T型车载设备为研究对象,建立贝叶斯网络模型进行故障诊断。通过分析典型车载设备故障处理现状,提出一种结合专家知识、故障数据集和K2算法的贝叶斯网络模型研究方法;利用K2算法和最大似然估计法分别进行结构学习、参数学习,从局部到整体优化贝叶斯网络诊断模型,实现故障的快速定位;建立最优贝叶斯网络模型,并进行推理计算,其故障诊断准确率为87.1%。与传统的专家知识模型相比,最优贝叶斯网络模型的故障诊断准确率提高了37.4%。经实例分析和模型验证,该模型能够保证故障诊断结果的准确性且提高故障诊断的效率。

关键词: 车载设备; 专家知识; 贝叶斯网络; K2算法

中图分类号: U284

文献标志码: A

Study on Fault Diagnosis for Onboard Equipment in High-speed Railway Train Control Systems and Application

WANG Tingling¹ ZHAO Jun¹ ZHA Yuanyuan² ZHENG Bingxiao¹

(1. North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450045, China;

2. Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Faults in onboard equipment within railway train control systems exhibit complexity and uncertainty, compounded by the non-textual nature of recorded data. Traditional diagnosis methods based on expert knowledge often prove inefficient and inaccurate. Bayesian network (BN) excel in handling uncertainties and related complexities. This paper focuses on CTCS3-300T onboard equipment, employing a BN model for fault diagnosis. By examining current practices in addressing typical onboard equipment malfunctions, a methodology combining expert knowledge, fault datasets, and the K2 algorithm was proposed for BN model development. Utilizing K2 algorithm and maximum likelihood estimation, structure learning and parameter learning were carried out, incrementally refining the BN diagnostic model for rapid fault localization. An optimized BN model was established, achieving a fault diagnosis accuracy of 87.1%. Compared to conventional expert-knowledge-based models, this optimal BN model enhances fault diagnosis accuracy by 37.4%. According to the results of case analysis and model validation, the model is able to ensure fault diagnosis accuracy while significantly improving diagnostic efficiency.

Key words: onboard equipment; expert knowledge; Bayesian network; K2 algorithm

收稿日期: 2022-09-13

作者简介: 王亭岭(1975-),男,副教授。

引文格式: 王亭岭,赵君,查园园,等. 高速铁路列控车载设备故障诊断的研究及应用[J]. 高速铁路技术, 2024, 15(3):55-61.

WANG Tingling, ZHAO Jun, ZHA Yuanyuan, et al. Study on Fault Diagnosis for Onboard Equipment in High-speed Railway Train Control Systems and Application[J]. High Speed Railway Technology, 2024, 15(3):55-61.

近年来,我国高速铁路事业迅速发展,运营里程位居世界第一,运行速度和效率稳居世界前列^[1]。《中长期铁路规划网》^[2]中指出,预计在 2025 年铁路网规模达到 17.5 万 km 左右,2030 年基本实现互联互通、县域覆盖等目标。高速铁路列车车载设备内部组件构成繁多,故障征兆冗杂^[3]。传统的人工故障诊断方法容错性低且结论具有不唯一性^[4],已无法满足对中国列车运行控制系统(Chinese Train Control System, CTCS)快速性和准确性的要求^[5],车载设备故障诊断方法亟需进一步提高。

传统 CTCS3-300T 的故障处理流程包括:(1)下载 JRU、主备系 AE (Application Event) Log、TCR 数据;(2)故障设备的更换;(3)设备安装情况、电缆连接、指示灯显示的检查;(4)重启多次试验;(5)故障处理过程的上报^[6]。传统的人工阅读进行故障推断的方式不仅耗时长、容错性差,且准确度低。随着高速铁路的快速发展,基于人工智能技术的故障诊断方法应运而生^[7]。随着文本挖掘、模式识别、大数据、机器学习、神经网络等人工智能技术的应用,智能化分析是故障诊断的必然趋势。文献[8]提出基于故障树的轨道交通车载设备分析方法,降低了危险发生的可能性。文献[9]提出针对文本挖掘的车载设备故障诊断方法,提高了故障定位的准确性。文献[10]采用卷积神经网络对

列控车载设备故障进行了研究,为高速铁路故障诊断提供了理论依据。由此可见,人工智能技术已应用于高速铁路设备的研究且在逐步深入发展^[11]。

综上所述,本文通过贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)模型处理大量冗余的故障信息,采用 K2 算法^[12]和 EM 算法^[13]分析约简故障模型,结合专家知识和故障数据信息分析处理问题,构建最优贝叶斯网络模型,并以具体案例和模型证明了该方法的准确高效。

1 概况

1.1 系统设备简介

列车运行控制系统由地面设备、车载设备和车地通信网络 3 部分构成,是保证列车安全高效行驶的关键^[14]。国内列控车载设备有 5 种型号处于使用状态,本文以 CTCS3-300T 型车载设备为例进行研究。CTCS3-300T 型车载设备主要由司法记录单元(JRU)、车载安全计算机单元(VC)、测速测距单元(SDU)、轨道电路信息读取器(TRC)、应答器传输模块(BTM)、人机界面(DMI)和动车组接口单元(TIU)等组成,系统结构如图 1 所示。CTCS3-300T 型列控车载设备以双机冷备方式运行^[15],1 套在用系统,1 套处于冷备状态,由此保证系统准确高效运行。

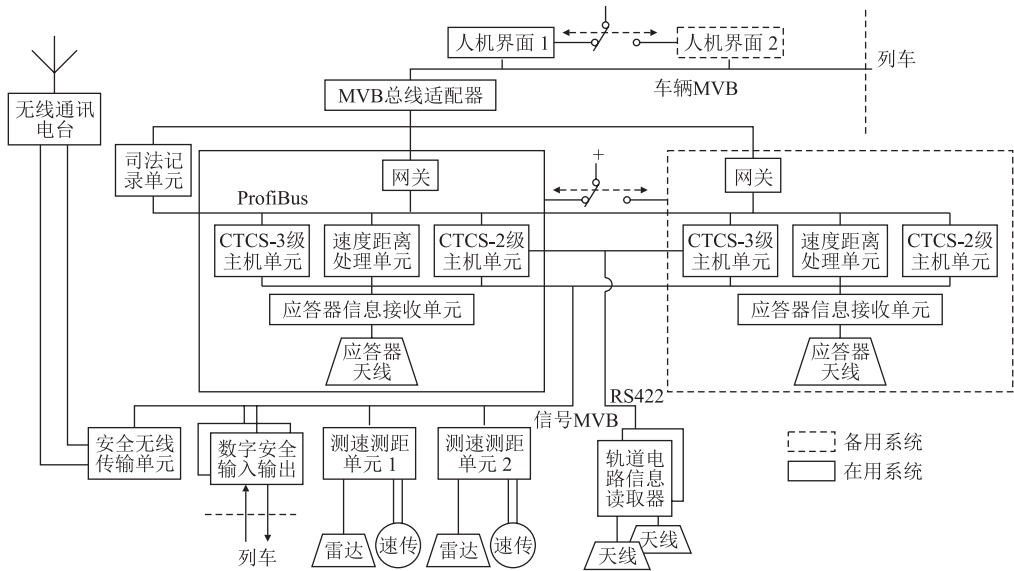


图 1 CTCS3-300T 型列控车载设备组成结构图

1.2 车载设备故障简介

列控系统庞大且内部结构复杂,列车运行过程中发生故障的种类多种多样。高速铁路车载设备故障具有不唯一性、不完整性、不确定性、丰富性、复杂性,处理较为困难。为准确建立诊断模型,根据车载故障

信息表将故障数据进行归纳和划分,结果如图 2 所示。

1.3 文本处理

文本数据转化为可识别的计算机数字形式,最大程度保留文本信息特征。针对记录的车载信息数据,对 AElog 数据的标志性语句、时间点、标志性词语等

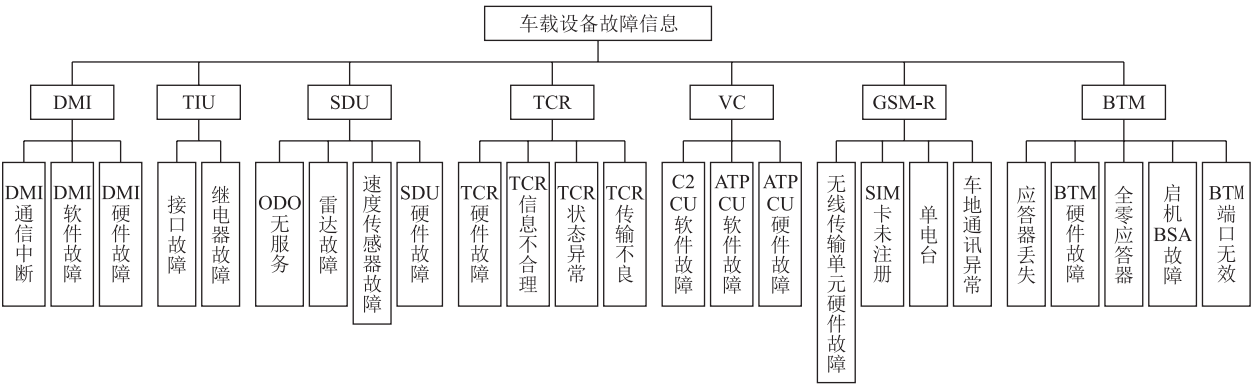


图2 高速列车车载设备故障树图

进行预处理。具体步骤如下：

- (1)AElog 文本处理:通常一趟列车行驶的数据信息数超百条,处理信息时将数据转为统一格式,获取关键语句,提高故障诊断准确度。
- (2)关键分词处理:文本记录以关键词为主进行处理,除去无效分词和符号信息,提高处理效率。

2 车载设备故障诊断

2.1 贝叶斯网络概况

贝叶斯网络是一种不确定性的推理网络,结构学习和参数学习是贝叶斯网络的两大学习方法^[16],结构和参数学习时存在数据完整和数据不完整的情况。在结构学习时,K2算法和穷举算法经常被用于数据完整情况下的分析^[17-19]。穷举搜索算法在节点数量较大时无法进行,K2算法是一种局部搜索算法,可以处理此问题。K2算法通过最大化目标函数得到贝叶斯网络结构。在参数学习时先要确定贝叶斯网络结构^[20],再利用先验知识和训练数据确定模型的参数。参数学习同样分为数据完备情况下的最大似然参数估计(MLE算法)和数据不完备情况下的最大似然参数估计(EM算法)。同时,利用BNT工具箱的引擎机制提高运行速度和效率。

依据故障数据集和专家经验建立贝叶斯网络结构模型,可以简明地分析各层次之间的依赖关系,如图3所示。

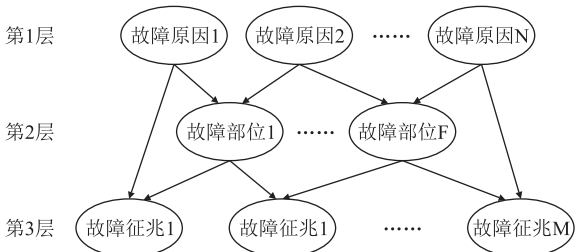


图3 贝叶斯网络构建模型层次图

2.2 节点预处理

贝叶斯网络故障诊断本质上是一个由果寻因的过程,因果关系确定节点之间的先后顺序。结合车载设备故障信息数据集和网络结构模型,确定每一层网络的节点信息。为使网络的模型简单明了,先对各层次的故障节点信息进行预处理。故障部位、原因和征兆的节点信息分别如表1、表2和表3所示。

表1 故障部位节点信息表

编号	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
节点含义	TCR	BTM	SDU	GSM-R	TIU	VC	DMI

表2 故障原因节点信息表

编号	节点含义	编号	节点含义
n1	无线传输单元硬件故障	n14	TCR传输不良
n2	单电台	n15	TCR硬件故障
n3	车地通信异常	n16	ODO无服务
n4	继电器故障	n17	全零应答器
n5	CTCS-2 CU软件故障	n18	SDU硬件故障
n6	SIM卡未注册	n19	TCR信息不合理
n7	ATP CU软件故障	n20	TCR状态异常
n8	BTM硬件故障	n21	DMI通信中断
n9	雷达故障	n22	速度传感器故障
n10	接口故障	n23	BTM端口无效
n11	DMI软件故障	n24	应答器丢失
n12	ATP CU硬件故障	n25	启机BSA故障
n13	DMI硬件故障		

2.3 贝叶斯网络模型构建

2.3.1 基于专家知识的贝叶斯网络模型

综合考虑所有故障信息和确定的因果关系,根据节点之间的依赖关系构建BN网络结构,得到基于专家知识的BN结构,如图4所示。

2.3.2 基于K2算法的贝叶斯网络模型

通过故障数据记录分析确定节点顺序,采用K2算法针对各节点进行优化。该算法将整体贝叶斯网

表 3 故障征兆节点信息表			
编号	节点含义	编号	节点含义
m1	启动失败	m14	CTCS-2级安全软件故障
m2	ATP CU 故障	m15	呼叫RBC失败
m3	制动	m16	无法转入CTCS-3
m4	停车	m17	速度传感器故障
m5	CTCS-2故障	m18	SDU故障
m6	BTM故障	m19	测速雷达故障
m7	主机与DMI通信中断	m20	速度异常
m8	应答器报文错误	m21	无法输入
m9	无线超时	m22	DMI无法启动
m10	CTCS-3转CTCS-2	m23	DMI显示异常
m11	自检失败	m24	制动测试失败
m12	载频核对不一致	m25	制动故障
m13	TCR故障		

络划分为 7 个局部网络,局部贝叶斯网络结构评分的总和即为整体贝叶斯网络结构的评分。以 BTM 为例,针对局部节点的网络结构如图 5 所示。

- 2.3.3 整体最优贝叶斯网络
- 结合故障信息和专家知识,采用 K2 算法建立最优的 BN 结构,优化内容和步骤如下:
- (1)将该网络节点按照图 3 所示为 3 层结构。
- (2)针对节点在基于专家知识的网络和结构学习的局部 K2 算法网络均存在的情况,节点间因果关系予以保留。
- (3)过拟合信息的优化。同一层次中各节点之间无依赖关系,两点间有向边全部移除。
- (4)不同层中,结合专家知识对结构学习后故障

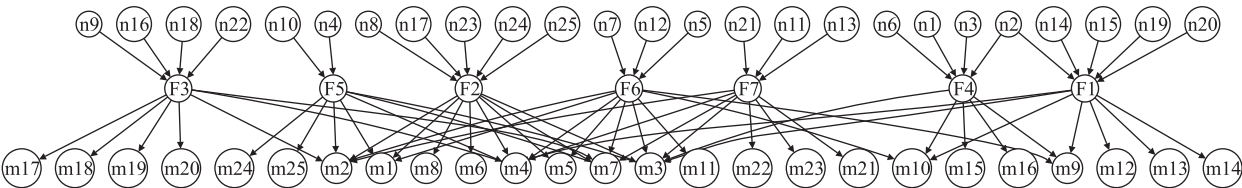


图 4 基于专家知识的整体 BN 结构图

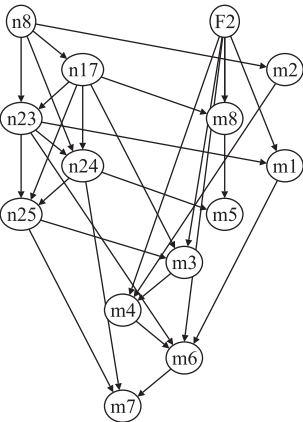


图 5 基于 K2 算法的局部 BN 结构图

原因层和故障征兆层间出现的有向边予以适当保留。最终得到的整体最优 BN 结构如图 6 所示。

3 贝叶斯网络的推理验证

3.1 贝叶斯网络的案例验证

选取两个故障案例对提出的故障诊断模型进行验证,如表 4 所示

表 4 车载设备故障案例表				
编号	故障概况	故障类型	故障原因	处理情况
1	某日 11 : 32, G6008 次列车在乐昌东站上行线 K 1 995 + 000 处, DMI 显示“DMI 与主机通信中断”,导致 ATP 故障停车,于 11 : 39 开车	VC 相关	ATP 软件故障	换系重启后正常
2	某日 11 : 45, 某次列车运行至上行正线 K 157 + 717 处,司机反映应答器数据丢失 ATP 输出制动	TIU 相关	TIU 接口故障	检查报文异常或外界因素致使 ATP 设备无法解析

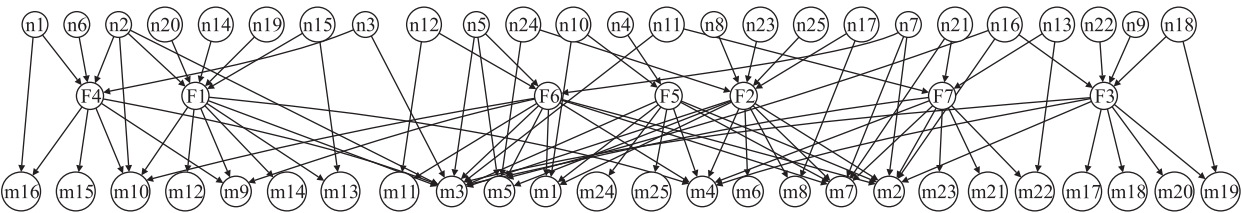


图 6 整体最优 BN 结构图

案例 1 中,以测速测距单元 VC(F6)处发生的 ATP 软件故障(n7)为例,该情况下出现 ATPCU 故障(m2)、停车(m4)、主机与 DMI 通信中断(m7)故障征兆,在输入故障征兆证据节点后诊断结果如图 7 所示。根据故障诊断结果分析,发生故障的原因最可能是 ATP 软件故障,与实际情况一致,其发生故障的概率由初始的先验概率 0.054 7 变为 0.788 2,诊断结果正确。

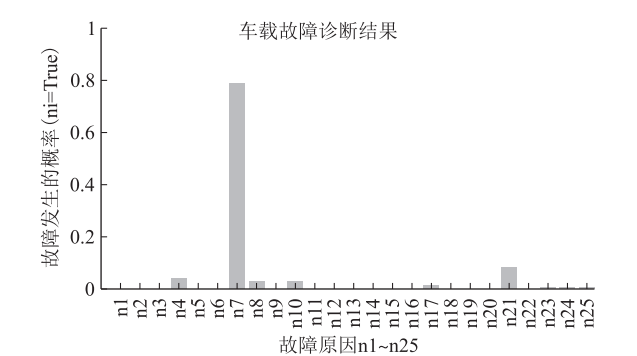


图 7 故障原因结果分析图

3.2 贝叶斯网络的模型验证

案例 2 中以列车接口单元 TIU 发生接口故障(n10),而出现 ATPCU 故障(m2)、制动(m3)、停车(m4)的故障为例,在程序代码中输入证据节点,对 TIU 故障诊断网络来说,结果如图 8 所示。

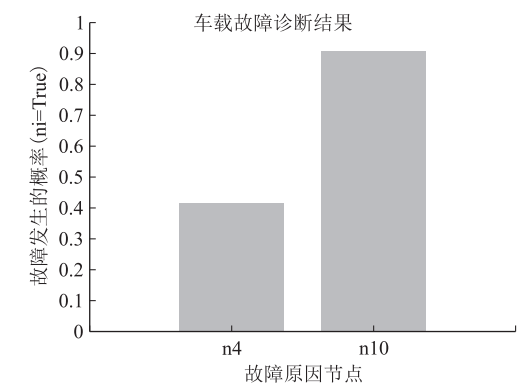


图 8 输入证据后故障原因节点概率图

在 GeNIe 软件中建立以 TIU 为整体的贝叶斯网络,设置故障证据节点,更新网络 CPT 后诊断结果如图 9 所示,n4 故障的概率为 42%,n10 故障的概率为 91%。通过不同平台上对比验证可知,诊断结果与实际情况相符,说明所选取的故障诊断方法是可行的。最后,在 MATLAB 仿真平台的 BNT 工具箱中,选取 300 条故障信息对专家系统模型、K2 算法模型和最优贝叶斯网络模型进行故障正确率计算,各故障部位计算结果正确率如图 10 所示。基于贝叶斯网络的最优模型平均正确率为 87.1%,远高于专家系统模型的平均正确率 49.7%,较 K2 算法模型正确率 69.2%高出 17.9%,最优模型具有更好的诊断结果。

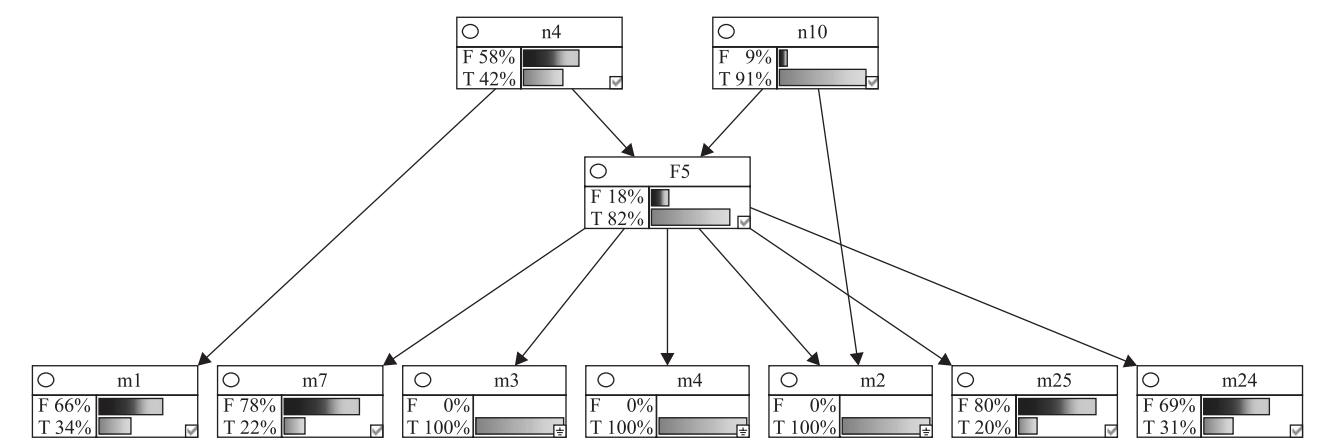


图 9 在 GeNIe 中的故障诊断结果图

4 结束语

- (1)模型以 CTCS3-300T 型车载设备为研究对象,引入贝叶斯网络模型。利用先验知识和故障数据集的思想建立 BN 结构模型,处理大量不确定性故障信息。
- (2)通过融合不同的方法(K2 算法、故障信息和

- 专家知识)取长补短,优化整合建立整体最优 BN 模型。与专家知识模型相比,最优 BN 模型的故障诊断结果更准确。
- (3)以具体实例验证分析最优 BN 模型,结果表明该 BN 模型具有更高的可靠性。整体最优 BN 模型结构的平均正确率远高于专家系统的 BN 结构,能为操作人员迅速地做出决策提供有力支持。

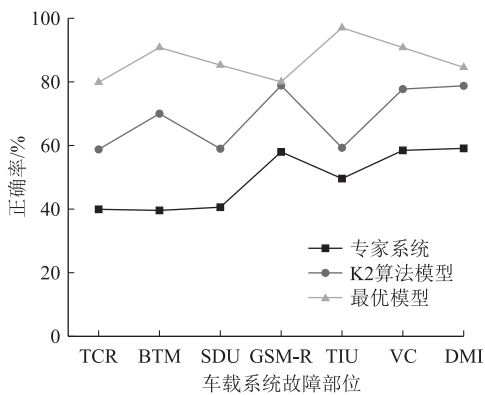


图 10 故障诊断正确率图

参考文献:

[1] 孟德友,范况生. 高铁建设对区域发展影响的国内研究进展与展望[J]. 商丘师范学院学报, 2021, 37(12): 44-49.
MENG Deyou, FAN Kuangsheng. Domestic Research Progress and Prospect of the Impact of High-speed Rail Construction on Regional Development [J]. Journal of Shangqiu Normal University, 2021, 37(12): 44-49.

[2] 马保仁. 我国高速铁路列车运行图现状分析及展望[J]. 高速铁路技术, 2021, 12(5): 8-11, 30.
MA Baoren. Analysis on Current Situation and Prospect of Train Diagram of High-speed Railway in China [J]. High Speed Railway Technology, 2021, 12(5): 8-11, 30.

[3] 赵阳,徐田华,周玉平,等. 基于贝叶斯网络的高铁信号系统车载设备故障诊断方法的研究[J]. 铁道学报, 2014, 36(11): 48-53.
ZHAO Yang, XU Tianhua, ZHOU Yuping, et al. Bayesian Network Based Fault Diagnosis System for Vehicle On-board Equipment of High-speed Railway [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(11): 48-53.

[4] 刘恩东,林俊亭. 车载控制器设备故障处理浅析及维护建议[J]. 中国新通信, 2021, 23(6): 140-142.
LIU Endong, LIN Juntao. Analysis on Fault Treatment and Maintenance Suggestions of Vehicle Controller Equipment [J]. China New Telecommunications, 2021, 23(6): 140-142.

[5] 孟寒松. 基于通信的列车运行控制系统测试研究[J]. 铁路计算机应用, 2021, 30(10): 63-68.
MENG Hansong. Test Method of Communication Based Train Control System [J]. Railway Computer Application, 2021, 30(10): 63-68.

[6] 卢长利. 铁路电务车载设备故障应急处置存在的问题及对策研究[J]. 科技与创新, 2019(7): 130-131.
LU Changli. Research on Problems and Countermeasures in Emergency Disposal of Railway Electric Vehicle Equipment Faults [J]. Science and Technology & Innovation, 2019(7): 130-131.

[7] 翁顺,吴俐滢,朱宏平,等. 基于模糊聚类的高速列车车速识别[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(4): 13-23, 29.

WENG Shun, WU Liying, ZHU Hongping, et al. Speed Recognition of High-speed Train Based on Fuzzy Clustering [J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(4): 13-23, 29.

[8] 张德平,张国强. 基于故障树的轨道交通车载设备可靠性分析[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2021, 39(S1): 37-39.
ZHANG Deping, ZHANG Guoqiang. Reliability Analysis of Rail Transit Vehicle Equipment Based on Fault Tree [J]. Electronic Product Reliability and Environmental Testing, 2021, 39(S1): 37-39.

[9] 赵阳,徐田华. 基于文本挖掘的高铁信号系统车载设备故障诊断[J]. 铁道学报, 2015, 37(8): 53-59.
ZHAO Yang, XU Tianhua. Text Mining Based Fault Diagnosis for Vehicle On-board Equipment of High Speed Railway Signal System [J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(8): 53-59.

[10] 周璐婕,党建武,王瑜鑫,等. 基于卷积神经网络的列控车载设备故障分类研究[J]. 铁道学报, 2021, 43(6): 70-77.
ZHOU Lujie, DANG Jianwu, WANG Yuxin, et al. Research on Fault Classification Method for Onboard Equipment of Train Control System Based on Convolutional Neural Network [J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(6): 70-77.

[11] 刘孜学,王富斌,虞凯. 基于改进YOLOv3的铁路落石检测方法研究与实现[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(3): 52-56, 80.
LIU Zixue, WANG Fubin, YU Kai. Research and Implementation of the Railway Rockfall Detection Based on Modified YOLOv3 [J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(3): 52-56, 80.

[12] BEHJATI S, BEIGY H. Improved K2 Algorithm for Bayesian Network Structure Learning [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 91: 103617.

[13] SCRUGA L. A Fast and Efficient Modal EM Algorithm for Gaussian Mixtures [J]. Statistical Analysis and Data Mining: the ASA Data Science Journal, 2021, 14(4): 305-314.

[14] 郝建,张浩,张军政,等. 列车运行控制系统仿真测试自动化方法研究[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(6): 152-158.
HAO Jian, ZHANG Hao, ZHANG Junzheng, et al. Research on Automatic Simulation Test Method of Train Control System [J]. Railway Standard Design, 2022, 66(6): 152-158.

[15] 江磊,王小敏,刘一骢,等. 基于动态贝叶斯网络的CTCS3-300T列控车载系统运行可靠性及可用性评估[J]. 铁道学报, 2020, 42(3): 85-92.
JIANG Lei, WANG Xiaomin, LIU Yiliu, et al. DBN-based Operational Reliability and Availability Evaluation of CTCS3-300T Onboard System [J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(3): 85-92.

[16] TANZINA A, NITA Y. A Probabilistic Estimation of Traffic Congestion Using Bayesian Network [J]. Measurement, 2021, 174.

[17] WEI Wei, ZHAO Xiaoqiang. Bi-TLLDA and CSSVM Based Fault Diagnosis of Vehicle On-board Equipment for High Speed Railway [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(8): 085005.

[18] BEHJATI S, BEIGY H. Improved K2 Algorithm for Bayesian Network Structure Learning [J]. Engineering Applications of Artificial

- Intelligence, 2020, 91 : 103617.
- [19] MNICH K, RUDNICKI W R. All-relevant Feature Selection Using Multidimensional Filters with Exhaustive Search [J]. Information Sciences, 2020, 524 : 277 – 297.
- [20] 徐苗,王慧玲,梁义,等. 基于 K2 算法的因果结构学习研究综述 [J]. 伊犁师范学院学报(自然科学版), 2021, 15(1) : 51 – 57.
- XU Miao, WANG Huiling, LIANG Yi, et al. A Survey of Causal Structure Learning Based on K2 Algorithm [J]. Journal of Yili Normal University (Natural Science Edition), 2021, 15(1) : 51 – 57.
- ~~~~~
- (上接第 12 页)
- 实施[J]. 电力勘测设计, 2011(1) : 23 – 27.
- REN Zhijun, REN Yaqun, GE Haiming, et al. Implement & Frame Construction of Informationization Treatment of Geotechnical Engineering Reconnaissance [J]. Electric Power Survey & Design, 2011(1) : 23 – 27.
- [5] 夏菁,白志强,王宝鹏,等. 地质资料信息化综合管理平台的设计及实现[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2014, 50(2) : 295 – 300.
- XIA Jing, BAI Zhiqiang, WANG Baopeng, et al. Design and Implementation of Comprehensive Management Platform for Geological Data Informatization [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2014, 50(2) : 295 – 300.
- [6] 邹权,方宗德,庞辉. 基于 .NET 三层架构的汽车仿真数据管理系统设计研究[J]. 机械制造, 2010, 48(8) : 80 – 83.
- ZOU Quan, FANG Zongde, PANG Hui. Design and Research of Automobile Simulation Data Management System Based On .NET Three-tier Architecture [J]. Machinery, 2010, 48(8) : 80 – 83.
- [7] 孙训海,雷晓雨,佟建兴,等. 土层压缩模量的选取对地基变形计算的影响[J]. 建筑科学, 2010, 26(9) : 40 – 43.
- SUN Xunhai, LEI Xiaoyu, TONG Jianxing, et al. Effect of Modulus Selection on the Deformation of Foundation Soil [J]. Building Science, 2010, 26(9) : 40 – 43.
- [8] 高晓军,顾宝和,毛尚之,等. 压缩模量的问题及解决途径[J]. 工程勘察, 2007, 35(2) : 32 – 34, 40.
- GAO Xiaojun, GU Baohe, MAO Shangzhi, et al. The Issues about Compression Modulus and theirs Solutions [J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2007, 35(2) : 32 – 34, 40.
- [9] 刘之葵. 基坑支护设计中土的粘聚力和内摩擦角的取值方法分析[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2001, 28(1) : 15 – 16.
- LIU Zhikui. Analysis on the Method of Selecting Cohesion and Internal Friction Angle of Soil in Foundation Pit Support Design [J]. Exploration Engineering (Drilling & Tunneling), 2001, 28(1) : 15 – 16.
- [10] 刘洪,黄军胜. 利用 AutoCAD 二次开发实现地形图高程点与等高线错误自动查找[J]. 测绘通报, 2017(5) : 100 – 104.
- LIU Hong, HUANG Junsheng. Using Secondary Development of AutoCAD to Automatically Find Errors of Elevation Points and Contour Lines in Digital Topographic Map [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(5) : 100 – 104.
- [11] 应申,郭仁忠,闫浩文,等. 制图综合中等高线相交的判断和消除[J]. 测绘科学, 2001, 26(4) : 39 – 41, 1 – 0.
- YING Shen, GUO Renzhong, YAN Haowen, et al. An Algorithm for Detecting and Eliminating Intersection of Polylines in Cartographic Generalization [J]. Developments in Surveying and Mapping, 2001, 26(4) : 39 – 41, 1 – 0.
- [12] 胡现辉,胡茂林,王三军,等. 地形图点线矛盾检查软件开发[J]. 电力勘测设计, 2018(8) : 14 – 17.
- HU Xianhui, HU Maolin, WANG Sanjun, et al. Development of Check Software for Contradiction of Elevation Points and Contour Lines in Topographic Map [J]. Electric Power Survey & Design, 2018(8) : 14 – 17.
- [13] 李振豪,魏斌,周校东,等. 等高线与单线河空间冲突的高效检测方法研究[J]. 测绘科学, 2018, 43(11) : 137 – 141, 164.
- LI Zhenhao, WEI Bin, ZHOU Xiaodong, et al. Research on Efficient Detection Method of Spatial Conflicts between Contours and Single-line Rivers [J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(11) : 137 – 141, 164.
- [14] 汤曦,王义. 基于统一坐标系的多源数据入库方法设计[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(6) : 52 – 56.
- TANG Xi, WANG Yi. Design of a Method for Multi-source Data Warehousing Based on the Unified Coordinate System [J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(6) : 52 – 56.