

人工智能在铁路信号故障诊断中的应用

陈旺¹, 刘贤洁²

1. 昆明铁道职业技术学院, 云南 昆明 650000

2. 云南理工职业技术学院, 云南 安宁 650300

DOI: 10.61369/SSSD.2026030012

摘 要 : 列车是否能高效、安全运行, 核心设施在于铁路信号系统, 为了保障铁路运输安全, 应不断提高故障诊断及时性、准确性。传统的故障诊断方法主要依靠人工经验, 不仅效率低、误判率高, 对于复杂的故障还无法有效应对。人工智能技术的迅猛发展, 机器学习、深度学习等算法为铁路信号故障诊断提供了新路径。本文在阐述铁路信号系统的同时, 分析了其常见的故障类型, 在此基础上, 分析了传统铁路信号故障诊断方法及局限性, 提出了人工智能在铁路信号故障诊断中的应用基础和场景, 以期能够为铁路信号系统的智能化运维提供理论借鉴。

关 键 词 : 人工智能; 铁路信号; 故障诊断

Application of Artificial Intelligence in Railway Signal Fault Diagnosis

Chen Wang¹, Liu Xianjie²

1.Kunming Railway Vocational and Technical College, Kunming, Yunnan 650000

2.Yunnan Polytechnic Vocational and Technical College, Anning, Yunnan 650300

Abstract : The railway signal system is the core facility for the efficient and safe operation of trains. To ensure the safety of railway transportation, it is crucial to continuously improve the timeliness and accuracy of fault diagnosis. Traditional fault diagnosis methods mainly rely on manual experience, which are not only inefficient and have a high misjudgment rate but also fail to effectively address complex faults. With the rapid development of artificial intelligence technology, algorithms such as machine learning and deep learning have provided new approaches for railway signal fault diagnosis. While elaborating on the railway signal system, this paper analyzes its common fault types. On this basis, it examines the traditional railway signal fault diagnosis methods and their limitations, and proposes the application foundation and scenarios of artificial intelligence in railway signal fault diagnosis, aiming to provide theoretical reference for the intelligent operation and maintenance of railway signal systems.

Keywords : artificial intelligence; railway signals; fault diagnosis

在我国交通运输体系中, 铁路运输属于其重要骨干, 对于国民经济发展具有重要作用。铁路信号系统在列车运行中属于重要的指挥中枢, 稳定性如何直接关系到运输安全^[1]。在铁路网络规模逐渐扩大、列车速度快速提升的当下, 信号系统也变得越来越复杂, 建立在规则推理 + 人工经验之上的诊断方法无法满足其实际需求。人工智能技术借助自身强大的特征学习、模式识别能力, 可对海量的运行数据进行挖掘, 找到故障规律, 有利于解决传统的故障难题。研究人工智能在其中的应用, 是提升铁路运维水平的重要途径^[2]。

一、铁路信号系统概述及常见故障类型

(一) 铁路信号系统组成

铁路信号系统包含多个子系统, 通过其彼此协同构成了复杂的控制系统, 它的核心组成包括站联锁系统、区间闭塞系统、列车运行控制系统等^[3]。其中, 车站联锁系统主要负责的是道岔、信号机等的逻辑联锁, 为站内列车、调车作业安全保驾护航; 区间闭塞系统作用是避免区间内列车追尾、正面冲突, 较为常见的类型包括: 半自动闭塞、自动闭塞及列车运行控制系统支持的闭塞方式; 列车运行控制系统主要作用是实时监控, 原理为借助车地双向通信对列车速度进行实时监控; 驾驶员负责传递行车指令; 轨道电路借助钢轨导体对轨道状态进行检测, 并传输相关信

息; 转辙机通过对道岔转换、锁闭的控制, 保障列车进路, 使其行驶在正确道路上。各个子系统之间密切配合, 保障铁路运输的安全、稳定运行。

(二) 铁路信号系统常见故障类型

铁路信号系统受多种因素影响, 如设备老化、操作失误等等, 容易出现多种故障。其中, 最为常见的故障为轨道电路故障, 表现为红光带、白光带、电压异常^[4]。引起红光带异常的原因则为轨道短路、绝缘破损等, 容易引发进路排列受阻; 白光带主要是因为轨道开路、收发设备出现故障, 由此产生安全隐患。转辙机故障主要包括三类, 分别为: 道岔转换不到位、锁闭不良、电机故障, 其中, 引起转换不到位的原因则为机械卡阻、动力不足, 锁闭不良和锁闭装置磨损程度相关, 这些都会对进路开通造成不

利影响。信号机故障表现为灯光熄灭、颜色错误或闪烁，根源在于灯泡损坏、电源故障等，会对驾驶员的判断造成干扰。联锁系统故障共包含三类，分别为：逻辑错误、继电器故障、接口故障。其中，引起逻辑错误的原因有软件设计不科学或者是存在某种缺陷，继电器故障主要原因为频繁动作引发的触点烧蚀，对系统逻辑联锁功能造成了不利影响。列车运行控制系统故障包括车载设备、地面设备等，如果通信链路中断会影响车地传输数据，进而影响到列出的运行控制^[9]。

二、传统铁路信号故障诊断及局限性

（一）传统故障诊断方法

传统的铁路信号故障诊断在应用人工智能技术之前，铁路信号故障诊断采用的方法较为单一，主要包括：人工经验诊断法、故障树分析法和规则推理法。人工经验诊断法主要依靠的是工作人员专业知识、实践经验，通过观、听、测判断和分析故障。其中，观主要指的是对设备外观进行观察、听指的是倾听运行声音，测指的是对电气参数进行测量。这种方法相对而言，操作简单、成本低廉，多用于处理常见简单类型的故障。故障树分析法则是建立在逻辑推理之上，明确顶事件、中间事件和底事件，借助逻辑门建立倒立型树状结构，在进行诊断时，往往从顶事件入手，向下追溯，能够对故障潜在诱因进行系统梳理。规则推理法的基础为领域专家经验，通过对诊断知识的转化，使其成为规则库，匹配采集数据、规则库内容，以此来对故障类型、成因进行判断。该方法是否有效取决于规则库的完整度、匹配算法的科学性^[9]。

（二）传统故障诊断方法的局限性

随着科技的进步和社会的发展，传统诊断方法弊端日益突出。如人工经验诊断法对于维护人员的个人能力要求较高，诊断结果具有较强的主观性，如果故障较为复杂，且隐蔽性强，则会耗费大量的人力、物力和财力，耗时久、效率低、效果差，而专业人才匮乏也不利于保障其应用效果。故障树分析法的弊端为复杂度高、耗时长，只有深入理解系统结构、工作原理，才能胜任此工作，对于复杂信号系统，想要构建完整、准确性高的故障树并非易事，就算构建成功，如果出现系统升级、新的故障类型，则无法有效应对，对于多因素耦合故障的处理，也容易出现漏判、误判^[7]。规则推理法想要保障应用效果，应不断完善规则库，实际上，故障的类型不一而足，且成因较为复杂，能够覆盖的诊断场景有限，当出现新的故障类型的时候，需要对规则库进行更新，人工更新的方法导致其适应性不足，同时，这一方法无法有效处理模糊不确定的故障信息，导致诊断精度不足。

三、人工智能在铁路信号故障诊断中的应用

（一）应用基础

人工智能属于研究计算机模拟人类智能行为的一门学科，包括机器学习、深度学习、神经网络等多个分支，其最大的优势是

充分利用海量数据开展自动学习，并掌握相应的学习规律，自适应、泛化能力较强。机器学习在人工智能领域，属于一项核心技术，主要包含三类，分别为：监督学习、无监督学习和强化学习。深度学习属于机器学习之重要分支，通过深度神经网络提取多层次特征，常见算法包括卷积神经网络、循环神经网络和自编码器，主要适用于图像数据、时序数据处理及无监督特征学习^[8]。

将人工智能技术应用于铁路信号故障诊断中具有较高的适配性。信号系统在运行中会产生大量数据，如电气参数、状态信息等，能够为人工智能模型训练提供丰富的数据源；人工智能强大的特征学习能力能适应故障复杂性、多样性等特征，让多因素耦合故障的识别不再是难题；人工智能模型能借助算法优化改变诊断速度，提高诊断效率，满足其实时性方面的需求；强大的泛化能力，使其能坦然面对系统升级时引发的故障类型变化，借助在线学习更新模型，提高诊断精度^[9]。

（二）具体应用场景

机器学习算法在故障诊断中应用较为广泛。监督学习算法中，决策树算法通过树状结构呈现诊断知识，借助特征属性相关测试对故障进行分类，如针对电路的故障诊断，可结合电压、频率等相关数据构建决策节点，以此来定位故障诱因，和传统的人工排查方法相比，该方法有利于解决诊断耗时长的问题，提高诊断效率；支持向量机算法和小样本高维数据分类的适用度较高，借助对数据的映射，在高维空间寻找最优分类超平面，如针对转辙机故障诊断，能够对运行状态进行有效区分，就算样本数据不足，仍然能保障诊断精度。无监督学习算法主要应用于故障检测、分类等方面，K-means 聚类算法主要是对运行数据进行划分，使其成为正常、故障数据簇，处理隐性故障，通过对数据分布异常体特征的自动识别，便于信号机故障的早期检测；主成分分析法主要用于高维数据方面，通过有效降维，提炼轨道电路电压、电流、功率因数等相关特征，使其成为主成分指标，有利于减少数据冗余，将其应用于列车运行控制系统故障诊断当中，能够对模型结构进行简化，在节省计算资源的同时，也能有效提升诊断效率和效果^[10]。

深度学习算法对于复杂故障诊断别具优势。卷积神经网络和图像类数据处理的适配度较高，借助卷积、池化操作能够对图像特征进行提取，针对信号机故障诊断，通过对灯光图像的像素分析，识别故障类型，并能排除环境因素如天气、光线等的干扰；针对轨道电路波形图像，这一算法能够捕捉深层特征不同之处，如波形的幅值、相位等，就算是波形畸变较为轻微，也能对故障进行精准诊断。循环神经网络主要负责对时序数据的处理，通过对数据时序依赖关系的有效处理，对于转辙机故障诊断，通过对相关时序数据如电机启动电流、动作时间等等变化规律的分析，判断道岔转换，了解其过程中是否存在相关问题，如机械卡阻、电机动力衰减等；在列车运行控制系统诊断中，能够对异常模式进行有效识别，通过对通信链路故障的及时诊断，避免由于数据传输异常造成列车运行事故。自编码器借助无监督学习构建正常的模型，通过重构误差对故障进行判断，在故障样本稀缺中能够发挥巨大作用，针对联锁系统诊断，不需要提前收集故障数

据,而是要学习正常运行状态下的电气参数、逻辑状态,便能实现检测目标,这里指的是对联锁逻辑错误、接口通信异常等故障的检测。

此外,模糊逻辑技术可用于处理故障诊断当中的模糊信息,转化模糊描述,使其成为能够被量化的诊断依据,以便对不确定的故障信息进行有效推理;遗传算法在优化诊断模型参数方面发挥着独特功效,通过对关键故障特征的筛选,如针对支持向量机模型中,借助遗传算法对核函数参数、惩罚系数进行优化,提升模型的诊断性能,让复杂故障识别不再是难题。

四、结束语

总之,人工智能技术的出现和应用,让铁路信号故障诊断有了新的解决方案,有利于突破传统诊断方法弊端,保障诊断准确性与效率的同时,还能增强系统的自适应能力,此外,对于降低运维成本方面也具有积极意义。从机器学习到深度学习技术应用,满足了信号系统多元的诊断需求,便于铁路信号系统的智能化运维。未来在多算法融合、大数据等技术的深入推进,人工智能在该领域的应用将更为深入,为铁路运输的安全、高效运行保驾护航。

参考文献

- [1] 安志强. 人工智能辅助的铁道信号故障诊断系统设计 [J]. 智慧中国, 2025, (2): 35-36.
- [2] 王冲. 人工智能将提高未来铁路信号的安全性和效率 [J]. 铁路通信信号工程技术, 2024, 21(8): 115.
- [3] 张贺宁, 李欣, 王彩, 等. 人工智能在铁路信号故障诊断中的应用路径分析 [J]. 信息系统工程, 2023, (8): 72-75.
- [4] 宋智鹏, 陆启荣, 王加义, 等. 铁路信号基础设备综合巡检机器人研发与应用 [J]. 铁道通信信号, 2023, 59(4): 89-93.
- [5] 王东升. 人工智能在铁路信号故障诊断中的应用研究 [J]. 科技风, 2020, (17): 123-124.
- [6] 曹巍. 基于神经网络的铁路信号设备故障诊断方法研究 [J]. 自动化应用, 2022(06): 46-48.
- [7] 于勇. 基于状态推理的全电子铁路信号计算机联锁故障诊断 [J]. 自动化与仪器仪表, 2021(09): 54-57+61.
- [8] 张湘婷. 基于关联规则的铁路信号设备故障诊断方法研究 [D]. 兰州: 兰州交通大学, 2021.
- [9] 王茜, 徐村宏, 任哲宗, 等. 信号车载系统 RAMS 应用研究 [J]. 铁路通信信号工程技术, 2025, 22(3): 111-117.
- [10] 蒋耘玮, 艾强娃, 吴培栋. 车载 ATP 通用自动测试平台的研究与实现 [J]. 铁路通信信号工程技术, 2024, 21(11): 9-16.