

基于人工智能的计量检测数据分析 与故障诊断技术研究

郭天虹, 高大山, 石 栋*

(山东特检计量检测有限公司, 济南 250104)

摘 要: 随着计量检测数据量的激增和对故障诊断精度的要求提高, 人工智能技术在该领域的应用日益广泛。本文以人工智能在计量检测数据分析和故障诊断方面的应用为重点, 阐述人工智能驱动计量检测系统架构和关键技术, 着重讨论深度学习、强化学习、知识图谱与联邦学习在计量数据分析方面的创新性应用, 并提出基于图神经网络与注意力机制相结合的故障诊断方法, 采用多源数据融合及半监督学习技术相结合的方法增强计量设备故障预测精度及诊断效率。

关键词: 人工智能; 计量检测; 故障诊断

0 引 言

计量检测是现代工业生产不可缺少的组成部分, 伴随着科技的进步, 特别是人工智能在其中的运用, 已经逐步走向智能化、高效化^[1]。传统计量检测方法在面对数据处理量较大, 故障诊断困难时, 迫切需要借助于新兴人工智能技术增强数据分析与故障诊断能力^[2]。近年来, 深度学习和强化学习在计量数据处理方面已取得显著成效, 并为精准检测和故障诊断提供一条切实可行的技术路径^[3]。本文旨在通过对人工智能应用于计量检测的现状、关键技术以及未来发展趋势进行论述, 推动这一领域智能化发展的进程。

1 基于人工智能的计量检测数据分析与故障诊断技术概述

1.1 人工智能在计量检测领域的应用现状

传统计量检测方法通常依靠人工操作与经验判断, 具有效率低下, 精度不高, 不易处理大范围数据的局限^[4]。随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术如深度学习、机器学习和大数据的进步, 计量检测的智能化程度有了明显的提高。AI技术的出现不仅使数据处理方式发生了变化, 而且使设备故障诊断与预测分析变得更准确有效^[5]。

1.2 计量检测智能化分析诊断的关键技术

计量检测智能化分析诊断工作中涉及很多关键技术,

其持续发展对促进计量检测准确性, 可靠性以及效率等方面提供强有力的支撑^[6]。一是深度学习应用于数据分析深度学习是智能化计量诊断核心技术。像深度神经网络和卷积神经网络(CNN)这样的模型, 可以从众多的计量数据中自动提炼出高级特征, 从而达到更为精确的数据分析效果。例如, 将CNN应用于传感器获取信号的特征提取中, 有利于提高数据分析精度, 以达到复杂系统实时监测与预测的目的。二是将强化学习运用于动态参数优化同样是一种重要的技术手段。强化学习对决策过程进行持续优化, 从而使计量设备在多变的环境下自适应地调节工作参数以使系统性能达到最大^[7]。该强化学习算法与周围环境交互后, 可根据实时反馈对检测策略进行调整, 以保证在可变工况下仍可提供优质计量数据^[8]。

1.3 AI驱动的计量检测系统架构设计

系统架构要求模块化程度高、灵活性强, 以适应各种计量任务及工作环境的改变。系统可分为感知层、数据层、分析层3大模块。感知层负责数据采集并依靠各类传感器及检测设备实时监测。传感器包含温度、湿度、压力和流量等类型, 通过无线通信技术向系统下层传送数据。数据层对从传感器收集的数据进行初步的分析和处理, 包括数据的去噪、清洗以及特征的抽取。为提高数据精度, 必须在数据层使用高效信号处理技术以保证数据质量。分析层在整个系统中处于核心地位, 依靠AI算法实现数据分析与故障诊断^[9]。

第一作者: 郭天虹, 硕士, 中级工程师, 研究方向为计量检测。

* 通信作者: 石栋, 硕士, 中级工程师, 研究方向为计量检测。E-mail: 429336354@qq.com

2 基于人工智能的计量检测数据分析

2.1 深度学习在计量数据特征提取中的应用

深度学习以其较强的自动特征学习能力给计量数据处理提供了一个全新的突破口^[10]。以图像计量数据为研究对象, 传统的光学元件表面缺陷检测方法主要依赖于人为设计的特征, 例如灰度共生矩阵, 这使得对复杂表面缺陷的有效识别变得困难。CNN 在这一领域展示了其独有的优越性^[11]。

2.2 基于强化学习的动态计量参数优化方法

强化学习是动态计量参数优化问题的一种有效解决途径。化学分析使用气相色谱测试时, 测试参数主要有柱温、载气流速和进样量, 它们之间互相影响, 对不同样品要求有不同的最优参数组合^[12]。研究者使用 Q-learning 算法优化参数。在实验中, 设定 5 个不同的柱温等级 (30~70 °C)、4 个不同的载气流速等级 (10~40 mL/min) 以及 3 个不同的进样量等级 (0.5~1.5 μ L)。智能体根据检测结果中的峰面积和分离度, 对不同参数组合进行连续尝试得到奖励反馈^[13]。

2.3 计量大数据的知识图谱构建与推理技术

计量大数据中蕴含了大量信息, 但是这些信息通常是零散的, 缺乏结构化组织, 而知识图谱构建及推理技术可以有效地对其进行集成并加以利用^[14]。电力计量领域中, 知识图谱建设涉及海量电力设备、测量参数和运行时间。研究团队整理了某一地区电网在 5 年时间里的电力计量数据, 这些数据覆盖了 1000 多个变电站和 50000 多台不同类型的电力设备。利用实体识别技术将设备的名称、型号和地理位置从大量的数据中抽取出来; 通过应用关系抽取的方法可以明确设备与测量参数^[15]。所构建的知识图谱对故障诊断起着决定性的作用。

2.4 智能传感器网络的多源异构数据融合

利用多源异构数据融合技术可以更好地整合数据, 从而为计量检测工作提供更为全面和准确的信息支持^[16]。以城市环境监测为背景, 城市中部署的传感器种类繁多, 包括温度传感器、湿度传感器、PM_{2.5} 传感器以及噪声传感器等。每类传感器数据采集频率不同、精度也不相同, 例如温度传感器每隔 5 min 就会采集到数据, 其精度可达 ± 0.5 °C; PM_{2.5} 传感器每隔 10 min 进行一次采集, 其精确度达到 ± 1 μ g/m³。多源异构数据融合技术通过协调不同频率与精度的传感器数据, 构建高可信度的环境监测信息体系, 为精准评估城市环境质量、动态预警污染事件及优化治理策略提供了科学依据。

2.5 基于联邦学习的分布式计量数据分析

在计量检测领域中, 各个机构或者部门都有海量的本

地计量数据, 但考虑到数据隐私和安全等方面的问题, 很难实现数据共享。联邦学习对分布式计量数据分析给出了一种切实可行的方案^[17]。就医疗设备计量校准而言, 不同的医院都有医疗设备所产生的计量数据, 例如血压计, 血糖仪和心电图机。研究者选择了 5 所医院进行学习实验, 每所医院对 1000 台不同的医疗设备进行计量校准。利用横向联邦学习的框架, 每个医院都在当地对模型进行培训, 将模型参数上传到中央服务器。中央服务器利用聚合算法加权平均每个医院上传参数并更新全局模型。

3 基于人工智能的计量检测故障诊断技术

3.1 计量设备故障的图神经网络建模与预测

图神经网络 (graph neural network, GNN) 是一种新兴而强大的技术工具, 它通过将计量设备的各个组件和它们的参数映射到图结构中的节点和组件之间的物理连接来实现其功能、信号传输关系这种抽象为边的方式可以将装置内复杂的关系完整而直观地展示出来^[18]。

3.2 基于注意力机制的多模态故障特征识别

注意力机制的提出解决提供了一种新的思路, 可以使模型在对多模态数据进行处理的过程中自动地集中到与故障密切相关的键信息上, 忽略冗余与干扰信息, 使多模态故障特征识别能力显著增强^[19]。在对电机类计量设备进行故障诊断的时候, 研究者们会对电机工作过程中产生的振动信号以及温度数据进行同步采集。首先对振动信号进行了傅里叶变换, 将其从时域转化为频域, 并从中提取了不同频率部分的振动特性, 这些特性可以有效地描述电机轴承、转子等关键部件的工作状态。温度的数据被视为另一个维度的标志, 用来检测电机是否出现过热的问题, 然后介绍了一种注意力机制神经网络模型来实现振动信号与温度数据的共同分析。训练过程中, 注意力机制发挥作用, 使模型对故障相关的高频振动特征 (一般都和零件早期磨损有关) 和异常升温区域 (可能提示电机过载或者散热不好) 给予更高的关注权重。

3.3 故障诊断的可解释性 AI 算法设计与实现

在一些对安全性和可靠性有极高要求的关键领域, 例如电力和航空航天等, 缺乏可解释性阻碍了 AI 算法的广泛应用。工程师及技术人员面对“黑盒”模型所给诊断结果, 通常很难判断诊断结果是否可靠, 且不能从诊断结果中得到故障修复的有效建议。可解释性 AI 算法的出现, 核心目的在于将模型决策过程透明化并将模型推理依据与诊断逻辑以易于理解的形式展现, 从而提高了工程师们对该模型的信任度, 有利于在实践中更好地运用 AI 技术来诊断与处理故障。

3.4 计量系统异常检测的半监督学习方法

一方面故障发生带有一定随机性且频率较低, 很难在短期内采集足够多的故障样本; 另一方面准确标注故障数据需要专业技术知识, 人工时间投入量大, 进一步提高了获取数据的成本。半监督学习方法应运而生, 它为破解这一难题提供了一种行之有效的方法。其巧妙地将少量有标记数据与海量无标记数据结合起来训练模型, 充分发掘无标记数据所包含的可能信息, 以达到高效、精确异常检测的目的^[20]。以智能水表计量系统为例, 它承担着城市居民及企业用水实时监控与测量任务。在一个月的时间内, 研究人员收集了来自不同区域、不同用户类型的 10000 条水表流量数据, 但其中仅有 100 条数据被准确标记为异常 (主要有漏水和水表故障), 选择了半监督学习中的自编码器-支持向量机技术。首先通过自编码器学习海量无标记数据的深度特征。自编码器是通过构造由编码器与解码器组成的神经网络结构来实现原高维水表流量数据向低维空间的映射, 并在此过程中实现了对数据潜在特征表示的自动抽取, 消除了数据中噪声与冗余信息。接下来, 利用有限的标记数据对支持向量机进行了训练。基于这些标记数据和自编码器所提取的特性, 支持向量机建立了一个分类模型, 旨在区分正常和异常的流量。

3.5 边缘计算环境下的实时故障诊断技术

一方面, 海量数据远距离传输带来了不容忽视的网络延迟问题, 对于某些实时性要求很高的故障诊断任务, 有可能造成故障响应的不及时性, 从而造成严重生产事故; 另一方面, 连续的数据传输占用了大量网络带宽资源并提高了企业网络运营成本, 特别在某些受网络条件限制的工业现场中, 网络带宽常常成为数据处理中的瓶颈问题。边缘计算环境中实时故障诊断技术就是针对上述问题提出的。它使数据处理与故障诊断等一些功能由云端沉降至计量设备附近的边缘计算节点上, 从而实现了对当地数据进行实时分析与处理, 显著缩短数据处理时间延迟和故障诊断响应速度。

4 结束语

本文全面探讨了人工智能在计量检测数据分析和故障诊断中的应用, 建立在人工智能基础上的计量检测数据分析和故障诊断技术为业界提供了更有效和更精准的解决方案。如今科技不断发展变化, 智能化手段会进一步提高计量检测精度与可靠性。今后, 将深度学习和图神经网络与其他先进算法相结合, 能够更好地解决复杂数据处理和检测过程优化问题, 突破设备故障诊断瓶颈。人工智能在提高计量检测智能化水平的同时, 也促进了工业领域整体

技术革新。

参考文献

- [1] 周海媚. 基于人工智能的电力计量误差检测与校正方法[J]. 办公自动化, 2024, 29(21): 60-62.
- [2] 王韵龙, 郑琳. 计量在人工智能与大数据分析中的角色[J]. 模具制造, 2024, 24(9): 240-242.
- [3] 杨泽世, 杜香云. 人工智能对计量工作的挑战及破解方案[J]. 中国市场监管研究, 2024, (6): 63-65.
- [4] 张秋丽. 计量检测数据管理与质量追溯系统的构建[J]. 中国质量监管, 2024, (4): 106-107.
- [5] 高海燕. 智能计量电表检测工作故障特征及处理技术[J]. 中国质量监管, 2024, (3): 151-152.
- [6] 许倩倩, 钱浩. 智能计量电表检测中的问题与对策分析[J]. 电子技术, 2023, 52(11): 320-321.
- [7] 刘嘉琪, 杨斌艳. 我国人工智能与社会科学耦合发展的热点与趋势研究——基于CiteSpace的文献计量分析[J]. 数据与计算发展前沿, 2022, 4(6): 77-91.
- [8] 张珉. 基于专利计量的人工智能关键技术分析[J]. 电子技术, 2022, 51(12): 130-132.
- [9] 王爽, 王猛. 智能化管理视域下计量检测数据分析[J]. 信息记录材料, 2021, 22(8): 96-98.
- [10] 李义. 基于物联网与大数据的电学计量检测架构分析[J]. 数字通信世界, 2021, (4): 114-115.
- [11] 梁志国, 姜延欢. 人工智能的计量校准[J]. 计量学报, 2021, 42(1): 78-84.
- [12] 刘园园. 数理统计方法在计量检测数据分析中应用研究[J]. 大众标准化, 2021, (1): 248-249.
- [13] 井凤燕. 计算机信息技术在计量检测工作中的应用剖析[J]. 科技创新导报, 2020, 17(8): 101-102.
- [14] 陈蓝生. 基于云平台的充电桩虚拟智能计量检测与管理装置设计[J]. 计量学报, 2019, 40(S1): 116-121.
- [15] 黄志恒. 计量检测中异常数据剔除的有效方法[J]. 科技风, 2019, (33): 23.
- [16] 王晓明. 计量检测工作中应用计算机技术的探讨[J]. 科技创新导报, 2019, 16(25): 21, 23.
- [17] 吴晗, 李张义, 陈焯. 基于智能化管理的计量检测数据分析研究[J]. 中国标准化, 2019, (6): 188-189+191.
- [18] 张乐平. 支撑费控功能深化应用的关键智能计量设备及其在线校验、检测技术研究[R]. 广州: 南方电网科学研究院有限责任公司, 2018.
- [19] 李廷. 计算机信息技术在计量检测工作中的应用分析[J]. 电脑知识与技术, 2017, 13(29): 237-238.
- [20] 管宇旻, 汤亚杰, 徐剑桥. 计量检测数据采集与智能化管理[J]. 上海计量测试, 2017, 44(4): 58-63.