

基于深度学习的 AI 调度电梯故障诊断模型构建研究

吴宏

成都市技师学院（成都工贸职业技术学院） 四川省成都市 610000

摘 要：本研究聚焦于基于深度学习的 AI 调度电梯故障诊断模型构建。随着电梯数量增长，传统故障诊断方法准确率低、实时性差等问题凸显。研究旨在利用深度学习技术提升电梯故障诊断能力。通过收集电梯传感器、运行日志及视频监控等多源数据并预处理，选择合适深度学习模型（如 CNN、LSTM 等）并设计架构，经训练验证优化模型性能，最后部署应用实现实时诊断预警。结果表明，该模型可有效提高故障诊断准确率，及时发出预警，适应复杂运行环境。结论表明，基于深度学习的 AI 调度电梯故障诊断模型为保障电梯安全运行提供了高效智能的解决方案，具有广阔应用前景。

关键词：深度学习；AI 调度；电梯故障；诊断模型

随着城市化进程不断加快，电梯的数量呈现出急剧增长的态势，故其运行安全状况受到了广泛的关注，传统的电梯故障诊断方法存在着准确率较低以及无法实现实时预警等一系列问题，深度学习作为人工智能领域之中的核心技术，于图像识别、语音处理等方面收获了诸多成果，把深度学习运用到电梯故障诊断工作中，构建起 AI 调度电梯故障诊断模型，可切实提高故障诊断的准确性和及时性，适应复杂多变的运行环境，这对于保障电梯安全运行而言有着意义。

1. 深度学习概述

深度学习属于机器学习范畴，是其中一个颇为关键的分支以及前沿方向，它借助模拟人脑神经网络结构和信息处理机制，搭建有多层结构的神经网络模型，以此来处理与学习数据，相较于传统机器学习算法，深度学习模型呈现出更为强大的特征提取以及学习能力，它凭借大量数据的驱动，可自动从原始数据里挖掘出深层次且抽象的特征表示，无需人工在特征工程方面进行过多干预。于图像识别领域而言，深度学习模型可以精准识别出图像里的物体、场景等复杂信息，在自然语言处理方面，可达成高效的文本分类、情感分析、机器翻译等任务，其核心优势在于可处理高维、复杂的数据，捕捉数据中的非线性关系，随着数据量的增多以及模型结构的优化，性能会持续提升^[1]。

2. 基于深度学习开展 AI 调度电梯故障诊断模型构建的必要性

2.1 提升故障诊断准确率

电梯系统的结构较为复杂，其中覆盖了电气、机械以

及控制等多个子系统，其故障表现呈现出多样的态势，并且相互之间存在关联，传统的故障诊断方法大多时候依赖于人工经验或者简单的规则匹配，很难全面且精准地识别故障的类型以及原因，深度学习有强大的特征提取以及模式识别能力，可自动从大量的电梯运行数据当中学习到深层次的故障特征。举例来说，依靠对电梯的振动信号、电流信号以及门机运行数据等多源异构数据展开分析，深度学习模型可发现隐藏于数据里的细微模式以及关联关系，而这些有可能是传统方法难以察觉到的，它可准确区分不同类型的故障，像是电气故障里的电机绕组短路、控制电路故障，以及机械故障里的导轨磨损、钢丝绳断裂等，这极大地提升了故障诊断的准确率^[2]。

2.2 实现实时故障诊断与预警

电梯运行的时候，随时都有可能出现故障，要是没能及时察觉并处理，会对乘客的出行感受造成影响，甚至有可能引发严重的安全事故，深度学习模型可跟电梯的实时监测系统相结合，针对电梯的运行状态展开实时分析与诊断，借助对实时采集的数据快速处理并分析，模型可在故障刚出现的阶段就发出预警信号，告知维修人员及时采取措施。举例来说，当电梯的振动频率或者电流出现异常波动时，深度学习模型可以很快识别出这种异常情况，判断有没有潜在的故障风险。

2.3 适应复杂多变的运行环境

电梯运行所处的环境复杂且多变，会受到楼层高度、使用频率、乘客数量以及环境温度等诸多因素的影响，不一样

的运行环境会使得电梯的运行状态以及故障特征出现变化,传统的故障诊断方法大多时候难以适应这种变化,深度学习模型有良好的泛化能力与适应性,它可借助大量的数据展开训练,学习到不同运行环境下的故障特征和规律。当电梯运行环境发生改变时,模型可自动对其诊断策略作出调整,依旧保持较高的诊断性能,比如在高温环境下,电梯的电气元件有可能出现性能下降的状况,深度学习模型可以借助学习高温环境下的数据特征,精确识别出由此引发的故障,而不会因为环境变化致使诊断准确率大幅降低^[3]。

3. 基于深度学习的 AI 调度电梯故障诊断模型构建路径

3.1 数据收集与预处理

电梯系统属于复杂的机电一体化设备,其运行状态和多个方面的数据相关,要构建基于深度学习的 AI 调度电梯故障诊断模型,首先得收集丰富全面的多源数据,在电梯关键部位安装各类传感器,像加速度传感器能实时监测电梯运行时的振动状况,依靠分析振动频率、振幅等参数,可发现机械部件比如导轨、曳引机有没有异常磨损或松动,温度传感器用于监测电机、控制柜等部件的温度变化,要是温度超出正常范围,可能意味着存在电气故障或散热问题,电流传感器能获取电梯运行时的电流信号,电流异常波动也许反映出电机故障、负载异常等情况^[4]。电梯运行日志记录着电梯的运行时间、楼层信息、开关门状态等关键内容,分析运行日志,能了解电梯使用频率、运行模式以及在不同工况下的表现,比如频繁开关门操作可能致使门机系统出现故障,长时间高负载运行可能加大电机故障风险,在电梯轿厢内安装摄像头来获取视频监控数据。视频数据能直观呈现电梯内部情况,像乘客行为、轿厢内设备状态等,借助图像识别技术,可分析视频数据,检测是否有乘客异常行为如暴力撞击轿厢、轿厢内设备损坏如照明故障、按钮失灵等问题。

所收集到的原始数据大多时候会出现噪声、缺失值以及异常值等问题,故而要开展数据清洗工作,针对传感器数据里的噪声,可运用滤波算法给予处理,举例来讲,对于振动信号当中的高频噪声,可借助低通滤波器将其滤除,而对于温度和电流信号里的随机噪声,则可采用滑动平均滤波或者卡尔曼滤波等方式进行平滑处理,以此提升数据的质量。当数据存在缺失值时,可依据数据自身特点挑选适宜的处理办法,要是缺失值数量较少,可采用均值填充、中位数填充或者众数填充等手段,要是缺失值数量较多,并且缺失数据

有一定规律性,那么可以考虑运用插值法或者基于机器学习的预测手段来进行填充,异常值有可能是因传感器故障、数据采集错误等因素造成的^[5]。可凭借统计分析方法或者机器学习算法来检测异常值,并且依据实际情形给予删除或者修正,对于电梯故障诊断数据,需由专业的电梯维修人员依照实际故障状况对数据进行标注,标注的内容囊括故障类型、故障位置以及故障严重程度等信息,准确的数据标注可为模型提供高质量的训练样本,提升模型的诊断性能。

3.2 模型选择与架构设计

当下深度学习领域存有诸多成熟模型可应用于电梯故障诊断,像卷积神经网络、循环神经网络及其变体、自编码器等等,CNN 在图像识别领域收获了巨大成功,它可自动提取图像里的局部特征,并且借助卷积层和池化层的组合来实现特征降维和抽象,针对基于视频监控数据的电梯故障诊断而言,CNN 可用于识别轿厢内设备的损坏状况或者乘客的异常行为。而且 CNN 还可用于处理一维的时序信号,依靠把一维信号转变为二维的“图像”形式,凭借 CNN 的特征提取能力来开展故障诊断,RNN 适宜处理序列数据,可捕捉数据中的时序依赖关系,在电梯故障诊断当中,电梯的运行状态是一个随时间变化的序列,RNN 可对传感器采集的时序数据给予分析,预测电梯未来的运行状态以及故障发生的风险^[6]。LSTM 和 GRU 是 RNN 的改进模型,它们解决了传统 RNN 所存在的梯度消失和梯度爆炸问题,可处理长序列数据,对于长时间运行的电梯故障诊断任务,LSTM 和 GRU 有更好的性能,AE 是一种无监督学习的神经网络模型,它依靠编码器和解码器的结构对输入数据进行降维和重构。AE 可用于异常检测,凭借学习正常数据的特征表示,当输入数据与正常数据的特征表示差异较大时,便可判断为异常数据,也就是可能存在故障,在电梯故障诊断里,AE 可用于检测传感器数据的异常变化,提前发觉潜在的故障。

结合电梯故障诊断的特性以及所选用的深度学习模型来设计恰当的模型架构,电梯故障诊断涉及多种数据类型,单一模型或许难以充分运用所有数据的信息,可采用多模型融合架构,把不同类型的数据分别输入到适宜模型里进行处理,接着将各个模型的输出结果给予融合,比如把传感器数据输入到 LSTM 模型中做时序分析,把视频监控数据输入到 CNN 模型中做图像识别,最后将两个模型的输出结果经由全连接层融合,得出最终的故障诊断结果。多模型融合架

构可综合运用不同数据源的优势,提升故障诊断的准确性与可靠性,设计模型架构时,要考量模型的深度与宽度,深度较深的模型有更强的特征提取及抽象能力,不过可能引发梯度消失或梯度爆炸问题,训练难度较大,宽度较宽的模型可处理更多特征,然而会增加模型的参数数量以及计算复杂度。工作人员要在深度和宽度之间找到平衡点,依据数据的规模和复杂度挑选合适的模型架构。

3.3 模型训练与验证

把经过预处理以及标注的数据划分成训练集跟测试集,训练集用来训练模型,让模型从中学习到数据里的特征以及规律,测试集用来评估模型性能,检验模型在没见过数据上的泛化能力,一般情况下,训练集与测试集的比例可依据数据的规模和复杂度来调整,常见比例是 7:3 或者 8:2。为保证训练集和测试集分布一致,可采用分层抽样方法来划分。

在电梯故障诊断模型评估这个阶段,运用测试集,依靠多种指标以及工具来全面衡量模型性能是非常关键的,准确率直观,不过在数据不平衡的状况下容易出现失真的情况,精确率关注的是预测为正类样本的准确性,召回率重点在于对正类样本的识别能力,F1 值综合了这两者的优势,可更为全面地进行评估。此外,混淆矩阵能清晰呈现各类样本的预测情况,ROC 曲线与 AUC 值可直观反映模型在不同阈值下的分类性能。通过深入分析这些评估结果,能精准洞察模型在不同故障类型上的诊断表现,进而发现并针对性改进模型存在的问题。

3.4 模型部署与应用

模型的部署以及应用是保障基于深度学习的电梯故障诊断模型可切实发挥其作用、提升电梯安全性的关键步骤,在搭建部署环境时,硬件的选择需要依据模型的复杂程度来确定,对于简单的模型而言,可以选用普通的服务器或者嵌入式设备,而复杂的模型则要靠高性能的 GPU 服务器来加速推理过程,软件环境的配置要保证深度学习框架、操作系统、编程语言等的版本与训练时保持兼容,以此来避免运行过程中出现错误。在实时数据采集与处理这一方面,要构建与电梯各个设备的数据采集接口,保证可实时且准确地获

取数据,开发数据预处理模块,对采集到的数据开展清洗、特征提取等操作,将其转化为模型可接受的格式,在故障诊断结果反馈与处理的环节,需要建立报警机制,借助短信、邮件、APP 推送等多种方式,当模型检测到故障时可及时通知维护人员。制定完备的故障处理流程,使得维护人员可依据诊断结果迅速定位故障并进行维修,并且还要反馈处理结果以便用于模型的优化。随着电梯运行和数据积累,要定期将新数据纳入训练集重新训练模型,使其适应系统变化和新的故障类型。同时建立性能监控机制,实时监测模型表现,性能下降时分析原因,通过调整模型结构、优化超参数等措施改进,保障模型始终具备高效准确的故障诊断能力。

结束语:

本研究聚焦于借助深度学习构建 AI 调度电梯故障诊断模型,对构建该模型的必要性以及具体途径展开了探讨,历经数据收集与预处理、模型选择与架构设计、训练验证以及部署应用等一系列环节,为电梯故障诊断提供了智能化的解决办法,未来随着技术持续发展,可优化模型性能,拓展应用场景,提升电梯故障诊断的自动化和智能化程度,为电梯安全运行给予更坚实的保障。

参考文献:

- [1] 毛维秩. 电梯控制系统检验中常见故障及解决方案研究[J]. 模具制造, 2025, 25 (05): 234-236.
- [2] 郭迎九, 李颖, 杨亮, 等. 基于物联网技术的电梯实时监控和故障预测系统[J]. 物联网技术, 2025, 15 (09): 16-19.
- [3] 陈宏意. 基于红外热成像和卷积神经网络的电梯制动器抱闸故障诊断[J]. 机械制造, 2025, 63 (04): 35-40.
- [4] 随龙飞. 电梯故障诊断与预测技术研究[J]. 中国设备工程, 2025, (07): 183-185.
- [5] 吴斌. 人工智能在电梯和起重机械监控与维护中的应用[J]. 中国特种设备安全, 2025, 41 (03): 83-86.
- [6] 王渊蛟, 袁景峰. 电梯故障检测与节能优化探究[J]. 中国设备工程, 2023, (15): 157-159.

作者简介: 吴宏 (1982.4-), 女, 汉族, 四川遂宁人, 硕士, 成都市技师学院 (成都工贸职业技术学院) 讲师, 研究方向: 电气自动化