

基于高速通信的港口设备远程 检测与控制技术研究

徐晓强, 丁 峰, 毕淑敏

(芜湖港务有限责任公司, 安徽 芜湖 241000)

摘要:为提高港口设备的远程检测和控制效率, 该文基于高速移动通信和深度学习技术, 设计了港口设备远程检测与控制平台。该平台采用 B/S 与 C/S 相结合的架构形式来提高平台响应速度, 以独立的 SA 专网方式进行 5G 组网搭建, 提高数据传输的安全性。通过融合残差结构与卷积神经网络, 建立了具有信息有效传递的 IDCNN 模型, 来提高数据样本数量少的特征提取准确度问题。测试表明, 所搭建 5G 专网的 SINR 为 13.98 dB, RSRP ≥ -85 dBm, 能够满足平台任务需求。与 SVM、CNN 和决策树模型相比, 所提模型的故障识别精度可达 86.1% 以上, 证明了该方案的可行性。

关键词:港口设备; 远程检测与控制; 高速移动通信; 深度学习; 卷积神经网络

中图分类号: TN929.11

文章编号: 1000-0682(2024)05-0083-05

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.05.016

Design of remote detection and control technology for port equipment based on high-speed mobile communication

XU Xiaoqiang, DING Feng, BI Shumin

(Wuhu Port and Business Co., Ltd., Anhui Wuhu 241000, China)

Abstract: To improve the efficiency of remote detection and control of port equipment, this paper designs a remote detection and control platform for port equipment based on high-speed mobile communication and deep learning technology. The platform adopts a combination of B/S and C/S architecture to improve the corresponding speed of the platform, and builds a 5G network through an independent SA private network to improve the security of data transmission. By integrating residual structures and convolutional neural networks, an IDCNN model with effective information transmission was established to improve the accuracy of feature extraction with a small number of data samples. Tests have shown that the constructed 5G private network has a SINR of 13.98 dB and an RSRP of ≥ -85 dBm, which can meet the platform's task requirements. Compared with SVM, CNN, and decision tree models, the proposed model achieves a fault recognition accuracy of over 86.1%, proving the feasibility of this scheme.

Keywords: port equipment; remote detection and control; high speed mobile communication; deep learning; convolutional neural network

0 引言

在我国传统工业领域中, 港口在经济发展中扮

演着重要角色^[1-2]。传统港口的业务主要为货物的装卸、堆存, 涉及一系列大型专用金属结构设备。这些设备重量大、连续作业时间长, 且钢结构由于长时间处于较大的交变冲击载荷, 容易造成结构疲劳和损坏, 其工作状态、潜在隐患会影响港口的业务执行能力^[3-4]。因此, 大量学者开展了以港口重型设备为研究对象的状态监测、使用管理以及故障诊断技术的研究。

随着通信技术的发展, 5G 网络业务在探索垂直

收稿日期: 2024-03-19

基金项目: 2021 年安徽省高等学校质量工程重点项目 (2021jyxm0105)

第一作者: 徐晓强 (1974—), 男, 安徽潜山人, 本科, 助理工程师, 研究方向为港口信息化、大型设备智能化应用、港口设备远程控制。

应用场景时,为传统典型工业领域智能化、数字化的转型提供了技术支撑^[5-7]。与此同时,利用深度学习进行设备的故障识别也成为了研究热点^[8]。而卷积神经网络由于其在图像识别领域的优势,被广泛应用于故障诊断中^[9-10]。基于上述讨论,该文利用 5G 专网进行港口设备远程检测与控制平台的数据传输,提高了传输的安全性和速度,并将深度学习中的卷积神经网络进行改进,用于识别大型港口设备的故障。

1 检测与控制系统框架

港口设备的作业区域通常分为装卸、堆场和闸口共 3 个区域。在这类区域中,存在海量的重型金属设备,这些设备的使用情况会直接影响到港口的运营效率。一般情况下,港口均执行全天候作业制度,需要配备大量的人力对其进行操作和监管。然而由于港口的气温变化快速且剧烈,通过人力来检测设备状态的安全系数较低。因此,设备远程检测与控制系统除了要实现 3 个作业区域的实时控制外,还需对各作业区域重型设备的工作状态、潜在隐患进行检测。

针对港口设备的远程检测和控制需求,该文基于高速移动通信技术进行港口设备管理平台的搭建,将第五代移动通信(5G)与工业互联网技术相结合,以实现港口设备的智能化管理。具体的系统硬件框架,如图 1 所示。

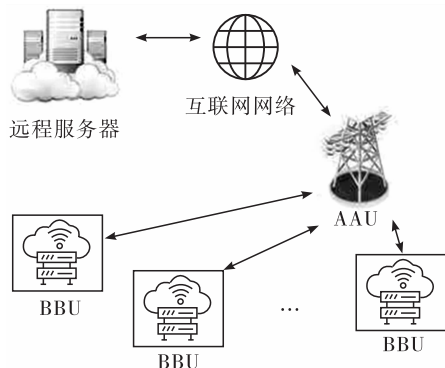


图 1 港口设备远程检测与控制系统硬件框架图

港口设备管理平台系统架构共有 4 层,具体为感知层、网络层、应用层和平台层。其中,感知层为港口设备管理平台的基础,由港口各类设备和传感器组成。利用设备自身的数据台账及传感器采集数据,港口设备管理平台可以通过网络层实时感知作业现场情况。网络层为感知层和应用层之间的传输媒介,在该文所提出的港口设备管理平台中,该层使

用了 5G 网络和现场总线进行设备之间的连接与数据传输。应用层为港口设备管理平台的智能化体现,涉及设备状态检测数据查询、设备性能评估以及平台管理、数据管理等功能。其应用功能基于感知层的数据进行逻辑、统计学处理,对设备状态进行实时检测的同时,还能够识别与处理故障模式。平台层为整个管理平台的核心,用来收集、储存所有原始数据和信息,由 MEC 或者云服务器为其提供相应的计算及分析能力。

传感器模组由传感器、供电模块、处理器以及收发通道组成。传感器安装在金属设备上或其附近,以此感知设备的工作状态和周围环境情况。这些原始数据经过处理器处理后,由收发通道通过 5G 网络进行传输。该系统采用了 B/S 与 C/S 相结合的架构形式^[11],既保留了 B/S 架构安装方便等优点,又集成了 C/S 架构响应速度快的优势。

2 技术设计与实现

2.1 高速移动通信组网方案

该系统采用了大量的视频传感器^[12-13]来采集重型设备的实时工作状态,考虑到设备的金属结构和规格有所差异,不同的使用场景需配备不同性能的摄像头。并且由于实时观测、控制的需求,还需要根据设备结构的不同来搭建与其相匹配的通信容量和速度的网络,以保证视频传输的质量稳定性。

该文所提出的高速移动通信网络由无线网络以及核心网络两部分组成。

(1)无线网络解决方案:为避免通信干扰,无线网络采用独立的 SA 专网方式进行组网搭建,通过分析港口内各类型设备的分布情况与检测需求,来划定各个基站的建设位置和覆盖区域。基站 AAU 设备被安装在港口内灯杆或门机等位置,BBU 设备被设置在港口机房内,并与 AAU 交互通信。由于高清视频的传输需较高的通信速率,因此无线传输采用双载波组网通信模型。根据港口设备的传感器个数和设备业务执行情况,该系统设计的单载波上行通信容量为 240 Mbit/s,双载波组网上行通信容量为 400 Mbit/s;

(2)核心网解决方案:为缩短数据传输时延、提高指令响应时间,该系统将 UPF 部署在港口机房中,通过在港口内部传输数据的方式,缩短了传输距离,且还降低了对骨干承载网的传输压力。为提高港口设备管理平台的安全性,在 5G 网络的基础上搭建虚拟专网,实现终端可信接入、数据安全回传以及智能安全栈。

2.2 设备检测与控制算法

港口设备管理平台的总体功能为相关设备的状态检测、寿命估计以及机械部件故障预警,这些功能的实现基于港口设备、数据挖掘与分析中心以及维保记录库三者之间的联动。其中,数据挖掘与分析中心利用先进的深度学习算法和大数据分析工具,根据设备、关键部件的业务类型和控制参数建立故障预警模型。设备检测与控制算法包括 4 个部分:数据预处理、特征提取、建模与模型评估以及模型部署。

(1) 数据预处理:港口设备因功能不同,其作业时长也各不相同。并且依据工作状态,各设备的工作过程又分为有载荷和无载荷两种工况。因此,传感器的采样在设定时不仅需要考虑各个设备的工作周期,保证采样点位于该设备的作业时间内,还需记录设备工况,方便数据处理时能够依据不同工况进行实时状态的评估。该处理过程先将采集到的原始数据按照设备类别、作业工况进行区分,之后再无效数据进行过滤。

(2) 特征提取:港口设备检测与控制算法的输入为特征向量,该文从 3 个维度对采集到的原始数据进行特征提取,分别是时域、频域、故障属性。其中,时域特征采用统计学常用的方法^[14]进行特征提取。频域特征则是通过分析采集到的数据频率成分的变化规律来进行提取。故障属性特征是指采集到的有用信息所表现出的规律性,当数据所呈现的规律异于常规时,则代表可能存在潜在的故障隐患。由于设备工作状态数据具有时间关联性,因此在进行数据挖掘时,需要考虑当前时间段与过去时间段之间的关联性。

(3) 建模与模型评估:基于上文所提取的特征数据,该文使用深度学习中的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)进行模式识别。基于 CNN 网络的港口设备检测流程,如图 2 所示。

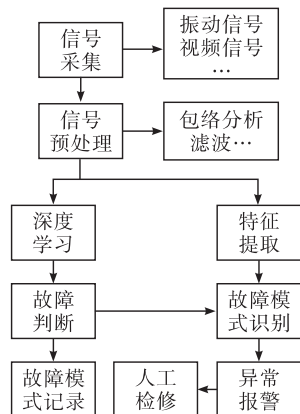


图 2 基于 CNN 网络的港口设备检测流程图

(4) 模型部署:由于港口设备的数据量有限,深度学习网络为了实现较高的模式识别效率,通常会增加模型的深度。而模型深度的增加,会导致梯度消失和爆炸的问题。针对此问题,该文在 CNN 网络的基础上增加了残差结构^[15-16],建立具有信息有效传递的 IDCNN(Iterated Dilated CNN)模型,以此来改善数据样本数量不足所导致的特征提取不充分的问题。模型设计分为 2 个部分:首先利用深度 CNN 网络构建多层一维卷积框架来提取设备工作状态下的数据特征,从而进行故障模式诊断;其次通过卷积层之间的信息传递残差块,改善了因模型网络深度增加所导致的信息缺失。所提出的改进 IDCNN 模型框架,如图 3 所示。

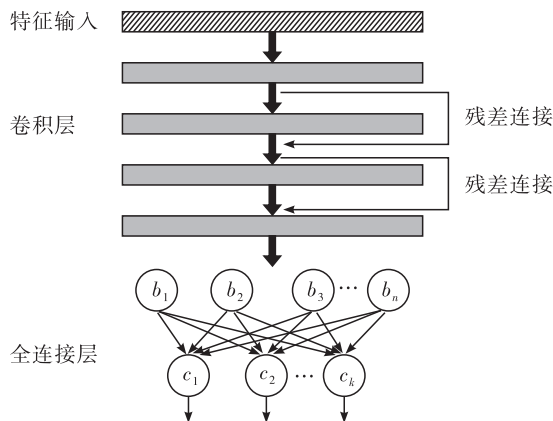


图 3 改进 IDCNN 模型框架图

该模型由 4 个一维卷积层和 1 个两层全连接层构成,网络优化过程是通过将目标函数最小化处理,来寻找最优映射关系和权重矩阵,具体公式如下所示:

$$L_{\text{loss}} = - \sum_{i=1}^C p_i \log(q_i) \quad (1)$$

式中: C 表示故障模式分类数目; p_i 表示数据的真实标签; q_i 代表经过激活函数 Softmax 激活后的模型预测标签。模型利用交叉熵函数来比较两种不同的概率分布,通过计算 2 种分布之间的距离来判断故障模式分类的准确性。

3 实验验证

为验证所提检测与控制技术的有效性和可行性,该文以某港口的两台起重机为研究对象进行故障模式的识别与控制。测试分为 2 个部分:(1) 以 5G 网络为基础的高速移动通信技术在港口的运行能力;(2) 面向港口设备远程检测算法。

以两台起重机为中心,在面积为 2 km² 的场地内搭建 5G 虚拟专网。在 2 台起重机上设置 4 个测

试点,其余位设置 6 个 5G 网络测试点,使用 OOKLA 开发的国际通信测速软件对测试点的信号通信质量进行测试。结果表明,在实验区域内平均信号与干扰加噪声比 $SINR$ 为 13.98 dB,参考信号接收功率 $RSRP \geq -85$ dBm。在测试点设置 3 台视频传感器做 FTP 上行业务,测试时长为 2 min,平均速率和时延满足港口设备远程检测需求。

港口设备远程检测算法测试针对起重机的 7 种主要故障模式进行识别,分别是上升失速、下降超速、溜钩、下降制动超时、有下降无起升、有起升无下降以及电动机过载运行。经过一段时间的数据采集,将 7 种故障数据集以 7:3 的比例分为模型训练和模型验证数据集。

验证实验所采用的开发环境为 Matlab2022, PYTHON3.9,内存 32 GB,显卡为 3060Ti。所提出 IDC-NN 模型的参数设置情况,如表 1 所示。

表 1 IDCNN 模型参数设置

模型结构	参数
输入	Size: 1×48 , 通道: 1
第一卷积层	卷积核: 1×3 , 步长: 1, 通道: 64
第二卷积层	卷积核: 1×3 , 步长: 1, 通道: 64
第三卷积层	卷积核: 1×3 , 步长: 1, 通道: 64
第四卷积层	卷积核: 1×3 , 步长: 1, 通道: 64
全连接层 1	通道: 256
全连接层 2	通道: 128

根据数据规模,将该文所述模型的最大训练轮次 Epoch 设定为 90,每批次的训练数据为 256。在表 1 所述的参数下,模型训练过程中的损失变化和训练精度如图 4 和图 5 所示。由图中可以看出,随着迭代次数的增加,损失和精度的变化曲线均逐渐趋向平缓,有效证明了本模型的可行性及稳定性。

设置对照组进行实验验证,采用 SVM (Support Vector Machine)、CNN 和 Decision Tree 模型进行对比。实验测试的软硬件环境一致,所得到的结果如表 2 所示。

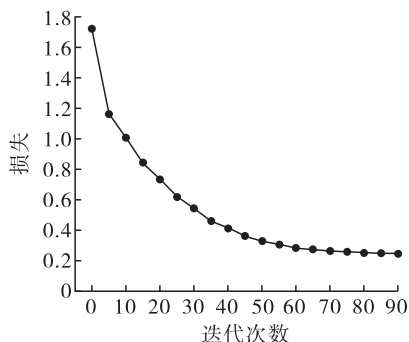


图 4 改进 IDCNN 模型训练损失变化

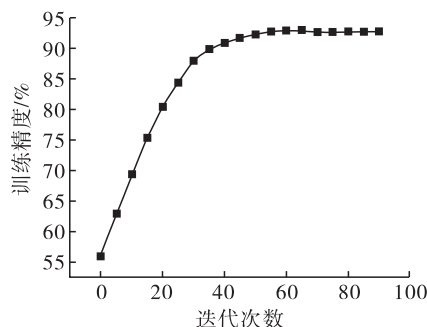


图 5 改进 IDCNN 模型训练精度变化

表 2 不同模型测试结果对比

模型	故障识别精度/%
SVM	86.1
CNN	91.4
Decision Tree	90.2
该文	92.6

在表 2 中,该文所提模型的故障识别精度最高,这表明其在识别故障模式上具有一定的优越性。然而,该文所研究的对象仅为 2 台起重机,样本数据的体量较小,且起重机在上升的过程中所采集到的数据存在误差和不规则噪声。所以,SVM 模型的精度受到了不规则噪声的影响。而样本数据量小会导致数据特征维度较少,在网络深度较大时,CNN 模型会出现信息丢失现象。与此同时,当数据存在微小变化时 Decision Tree 模型会生成多余的分支树,导致精度较低。而该文所述模型由于引入了残差块,大幅改善了因特征维度低和微小变化所引起的精度降低。

4 结束语

该文将 5G 虚拟专网应用在港口设备远程检测与控制平台的建设中,设计了一种更为便捷、稳定的技术方案。首先,利用 5G 虚拟专网安全性高、传输速率快的特点,将传感器采集到的数据实时传输至数据挖掘和分析中心。其次,通过将卷积神经网络和残差块相结合,进行港口设备的故障识别。最后通过模型训练和对比实验,验证了该方法的稳定性和优越性适用于实际工程之中。

参考文献:

- [1] 郑建风,赵煜星,刘欣桐,等. 多港口区域泊位资源的最优配置与分配[J]. 交通运输工程学报,2023,23(5):183-191.
- [2] 邓萍,刘淑龙. 基于 FGM-SVR 组合模型的港口吞吐量预测[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2023,42(8):132-138.

- [3] 付景浩,王浩楠.基于 AHP-TOPSIS 的港口机械设备安全风险评价研究[J].设备管理与维修,2023(20):66-68.
- [4] 朱少兵,肖炳林,唐现琼.港口起重设备寿命中后期的管理措施[J].港口科技,2023(11):9-14.
- [5] 韩国栋,付明,陈曦.一种应用于 5G 移动通信的小型宽带三极化天线[J].电子科技,2023,36(12):32-38.
- [6] 赵巍.基于 MMSE 准则的 5G 正交时频空信号检测算法[J].沈阳工业大学学报,2022,44(3):321-325.
- [7] 汪诗经,高玉芹,滕勇健.基于携能和边缘缓存的 5G 移动通信系统传输技术研究[J].电子设计工程,2023,31(18):174-177+182.
- [8] 黄迅迪,庞雄文.基于深度学习的智能设备故障诊断研究综述[J].计算机科学,2023,50(5):93-102.
- [9] 谢星怡,张正江,闫正兵,等.基于信号特征提取和卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J].计算机测量与控制,2023,31(10):21-27.
- [10] 刘磊,李舜韶,陆建涛.基于卷积神经网络的旋转传动部件故障诊断综述[J].机械设计,2022,39(10):1-8.
- [11] 周围,朱华波,张旭,等.C/S 与 B/S 融合的五层架构高支模远程监测方法[J].传感器与微系统,2020,39(12):137-139.
- [12] 郭新明,林德钰,陈伟.无线视频传感器网络全视角弱栅栏构建算法[J].机械科学与技术,2023,42(2):252-259.
- [13] 刘志敏,欧阳章东,王田,等.异构视频传感器网络目标全视角覆盖估计模型[J].电子学报,2021,49(1):77-84.
- [14] 夏英,韩星雨.融合统计方法和双向卷积 LSTM 的多维时序数据异常检测[J].计算机应用研究,2022,39(5):1362-1367+1409.
- [15] 朱威,张雨航,应悦,等.结合密集残差结构和多尺度剪枝的点云压缩网络[J].中国图象图形学报,2023,28(7):2105-2119.
- [16] 张倡,周博文,吴亮红.基于改进卷积注意力模块与残差结构的 SSD 网络[J].计算机科学,2022,49(3):211-217.

(上接第 47 页)

- [3] 黄强. 基于 PLC 的皮带输送机远程监控系统设计[J]. 机械管理开发, 2022, 37(12): 260-262.
- [4] 姜梦炜, 李明臻, 吴盼盼. 基于 C/S 架构的高速公路清扫车远程监控系统设计[J]. 机电信息, 2023, 698(02): 25-27+32.
- [5] 蔡广飞. 污水泵站中 PLC 自动化远程监控系统的设计[J]. 自动化应用, 2022(12): 94-96+100.
- [6] 王开宇, 张旭, 王蕊. PLC 远程监控系统的设计与应用[J]. 工业和信息化教育, 2022, 118(10): 64-68.
- [7] 陈玻, 景小飞, 张捷, 等. 基于 Protobuf 的户政服务系统的设计与实现[J]. 工业控制计算机, 2022, 35(01): 129-131.
- [8] 李会民, 颜明会, 任红彬, 等. 基于 UDP 协议实现数据安全、高效传输的方法研究[J]. 北华航天工业学院学报, 2022, 32(06): 8-10.
- [9] 左登超. 基于 TCP 与 UDP 通讯的设备自动化接口测试方法[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(11): 25-31.
- [10] 董伟梁. Linux 下使用 SOCKET 编程接口实现 C/S 通信[J]. 数码世界, 2019(05): 40.
- [11] 赵宏, 朱忠政, 孔东一. Linux 系统教学中关于套接字文件的解析[J]. 软件, 2020, 41(09): 33-35.

欢迎投稿！ 欢迎订阅！ 欢迎刊登广告！

国内邮发代号:52-49 国际发行代号:BM529 定价:18.00 元/期 108.00 元/年
地址:西安市高新区沣惠南路8号 邮编:710075 电话:029-81871277
网址:<http://yb-zdh.shaangu-group.com> 电子邮箱:gyybbjb@126.com