

利用深度学习提升车载称重边缘计算系统的准确性

张广播

深蓝睿智(杭州)科技有限公司 浙江 杭州 310000

摘要: 随着物流行业的蓬勃发展与交通监管要求的日益严格,车载称重系统在货物运输管理、超载检测等方面发挥着愈发关键的作用。传统车载称重技术虽能实现基本称重功能,但在复杂工况下,受环境干扰、设备老化等因素影响,测量准确性欠佳,难以满足实时、精准的计量需求。同时,大量数据需传输至远程中心处理,导致数据处理延迟,无法及时反馈称重结果。基于此,本文针对利用深度学习提升车载称重边缘计算系统的准确性展开深入分析。通过深入研究车载称重与边缘计算技术基础,剖析深度学习理论并合理选择模型,精心设计基于深度学习的车载称重边缘计算系统架构,完成硬件选型搭建与软件设计开发。经系统测试与性能评估,不断优化改进。以期显著提升车载称重系统准确性,实现数据的实时处理与分析,为物流运营降本增效,助力交通监管智能化,推动行业向高效、安全方向发展。

关键词: 深度学习; 车载称重; 边缘计算; 准确性提升

1 引言

在现代物流与交通运输领域,车载称重至关重要。精准的车载称重,是物流企业合理规划运输成本、保障车辆安全行驶的基础,也是交通管理部门有效治理超载、维护道路设施的关键手段。然而,传统车载称重面临诸多困境。一方面,其称重传感器易受车辆行驶时的震动、温度变化以及复杂路况影响,致使测量数据产生偏差。另一方面,传统系统将数据传输至远程服务器集中处理,不仅耗费大量网络带宽,还存在明显的数据处理延迟,难以满足实时性要求。随着边缘计算与深度学习技术的兴起,为解决这些问题带来新契机。边缘计算能在靠近数据源的设备端完成数据初步处理,大幅降低数据传输延迟;深度学习强大的特征学习与模式识别能力,有望提高称重数据的准确性与可靠性。本文旨在探索如何融合二者技术,构建高性能车载称重边缘计算系统,攻克传统车载称重难题,推动行业智能化升级。

2 车载称重与边缘计算技术基础

2.1 车载称重原理与技术

常见的车载称重传感器多基于应变片原理工作。车辆载重时,传感器弹性元件产生形变,附着其上的应变片电阻随之改变,通过惠斯通电桥将电阻变化转化为电压信号,经放大、模数转换后得到与重量相关的数字信号。除应变片式传感器,还有压电式传感器,利用压电材料受压产生电荷的特性测量重量,其响应速度快,适用于动态称重场景^[1]。现有车载称重技术主要分为静态称重与动态称重。静态称重要求车辆静止,测量精度较高,常用于货物装载前后的精准计量;动态称重则允许车辆在行驶中完成称重,虽精度相对较低,但能满足交

通流量大、快速检测的需求,如高速公路收费站的动态称重系统,可快速识别超载车辆,保障道路安全畅通。

2.2 边缘计算架构与关键技术

边缘计算采用分层架构,最底层是设备层,包含各类传感器、智能终端等数据源,负责采集原始数据。中间层为边缘节点层,由具备一定计算能力的边缘服务器组成,在本地对数据进行实时分析、处理和过滤,仅将关键数据上传至云端,减少数据传输量。顶层是云端,承担大规模数据存储、深度分析以及长期数据管理任务。其关键技术中,虚拟化技术可在同一硬件平台上创建多个相互隔离的虚拟环境,实现资源的高效利用与灵活分配;分布式存储技术将数据分散存储于多个边缘节点,提高数据存储的可靠性与读取速度;实时操作系统能确保边缘节点对数据的快速响应,满足车载称重对实时性的严苛要求,保障称重数据处理的及时性。如图1所示:

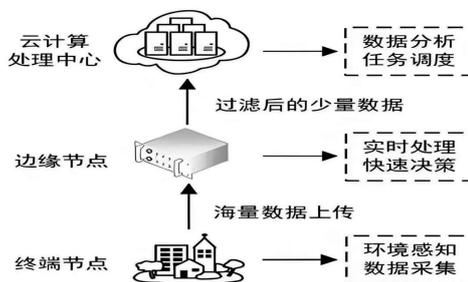


图1 边缘计算分层架构的示意图

2.3 车载称重与边缘计算融合要点

融合后,数据处理流程从传统的“采集-传输-处理”转变为“采集-本地处理-选择性传输”。车载称重传感器采集的重量数据,先在边缘节点进行初步处理,

如去除异常值、滤波降噪，利用边缘计算的实时分析能力，快速判断车辆是否超载等，仅将处理后的关键信息，如称重结果、异常报警等上传至云端。融合面临硬件适配与软件兼容挑战。硬件方面，需选择算力、功耗适配车载环境的边缘计算设备；软件层面，要确保边缘计算平台与车载称重软件能协同工作。通过优化硬件选型，采用低功耗、高性能芯片，以及开发适配的驱动程序与中间件，解决融合难题，提升车载称重系统的整体性能。

3 深度学习理论与模型选择

3.1 深度学习基本原理与算法

深度学习基于人工神经网络，神经网络由输入层、隐藏层和输出层构成。输入层负责接收数据，隐藏层中的众多神经元进行数据的特征提取与变换，神经元通过权重与前一层相连，权重影响输入对神经元的作用。在训练阶段，借助大量样本数据调整权重，让模型能准确关联输入与输出。反向传播算法是训练的关键，它基于梯度下降原理。从输出层计算预测值与真实值的误差，再将误差反向传播到隐藏层和输入层，依据误差调整权重，不断迭代降低误差。梯度下降通过计算误差函数对权重的梯度，沿梯度反方向更新权重，直至模型收敛，使神经网络学会从数据中提取有效特征并精准预测。

3.2 适用于车载称重的深度学习模型

在车载称重领域，卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN）及其变体LSTM发挥着重要作用。CNN的卷积层能自动提取车载称重数据的局部特征，对车辆行驶中震动、温度变化等因素导致的传感器数据波动，CNN可利用卷积核滑动提取关键特征，减少噪声影响，提高称重准确性。而RNN适合处理车载称重的时间序列数据，它能考虑数据前后依赖关系进行建模分析。LSTM则进一步优化，解决了RNN的梯度消失问题，凭借记忆单元和门控机制，更好地捕捉长时间序列中的关键信息，精准分析称重数据动态变化趋势，提升称重精度^[2]。

3.3 模型优化策略

超参数调优和正则化技术是优化深度学习模型性能的重要方法。超参数调优可通过网格搜索、随机搜索等方式进行，比如学习率，它控制模型训练时权重更新步长，过大无法收敛，过小训练缓慢；隐藏层神经元数量影响模型复杂度和学习能力，需反复尝试找到最优组合，平衡模型准确性与训练效率。正则化技术用于防止模型过拟合，像L1和L2正则化，在损失函数中添加惩罚项，让模型权重趋向或接近零，避免模型过度学习噪声和细节，增强泛化能力，确保模型在不同车载称重数据场景下都能保持良好的准确性和稳定性。

4 系统设计与实现

4.1 基于深度学习的车载称重边缘计算系统架构设计

本系统架构融合数据采集、边缘计算和云端协同三大核心模块。数据采集层部署高精度传感器，如压电式与应变片式，精准捕捉车辆载重引发的物理信号，转化为电信号后，经信号调理电路初步处理，确保数据稳定、准确，为后续分析提供可靠依据。边缘计算层是系统运算核心，选用高算力低功耗的边缘计算设备，运行优化后的深度学习模型^[3]。该模型先对采集数据进行降噪、特征提取，利用卷积神经网络强大的特征学习能力，挖掘数据关键特征；再借助循环神经网络处理时间序列特性，把握载重动态变化规律，实时计算车辆载重并识别异常。一旦检测到超载或异常载重，立即生成预警，处理后关键数据按规则上传至云端。云端管理层负责数据长期存储、深度分析和用户交互。它接收边缘端上传数据，构建历史数据库，支持多维度数据查询与统计分析。通过可视化界面，为物流企业、监管部门提供直观的载重数据展示、报表生成服务，实现远程监控与管理，助力决策制定。

4.2 硬件选型与搭建

硬件选型围绕车载环境严苛需求展开。处理器选用如英伟达Jetson Xavier NX这类专为边缘计算设计的芯片，其强大的并行计算能力可加速深度学习推理，同时低功耗设计契合车辆供电限制，确保稳定运行。称重传感器依应用场景选择，静态称重侧重高精度，选用应变片式；动态称重要求响应快，压电式更合适。通信模块采用5G模组，保障高速稳定的数据传输，搭配蓝牙模块用于设备近场调试与配置。搭建时，传感器按车辆力学结构布局在关键承重部位，确保精准感知载重。传感器连接信号调理电路，将微弱信号放大、滤波后接入边缘计算设备。边缘计算设备通过通信模块与云端建立连接，各硬件以标准化接口相连，保证系统稳定可靠，数据传输高效。如表1所示：

表1 系统硬件选型配置

硬件模块	选型型号	核心参数	功能用途
边缘计算设备	NVIDIA Jetson Xavier NX	算力：21 TOPS 功耗：< 15W 接口：USB 3.0/PCIe	深度学习模型推理与数据处理
称重传感器	应变片式传感器	量程：0-50吨 精度：±0.1%FS 响应频率：100Hz	静态称重场景
称重传感器	压电式传感器	量程：0-20吨 灵敏度：2.5pC/N 采样率：1kHz	动态称重场景
通信模块	5G模组（华为MH5000）	峰值速率：2.3Gbps 延迟：< 1ms 覆盖频段：n78/n41	车端与云端数据传输

续表:

硬件模块	选型型号	核心参数	功能用途
通信模块	蓝牙5.0模块	传输距离: 100米 功耗: < 10mW 协议: BLE 5.2	设备近场调试 与配置

4.3 软件设计与开发

软件采用分层架构,从底层到上层依次为驱动层、系统层、中间件层和应用层。驱动层编写适配硬件的驱动程序,实现传感器、通信模块与系统的通信,保障数据采集与传输。系统层选用实时操作系统,如FreeRTOS,确保对传感器数据实时响应,满足车载称重及时性需求。中间件层封装深度学习框架TensorFlow Lite,提供模型加载、推理等功能接口,方便上层调用;同时集成数据处理算法库,实现数据预处理与分析。应用层为用户交互界面,开发实时数据显示、异常报警、历史数据查询、报表生成等功能。支持远程配置系统参数,如传感器校准、模型更新,提升系统易用性与可维护性,为用户提供便捷高效的操作体验^[4]。

5 系统测试与性能评估

5.1 测试数据集的构建与预处理

为全面评估系统性能,测试数据集构建至关重要。数据采集需涵盖多种车型,包括轻型货车、重型卡车等,不同车型的载重范围、底盘结构差异大,能有效检验系统的普适性。在不同路况,如高速公路、城市道路、乡村土路等环境下收集数据,模拟车辆行驶中的震动、颠簸等情况。同时,设置正常载重、满载、超载等多种载重工况,确保数据多样性。采集到的数据需进行严格预处理。首先,通过数据清洗去除明显错误或异常的数据点,比如传感器故障产生的离谱数值。接着,采用归一化方法将不同范围的传感器数据统一映射到 $[0, 1]$ 或 $[-1, 1]$ 区间,消除数据量纲差异,使模型训练更稳定高效。对于时间序列数据,按固定时间步长进行切片处理,方便深度学习模型输入与分析,为后续测试提供高质量的数据基础。

5.2 测试指标与方法

准确性是核心测试指标,通过计算预测重量与实际重量的绝对误差和相对误差衡量。绝对误差直观反映预测值与真实值的偏差大小,相对误差则能体现误差在实际载重中的占比,更具可比性。精度、召回率用于评估系统对异常载重(如超载)的检测能力,精度衡量检测出的异常中实际为异常的比例,召回率表示实际异常被正确检测出的比例。测试方法采用交叉验证,将数据集划分为多个子集,每次取其中一个子集作为测试集,其余作为训练集,多次训练和测试取平均值,减少因数据

集划分带来的偏差^[5]。同时,与传统车载称重系统进行对比测试,在相同测试条件下,对比二者的各项指标,直观展示基于深度学习的边缘计算系统的优势。

5.3 性能优化与改进

依据测试结果,若发现系统在某些复杂工况下准确性欠佳,需深入分析性能瓶颈。可能是深度学习模型的复杂度不足,无法有效提取复杂数据特征,此时可增加模型层数或神经元数量,提升模型表达能力。若因边缘计算设备算力不足导致处理延迟,考虑优化算法,采用模型剪枝、量化等技术,在不影响模型精度的前提下降低计算量。针对测试中暴露的问题,提出改进措施并验证效果。例如,优化数据预处理流程,采用更先进的降噪算法,提升输入数据质量;调整模型训练参数,如优化学习率策略,使模型收敛更快、更稳定。重新测试改进后的系统,观察各项性能指标是否提升,不断迭代优化,直至系统性能满足实际应用需求。

结语:本文围绕利用深度学习提升车载称重边缘计算系统准确性展开研究,成功搭建起融合创新技术的车载称重体系。通过深入剖析车载称重与边缘计算技术,精心选择深度学习模型并优化,完成系统架构设计、硬件搭建与软件研发,经多维度测试与持续优化,有效解决传统车载称重准确性差、实时性不足的难题。研究成果显著,新系统显著提升称重精度,能在复杂工况下精准计量,实现数据实时处理与异常快速预警,为物流运输降本增效,为交通监管提供有力支持。展望未来,随着技术不断进步,系统有望集成更先进的传感器与算法,实现全场景智能感知与自适应调整;拓展功能,与智能物流系统深度融合,提升运输效率。期待本研究成果广泛应用,推动行业向智能化、高效化迈进,助力交通领域可持续发展。

参考文献

- [1]马玉龙.基于深度学习与边缘计算的电网智能调度与决策支持系统研究[J].电气技术与经济,2025(1):48-50.
- [2]贾永军,于楠,贺太平,段海峰,杨创勃,张喜荣,潘宁,于勇.辐射剂量对基于深度学习的计算机辅助诊断系统肺结节测量准确性的影响[J].中国中西医结合影像学杂志,2020,18(3):224-226+231.
- [3]李冰,李纪云,贾猛.基于深度学习特征融合技术的小麦病虫害图像识别准确性研究[J].信息技术与信息化,2024(8):83-87.
- [4]刘利权.基于深度学习的计算机网络安全维护系统设计[J].计算机应用文摘,2024,40(22):69-71.
- [5]章坚武,芦泽韬,章谦骅,詹明.基于拟牛顿法的深度学习强化学习在车联网边缘计算中的研究[J].通信学报,2024,45(5):90-100.