

“云管边端”技术在车联网安全检测管理中的应用

杨 方 曹 磊 吴志强

汉中职业技术学院汽车与机电工程学院 陕西汉中 723000

摘要: 在车联网设备风险防范越来越重要的背景下,随着车联网接入用户数逐渐增多,对设备进行安全检测管理的必要性逐渐显现。目前虽然车联网的风险防范已有一定的研究和实践,但在实践的过程中,对于网络领域设备数量多、范围广、数据复杂的状况仍没有有效的解决方案。本文提出一种基于“云管边端”技术对网络设备进行安全检测管理的方法,经实验能有效提高风险防范的效率和准确性,满足不断发展的智能车联网安全防护的目标和要求。
关键词: 智能车联网;云管边端;分布式计算;风险防范

Application of “cloud tube edge” technology in the security detection and management of Internet of Vehicles

Fang Yang, Lei Cao, Zhiqiang Wu

School of Automotive and Electromechanical Engineering, Hanzhong Vocational and Technical College, Hanzhong, Shaanxi 723000

Abstract: Under the background of the increasingly important risk prevention of Internet of vehicles devices, with the increasing number of users connected to the Internet of vehicles, the necessity of safety detection and management of devices gradually appears. At present, although risk prevention has been some research and practice of Internet of Vehicles, in the process of practice, there is still no effective solution for a large number of devices, wide range and complex data in the network field. This paper puts forward a method of security detection and management of network equipment based on the “cloud tube edge” technology, which can effectively improve the efficiency and accuracy of risk prevention through experiments and meet the goals and requirements of security protection of the constantly developing intelligent Internet of vehicles.

Keywords: Internet of Intelligent Vehicles; cloud tube edge; distributed computing; risk prevention

引言:

随着大数据技术和智能车联网的不断发展,网络设备接入的用户量在逐步增加,对于设备运行的要求也越来越高。伴随着设备使用时间的增长,设备在运行过程中将面临很多意想不到的风险,这些风险不但影响了用户的智能化体验,同时也为设备运行维护增加了不确定性,因此对于网络设备安全检测管理的重要性就显得尤为突出。对于车联网的风险防范,目前业内已有一定的研究,^[1]提出基于机器学习的网络信息系统中,安全风险预测模型的构建方法,它主要采用交互式学习技术,

完成采集运行数据的聚类分析,从而设置系统安全风险预测指标,并利用机器学习算法计算对应指标的权值,从系统网络攻击预测、用户行为预测和系统硬件设备故障预测3个方面,得到系统安全风险的预测值。对于云管边端的研究,国内已有部分学者做过相关研究,^[2]重点阐述了在智能网联交通体系中,车路协同云管边端架构方案,提出中心云、交通专网、电信网络、边缘云、车载终端协同的“云管边端”统一架构,同时提出了基于云管边端架构的车路协同、多源数据融合信息服务能力的开放框架,并对其具体功能要求、API调用方式进行了详细论述。但目前将“云管边端”技术与网络设备风险防范结合的应用案例还比较少,本文将以此汉中职业技术学院新能源汽车实训基地设备的检测数据为例,通

项目来源: 本研究属于汉中职业技术学院科研 HZYKZYRYB201901 项目阶段性成果。

过“云管边端”技术实现对设备的风险防范,以验证其可行性,同时与传统车联网设备风险防范方法进行对比,探索基于“云管边端”技术的设备风险防范与传统方法的优势。

1 车联网安全检测目前存在的问题

当前车联网安全主要存在以下问题:(1)大量数据传输至云端,将导致管道压力、运算压力提升。(2)不够及时,效率低,目前采用将所有数据集中上传至云端,再由云端进行统一数据处理和算法模型运算的方法。其一,在数据传输过程中,由于各个网络设备的数据量巨大,在数据传输至云端的过程中导致传输的效率不高;其二,由于网络数据量多,数据类型不相同,由云端统一进行数据管理,就需要采取大量时间进行数据处理与分析,在对学院新能源汽车实训基地设备的负荷预测过程中,两千多台设备的数据收集及预测过程总共耗时3个多小时。

本研究采用“云管边端”的技术,在云端进行模型的训练及优化,在模型边端进行数据提取和算法运算。(1)通过边端进行数据预处理,筛选有价值的数据传送至云端,避免了大量数据传输导致管道压力提升。(2)由于云端数据为经过筛选和预处理过的数据,从而优化了云端的运算能力。

2 技术与方案分析

2.1 云管边端技术

“云管边端”技术存储、处理、传输数据,更重要的是在边缘计算架构下,以分布式数据处理为中心,将用户核心网络设备数据下沉到边缘侧,并在边缘端的设备中完成大量数据处理和负荷预测的计算工作。合理的车联网安全检测架构大大提高了设备状态识别的及时性,降低了数据传输带宽耗用和数据请求传输、响应请求的延时,同时增加了提供数据的信息量、缓解网络拥塞的程度,从而减轻云端服务器的计算压力,并为用户带去更多的应用和更佳的服务。

2.2 车联网安全检测的风险防范策略

在网络设备风险防范的过程中,对设备负荷预测,设备重过载发生概率等维度的数据进行预测,实现对设备风险的评价,进而实现对设备风险的防范。以学院新能源汽车实训基地实践中得到的实际数据为例,重点阐述从边端和云端将如何进行车联网设备风险防范的。

本文在预测算法上选择Xgboost算法作为风险预测的算法,Xgboost算法作为一种提升算法,是基于AdaBoost算法和GBDT算法演化而来。通常来说,目标函数的优

化效果决定了模型的准确性,目标函数优化的好,预测值就越接近真实值,模型的架构能力也就越好。通过最小化损失函数和增加模型复杂度的惩罚项,可以达到以上两个目标。不同于传统的GBDT只利用一阶导数信息的方式,Xgboost对lossfunction做了二阶的泰勒展开,并且在目标函数之外加入了正则项来整体求最优解,以权衡目标函数的下降和模型的复杂程度,避免模型的过度拟合。其原理是将原始数据集分割成多个子数据集,将每个子数据集随机的分配给基分类器进行预测,然后将弱分类的结果按照一定的权重进行计算,来预测最后的结果。Xgboost对损失函数使用二阶泰勒展开,对于第*i*次的目标函数 $O_b(t)$ $O_{b_i}(t)$ 如下:

$$O_b(t) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}(x_i)) + \Omega(f_t) + \text{constant} \\ O_{b_i}(t) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}(x_i)) + \Omega(f_t) + \text{constant} \quad (1)$$

其中, $l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}(x_i))$ $l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}(x_i))$ 为样本 x_i 的训练误差, $\hat{y}^{(t-1)}(x_i)$ $\hat{y}_i^{(t-1)}(x_i)$ 表示组合 $(t-1)$ 棵树模型对样本 x_i 的预测结果, f_t 表示第*t*棵树, $\Omega(f_t)$ $\Omega(f_t)$ 表示第*t*棵树的正则项,constant为常数项。

对目标函数进行二次泰勒展开,并引入正则项:

$$Obj(t) \approx \sum_{i=1}^n [l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}(x_i)) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t) + \text{constant} \\ Obj(t) \approx \sum_{i=1}^n [l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}(x_i)) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t) + \text{constant} \quad (2)$$

其中定义如下函数:

$$g_i = \partial \hat{y}^{(t-1)} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}(x_i)) \quad g_i = \partial \hat{y}_i^{(t-1)} l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}(x_i)) \quad (3)$$

$$h_i = \partial^2 \hat{y}^{(t-1)} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}(x_i)) \quad h_i = \partial^2 \hat{y}_i^{(t-1)} l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}(x_i)) \quad (4)$$

利用这种方式使得求解的目标函数只依赖于每个数据点在误差函数的一阶导数和二阶导数,从而能更快并准确的得到最优的预测值。

此外,Xgboost相对GBDT还有其他优势,包括:(1)使用近似算法来判断最佳分割点;(2)不仅支持以CART作为基分类器,Xgboost还支持线性分类器;(3)对于特征的值有缺失的样本,Xgboost可以自动学习出它的分裂方向;(4)可在系统设计模块,块结构设计等进行并行化处理;(5)针对cache和内存做了优化;基于这些优势,在相同的数据规模下,Xgboost的训练速度远快于GBDT以及其他算法,并且其精度不会下降,故而在本文的风险预测模型选择中,优先选择Xgboost进行建模分析。

Xgboost 预测的准确性来源于特征选取的全面性, 所有本文在特征构建方面充分考虑了特征的全面性, 包括: (1) 设备属性特征, 包括设备额定容量、总装接容量、设备投运时间以及基于设备属性等基本属性特征, 以及衍生出来如设备负荷趋势类型等特征; (2) 历史数据特征, 包括整体分布特征、趋势增长特征、周期性特征、波动程度特征等基于历史数据构建的特征;

2.3 安全检测管理方案设计

目前“云管边端”技术的应用方法, 主要是在云端通过边端采集的数据对模型算法进行训练以及优化, 之后将训练好的模型下放至边端。在实践操作中, 本文将车联网设备采集到的数据在云端进行负荷预测模型的优化, 同时在边端进行车联网负荷及相关的收集、预处理、特征提取以及算法模型的计算。

3 结果分析

(1) 从对设备风险防范的效率上来看, 采用传统云端的方法对网络设备数据处理的实际用时为200分钟, 而采用本文所述的“云管边端”技术的响应时间为分钟级(图1)。显然传统云端不能实时对设备风险进行防范, 而基于“云管边端”技术则可以实现对设备风险的实时监控及防范。

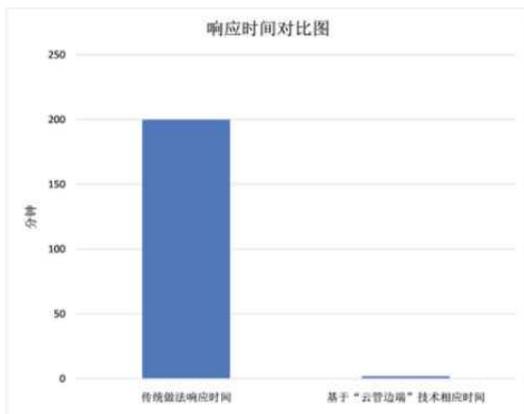


图1 响应时间对比图

(2) 对设备风险判断的准确性, 采用本文所述的“云管边端”技术, 通过对网络设备的数据进行融合, 预处理, 统一建模分析, 经过多次模型训练以及优

化模型, 风险预测的结果如图2所示: 其中均方根误差 (RMSE) 为: 0.1, 平均绝对误差 (MAE) 为0.07, R^2 为0.67, 如果以 R^2 作为模型预测结果好坏的参考标准, 对于这些网络设备的风险预测准确性可以达到70%。

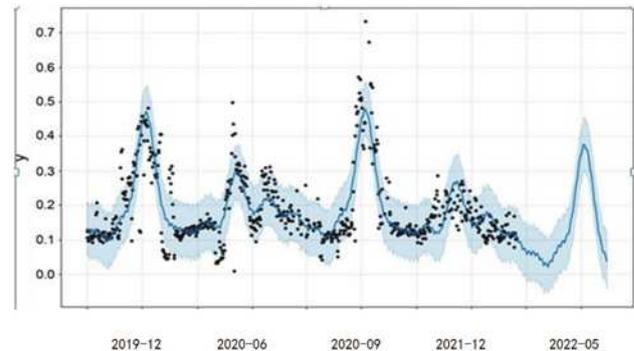


图2 风险预测图

4 结语

通过“云管边端”的高效协同, 实现了多源数据的快速采集融合与精准分析应用, 发挥了设备多维度数据在风险防范方面的价值, 强化了车联网安全检测管理的应急处置和多能互补联合调度, 带动车联网安全能级的提升和治理效率的优化。本文的研究既提高了风险防范的效率, 又提高了风险预测的准确性, 缓解了云端的存储能力和计算压力, 基本上可以实现风险实时报警, 为网络设备运行维护提供了指标和依据, 值得进行实践推广和应用。

参考文献:

[1] 陆冰芳, 张希翔. 基于机器学习的电网信息系统安全风险预测模型构建[J]. 电子设计工程, 2020, 28 (13): 128-132.

[2] 徐亚兰, 郭承军. 基于边缘计算的高精度地图数据处理方法研究现状[C]// 第十一届中国卫星导航年会. 论文集 S02 导航与位置服务, 2020: 96-101.

[3] 《国家车联网产业标准体系建设指南 (车辆智能管理) 》(工信部联科 [2020] 61 号).

[4] 《国家车联网产业标准体系建设指南 (智能交通相关) 》(工信部联科 [2021] 23 号).