

基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成

孙望舒¹ 倪夏冰¹ 孙天瑜¹ 叶 添¹
SUN Wangshu NI Xiabing SUN Tianyu YE Tian

摘要

云平台电力设备涉及多种传感器,除了受噪声干扰以外,不同传感器之间数据特征的差距还会导致数据矛盾,直接进行数据处理会出现数据缺失的情况,影响数据集成的准确性。文章通过研究基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法,在推进数据通信接口标准化的基础上,对电力设备多传感特征数据进行存储与映射。利用边缘计算和云平台的优势,对映射后的数据进行集中处理和分析,同时为了保证集成数据的安全性,制定了数据自动共享合约。经实验证明:基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法的召回率最高可达到96%,在面对不同类型的网络攻击时,数据丢失率不超过1.5%,数据完整性较好,能够保证集成的稳定性。

关键词

边缘计算;云平台;电力设备;多传感器;可信数据;自动集成

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.11.039

0 引言

在电力系统中,变压器、开关设备、输电线路等各类设备均依赖传感器进行实时状态监测,以确保电网的安全稳定运行。传统模式下,数据往往需要先传输至中心化平台处理^[1],这种方式虽然能实现全局管理,但面临着数据传输延迟、云端负荷重等问题。近年来,物联网因其能实时汇聚并分析多源传感器数据,被视为提升电力设备可靠性和运行效率的有效手段^[2]。但物联网技术部署门槛高、投资大,对资源有限的企业构成挑战。而基于机器学习的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法通过训练机器学习模型,系统能够自动剔除无效或错误数据,保留高质量可信信息,为后续的数据分析提供坚实基础。然而机器学习模型的性能高度依赖训练数据质量、数据噪声或类别失衡等问题可能削弱模型效能^[3]。区块链技术也是目前的云平台电力设备多传感可信数据自动集成的主要方法之一。区块链技术通过分布式账本和加密机制,确保了数据的不可篡改性。然而随着数量的激增,特别是在高并发场景下,区块链的扩展性和处理效率成为制约因素^[4]。

为此,本文提出基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法。该方法在数据源头附近的边缘网络部署计算与存储资源,实现数据的及时处理与决策,显著降低了数据传输延迟,减轻了云端负担。边缘计算技术的引入,能够实现对传感器数据的实时采集、预处理和初步分析,为

云平台提供更精准、高效的数据支持,进而全面提升电力系统的智能化响应速度与运行管理水平。

1 云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法设计

1.1 统一数据通信接口标准

为了确保各种设备、传感器及系统间的无缝通信,一致选择RS485作为电力设备数据通信的接口标准,因其具备较强的抗干扰能力、长距离传输优势以及广泛的市场接受度^[5]。此外,为进一步提升系统的兼容性与灵活性,引入协议转换器方案。该转换器能够智能解析来自不同电力设备传感器的原始数据,根据各自独特的通信协议要求,对数据进行精准的重编码、字段映射及格式转换,以此确保数据在传输过程中的一致性与兼容性^[6],协议转换器的连接方法如图1所示。

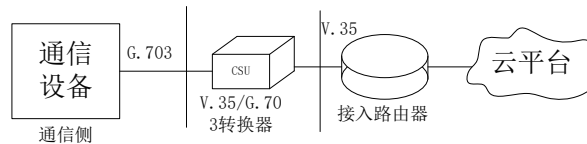


图1 协议转换器连接方式

然而,鉴于电力系统环境的复杂性和对实时性的极高要求,面对普遍存在的带宽限制挑战,需进一步优化数据传递策略。具体而言,根据数据类型与用途,将数据细分为故障告警类、实时控制类、监测参数类等不同优先级类别^[7]。通过为数据包添加特定编码的方式,明确标记每类数据的优先级,以此为基础,对通讯接口的数据传递优先级进行排序。

1.2 提取电力设备多传感特征数据

标准化的数据通信接口确保了数据在传输过程中的准确性和高效性。数据标准化不仅包括通信接口的标准化^[8],还

包括数据格式的标准化。这有助于减少数据在传输和存储过程中的歧义和错误，为数据筛选和特征提取提供了更可靠的数据源。因此，利用标准化的数据通信接口高效传输云平台与电力设备间的多传感数据后，需要从原始数据中筛选出特定的电力设备多传感特征数据^[9]。

为了提高后续分析的效率并降低计算复杂度，在提取电力设备多传感特征数据之前，需要对其进行去除噪声、填补缺失值、处理异常值等规范化预处理^[10]，其计算公式为：

$$A = \frac{a - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \quad (1)$$

式中： A 代表规范化预处理后的数据； $a_{\max}$ 和 $a_{\min}$ 分别代表数据的最大值和最小值； a 代表原始数据。通过 PCA 方法，对处理后的数据进行识别并保留数据集中最重要的特征，具体的计算公式为：

$$B = c \times A \quad (2)$$

式中： B 代表提取出的特征集； c 代表数据权重矩阵。提取出的特征数据集中，无法避免地会存在一些异常值^[11]，为了保证后续研究的准确性，本文选择使用 Z-score 方法作为识别并处理这些特征集中异常值的有效手段，其计算公式为：

$$D = \frac{a' - \delta}{\chi} \quad (3)$$

式中： D 为异常值判断的参数，当 $D \geq 1$ 时，该数据为正常值，反之则为异常值； a' 代表特征集中的数据； δ 代表特征集中全部数据的平均值； χ 则代表特征集中全部数据的标准差。完成异常数据去除后，必然会产生缺失数据，为了解决此问题，需使用均值填充法对其进行补充，其计算公式为：

$$A' = \frac{\sum_{g=1}^f a_g}{f} \quad (4)$$

式中： A' 代表缺失值的估计数据； a_g 代表非缺失的数据； f 代表缺失的数据点数量。综上所述，完成电力设备多传感特征数据的提取，得到全部电力设备多传感可信数据集。

1.3 存储映射电力设备多传感数据

提取电力设备多传感特征数据能够显著提高存储数据的质量，对电力设备多传感特征数据进行提取后，可以更容易地实现数据的解析和映射。通过将特征数据与电力设备的具体部件或系统进行映射，可以为后续的数据分析和决策提供支持^[12]。因此将电力设备多传感特征数据划分为基础信息、设计信息、环境信息、故障信息及运维信息五个核心模块，并分别存储于云平台各自独立的数据库中，保证各数据库之间的信息互通性。利用博弈映射学习网络存储的数据进行特征映射^[13]。在网络的卷积层中，通过精心设计的一维卷积核对输入数据进行精细的卷积操作，以

捕捉数据中潜在的空间或时序特征。同时引入非线性因素，对卷积操作的输出施加非线性激活函数，得到池化层的特征映射输出，其计算公式为：

$$H = (A' + \alpha_g) \alpha \quad (5)$$

$$K = \max \text{pool}(H, p, s) \quad (6)$$

式中： K 代表输出特征映射输出值； α 代表线性修正单元激活函数； $\max \text{pool}(\cdot)$ 代表最大池化函数； H 代表卷积层的激活输出； s 代表池化尺寸； p 代表映射步长。经过上述特征映射过程，得到的特征映射输出数据全面反映了云平台中电力设备多传感可信数据的内在关联与映射关系^[14]。为了提升数据检索的效率与便捷性，对数据进行映射编码，为每个电力设备及其对应的每一条多传感数据分配一个全局唯一的标识符，确保数据的唯一性和可追溯性，便于在数据库中快速定位和查询特定数据^[15]。

1.4 基于边缘计算关联融合云平台数据

由于电力设备多传感数据通常具有实时性和高频性的特点，边缘计算能够迅速响应并处理这些数据，减少数据传输到云端的延迟和带宽压力。云平台则负责接收来自边缘计算的数据，并进行进一步的数据整合、清洗和校验，以确保数据的准确性和完整性^[16]。因此利用边缘计算与云平台的协同优势，可以对云平台集成的数据及其映射关系进行集中处理和分析，进而实现电力设备多传感数据的深度关联与融合。在此过程中，需要优先评估不同数据映射之间的互相支持度，其计算公式为：

$$L = \sqrt{\frac{1}{v} \sum K^2} \quad (7)$$

式中： L 代表互相支持度； v 代表映射数量。根据欧氏距离理论， L 值越小，互相支持度越小。已知概率分配数值越高^[17]，则实时性要求越高^[9]，因此需要通过互相支持度来计算各数据及映射关系的概率分配数值，其计算公式为：

$$\left\{ \begin{array}{l} \varepsilon = \frac{Lv}{\sum Lv} \\ \sum \varepsilon = 1 \end{array} \right. \quad (8)$$

式中： ε 代表概率分配数值。将实时性要求高的云平台电力设备多传感可信数据以及数据映射关系数据缓存在边缘设备上，其余需要大规模计算的数据则分发到云平台的云端设备上^[18]。在边缘设备端，计算映射关系之间的冲突系数，其计算公式为：

$$\left\{ \begin{array}{l} \varepsilon(u) = 0 \\ \varepsilon' = y^{-1} \sum_{i \cap j = u} \varepsilon(i) \varepsilon(j) \end{array} \right. \quad (9)$$

$$y=1-\sum_{i\cap j=u}\varepsilon(i)\varepsilon(j)$$

(10)

式中： y 代表映射*i*和映射*j*的冲突系数， u 为两个映射中相同的数据值。将计算得到的冲突系数和其他分析结果，反馈给云平台的决策支持系统。根据反馈结果，将电力设备多传感可信数据进行整合，形成一个统一的数据集，实现云平台电力设备多传感可信数据的自动集成。

然而，此时集成过程涉及跨系统、跨平台的数据交换与整合，其安全性和隐私性无法得到保障^[19]，因此需要使用多重身份验证、生物识别等技术，制定集成数据的自动共享合约。这些合约依托于区块链等不可篡改的技术，确保合约条款的自动执行与权威性。同时，合约中明确了数据的使用权限、共享范围及责任归属，为数据提供者与接收者提供更强的信任保障^[20]。

2 实验

2.1 实验设置

为测试基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法的有效性，以S市某区配电网在正常运行条件下的电力设备传感器数据为基准，进行模拟实验。测试环境如图2所示。

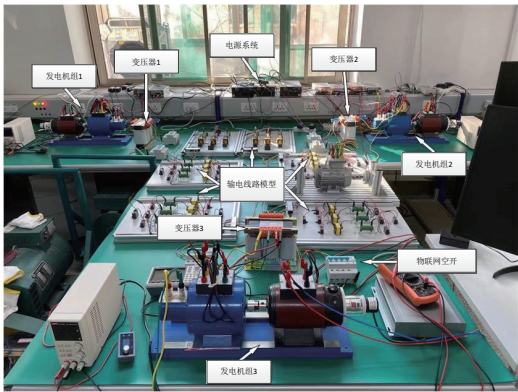


图 2 测试环境

具体参数如表 1 所示。

表 1 电力设备参数

设备类型	设备编号	额定电流 /A	额定功率 /kW
发电机组	GEN-01	1000	800
发电机组	GEN-02	900	750
发电机组	GEN-03	1200	960
变压器	TRF-01	—	5000
变压器	TRF-02	—	10 000
变压器	TRF-03	—	15 000
电源系统	PSS-01	—	—
物联网网空开	IoT-BRK-01	—	—

将包括正常工况、异常工况等多种实际场景下的数据输入到 ATECLOUD 智能云测试平台中。

在平台中分别设置三种不同的云平台电力设备多传感可信数据自动集成算法，启动并完成了测试平台的初始化设置，利用三种方法对平台内的电力设备多传感数据进行五次可信数据自动集成测试。通过对不同方法的集成结果进行深入分析，计算每种方法的覆盖率和召回率。完成初步测试后，重新初始化测试平台，以表 1 数据作为基准，模拟四种特定的网络攻击场景，并在这四种场景下重新利用三种不同方法对平台内的电力设备多传感数据进行集成测试，以此观察并比较不同方法在面对网络攻击时的安全性表现，从而更全面地评估这些自动集成算法在保障数据可信性与安全性方面的能力。

2.2 实验结果与分析

本文选取基于物联网技术的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法和基于机器学习的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法作为对照组。深入探究三种不同方法在同一测试框架下的性能表现，旨在全面分析与评价本文设计方法的应用效果。

2.2.1 召回率对比

对比不同方法对云平台电力设备多传感数据集成的召回率，召回率测试结果如图 3 所示。

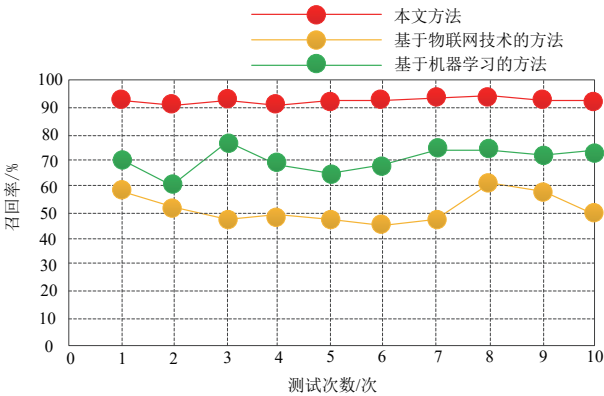


图 3 召回率对比结果

分析图 3 可见，本文基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法，最低召回率为 91%，最高可达到 96%，远高于其他两种方法的最高覆盖率。证明本文设计方法具有较高的数据集成效率，而且在数据准确性上表现出色，完全能够满足基本的集成需求。

2.2.2 数据丢失率

为进一步验证本文设计方法的有效性，将集成过程中的数据丢失率作为衡量集成方法是否安全的指标。统计不同方法集成过程中，遇到 51% 攻击、女巫攻击、重放攻击和中间人攻击的情况下，数据的丢失情况如表 2 所示。

表 2 不同方法的集成过程数据丢失率

单位: %

攻击类型	本文方法	基于物联网技术方法	基于机器学习方法
51% 攻击	0.89	4.56	3.65
女巫攻击	0.96	5.63	4.85
重放攻击	1.20	7.85	8.23
中间人攻击	1.15	7.05	4.88

从表 2 可以看出,在面对不同类型的网络攻击时,基于物联网技术方法的数据丢失率为 4.56%~7.85%,基于机器学习方法的数据丢失率为 3.65%~8.23%;而本文方法的数据丢失率为 0.89%~1.20%,始终不超过 1.5%,数据丢失率较低,相比之下数据完整性较好,能够保证集成的稳定性。

由此可见,本文提出的基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成方法,在数据集成的效率、准确性和安全性方面都展现出了显著优势,充分验证该方法能准确的处理来自多个传感器的海量数据,实现数据的预处理与初步分析,极大地减轻了云端计算资源的压力,为电力系统的智能化运维和高效管理奠定了坚实的基础。

3 结语

综上所述,详细阐述了基于边缘计算的云平台电力设备多传感可信数据自动集成的设计与测试过程。通过边缘计算,对靠近数据源头的位置进行数据处理与分析,极大地提升了数据处理的实时性和效率,同时减轻了云端的计算负担。这种集成方式不仅确保了数据的准确性和可靠性,同时通过多传感器数据的融合,为电力设备的监测、预测性维护以及故障预警提供了强有力的技术支持。未来,随着技术的不断进步,边缘计算与云计算之间的界限将更加模糊,两者将实现更深层次的协同工作。在这一体系中,边缘计算将负责处理大量实时、低延迟的数据,而云计算则专注于复杂的数据分析和全局优化,两者共同构建高效、灵活的数据处理体系。

参考文献:

[1] 袁天霖,田斌,朱刚,等.基于大数据分析的电力设备状态检测技术研究[J].电子设计工程,2024,32(8):106-110.

[2] 傅奇思,熊彪,潘杰.电力系统配网业务资产网格化自动集成方法[J].工业加热,2023,52(1):44-48.

[3] 王宇,李华,李赛飞,等.基于BIM的列控数据自动集成与可视化动态验证[J].铁道标准设计,2024,68(10):184-192.

[4] 左延红,左承基,袁彬,等.基于分数阶微分算子的集成制造系统移动设备检测数据融合技术[J].传感技术学报,2022,35(5):587-594.

[5] 刘维嘉.基于集成学习的电力设备运行全流程数据共享方法[J].电力大数据,2023,26(3):37-43.

[6] 王定发.基于线缆状态数据的特征集成及异常信息自动检测技术[J].粘接,2023,50(5):188-192.

[7] 董婷,吴疆.云计算环境下的大数据存储与处理优化策略分析[J].石河子科技,2024(1):42-45.

[8] 金焕章,朱容波,刘浩,等.基于边缘计算的融合多因素的个性化推荐算法[J].中南民族大学学报(自然科学版),2024,43(2):217-225.

[9] 魏明江,李鹏,于浩,等.数字配电网边缘计算模拟实验平台[J].中国电力,2024,57(3):12-19.

[10] 张安琪.电力营销系统数据集成与共享设计分析[J].电气技术与经济,2024(4):209-212.

[11] 刘国权,陈尚良,李跃忠,等.基于SGD和余弦退火算法改进YOLOv3的高压电力设备目标检测方法[J].东华理工大学学报(自然科学版),2024,47(3):294-300.

[12] 佟忠正,孙旻子.基于U-Net网络的电力设备巡检图像增强模型及其自动控制研究[J].自动化与仪表,2024,39(11):79-82+91.

[13] 吴建江.基于红外图像的电力设备故障识别技术研究[J].中国新技术新产品,2024(21):33-35.

[14] 张焕龙,周钊燕,王延峰,等.基于掩码记忆的无人机电力设备分割跟踪方法研究[J].电力系统保护与控制,2024,52(21):140-150.

[15] 任正国,黄文琦,梁凌宇,等.基于高低频特征融合的电力设备热故障模糊检测方法[J].自动化技术与应用,2024,43(11):39-42+55.

[16] 张舜,程晓通,李琼.基于BP神经网络算法的物联网电力设备故障定位方法[J].无线互联科技,2024,21(19):86-89.

[17] 鲍眺,卢雷.基于群体智能算法的电力设备现场智能化运维检修研究[J].无线互联科技,2024,21(19):43-45.

[18] 刘璇.基于深度学习的变电站电力设备漏油检测[J].电器工业,2024(10):26-30.

[19] 石刚,冀东红,吴赛航,等.基于深度学习算法的电力设备降损负荷控制方法[J].信息技术与信息化,2024(9):148-151.

[20] 刘述,屈秀敏,梁家铭,等.基于无线传感网络的电力设备远程通信自动控制方法[J].长江信息通信,2024,37(9):190-192.

【作者简介】

孙望舒(1991—),女,浙江温州人,硕士,工程师,研究方向:电力系统及其自动化、信息运维。

(收稿日期:2024-07-31)