

基于泛在电力物联网的普适性智能电表状态 实时评估方法

薛斌,张向东,段立,徐鸿宇,王刚,赵莉
(国网重庆市电力公司,重庆 400015)

摘要:针对当前智能电表状态评估存在精确度低、泛化性差和实时困难等问题,本文采用泛在电力物联网构建状态实时评估方法解决该问题。首先,采用决策树算法实现智能电表的分类,整体增强方法的匹配度和适应性;随后针对不同类别的智能电表,采用Apriori算法对样本集数据的特征集进行识别和提取,从而降低特征维度并增强关联性;接着,基于决策引擎实现对智能电表状态实时评估,并以度量学习实现新增物联网采集数据的有效性评估,反馈优化传感设备部署,从而根据评估结果实现对新增部署传感器及其位置的调整,进而根据应用场景不断优化智能电表状态实时评估应用模式。实验结果表明,本方法可实现智能电表运行状况的实时、普适、精准运维评估,进一步解决泛在电力物联网设备现场部署经验不足、校验无目标等问题。

关键词:泛在电力物联网;决策引擎;数据反馈优化;度量学习;状态实时评估

文章编号:2096-4633(2019)11-0038-06 中图分类号:TM93 文献标志码:B

自2009年,国家电网公司开始在全国范围内兴建用电信息采集系统,通过采集终端设备实现了对电力用户用电量、用电负荷、电压电流等数据的全面采集,采集终端尤其智能电能表成为数据采集的基本保障,且随着电网全覆盖建设开展,智能电能表数量不断增加,并在运行过程中积累了海量数据资源,数据总量及种类均已颇具规模^[1]。当前,物联网技术的灵活感知、实时通信、智能控制等能力^[2],引起国家电网的关注,提出了构建泛在电力物联网的目标,从而实现电网状态全息感知、运营数据全面连接、资产全寿命周期管理^[3]。

为主动顺应能源革命和数据革命融合发展的战略规划^[4],本文针对国网公司关于电能表状态评价及更换的工作要求,基于泛在电力物联网开展普适性智能电表状态实时评估方法研究,在用电信息采集系统环境部署智能电表状态实时评估模块,通过抽取用电信息采集系统、营销业务应用系统、MDS三大系统数据,结合泛在电力物联网新增部署传感设备采集数据,针对不同智能电能表具体规格及其运行环境,开展普适性智能电表实时运行误差识别与异常预警,不断提升电能表失准更换模型准确性,实现设备管理的紧密化、自动化、智能化转型^[5]。

1 系统整体设计

面对智能电能表数量的不断增长、当前电力系统积累的海量电力数据和泛在电力物联网新增部署传感设备采集的多类数据等问题,为实现智能电表本体及运行环境的深度感知、实时反应和科学决策的目标,需在有效利用当前已有数据的基础上,实现对新增部署传感设备采集的多类数据,尤其根据不同应用环境而获取的视频、红外、局放、声音、温度等异质数据,故本文以用电信息采集系统的现有软硬件设备为背景平台,对系统整体架构进行设计优化,系统架构采用多层次分布式的处理架构,通过对智能电表及其运行环境的采集数据的详细分析和深度挖掘,将智能电表状态实时评估模块所涉及系统架构划分为采集层、通信层、前置通信层、数据存储层、服务支撑层、业务应用层、互动渠道、应用访问层和相关应用系统八个层次,系统架构如图1所示。

以在运用用电信息采集系统为平台,用电信息采集系统进行数据和业务交互的系统,涉及系统主要有营销业务应用系统、生产调度平台、生产抢修平台、费控系统等,结合泛在电力物联网新增采集数据,构建智能电表状态实时评估模块,可最大限度利用当前系统资源,并通过结构部署优化,为实现高频

数据、实时监控和全过程采集数据处理的准确性和实时性提供运行环境保障。

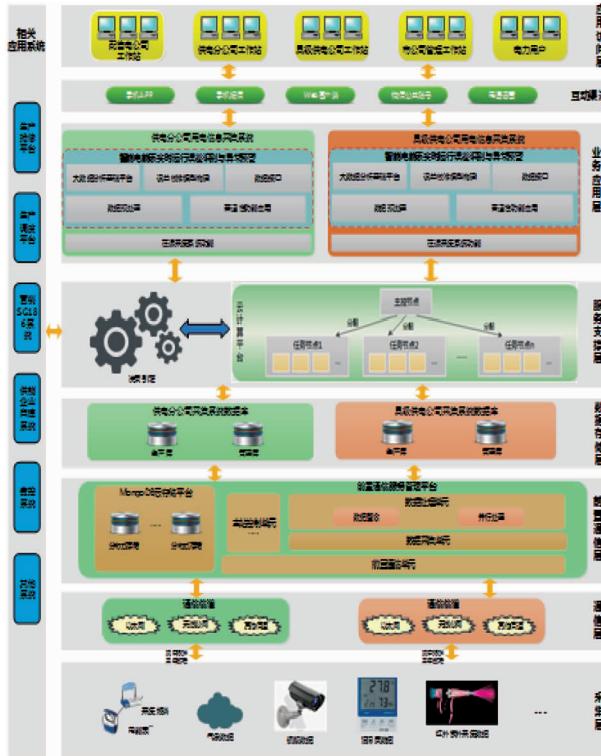


图 1 系统架构图

Fig. 1 System architecture diagram

2 普适性智能电表状态实时评估方法

智能电表性能的退化过程,涉及力、热、电场、磁场等多物理因素的综合作用,且各类智能电表所应用环境不同,导致老化机理复杂多样,随着泛在电力物联网建设内容的开展,智能电表运行状态数据实现全息感知,运营数据实现全面连接,故本文根据不同智能电表的不同应用场景运维需求,完成普适性智能电表状态实时评估。

2.1 基于决策树的智能电表分类

基于决策树的智能电能表分类构建的关键是结点分裂问题,即通过对特征进行排序,根据排序特征将结点分开,从而得到智能电表类别。由于智能电表分类类别相对明确,故采用灰色关联度算法实现分类特征的提取,随后,采用信息增益率来选择特征分割的先后顺序。假设在训练样本集中的轻载台区智能电表与低功率智能电表的数量分别为 p 和 n,以决策树实现二者对类别分类所需的信息量的提取:

$$I(p, n) = -\frac{p}{p+n} \log_2 \frac{p}{p+n} - \frac{n}{p+n} \log_2 \frac{n}{p+n} \quad (1)$$

则训练样本子集 H_i 的信息熵 $E(H_i)$ 可表示为:

$$\begin{aligned} E(H_i) &= -\frac{P_i}{P_i + N_i} \log_2 \frac{P_i}{P_i + N_i} \\ &\quad - \frac{N_i}{P_i + N_i} \log_2 \frac{N_i}{P_i + N_i} \end{aligned} \quad (2)$$

故以特征 A 为根的信息增益是 $\text{Gain}(A)$:

$$\text{Gain}(A) = I(p, n) - \sum_{i=1}^v \frac{P_i + N_i}{P + N} E(H_i) \quad (3)$$

信息增益率为:

$$\text{Gain-Ratio}(A) = \frac{\text{Gain}(A)}{\text{Split}(A)} \quad (4)$$

其中,分割信息率 $\text{Split}(A)$ 为:

$$\text{Split}(A) = -\sum_{i=1}^v E(H_i) \quad (5)$$

如上所述遍历所有特征属性的信息增益率,依次选择信息增益率最大的特征为分类节点,从而实现基于决策树的智能电表分类。

2.2 基于 Apriori 算法的关联特征筛选

由于智能电表采集数据量大,特征维度高,因此,需要对海量采集数据进行数据处理,一方面去除冗余数据,另一方面,通过小范围的属性关联规则,提高数据鲁棒性,从而更好的实现智能电表实时状态评估预测。本文采用 Apriori 算法^[6]对智能电表的高价值特征进行识别与提取,并从特征集中挖掘关联规则,从而确定不同智能电表状态的评估方案。

基于获取的频繁项集^[7],采用逐层筛选方法生成关联规则,每层对应于规则后件中的项数,即一层对应于频繁项集内一单一属性为后件,其他属性作为前件对后件的推导。首先,提取规则后件只含一个项的所有高置信度规则,随后,与生成频繁项集原理相似,不同之处在于,在规则产生时,不是通过扫描数据集计算候选规则的置信度,而是使用在频繁项集产生时计算的支持度计数来确定每个规则的置信度,从而利用当前的高置信度规则来产生新的候选规则。此外,如果上层分支的任意节点具有低置信度,则剪掉该节点生成的整个子图。

根据后期不同智能电表应用场景的需求,首先对高置信度的小范围频繁项集制定关联标准,随后,

基于各个小范围频繁项集计值对满足置信度的大范围频繁项集设定关联规则,从而实现针对不同类智能电表的高关联特征识别与提取。

2.3 基于决策引擎的智能电表实时状态预估

在智能电表实时状态预估过程中,结合用电信息采集系统、营销业务应用系统的历史采集结构化数据,及其在智能电表状态识别的历史研究工作^[8],包括智能电表故障识别、反窃电预警识别等工作,在已有研究认知基础上,汇入泛在电力物联网获取的实时多维状态感知数据,通过数据感知模块、数据认知模块和推理决策模块实现不同智能电表状态的识别,实现智能电表运维的普适性应用。

随着泛在电力物联网建设工作的开展,汇入的采集数据除原有历史结构化采集数据之外,还涉及图像、视频、音频等采集数据,对接的数据流每天达到 PB 级别^[9],故首先对不同类型和应用范围的智能电表进行分类,随后以数据感知实现对不同结构数据特征的提取,从而为数据认知和推理决策提供可用数据支撑^[10]。

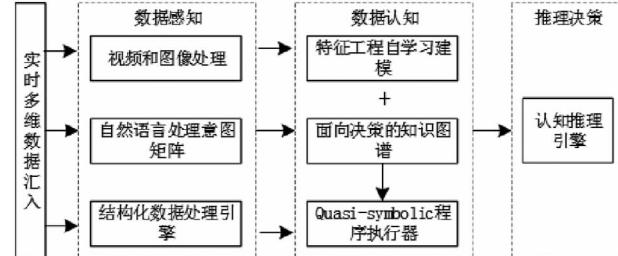


图 2 智能电表实时状态预估决策引擎处理过程

Fig. 2 Decision engine processing process for real-time state estimation of smart meters

在决策引擎的数据认知过程中,针对不同的智能电表处理要求,结合之前在智能电表历史数据研究应用成果,并随着人工智能应用的开展,对不同智能电表的采集数据理解加深,对每一类智能电表数据处理应用均有一定的数据应用基础,故可以将其历史行为进行规则编码。而对于泛在电力物联网建设获取新类型采集数据,需借助人工智能实现异构数据的深度挖掘,且随着应用场景不断开发和实践需求,需形成具备人工智能应用不断更新的应用模式。故本文结合基于规则软件的逻辑范式和深度学习的自学习能力,构建智能电表实时状态预估决策引擎,即利用深度学习算法处理、分析非结构化数据^[11],同时,深度学习算法也受益于基于历史规则

的逻辑先验推理知识(如“台区总表供电量”=“所有分表用电量之和”+“线路损耗”+“台区固定损耗”),结合当前研究经验实现“零样本”学习,从而减少深度学习算法提取当前新采集数据知识所需的数据量。

因此,本文一方面基于深度学习算法构建特征工程自学习建模^[12],包含人脑认知机制的数学模型、泛函分析关于映射的理论、融入了测度论的随机过程等方法,从而实现将不规则信息整合为规则的信息,并进行知识学习与提炼;另一方面,采用基于规则软件的逻辑范式,将已有的历史判定规则和深度学习提取的新知识规则,以符号逻辑先验知识形式映射到数值向量空间,并运行语义分析模块将问题转换为可执行的程序,应用 quasi-symbolic 程序执行器进行程序推理实现,并将满足应用场景需求的高准确率学习规则,存储至认知推理引擎,实现基于泛在电力物联网的采集数据,根据不同智能电表分类完成应用场景表征推理,从而对泛在电力物联网获取的异构采集数据,能够很好地泛化至新属性(包含图像、视频、语音和感知等),提高数据高效的推理学习能力。

2.4 新增物联网采集数据反馈优化

在数据处理过程中,不同应用场合的智能电表对应不同的采集数据,采集数据海量且内容复杂,且泛在电力物联网在部署采集设备时,涉及多设备接入成本规划问题,新增采集数据能否有效被有效应用并体现其数据价值,是当前新增物联网采集数据有效性评估的关键环节^[13]。



图 3 新增物联网采集数据反馈优化过程

Fig. 3 Feedback optimization process for adding new IoT data.

针对上述问题,本文采用度量学习的方法^[14],通过对高维数据进行降维处理获取合适的低维空间,主要采用以错误率为监督学习目标的距离度量方式,根据不同的任务来自主学习出针对某个特定应用场景的度量距离函数,实现语言表征和知识表征等异质信息融合。一方面对高维数据进行降维处理以提高数据的处理效率,另一方面,通过度量矩阵评估每一个采集特征属性对智能电表

实时状态预估的贡献度,从而以学习目标优化为前提,对泛在电力物联网的新增采集数据的有效性进行评价,并以反馈的形式优化泛在电力物联网采集设备的具体布局(包含感知设备是否接入及设备采集数据角度等问题)^[15]。

3 实验与评价

本文以国网某电力公司用电信息采集系统所提供的大数据处理集群为数据处理平台,完成实验基础环境搭建,优化 ES 集群性能策略,借助 ruleng 高性能引擎,实现数据高性能导入,完成基于泛在电力物联网的普适性智能电表状态实时评估实验。

3.1 系统功能实现

功能实现主要针对不同应用场景的智能电表及其周围环境的异常识别,构建不同的异常情况的判别功能模块。泛在电力物联网的普适性智能电表状态实时评估功能架构图如图 4。

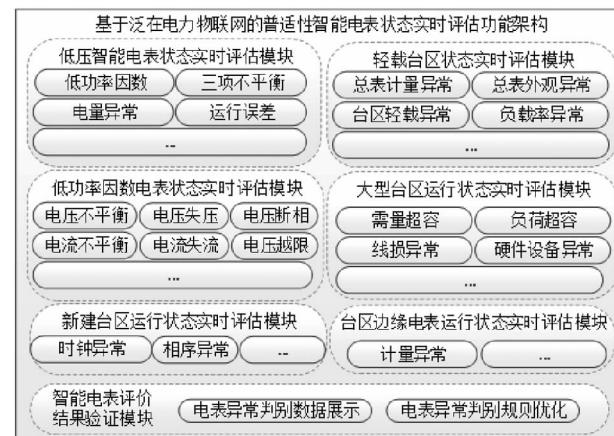


图 4 系统功能架构图

Fig. 4 Architecture diagram of system function

3.2 实验结果分析

本小节以大型台区运行状态实时评估为实验目标,以用电信息采集系统、营销业务应用系统和物联网新接入数据为输入,由于大型台区总表对电表运行状态实时评估要求较高,故新接入泛在电力物联网涉及红外、视频、音频、导线温度、电磁感应等新接入采集数据^[16],以某市 64 670 个公变台区总电表自 2017 年 1 月 ~ 2018 年 12 月的 2456 例总表异常状态为异常样本案例进行预训练,并形成执行规则为现行逻辑范式,以 64 670 个公变台区总电表所在计量点 2019 年 1 月 ~ 3 月的采集

数据进行基于深度学习算法构建特征工程自学习建模训练,随后以 2019 年 4 月的采集数据进行运行状态评估。

如下表所示,为智能电表状态实时评估硬件设备异常识别(包含连接线路异常、运行环境异常、智能电表外观异常)数据与实际数据对比结果。

表 智能电表硬件设备异常识别数据
与实际数据对比结果

Tab. Comparison results between abnormal identification data and actual data of smart meter hardware device

	测试为异常	测试为正常	测试总数
实际异常	2 712	125	2 837
实际正常	683	1 936 580	1 937 263
实际总数	3 395	1 936 705	1 940 100

根据实验结果得智能电表状态实时评估硬件设备异常识别的正确率和召回率,如下所示:

$$\text{正确率} = \frac{2\ 712 + 1\ 936\ 580}{1\ 940\ 100} = 99.96\%$$

$$\text{召回率} = \frac{2\ 712}{2\ 712 + 125} = 95.59\%$$

由以上数据可得,基于泛在电力物联网的普适性智能电表状态实时评估对智能电表的实时运行状况判别有效。在实验过程中,大数据处理平台可实现异构数据合理接入和有效利用,基于决策引擎的智能电表实时状态预估具有高准确率判别和泛化性应用,同时可基于实际需求,根据不同智能电表的应用场景需求进行采集数据有效性反馈,在满足应用需求的前提下,对低标准环节减轻传感设备部署,对高标准环节追加部署新的传感设备或者调整传感设备的位置,实现智能电表远程全过程资产监控,并进一步降低泛在电力物联网建设中所投入的人力、物力和软硬件成本等费用。

4 结论

本文研究分析了泛在电力物联网的普适性智能电表状态实时评估方法,并以用电信息采集系统为背景平台,进行了基于泛在电力物联网采集异构数据的接入与数据处理部署与设计。实验证明,基于泛在电力物联网的普适性智能电表状态实时评估方法对智能电表异常识别具有高准确率

和泛化性应用,满足普适性智能电表状态评价与更换工作需求,降低智能电表维护成本。在后续的研究工作中,随着综合能源服务产业应用发展^[17],需依托泛在电力物联网部署构建“绿色国网”智慧能源综合服务平台^[18],故需对当前泛在电力物联网设备部署进行进一步的调整,实现传感设备能量节约等应用^[19~20]。

参考文献:

- [1] 唐伟宁,鞠默欣,孔凡强,等. 基于智能电能表数据三相不平衡治理的研究与实践[J]. 电力大数据,2018,21(10):32~37.
TANG Weining, JU Moxin, KONG Fanqiang, et al. Research and practice of three-phase unbalanced treatment based on the data of smart meter[J]. Power Systems and Big Data, 2018, 21(10):32~37.
- [2] 汪兴. 面向智能电网建设的电力物联网架构研究[J]. 电力大数据,2018,21(10):28~31.
WANG Xing. Research on the networked architecture of electric power for smart grid construction[J]. Power Systems and Big Data, 2018, 21(10):28~31.
- [3] 张海龙,刘宣,任毅,等. 用电信息采集系统窄带物联网可行性研究[J]. 电测与仪表,2019,56(06):82~86.
ZHANG Hailong, LIU Xuan, REN Yi, et al. Feasibility study on NB-IoT of electricity information collection system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(06):82~86.
- [4] 谭雪,刘俊,郑宽,等. 新一轮能源革命下中国电网发展趋势和定位分析[J]. 中国电力,2018,51(08):49~55.
TAN Xue, LIU Jun, ZHENG Kuan, et al. Research on tendency and positioning of power grid development in the new round energy revolution[J]. Electric Power, 2018, 51(08):49~55.
- [5] 江秀臣,刘亚东,傅晓飞,等. 输配电设备泛在电力物联网建设思路与发展趋势[J]. 高电压技术,2019,45(05):1345~1351.
JIANG Xiuchen, LIU Yadong, FU Xiaofei, et al. Construction ideas and development trends of transmission and distribution equipment of the ubiquitous power internet of things [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(05):1345~1351.
- [6] Zulaiha Ali Othman, Noraini Ismail, Mohd Zakree Ahmad Nazri, et al. Development of talent model based on publication performance using apriori technique [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2019, 10(03):631~640.
- [7] RUI ZHANG, WENGUANG CHEN, HSU TSE-CHUAN, et al. ANG:a combination of Apriori and graph computing techniques for frequent itemsets mining [J]. Journal of Supercomputing, 2019, 75(02):646~661.
- [8] 陈海文,王守相,梁栋,等. 用户节电的大数据分析及应用[J]. 电网技术,2019,43(04):1345~1354.
CHEN Haiwen, WANG Shouxiang, LIANG Dong, et al. Big data analysis research of power saving in consumer side [J]. Power System Technology, 2019, 43(04):1345~1354.
- [9] WORTMANN FELIX, FLUECHTER KRISTINA. Internet of things technology and value added [J]. Business & Information Systems Engineering, 2015, 57(03):221~224.
- [10] RAKIB ABDUR, UDDIN LJAZ. An efficient rule-based distributed reasoning framework for resource-bounded systems [J]. Mobile Networks & Applications, 2019, 24(01):82~99.
- [11] CORCHS SILVIA, FERSINI ELISABETTA, GASPARINI FRANCESCA. Ensemble learning on visual and textual data for social image emotion classification [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(08):2057~2070.
- [12] PUZYREV VLADIMIR. Deep learning electromagnetic inversion with convolutional neural networks [J]. Geophysical Journal International, 2019, 218(02):817~832.
- [13] 蔡月明,封士永,杜红卫,等. 面向泛在电力物联网的边缘节点感知自适应数据处理方法[J]. 高电压技术,2019,45(06):1715~1722.
CAI Yueming, FENG Shiyong, DU Hongwei, et al. Novel edge-aware adaptive data processing method for the ubiquitous electric power internet of things[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(06):1715~1722.
- [14] YILING WU, SHUHUI WANG, GUOLI SONG, et al. Online asymmetric metric learning with multi-layer similarity aggregation for cross-modal retrieval [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(09):4299~4312.
- [15] 杨挺,翟峰,赵英杰,等. 泛在电力物联网释义与研究展望[J]. 电力系统自动化,2019,43(13):9~20+53.
YANG Ting, ZHAI Feng, ZHAO Yingjie, et al. Explanation and prospect of ubiquitous electric power internet of things [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(13):9~20+53.
- [16] 陈皓勇,陈永波,王晓娟,等. 基于 LPWAN 的泛在电力物联网[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(08):1~8.
CHEN Haoyong, CHEN Yongbo, WANG Xiaojuan, et al. Ubiquitous power internet of things based on LPWAN [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(08):1~8.
- [17] 艾芋,郝然. 多能互补、集成优化能源系统关键技术及挑战[J]. 电力系统自动化,2018,42(04):2~10+46.
AI Qian, HAO Ran. Key technologies and challenges for multi-energy complementarity and optimization of integrated energy system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(04):2~10+46.
- [18] 刘惠萍,杨天海,周小玲. 关于上海“互联网+”智慧能源技术产业发展的思考[J]. 可再生能源,2018,36(01):126~132.
LIU Huiping, YANG Haitian, ZHOU Xiaoling. Thoughts concerning the technological and industrial development of Internet plus smart energy in Shanghai [J]. Renewable Energy Resources, 2018, 36(01):126~132.
- [19] 武廢,武庆国,王昊婧,等. 考虑风险规避的综合能源服务商

- 能源购置策略[J]. 电力自动化设备,2019,39(06):12–20.
WU Geng,WU Qingguo,WANG Haojing,et al. Energy purchasing strategy of multi-energy service provider considering risk aversion [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39 (06) : 12 – 20.
- [20] 褚文超,鲁耀,靳虎,等. 基于物联网的容性设备在线监测系统的设计和应用[J]. 内蒙古电力技术,2017,35 (06) : 84 – 88.
CHU Wenchao,LU Yao,JIN Hu,et al. Design and application of online monitoring system for capacity equipment based on internet

of things[J]. Inner Mongolia Electric Power,2017,35(06):84 – 88.

收稿日期:2019-09-11

作者简介:



薛斌(1968),男,硕士,高级工程师,主要从事电力营销技术方面的工作。

(本文责任编辑:范斌)

A method for real-time evaluation of universal smart meter status based on ubiquitous power internet of things

XUE Bin,ZHANG Xiangdong,DUAN Li,XU Hongyu,WANG Gang,ZHAO Li

(State Grid Chongqing Electric Power Company,Chongqing 400015 Chongqing,China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy, poor generalization and real-time difficulty in the current smart meter status assessment, this paper adopts the universal real-time evaluation method based on ubiquitous power Internet of Things. Firstly, the decision tree algorithm is used to classify the smart meters, which enhances the matching and adaptability of the method as a whole. Then, according to different types of smart meters, the Apriori algorithm is used to identify and extract the feature set of the sample set data, which reduces the feature dimension and enhances the relevance. Secondly, the decision engine is used to realize the recognition and extraction of the feature set. Real-time state evaluation of smart meters is carried out, and the validity evaluation of the new data collected by the Internet of Things is realized by metric learning, and the deployment of sensor devices is optimized by feedback. Based on the evaluation results, the new deployment sensors and their positions are adjusted, and then the application mode of real-time state evaluation of smart meters is continuously optimized according to the application scenarios. The experimental results show that this method can realize the real-time, universal and accurate operation and maintenance evaluation of smart meters, and further solve the problems such as lack of experience in field deployment of ubiquitous devices in the Internet of Things, and no goal in calibration verification without targets.

Key words: ubiquitous powerinternet of things;decision engine;data feedback optimization;metric learning;real-time status assessment