

车-桩-云协同下的充电设备超差计量方法

陈稳¹,李鹏程¹,张华¹,左正琴²,黄黎琳¹

(1.贵州电网有限责任公司计量中心,贵州 贵阳 550026;

2.贵州电网有限责任公司铜仁供电局,贵州 铜仁 555200)

摘要:针对电动汽车充电设备在复杂环境下面临的非线性计量误差显著、超差响应率低的问题,提出一种融合神经常微分方程(ODE)与车-桩-云协同数据的超差计量动态建模方法。基于车端、桩端及云端协同数据,构建充电环境拓扑,分析台区能量关系,预测充电设备计量误差,建立电压误差矩阵和计量不确定度,将其输入神经ODE模型,并设计损失函数进行动态误差修正。实验结果表明,所提模型对充电设备计量误差的预测相对误差波动控制在 $\pm 1\%$ 以内,超差计量误差响应率均达95%以上,且在低温、常温及高温环境下平均绝对误差最大值仅为0.001 4,显著优于对比方法。该研究有效提升了充电设备计量精度与可靠性,为高精度计量与智能运维提供了新思路。

关键词:超差计量;车-桩-云协同数据;动态修正;非线性动态特性

中图分类号:TB971 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed26615

Out-of-tolerance Metering Method for Charging Equipment Under Vehicle-Pile-Cloud Synergy

CHEN Wen¹, LI Pengcheng¹, ZHANG Hua¹, ZUO Zhengqin², HUANG Lilin¹

(1. Guizhou Power Grid Co., Ltd. Metrology Center, Guiyang 550026, Guizhou, China;

2. Guizhou Power Grid Co., Ltd. Tongren Power Supply Bureau, Tongren 555200, Guizhou, China)

Abstract: Aiming at the problems of significant nonlinear metering error and low overshoot response rate faced by electric vehicle charging equipment in complex environments, an out-of-tolerance metering dynamic modeling method integrating the neural ordinary differential equations(ODE) and vehicle-pile-cloud synergy data was proposed. Based on the vehicle-end, pile-end and cloud synergistic data, the charging environment topology was constructed, the energy relationship between stations was analyzed, the charging equipment metering error was predicted, the voltage error matrix and metering uncertainty were established, which were inputted into the neural ODE model, and the loss function was designed for dynamic error correction. The experimental results show that the proposed model for charging equipment metering error prediction relative error fluctuation is controlled within $\pm 1\%$, the out-of-tolerance metering error response rate are more than 95%, and the average absolute error maximum value is only 0.001 4 in low, normal and high temperature environments, which is significantly better than the comparison method. This study effectively improves the metering accuracy and reliability of charging equipment, and provides new ideas for high-precision metering and intelligent operation and maintenance.

Key words: out-of-tolerance metering; vehicle-pile-cloud synergy data; dynamic correction; nonlinear dynamic properties

交通行业迅速发展,电动汽车也随着不断普及,为适应电动汽车的发展,充电基础设施也加快了其建设速度,因此充电设备的计量精度对用户的充电体验以及电网运行起到重要作用。充电设备在进行计量过程中,常会发生超差计量现

象,这就导致了用户所需要支付的电费会出现一定的误差,同时,电网负荷预测结果也会受其影响,产生偏差。为此,构建高精度充电设备计量模型,是提高充电设施智能化管理能力的重要任务。

基金项目:中国南方电网有限责任公司贵州电网有限责任公司科技项目(GZKJXM20232563)

作者简介:陈稳(1989—),男,本科,高级工程师,主要研究方向为电能计量与配用电,Email:o362046009@163.com

通讯作者:李鹏程(1975—),男,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向为智能用电技术,Email:LIPengcheng191@126.com

针对上述背景,相关人员提出了不同的充电设备超差计量方法,例如周嶂等^[1]应用贝叶斯理论对网状充电过程数据进行分析,得出充电桩与电动汽车之间的网状关系图,进而根据所得关系,设计计量误差评估方法,并将评估结果进行网状参数比对与量值传递,实现对充电设备的超差计量;陈熙等^[2]将现场电动汽车直流充电桩充电数据输入至深度神经网络中,再分析充电过程中各变量与累计电能的相关性,进而得到充电设备超差计量模型,实现对充电设备的超差计量;林晓明等^[3]利用小波阈值去噪算法,将原始信号中的噪声去除,再结合粒子群算法,求得改进软阈值折衷函数中的相关参数,进而得到受噪声影响较小的信号,并利用滑动平均法,处理去噪后信号,使数据变得平滑,最后根据梯度积分计算规则,获取直流充电电能数据,实现对充电设备的超差计量;陈平等^[4]通过差分变异策略,合成相关向量,并引入非线性变异概率对灰狼算法进行优化,增加其全局、局部的搜索能力。再将改进的算法与GM(1,1)模型进行融合,多次迭代,根据适应度数值,确定灰狼位置,以优化模型的计量精度,实现对充电设备的超差计量;岑炜等^[5]基于频率自适应多阶准同步算法针对电动汽车充电桩的直流电能进行计量。基于有限脉冲响应滤波确定直流信号瞬时频率,利用准同步算法分离直流电能和纹波电能,完成直流电能计量。唐利涛等^[6]将FFT算法应用于电能计量中,完成电能计量。Yu J等^[7]针对电动汽车充电,提出了基于双模数转换器(analog-to-digital converter, ADC)自校准的电能计量模型。通过双ADC增强连续测量电流。考虑开关转换能量和传导能量进行功率间隙补偿,完成电能输出计量。Ma K等^[8]采用了数据驱动测量性能比较(measurement performance comparison, MPC)方法对快速充电站(fast charging station, FCS)的电能进行计量。利用MPC估计荷电状态,并计算估计误差,实现电能计量。

电动汽车充电过程中会受到电池性质与复杂充电环境交互的影响。上述现有研究方法未充分考虑到电池性质与复杂充电环境交互的影响,针对非线性的计量误差的响应率较低。针对上述问题,本文提出了基于神经常微分方程(neural ordinary differential equations, ODE)与车-桩-云协同数据的充电设备超差计量动态建模方法。

利用所建立模型,对充电设备计量误差进行精准预测与动态修正,进而提升了充电设备的计量精度和可靠性。基于车-桩-云协同数据构建充电设备的环境拓扑结构,分析电池性质与复杂充电环境交互的能量关系。结合误差矩阵和统计学理论确定充电设备超差计量结果的不确定度。将不确定度输入到神经ODE模型中,匹配充电计量数据的非线性动态特性,动态修正非线性误差,解决现有方法对环境影响下的非线性误差响应不足的问题。

1 充电设备超差计量动态建模

1.1 基于车-桩-云协同数据的充电设备计量误差预测

在对充电设备计量误差进行预测过程中,常会受到电动汽车电池性质与充电环境交互的影响,导致无法准确预测在该过程中的计量误差,进而影响最终的计量精度。为此,本研究引入车-桩-云协同数据,通过对车端、桩端和云端等多源数据进行收集和整合,以实现充电设备计量误差的预测。采集车端、桩端、云端数据,其采集内容如表1所示。

表1 车端、桩端、云端数据采集内容

Tab.1 Vehicle-end, pile-end, and cloud data collection content	
采集位置	采集内容
车端	车辆电池状态信息
桩端	充电设备输出功率以及计量模块误差数值
云端	区域电网负荷数据

基于表1的数据,建立充电环境拓扑结构,如图1所示。M为充电设备直流计量模块,R为充电线路等效电阻。

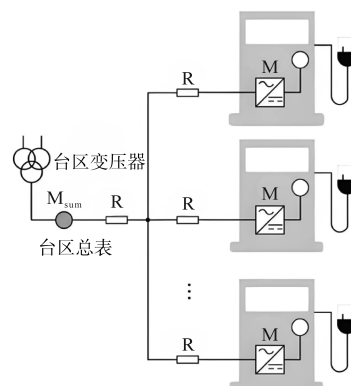


图1 充电设备充电环境拓扑结构

Fig.1 Topology of the charging environment of the charging device

根据图1所示拓扑结构,对整个充电台区的能量关系进行分析,其计算公式如下:

$$y_{\text{true}} = \Psi_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^n (\Psi_{\text{DC},i} + \Psi_{\eta,i}) + \Psi_s + \Psi_l \quad (1)$$

式中: i 为充电设备序号; n 为充电设备总数; y_{true} 为流经台区总表的真实电量值; Ψ_{sum} 为该台区内所有充电设备的总表供电量数值; $\Psi_{\text{DC},i}$ 为指定充电设备内部直流计量模块的电量值; $\Psi_{\eta,i}$ 为指定充电设备内部电源模块的损耗电量值; Ψ_s 为台区内部除充电设备外用电量总数; Ψ_l 为台区内线路损耗总数。

根据分析结果,对不同充电设备计量设备表计值与真实用电量之间的计量误差进行计算,其计算公式如下:

$$\begin{cases} a_y = (y - y_{\text{true}})/y \times 100\% \\ a_i = (b_i - b_{\text{true}})/b_i \times 100\% \end{cases} \quad (2)$$

式中: y 为台区总表显示的计量数值; b_i 为指定分表计量数值; a_y 为总表的计量误差; a_i 为指定分表的计量误差; b_{true} 为流经指定充电设备的真实电量值。

将上述所得结果代入电量守恒公式中,得到充电设备计量误差预测结果,其计算公式如下:

$$y - a_y y = \sum_{i=1}^N (1 - a_i) b_i + \Psi_l + \alpha_0 \quad (3)$$

式中: α_0 为固定损耗值。

1.2 基于预测结果的计量误差非线性动态特性匹配

在得到上述预测结果的基础上,结合所得结果,对充电设备的电压估算误差进行计算^[9],其计算公式如下:

$$e_{c_i} = U_{c_i} - (U_{V_i} + \Delta e_{V_i}) \quad (4)$$

式中: e_{c_i} 为充电设备的电压估算误差; U_{c_i} 为充电设备的电压表数值; U_{V_i} 为电动汽车的BMS电压表数值; Δe_{V_i} 为实际修正值(该数值为1.1节中根据各项数值所得的误差预测值)。

再根据正态分布原理,建立对应误差矩阵^[10],其数学表达式如下:

$$\begin{bmatrix} e_{V_1}^1 = U_{V_1}^1 - (U_{c_1} + \Delta e_{c_1}) \\ e_{V_1}^2 = U_{V_1}^2 - (U_{c_2} + \Delta e_{c_2}) \\ \vdots \\ e_{V_i}^i = U_{V_i}^i - (U_{c_i} + \Delta e_{c_i}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $e_{V_i}^i$ 为估算的标准车电压误差值; $U_{V_i}^i$ 为第*i*个标准车在测量时的电压值; U_{c_i} 为对应充电设备的电压示值; Δe_{c_i} 为对应充电设备的电压示值误差值。

对上述结果利用统计学理论进行处理,得到

测量不确定度^[11],其计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{V_i} = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} e_{V_i}^{\lambda} \\ \sigma_{V_i}^2 = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} [U_{V_i}^{\lambda} - (U_{c_i} + \Delta e_{c_i})]^2 \end{cases} \quad (6)$$

式中: μ_{V_i} 为对应正态分布均值; λ 为测量次数; $\sigma_{V_i}^2$ 为对应正态分布的方差数值。

建立神经ODE模型,将上述所得结果作为特征输入值,进而实现对非线性动态特性的特征交互和匹配^[12],其具体过程如图2所示。

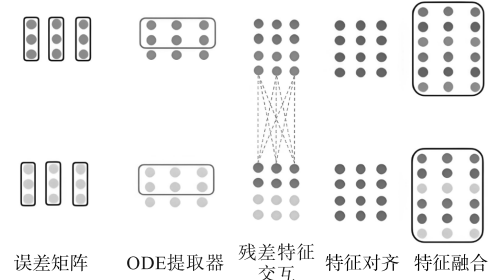


图2 基于神经ODE模型的非线性动态特性匹配

Fig.2 Nonlinear dynamic property matching based on neural ODE models

如图2所示,非线性动态特性匹配首先将非线性计量误差矩阵输入到神经ODE模型中;其次通过模型中的ODE提取器生成误差矩阵非线性特征点阵;通过残差特征交互模块传递谐波干扰特征与基础误差特征;在特征对齐阶段实现计量非线性误差特性与ODE动态特征的时域匹配;最后经过多源特征融合,输出动态特性融合数据,体现充电设备误差的动态变化情况。

1.3 非线性动态特性匹配下设备超差计量动态建模

结合误差动态变化,建立充电设备超差计量模型,得到超差计量动态监测结果计算如下^[13]:

$$\mathbf{h}(t + \varepsilon) = \mathbf{h}(t) + \int_t^{t+\varepsilon} \mathbf{f}[\mathbf{h}(t'), t'] dt' \quad (7)$$

式中: t 为时间; ε 为时间变化量; $\mathbf{h}(t)$ 为充电设备超差计量数值的初始状态向量; t' 为时间区间; $\mathbf{h}(t + \varepsilon)$ 为最终超差计量动态结果。

引入神经ODE模型,设置损失函数,并进行多次迭代,对模型的计量误差进行动态修正^[14],其计算公式如下:

$$L = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{u=1}^m (\delta_u - \hat{\delta}_u)^2} + \frac{\lambda_s}{2} \sqrt{\sum_{u=1}^z W_u^2} \quad (8)$$

式中: m 为用于训练的样本总数; u 为模型的权重数量; δ_u 为真实值; $\hat{\delta}_u$ 为模型的预测值; z 为模型的

权重总数(与神经ODE模型层数总和一致,根据充电设备超差计量的数据维度确定); W_u 为控制正则化的权重值(在预定义区间内网格搜索确定。设置候选值区间为 $[10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}]$,在区间中选择损失最小的权重值); λ_s 为对应超参数数值。

通过上述过程进行迭代训练,直至达到收敛状态为止,在训练后的模型中添加神经网络可训练参数,进而得到充电设备的超差计量结果^[15],其计算公式如下:

$$h(s) = h(t) + \int_t^s [h(t'), t', \theta] dt' \quad (9)$$

式中: $h(s)$ 为充电设备的超差计量结果; s 为具体充电时刻; θ 为神经网络可训练的参数值。

最后,将充电设备的相关数据输入至该模型中,实现对充电设备的超差计量。

2 实验验证

为验证本文所建立模型是否可以有效应用于充电设备超差计量工作中,本文以某电动汽车充电桩中的多个充电桩为实验对象,这些电动汽车充电桩因其使用时间较长,会出现一定程度的超差计量。所建立实验平台如图3所示。

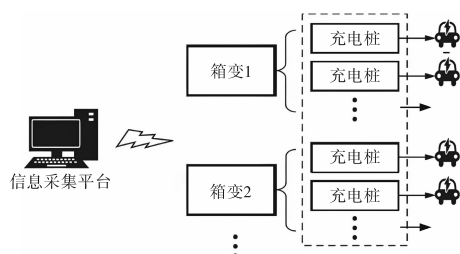


图3 实验平台

Fig.3 Experimental platform

图3所示的实验对象充电桩型号为CDCJ-XY7500(国标直流快充桩),采用宁德时代75 kW·h三元锂电池,额定输入电压为AC 380 V,额定输出功率为60 kW/桩,电流范围为0~125 A。将16个充电桩接入箱变单元(S11-M-400 kVA干式变压器),并利用0.5S级三相智能电表采集充电桩的电量数据,输入到信息采集平台中。信息采集平台由研华IPC-610H工控机(i7-8700/16 GB RAM)和NI PXIe-6341同步采集卡构成,搭载LabVIEW 2019监测系统和IEC 61850-MMS通信协议。测试周期为72 h连续运行(涵盖用电高峰/低谷时段)。设置的实验参数如表2所示。

表2 模型训练参数

Tab.2 Model training parameters

参数项	具体数值
训练批次大小	64
训练次数	500
学习率	1×10^{-3}
衰减速率	0.5/100次

模型采用3层全连接结构(输入层64维、隐藏层128维、输出层1维),代表模型的权重总数 z 为24 576。在预定义区间 $[10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}]$ 内,进行500次迭代后,确定 W_u 为验证集数据损失最小的权重值为 10^{-4} 。

应用本文建立模型对充电场所的12个充电桩进行超差计量,对充电桩的电压、电流、功率、温度等信息进行实时监控,且可以针对电池状态、充电需求、充电量等关键信息对超差计量结果进行修正,进而得出正在充电的电动汽车的电池状态、充电需求、充电量等关键信息,计算出充电设备的超差计量结果。

由于在实际应用过程中,电能在进行测量和传输时会出现一定的波动,导致测量结果会受环境影响存在 $\pm 1\%$ 左右的误差,因此其相对误差在1%以内属于正常现象。为保证充电设备超差计量动态模型计量结果的准确性,将本文模型作为实验组,基于贝叶斯理论的电动汽车非车载充电机远程计量方法(文献[1]方法)为对照组1,融合小波阈值去噪与平滑处理的直流充电电能计量方法(文献[3]方法)为对照组2,设置分表采集的周期为15 min,采样点数量设置为350个,通过对比3种方法预测结果与实际结果的相对误差,从而验证其预测结果的准确性,图4为实验结果。

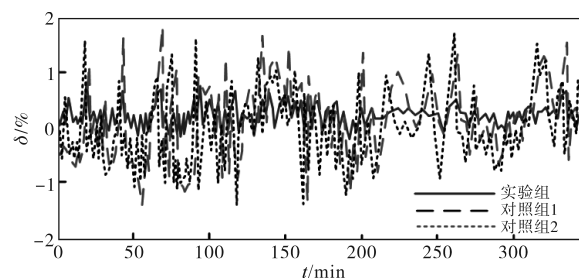


图4 充电设备计量误差预测结果

Fig.4 Prediction results of metering errors in charging equipment

由图4实验结果可知,实验组模型的预测结果相对误差均在 $\pm 1\%$ 以内波动,而对照组两种模型的预测结果的相对误差波动均超过了 $\pm 1\%$,对照组1模型甚至达到了2%。该实验结果表明本文所建立模型能够准确地对充电设备计量误差

进行预测,且预测结果相对误差可以控制在1%以下,预测结果的准确性较高。

为验证本文所建立模型的充电设备超差计量结果是否准确,本实验运用3种模型对16个充电设备进行超差计量,并得出计量运行误差,所得结果如表3所示。

表3 模型超差计量运行误差

Tab.3 The operating error of the model out-of-tolerance metering

充电设备	超差计量运行误差		
	实验组	对照组1	对照组2
1	0.000 4	0.001 2	0.002 2
2	-0.000 2	0.003 1	0.003 3
3	-0.000 6	0.002 2	-0.001 3
4	0.000 2	-0.004 1	0.003 3
5	0.001 0	-0.002 1	-0.002 3
6	-0.000 4	-0.001 5	-0.000 9
7	0	0.003 1	0.002 1
8	0	0.002 5	-0.001 3
9	-0.000 3	0.003 1	0.002 2
10	0	0.001 4	-0.000 7
11	0.000 7	0.003 5	0.003 5
12	0	0	0
13	0.000 5	0.001 4	-0.000 9
14	-0.000 3	-0.001 8	0.001 6
15	0.000 4	0.001 3	-0.001 8
16	0	-0.002 1	-0.001 1

通过上述结果可知,本文所建立的模型超差计量运行误差较小,为验证3种模型对充电设备超差计量结果的计算精度,引入误差响应率作为衡量指标,根据表3中模型对充电设备超差计量运行误差数据进行计算,以反应模型对充电设备超差计量结果的可靠性,其计算公式如下:

$$\gamma = \frac{\Delta\tau_0 - \Delta\tau}{\Delta\tau_0} \times 100\% \quad (10)$$

式中: $\Delta\tau_0$ 为电量偏差量的设定值; $\Delta\tau$ 为模型计算的充电设备计量误差的变化量; γ 为模型误差响应率。

3种模型的误差响应率实验结果如图5所示。

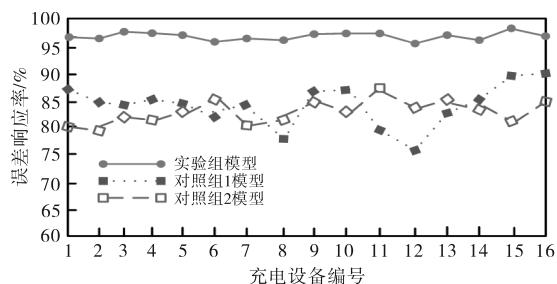


图5 模型误差响应率实验结果

Fig.5 Experimental results of model error response rate

由图5中16个充电设备的盲测结果可知,本

文所建立模型的充电设备误差响应率均在95%以上,而对照组两种模型的设备误差响应率与本文所建立模型相比较低,这表明本文所建立模型能更精准地捕捉充电设备的动态误差特征,显著提升了充电设备超差计量的精度与鲁棒性。

为全面验证模型在不同实验场景下的实际计量性能,新增实验场景,将充电设备按桩端温度数据分为3组:低温组($<0\text{ }^{\circ}\text{C}$):设备编号5,9,13;常温组($0\sim 40\text{ }^{\circ}\text{C}$):设备编号1,2,3,4,6,7,8,10,11,12,14;高温组($>40\text{ }^{\circ}\text{C}$):设备编号15,16。在对照组1和对照组2之外,增加国外研究成果文献[7]方法和文献[8]所提方法作为对照组3和对照组4。统计各组方法的超差计量运行误差的绝对均值(MAE),结果如表4所示。

表4 不同温度场景下的平均绝对误差

Tab.4 The average absolute error under different temperature scenarios

组别	超差计量运行误差绝对均值(MAE)				
	实验组	对照组1	对照组2	对照组3	对照组4
低温组	0.001 1	0.004 2	0.002 9	0.002 6	0.003 3
常温组	-0.000 5	-0.002 2	-0.001 6	-0.001 1	-0.001 9
高温组	0.001 4	0.005 6	0.003 5	0.003 1	-0.004 9

由表4可知,在不同温度场景下,所提模型的计量误差仍保持较低水平,最大误差值为0.001 4,虽然在高温环境下误差有所提升,但满足工程需求,且低于其他模型的计量误差,说明计量建模效果较优。

3 结论

基于对充电设备计量误差的动态建模与实验验证,本文方法能够精准捕捉充电过程中的非线性动态特性,其计量误差预测相对误差波动稳定控制在 $\pm 1\%$ 以内,超差计量运行误差绝对值普遍低于0.001,且误差响应率均达到95%以上,显著优于基于贝叶斯理论、小波去噪平滑及国外双ADC自校准、数据驱动MPC等方法。特别是在复杂温度环境适应性方面,所提模型在低温、常温及高温下的平均绝对误差最大值仅为0.001 4,远低于其他对比方法,揭示了该模型在应对电池特性与环境交互引发的非线性误差方面具有普遍优越性和鲁棒性。本文方法通过神经ODE有效匹配了误差的非线性动态演化过程,并结合多源协同数据实现了动态修正,解决了现有方法对复杂环境下动态误差响应不足的共性问题。然而,模型

性能受车-桩-云协同数据质量制约,在数据分布偏移场景下泛化能力可能受限。本研究成果在理论上为高精度动态计量建模提供了新范式,在实用上可显著提升充电设备的计量精度与可靠性,为智能电网的精准负荷预测、公平计费和充电设施的高效智能运维提供了有力的技术支撑。

参考文献

- [1] 周頔,郑文斌,李林潼,等.基于贝叶斯理论的电动汽车非车载充电机远程计量方法的研究[J].计量学报,2023,44(7):1107-1112.
ZHOU Di, ZHENG Wenbin, LI Lintong, et al. Research on remote measurement method of off-board conductive charger for electric vehicle based on Bayes theory[J]. Acta Metrologica Sinica, 2023, 44(7): 1107-1112.
- [2] 陈熙,刘秀兰,陈慧敏,等.基于深度神经网络的直流充电桩远程计量性能检定方法[J].河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):119-125.
CHEN Xi, LIU Xiulan, CHEN Huimin, et al. Metering performance evaluation method of DC charging piles based on deep neural networks[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2023, 51(5): 119-125.
- [3] 林晓明,肖勇,雷一勇,等.融合小波阈值去噪与平滑处理的直流充电电能计量方法[J].中国测试,2024,50(S1):50-57.
LIN Xiaoming, XIAO Yong, LEI Yiyong, et al. DC charging power measurement method based on wavelet threshold denoising and smoothing[J]. China Measurement & Test, 2024, 50(S1): 50-57.
- [4] 陈平,周娟,吴名功.基于改进GWO-GM(1,1)模型的直流充电桩在线计量误差预测方法研究[J].现代电子技术,2024,47(5):112-117.
CHEN Ping, ZHOU Juan, WU Mingong. Research on DC charging pile online measurement error prediction method based on improved GWO-GM(1,1) model[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(5): 112-117.
- [5] 岑炜,段永贤,段晓萌,等.一种基于频率自适应多阶准同步算法的直流动态电能计量方法[J].计量学报,2025,46(1):42-52.
CEN Wei, DUAN Yongxian, DUAN Xiaomeng, et al. A DC dynamic energy measurement method based on frequency adaptive multi-order quasi-synchronization algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2025, 46(1): 42-52.
- [6] 唐利涛,李刚,陈俊,等.基于FFT算法的ADN电能计量研究[J].电气自动化,2024,46(5):40-43.
TANG Litao, LI Gang, CHEN Jun, et al. Research on ADN electric energy measurement based on FFT algorithm[J]. Electrical Automation, 2024, 46(5): 40-43.
- [7] YU J, YUE C, YIN X, et al. High-fidelity energy metering for electric vehicle battery charging: a dual-ADC self-calibration approach[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74(Pt. 1): 9003211.
- [8] MA K, LIU X, CHEN X, et al. Metering error estimation of fast-charging stations using charging data analytics[J]. 2025, 3(3): 1-10.
- [9] 崔双双,吴限,王宏志,等.面向云边端协同的多模态数据建模技术及其应用[J].软件学报,2024,35(3):1154-1172.
CUI Shuangshuang, WU Xian, WANG Hongzhi, et al. Multi-modal data modeling technology and its application for cloud-edge-device collaboration[J]. Journal of Software, 2024, 35(3): 1154-1172.
- [10] 戴煊丁,何雨辰,钱丽娟,等.基于时空网络的电动汽车充电桩电表误差估计方法研究[J].计量学报,2025,46(1):126-132.
DAI Xuanding, HE Yuchen, QIAN Lijuan, et al. Research on error estimation method of electric vehicle charging meter based on spatio-temporal network[J]. Acta Metrologica Sinica, 2025, 46(1): 126-132.
- [11] 陈文,田磊,高芳艳,等.城市电动汽车充电桩远程计量监测及评价分析系统应用研究[J].中国测试,2023,49(S1):151-157.
CHEN Wen, TIAN Lei, GAO Fangyan, et al. Remote metering monitoring and evaluation of urban electric vehicle charging pile research on application of analysis system[J]. China Measurement & Test, 2023, 49(S1): 151-157.
- [12] 姚芳,汤俊豪,陈盛华,等.基于ISSA-CNN-GRU模型的电动汽车充电负荷预测方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(16):158-167.
YAO Fang, TANG Junhao, CHEN Shenghua, et al. Charging load prediction method for electric vehicles based on an ISSA-CNN-GRU model[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(16): 158-167.
- [13] 原浩,王治坤.光储充一体化设备运行监控平台设计分析[J].电气传动自动化,2024,46(5):56-61.
YUAN Hao, WANG Zhikun. Design and analysis of operation monitoring platform for integrated PV+ESS+charger equipment[J]. Electric Drive Automation, 2024, 46(5): 56-61.
- [14] 郑安然,郭春义,伍子东,等.适用于对称故障仿真的特高压柔性直流换流站动态相量建模[J].电力自动化设备,2023,43(2):127-134.
ZHENG Anran, GUO Chunyi, WU Zidong, et al. Dynamic phasor modeling of VSC-UHVDC converter station suitable for symmetrical fault simulation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(2): 127-134.
- [15] 高辉,彭成薇,李炜卓,等.电动汽车与充电设备充电安全预警研究综述[J].电力系统自动化,2024,48(7):47-61.
GAO Hui, PENG Chengwei, LI Weizhuo, et al. Review on early warning of charging safety for electric vehicles and charging equipment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 47-61.

收稿日期:2025-05-07

修改稿日期:2025-08-08